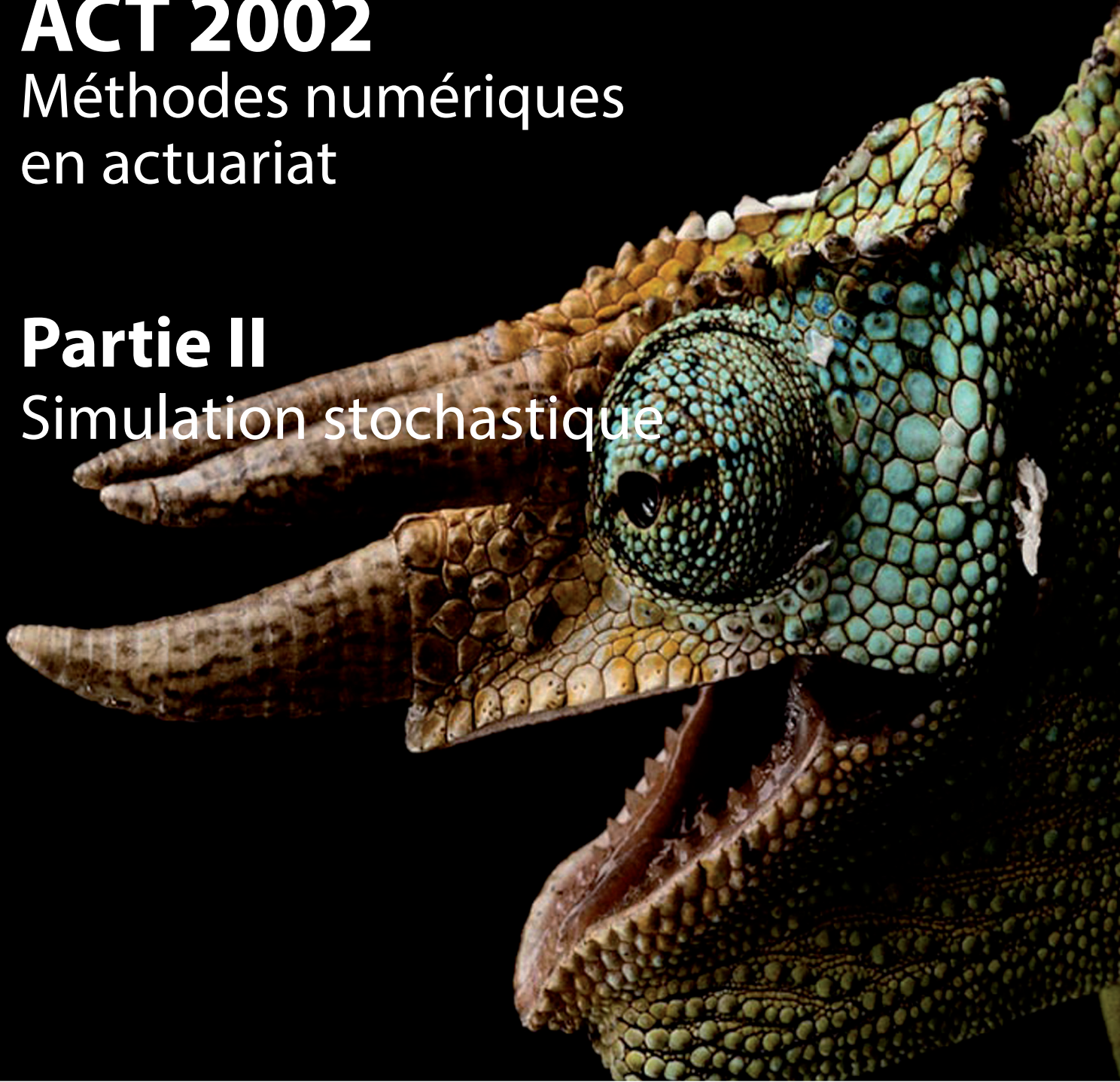


ACT 2002

Méthodes numériques en actuariat

Partie II

Simulation stochastique



UNIVERSITÉ
LAVAL

Faculté des sciences et de génie
École d'actuariat

ACT 2002

Méthodes numériques en actuariat

Partie II

Simulation stochastique

Vincent Goulet

Professeur titulaire | École d'actuariat | Université Laval

Notes de cours | Exercices

© 2012 Vincent Goulet



Cette création est mise à disposition selon le contrat [Paternité-Partage à l'identique 2.5 Canada](#) de Creative Commons. En vertu de ce contrat, vous êtes libre de :

- **partager** — reproduire, distribuer et communiquer l'œuvre ;
- **remixer** — adapter l'œuvre ;
- utiliser cette œuvre à des fins commerciales.

Selon les conditions suivantes :



Attribution — Vous devez attribuer l'œuvre de la manière indiquée par l'auteur de l'œuvre ou le titulaire des droits (mais pas d'une manière qui suggérerait qu'ils vous soutiennent ou approuvent votre utilisation de l'œuvre).



Partage à l'identique — Si vous modifiez, transformez ou adaptez cette œuvre, vous n'avez le droit de distribuer votre création que sous une licence identique ou similaire à celle-ci.

Code source

Le code source \LaTeX de ce document est disponible à l'adresse https://svn.fsg.ulaval.ca/svn-pub/vgoulet/documents/methodes_numeriques/ ou en communiquant directement avec l'auteur.

Couverture

Le reptile en couverture est un caméléon de Jackson (*Chamaeleo jacksonii*) Ou caméléon à trois cornes. On le rencontre en Afrique de l'Est, au Kenya et en Tanzanie, ainsi qu'aux États-Unis, plus précisément à Hawaï.

Crédit photo : Michael Nichols, National Geographic Society

Introduction

La simulation stochastique est une technique utilisée dans un grand nombre de domaines. On n'a qu'à penser aux simulations boursières qui font l'objet d'un concours annuel, aux voitures qui sont d'abord conçues sur ordinateur et soumises à des tests de collision virtuels, ou encore aux prévisions météo quid ne en fait les résultats de simulations de systèmes climatiques d'une grande complexité.

Toute simulation stochastique repose d'abord et avant tout sur une source de nombres aléatoires de qualité. Comment en générer un grand nombre rapidement et, surtout, comment s'assurer que les nombres produits sont bien aléatoires ? C'est un sujet d'une grande importance, mais également fort complexe. Aussi ne ferons-nous que l'effleurer en étudiant les techniques de base dans le chapitre 7.

En actuariat, nous avons habituellement besoin de nombres aléatoires provenant d'une loi de probabilité non uniforme. Le chapitre 8 présente quelques algorithmes pour transformer des nombres aléatoires uniformes en nombres non uniformes. Évidemment, des outils informatiques sont aujourd'hui disponibles pour générer facilement et rapidement des nombres aléatoires de diverses lois de probabilité. Nous passons en revue les fonctionnalités de R et de Excel à ce chapitre.

Enfin, cette partie du cours se termine au chapitre 9 par une application à première vue inusitée de la simulation, soit le calcul d'intégrales définies par la méthode dite Monte Carlo.

L'étude de ce document implique quelques allers-retours entre le texte et les sections de code informatique présentes dans chaque chapitre. Les changements dans le fil de la lecture sont clairement indiqués dans le texte par des mentions mises en évidence par le symbole ➡.

Chaque chapitre comporte des d'exercices. Les réponses de ceux-ci se trouvent à la fin de chacun des chapitres et les solutions complètes en annexe.

On trouvera également en annexe un bref exposé sur la planification d'une simulation en R et des rappels sur la notion de transformation de variables aléatoire.

Je tiens à souligner la précieuse collaboration de MM. Mathieu Boudreault, Sébastien Auclair et Louis-Philippe Pouliot lors de la rédaction des exercices et des solutions.

Table des matières

Introduction	v
7 Génération de nombres aléatoires uniformes	1
7.1 Pourquoi faire de la simulation ?	1
7.2 Générateurs de nombres aléatoires	2
7.3 Congruence et modulo	3
7.4 Générateurs congruentiels linéaires	4
7.5 Générateurs utilisés dans Excel, VBA et R	6
7.6 Code informatique	8
7.7 Exercices	10
8 Simulation de nombres aléatoires non uniformes	13
8.1 Méthode de l'inverse	14
8.2 Méthode acceptation-rejet	19
8.3 Fonctions de simulation de variables aléatoires dans Excel, VBA et R	23
8.4 Autres techniques de simulation	26
8.5 Code informatique	27
8.6 Exercices	33
9 Intégration Monte Carlo	39
9.1 Contexte	39
9.2 Méthode Monte Carlo	40
9.3 Code informatique	46
9.4 Exercices	48
A Planification d'une simulation en R	49
A.1 Introduction	49
A.2 Première approche : avec une boucle	50
A.3 Seconde approche : avec sapply	50
A.4 Variante de la seconde approche	54

A.5	Gestion des fichiers	54
A.6	Exécution en lot	55
A.7	Conclusion	56
B	Transformations de variables aléatoires	57
B.1	Technique de la fonction de répartition	57
B.2	Technique du changement de variable	61
B.3	Technique du changement de variable multivariée	63
B.4	Technique de la fonction génératrice des moments	67
C	Solutions des exercices	69
	Chapitre 7	69
	Chapitre 8	72
	Chapitre 9	85
	Bibliographie	87

7 Génération de nombres aléatoires uniformes

Objectifs du chapitre

- ▶ Connaître les caractéristiques d'un bon générateur de nombre pseudo-aléatoires.
- ▶ Comprendre l'opérateur mathématique modulo.
- ▶ Savoir générer des nombres pseudo-aléatoires à l'aide d'un générateur congruentiel linéaire.
- ▶ Savoir établir les caractéristiques d'un générateur congruentiel linéaire, notamment sa période.
- ▶ Savoir utiliser les générateurs de nombres aléatoires de Excel, VBA et R.

Ce chapitre traite de la simulation de nombres (pseudo) aléatoires distribués uniformément sur l'intervalle $(0, 1)$. La transformation de ces nombres uniformes en nombres provenant d'autres distributions statistiques fera l'objet du prochain chapitre.

7.1 Pourquoi faire de la simulation ?

La simulation stochastique est une technique de plus en plus utilisée en actuariat comme dans la plupart des sciences appliquées, en génie, en finance, etc. Les modèles mathématiques et la simulation stochastiques comportent plusieurs avantages par rapport à l'expérimentation directe, dont, entre autres :

- ▶ la simulation est non destructrice et peu coûteuse ;
- ▶ le système considéré n'a pas besoin d'exister ;
- ▶ la simulation est facile à répéter ;

- ▶ l'évolution dans la simulation peut être plus rapide que dans la réalité ;
- ▶ la simulation permet de considérer des modèles très complexes impossibles à traiter analytiquement.

En revanche, au rayon des inconvénients, on note :

- ▶ le coût (en temps et en argent) de modélisation et de programmation s'avère parfois important ;
- ▶ le temps d'exécution peut devenir excessif ;
- ▶ la simulation ne fournit que des estimations ;
- ▶ l'analyse statistique des résultats peut ne pas toujours être simple.

À la base, toute étude de simulation requiert une source de nombres aléatoires. Or, ces nombres aléatoires ne sont pas toujours facile à obtenir — surtout en grande quantité — et la qualité de la source est primordiale pour que l'étude soit fiable. En effet, un générateur qui ne fournirait pas des nombres suffisamment aléatoires, ou alors qui se répètent trop rapidement, peut corrompre les résultats d'une étude jusqu'à rendre ses conclusions invalides.

Les nombres aléatoires sont également beaucoup utilisés en cryptographie. Ici encore, un générateur de mauvaise qualité peut avoir des conséquences fâcheuses. Par exemple, si la période du générateur est trop courte, il devient relativement facile de percer la sécurité d'un système en découvrant le mot de passe par une attaque en force.

7.2 Générateurs de nombres aléatoires

On veut obtenir des nombres issus d'une distribution uniforme sur un intervalle quelconque, en général $(0, 1)$. Comment procéder ?

1. On peut utiliser les résultats de processus physiques aléatoires en apparence comme, par exemple,
 - ▶ le lancer d'une pièce de monnaie ou d'un dé ;
 - ▶ des nombres pris au hasard dans des tableaux de rapports ou dans un annuaire ;
 - ▶ la roulette ;
 - ▶ le bruit électronique (tableaux RAND) ;
 - ▶ les intervalles de temps dans un processus de décroissance radioactive sont considérés parfaitement aléatoires ; le site HotBits¹ fournit des nombres issus d'un tel processus.

1. <http://www.fourmilab.ch/hotbits/>

L'utilisation de listes de nombres aléatoires ou de sources physiques est toutefois peu pratique avec un ordinateur, surtout si l'on a besoin de milliers ou de millions de nombres aléatoires.

2. Une ancienne technique est celle des carrés centraux de von Neumann : on prend un nombre à quatre chiffres, on l'élève au carré puis on extrait les quatre chiffres du milieu, et ainsi de suite. Par exemple :

$$8653^2 = 74874409$$

$$8744^2 = 76457536$$

$$4575^2 = 20930625$$

3. On peut construire des générateurs basés sur la suite de Fibonacci, des générateurs chaotiques, etc.

En fait, les générateurs couramment utilisés aujourd'hui dans les ordinateurs sont des évolutions des générateurs dits *congruentiels*. Ils sont particulièrement utiles parce qu'ils sont aisément *reproductibles*. De plus, nous pouvons généralement en connaître les propriétés — notamment la période — par une analyse mathématique poussée. Knuth (1997, section 3.1) fournit un exemple éloquent de l'importance de pouvoir démontrer mathématiquement les propriétés d'un générateur de nombres aléatoires. Cette référence de quelques pages seulement est fournie dans le site du cours ; la lire avant d'aller plus loin.

C'est fait ? Bien. Intéressant, n'est-ce pas ?

Dans la suite, nous nous concentrerons sur les générateurs de nombres pseudo-aléatoires. En général, on exige d'un générateur de ce type qu'il :

1. produise des nombres distribués approximativement uniformément ;
2. produise des nombres approximativement indépendants dans un bon nombre de dimensions ;
3. possède une période suffisamment longue (au moins 2^{60}) ;
4. soit facilement reproductible à partir d'un point de départ donné, mais qu'il soit autrement impossible à prédire.

7.3 Congruence et modulo

Les générateurs congruentiels utilisent l'arithmétique modulo. Une propriété de base de cette arithmétique est l'équivalence, ou congruence, modulo m .

Définition 7.1. Deux nombres a et b sont dits *équivalents*, ou *congruents*, modulo m si la différence entre a et b est un entier divisible par m . Mathématiquement,

$$a \equiv b \pmod{m} \Leftrightarrow \frac{a-b}{m} = k, \quad k \in \mathbb{Z}.$$

En d'autres mots, deux nombres sont équivalents modulo m si la distance entre ceux-ci est un multiple de m . La notion d'équivalence partitionne donc l'ensemble des nombres (ici, les réels).

Exemple 7.1. On a

1. $5 \equiv 14 \pmod{3}$ car $\frac{14-5}{3} = 3$;
2. $-1 \equiv 5 \pmod{3}$ car $\frac{5+1}{3} = 2$;
3. $0,33 \equiv 1,33 \pmod{1}$; on notera que le calcul en modulo 1 équivaut à retourner la partie fractionnaire d'un nombre ;
4. la minute dans l'heure est donnée en modulo 60 : 00h15, 1h15, 2h15,... sont des heures équivalentes modulo 60.

□

De la définition de congruence découle celle de *réduction modulo* ou *résidu modulo* : si $a \equiv b \pmod{m}$ et $0 \leq a < m$, alors a est le résidu de la division de b par m , ou le résidu de b modulo m , c'est-à-dire

$$a = b \pmod{m} \Leftrightarrow a = b - \left\lfloor \frac{b}{m} \right\rfloor m,$$

où $\lfloor x \rfloor$ est le plus grand entier inférieur ou égal à x .

La plupart des langages de programmation et logiciels à connotation mathématique comportent un opérateur ou une fonction modulo :

- R : %%;
- Excel : MOD () ;
- VBA : %.

7.4 Générateurs congruentiels linéaires

Dans un générateur congruentiel linéaire, tout nombre dans la suite générée détermine le nombre suivant par la formule

$$x_i = (ax_{i-1} + c) \pmod{m},$$

où $0 \leq x_i < m$ et

- a est appelé le *multiplicateur* ;
- c est appelé l'*incrément* ;
- m est appelé le *module* ;
- x_0 (un nombre quelconque) est l'*amorce* («*seed*»).

Lorsque $c = 0$, on parle d'un générateur *multiplicatif* ; dans le cas contraire on a un générateur *mixte*.

Pour obtenir des nombres uniformes sur $[0, 1]$ ou $(0, 1)$, il suffit de définir

$$u_i = \frac{x_i}{m}.$$

Remarques.

1. La méthode de génération des nombres est entièrement déterministe, c'est pourquoi il convient mieux de parler de nombres *pseudo*-aléatoires.
2. Un générateur congruentiel est forcément périodique puisqu'il ne peut prendre, au mieux, que les valeurs
 - $0, 1, 2, \dots, m-1$ pour un générateur mixte ;
 - $1, 2, \dots, m-1$ pour un générateur multiplicatif.

C'est pourquoi on cherche donc à avoir la période la plus longue possible, tout en obtenant des suites en apparence aléatoires.

3. Pour les générateurs multiplicatifs ($c = 0$), on atteint la période maximale $m-1$ si
 - m est un nombre premier (on en choisira un grand) ;
 - a est une *racine primitive* de m , c'est à dire que le plus petit entier k satisfaisant

$$1 = a^k \bmod m$$

est $k = m-1$.

Des valeurs populaires sont $m = 2^{31}-1$ (nombre premier de Mersenne) et $a = 7^5$.

Exemple 7.2. Soit un générateur congruentiel multiplicatif avec $a = 7$ et $m = 31$. Les quatre premiers nombres pseudo-aléatoires avec l'amorce $x_0 = 19$ sont :

$$\begin{aligned} (7 \times 19) \bmod 31 &= 133 \bmod 31 = 9 \rightarrow x_1 \\ (7 \times 9) \bmod 31 &= 63 \bmod 31 = 1 \rightarrow x_2 \\ (7 \times 1) \bmod 31 &= 7 \bmod 31 = 7 \rightarrow x_3 \\ (7 \times 7) \bmod 31 &= 49 \bmod 31 = 18 \rightarrow x_4. \end{aligned}$$

□

Exemple 7.3. Cet exemple illustre l'effet des différents paramètres d'un générateur congruentiel sur la qualité des nombres pseudo-aléatoires produits.



Exécuter le code informatique R de la section 7.6 correspondant à cet exemple.

□

Exemple 7.4. Un générateur apparemment de qualité en une dimension peut rapidement se révéler médiocre dans les dimensions supérieures. Cet exemple en fait la démonstration en deux dimensions avec un générateur tout simple, alors que l'exercice 7.3 reprend les mêmes idées en trois dimensions avec un générateur longtemps considéré standard.



Exécuter le code informatique R de la section 7.6 correspondant à cet exemple.

□

7.5 Générateurs utilisés dans Excel, VBA et R

Avant d'utiliser pour quelque tâche moindrement importante un générateur de nombres aléatoires inclus dans un logiciel, il importe de s'assurer de la qualité de celui-ci. On trouvera en général relativement facilement de l'information dans Internet.

Nous présentons ici, sans entrer dans les détails, les générateurs utilisés dans Excel, VBA et R.

7.5.1 Générateur de Excel

La fonction à utiliser dans Microsoft Excel pour obtenir un nombre aléatoire dans l'intervalle $(0, 1)$ est `ALEA()` (dans la version française) ou `RAND()` (dans la version anglaise).

Dans les versions 2003 et 2007, Microsoft Excel utilise le générateur de nombres aléatoire Whichmann–Hill. Ce générateur a longtemps été considéré comme le meilleur disponible, mais a été supplanté ces dernières années. Microsoft prétend que la période du générateur Whichmann–Hill est 10^{13} , mais omet alors de tenir

compte de littérature démontrant qu'elle est plutôt de $6,95 \times 10^{12} \approx 2^{43}$, ce qui est aujourd'hui considéré trop court.

La mise en œuvre du générateur Whichmann–Hill dans Excel 2003 avait le fâcheux défaut de pouvoir générer des nombres négatifs. Ce défaut a été corrigé dans le *Service Pack 1* de Office 2003 (voir <http://support.microsoft.com/kb/834520>). La version 2007 du générateur est identique à la version 2003 corrigée (voir <http://support.microsoft.com/kb/828795>).

Consulter McCullough et Heiser (2008b) pour une discussion détaillée de la génération de nombres aléatoires et d'autres procédures statistiques dans Excel 2007, ainsi que les références mentionnées dans cet article pour les version précédentes de Excel. De plus, McCullough et Heiser (2008a) démontrent que le générateur de Excel ne saurait être véritablement celui de Whichmann–Hill. Les auteurs écrivent en conclusion :

Twice Microsoft has attempted to implement the dozen lines of code that define the Wichmann and Hill (1982) RNG, and twice Microsoft has failed, apparently not using standard methods for verifying that an RNG has been correctly implemented. Consequently, users of Excel's "rand" function have been using random numbers from an unknown and undocumented RNG of unknown period that is not known to pass any standard tests of randomness.

7.5.2 Générateur de VBA

La fonction `RND()` de VBA génère un nombre aléatoire. Selon l'article 231847 de la base de connaissances Microsoft (<http://support.microsoft.com/kb/231847>), le générateur de nombres aléatoires utilisé par la fonction `RND()` est un simple générateur congruentiel linéaire.

Étant donné l'avancement actuel des connaissances dans le domaine des générateurs de nombres pseudo-aléatoires, un tel générateur est tout à fait archaïque. De plus, le générateur utilise toujours la même amorce et, par conséquent, les suites de nombres aléatoires sont toujours les mêmes. Pour toute utilisation moins sérieuse de nombres aléatoires, il convient donc d'éviter à tout prix la fonction `RND()` et de lui préférer un appel à la fonction `RAND()` de Excel.

7.5.3 Générateurs de R

On obtient des nombres uniformes sur un intervalle quelconque avec la fonction `runif` dans R. La fonction `set.seed` permet de spécifier la valeur de l'amorce du générateur aléatoire, ce qui est utile si on veut répéter une simulation absolument à l'identique.

R offre la possibilité de choisir entre plusieurs générateurs de nombres aléatoires différents, ou encore de spécifier son propre générateur. Par défaut, R utilise le générateur Marsenne–Twister, considéré comme le plus avancé en ce moment. La période de ce générateur est $2^{19937} - 1$ (rien de moins!) et la distribution des nombres est uniforme dans 623 dimensions consécutives sur toute la période.

Pour de plus amples détails et les dernières informations sur les générateurs disponibles et la procédure de réglage de l'amorce, consulter les rubriques d'aide des fonctions `.Random.seed` et `set.seed`.

7.6 Code informatique

```
###
### EXEMPLE 7.3
###

## On définit tout d'abord une petite fonction pour calculer
## les valeurs successives d'un générateur congruentiel
## linéaire général.
rand <- function(n, a, c, m, seed)
{
  x <- numeric(n + 1)
  x[1] <- seed
  for (i in seq(n))
    x[i + 1] <- (a * x[i] + c) %% m
  x[-1]
}

## On peut toujours obtenir une période maximale de m avec un
## générateur congruentiel en posant a = c = 1, mais l'aspect
## aléatoire de la suite de nombres obtenus en prend alors
## pour son rhume...
rand(17, a = 1, c = 1, m = 16, seed = 0)

## Avec un meilleur choix de multiplicateur et d'incrément, la
## période est tout aussi longue, mais la suite davantage
## aléatoire.
rand(17, a = 5, c = 1, m = 16, seed = 0)

## Un tout petit changement et la période est beaucoup plus
## courte. Même la valeur de l'amorce a une influence sur la
## période.
rand(17, a = 5, c = 4, m = 16, seed = 0)
rand(17, a = 5, c = 4, m = 16, seed = 1)
```



```
rand(17, a = 5, c = 4, m = 16, seed = 2)

## Le générateur multiplicatif de l'exemple 7.2 ne satisfait
## pas les conditions pour que la période soit maximale (7
## n'est pas une racine primitive de 31).
rand(32, a = 7, c = 0, m = 31, seed = 19)
length(unique(rand(32, a = 7, c = 0, m = 31, seed = 19)))

## Avec a = 3, on atteint la période de 30 car 3 est une
## racine primitive de 31.
length(unique(rand(32, a = 3, c = 0, m = 31, seed = 19)))

###
### EXEMPLE 7.4
###

## Un générateur avec une période de 30. Les valeurs obtenues
## semblent assez aléatoires.
(x <- rand(30, a = 3, c = 0, m = 31, seed = 19))

## Un graphique des valeurs successives ne montre pas de
## structure particulière.
par(pch = 19)
plot(x)

## Par contre, si l'on fait un graphique des paires de valeurs
## successives (c'est-à-dire x[1] en fonction de x[2], x[2] en
## fonction de x[3], etc.), un portrait dérangent apparaît.
plot(head(x, -1), tail(x, -1))

## Augmenter la valeur du multiplicateur améliore la
## situation. Si l'on utilise plutôt a = 12 (une racine
## primitive), alors la période est toujours de 30 et donc les
## valeurs de la suite sont les mêmes que ci-dessus, dans un
## ordre différent. Cependant, les valeurs sont mieux
## distribuées.
x <- rand(30, a = 12, c = 0, m = 31, seed = 9)
plot(head(x, -1), tail(x, -1))

## On illustre par six autres graphiques comment le
## choix des paramètres d'un générateur congruentiel
## peut avoir une importance majeure sur la qualité des
## nombres générés.
par(mfrow = c(3, 2)) # 6 graphiques sur 3 lignes, 2 colonnes
```

```
x <- rand(2048, a = 65, c = 1, m = 2048, seed = 0)
plot(tail(x, -1), head(x, -1), main = "a = 65, c = 1")

x <- rand(2048, a = 1365, c = 1, m = 2048, seed = 0)
plot(tail(x, -1), head(x, -1), main = "a = 1365, c = 1")

x <- rand(2048, a = 1229, c = 1, m = 2048, seed = 0)
plot(tail(x, -1), head(x, -1), main = "a = 1229, c = 1")

x <- rand(2048, a = 157, c = 1, m = 2048, seed = 0)
plot(tail(x, -1), head(x, -1), main = "a = 157, c = 1")

x <- rand(2048, a = 45, c = 0, m = 2048, seed = 1234)
plot(tail(x, -1), head(x, -1), main = "a = 45, c = 0")

x <- rand(2048, a = 43, c = 0, m = 2048, seed = 1234)
plot(tail(x, -1), head(x, -1), main = "a = 43, c = 0")
```

7.7 Exercices

L'exercice 7.3 requiert d'installer le package R `rgl`, disponible sur CRAN². Tel qu'expliqué à l'annexe B des notes de cours de la partie I, on installe le package dans R avec la commande

```
> install.packages("rgl")
```

Pour utiliser les fonctions du package, il faut ensuite charger le package en mémoire avec

```
> library(rgl)
```

7.1 Calculer cinq nombres pseudo-aléatoires avec chacun des générateurs congruentiels ci-dessous. Dans tous les cas, $m = 64$. Choisir l'amorce.

- a) $a = 29, c = 17$
- b) $a = 9, c = 1$
- c) $a = 13, c = 0$
- d) $a = 11, c = 0$

2. <http://cran.r-project.org>

- 7.2 a) Écrire une fonction R faisant la mise en oeuvre du générateur congruentiel multiplicatif avec $m = 2^{13} - 1$ et $a = 17$. Générer 500 nombres pseudo-aléatoire, puis faire un graphique des paires (x_i, x_{i+1}) . Sur combien de lignes les points sont-ils alignés ?
- b) Répéter la partie a) avec $a = 85$.
- 7.3 Le générateur RANDU, qui a longtemps été le plus populaire générateur de nombres pseudo-aléatoires, est défini ainsi :

$$x_i = 65539x_{i-1} \bmod 2^{31}.$$

Les nombres aléatoires obtenus avec ce générateur présentent une excellente structure aléatoire en une et en deux dimensions. On peut toutefois démontrer mathématiquement qu'en trois dimensions, les triplets (x_i, x_{i+1}, x_{i+2}) se retrouvent sur quinze plans ou moins, rendant ainsi assez prévisible la valeur de x_{i+2} étant donné les deux autres valeurs. On se contente de constater cet état de fait graphiquement.

- a) Générer une suite $\{x_i\}$ de longueur 20 002 avec le générateur RANDU et poser $u_i = 2^{-31}x_i$. Pour tous les triplets (u_i, u_{i+1}, u_{i+2}) , sélectionner les cas où $0,5 \leq u_{i+1} \leq 0,51$ et faire un graphique de u_{i+2} en fonction de u_i . Commenter le graphique obtenu.
- b) Générer une suite $\{x_i\}$ de longueur 1 002 avec le générateur RANDU. À l'aide de R, placer les triplets (u_i, u_{i+1}, u_{i+2}) dans un graphique en trois dimensions avec la fonction `plot3d` du package `rgl`, puis faire pivoter le graphique pour voir les quinze plans sur lesquels se trouvent répartis les points.

8 Simulation de nombres aléatoires non uniformes

Objectifs du chapitre

- ▶ Être en mesure de développer un algorithme de simulation de nombres non uniformes à partir de la méthode de l'inverse.
- ▶ Être en mesure de développer un algorithme de simulation de nombres non uniformes à partir de la méthode d'acceptation-rejet.
- ▶ Savoir calculer des nombres pseudo-aléatoires non uniformes en suivant un algorithme donné.
- ▶ Connaître et savoir utiliser les outils de Excel, VBA et R pour la simulation de nombres non uniformes.

Habituellement, les applications de la simulation requièrent des nombres aléatoires provenant non pas d'une distribution $U(0,1)$, mais plutôt d'une (ou plusieurs) distribution avec fonction de répartition $F_X(x)$.

Il existe de très nombreux algorithmes pour générer des nombres aléatoires de différentes distributions ; voir, par exemple, [Devroye \(1986\)](#). Nous n'en étudierons que deux en détail, soit la méthode de l'inverse et la méthode d'acceptation-rejet. D'autres méthodes populaires en actuariat sont mentionnées à la section 8.4.

Plusieurs algorithmes de simulation de nombres aléatoires non uniformes reposent sur des résultats de transformations de variables aléatoires. Pour le lecteur qui ne serait pas à l'aise avec ces notions, l'annexe B fournit des rappels sur les principales techniques étudiées dans les cours d'analyse probabiliste et d'analyse statistique.

8.1 Méthode de l'inverse

La méthode de l'inverse repose sur une idée toute simple, soit que l'on peut transformer des nombres uniformes sur $(0, 1)$ en des nombres provenant de la distribution avec fonction de répartition $F_X(x)$ en utilisant le théorème suivant.

Théorème 8.1. *Soit X une variable aléatoire avec fonction de répartition $F_X(x)$. Alors*

$$F_X(X) \sim U(0, 1).$$

Démonstration. Soit la transformation $U = F_X(X)$. Alors,

$$\begin{aligned} F_U(u) &= \Pr[U \leq u] \\ &= \Pr[F_X(X) \leq u] \\ &= \Pr[X \leq F_X^{-1}(u)] \\ &= F_X(F_X^{-1}(u)) \\ &= u, \end{aligned}$$

d'où $U \sim U(0, 1)$. □

Par conséquent, si $U \sim U(0, 1)$, alors

$$F_X^{-1}(U) \sim X.$$

La fonction de répartition inverse, F_X^{-1} , est aussi appelée *fonction de quantile*.

La méthode de l'inverse consiste à choisir un nombre uniformément sur l'axe des ordonnées d'une fonction de répartition (donc un nombre entre 0 et 1) et à trouver la valeur correspondante sur l'axe des abscisses telle que donnée par la fonction de quantile. Comme les valeurs en x seront plus concentrées là où la pente de la fonction de répartition est la plus grande, et vice versa, la distribution en abscisse ne sera pas uniforme. Voir la figure 8.1 pour une représentation graphique de ce phénomène.

La méthode de l'inverse en est une bonne si la fonction de quantile est facile à calculer. S'il n'existe pas de forme explicite pour $F_X^{-1}(\cdot)$, résoudre numériquement

$$F_X(x) - u = 0$$

peut s'avérer aussi efficace que bien d'autres méthodes.

Remarque. Dans Excel (et VBA), on doit nécessairement utiliser la méthode de l'inverse. Plusieurs fonctions de quantiles sont disponibles (section 8.3).

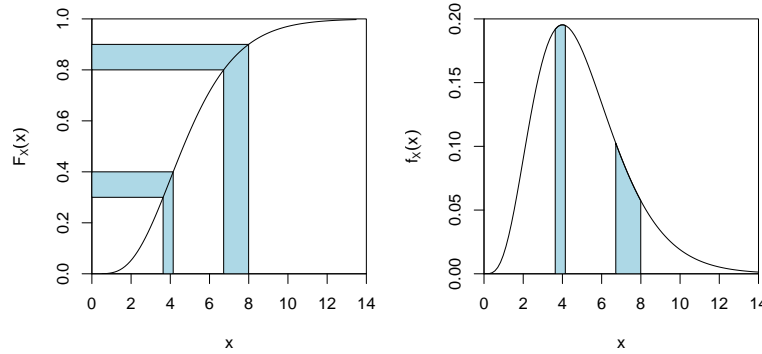


FIG. 8.1: Représentation graphique de la méthode de l'inverse. À intervalles égaux en ordonnée correspondent des intervalles différents en abscisse selon la forme de la distribution. La fonction de répartition à gauche correspond à la densité à droite.

8.1.1 Distributions continues

La méthode de l'inverse est, en principe du moins, simple à utiliser avec les distributions continues : il suffit de connaître la fonction de quantile et de l'appliquer à des nombres uniformes pour obtenir des nombres de la distribution souhaitée.

Dans les faits, il y a peu de lois de probabilité continues dont la fonction de répartition est simple à inverser (exponentielle, Pareto, Weibull, ...) Il faut parfois utiliser d'autres méthodes.

Exemple 8.1. On veut obtenir un échantillon aléatoire d'une distribution exponentielle de paramètre λ avec fonction de densité de probabilité

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

et fonction de répartition

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

Or,

$$F^{-1}(u) = -\frac{1}{\lambda} \ln(1 - u),$$

donc

$$X = -\frac{1}{\lambda} \ln(1 - U) \sim \text{Exponentielle}(\lambda),$$

où $U \sim U(0, 1)$. En fait, puisque $U \sim U(0, 1) \Leftrightarrow 1 - U \sim U(0, 1)$, on peut se contenter de la relation

$$X = -\frac{1}{\lambda} \ln U \sim \text{Exponentielle}(\lambda).$$

Par conséquent, l'algorithme pour simuler des nombres provenant d'une exponentielle de paramètre λ est :

1. Obtenir un nombre u d'une $U(0, 1)$;
2. Poser $x = -\lambda^{-1} \ln u$.



Exécuter le code informatique R de la section 8.5 correspondant à cet exemple pour une illustration de l'algorithme ci-dessus.

□

8.1.2 Distributions discrètes

On peut aussi utiliser la méthode de l'inverse avec les distributions discrètes. Cependant, puisque la fonction de répartition comporte des sauts, son inverse n'existe pas formellement. Par conséquent, il n'existe pas de solution de $u = F_X(x)$ pour certaines valeurs de u , ou alors une infinité de solutions.

Supposons une distribution avec un saut en x_0 et

$$\begin{aligned} F_X(x_0^-) &= a \\ F_X(x_0) &= b > a. \end{aligned}$$

Si $a < u < b$, on pose $x = x_0$. Ainsi, x_0 sera simulé dans une proportion $b - a$ du temps, ce qui correspond à $\Pr[X = x_0]$. Voir la figure 8.2 pour une illustration.

Que faire si $u = a$ ou $u = b$? On prend la plus grande valeur de l'intervalle où $F_X(x)$ est constante :

$$\begin{aligned} u = a &\Rightarrow x = x_0 \\ u = b &\Rightarrow x = x_1. \end{aligned}$$

On procède ainsi parce que plusieurs générateurs produisent des nombres uniformes sur $[0, 1)$.

Exemple 8.2. Soit X une variable aléatoire avec fonction de densité de probabilité

$$f(x) = \begin{cases} 0,5, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & 1 \leq x < 2 \\ 0,5, & 2 \leq x < 3. \end{cases}$$

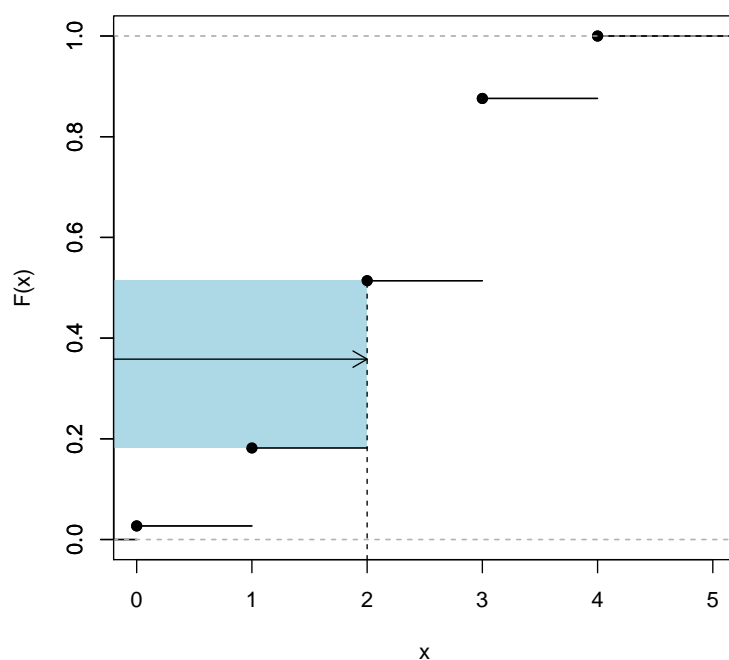


FIG. 8.2: Illustration de la méthode de l'inverse pour une distribution discrète. Tout nombre uniforme tiré dans la zone colorée est converti en la même valeur, ce qui correspond à la probabilité d'obtenir cette valeur (la hauteur du saut).

On a une variable aléatoire *mixte* (en partie continue et en partie continue) dont la fonction de répartition est

$$F(x) = \begin{cases} 0,5x, & 0 \leq x < 1 \\ 0,5 & 1 \leq x < 2 \\ 0,5x - 0,5, & 2 \leq x < 3. \end{cases}$$

(Voir la figure 8.3.)

Par conséquent, un algorithme pour simuler des nombres aléatoires de cette distribution est :

1. Obtenir un nombre u d'une loi $U(0, 1)$.

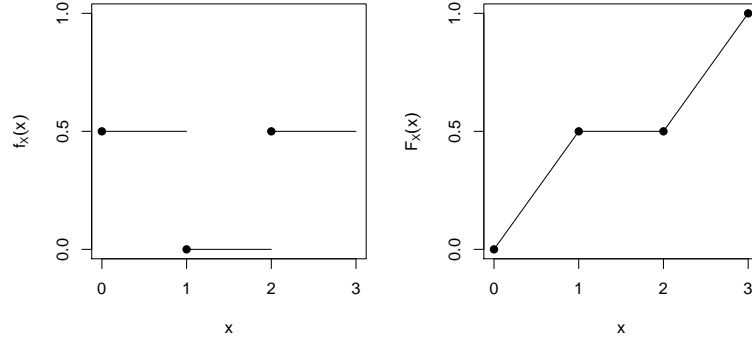


FIG. 8.3: Fonction de densité de probabilité (gauche) et fonction de répartition (droite) de l'exemple 8.2

2. Poser

$$x = \begin{cases} 2u, & \text{si } 0 \leq u < 1 \\ 2, & \text{si } u = 0,5 \\ 2u + 1 & \text{si } 0,5 < u < 1. \end{cases}$$



Une mise en oeuvre en R de l'algorithme ci-dessus est présentée dans le code informatique de la section 8.5.

□

Exemple 8.3. On veut simuler des observations d'une distribution binomiale de paramètres n et θ . On pourrait, pour chaque x simulé, faire n expériences de Bernoulli et compter le nombre de succès. Par la méthode de l'inverse pour la loi de Bernoulli, on a un succès si $u \leq \theta$. Par conséquent, un algorithme serait :

1. Simuler n nombres uniformes indépendants u_1, \dots, u_n d'une loi $U(0, 1)$.
2. Poser

$$x = \sum_{i=1}^n I\{u_i \leq \theta\}.$$

Cette technique requiert toutefois de simuler n nombres uniformes pour chaque valeur de x .

Il est plus efficace d'utiliser la méthode de l'inverse directement avec la distribution binomiale. Par exemple, si $n = 4$ et $\theta = 0,5$, on a que

$$\Pr[X = x] = \begin{cases} 0,0625, & x = 0 \\ 0,25, & x = 1 \\ 0,375, & x = 2 \\ 0,25, & x = 3 \\ 0,0625, & x = 4 \end{cases}$$

et

$$\Pr[X \leq x] = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 0,0625, & 0 \leq x < 1 \\ 0,3125, & 1 \leq x < 2 \\ 0,6875, & 2 \leq x < 3 \\ 0,9375, & 3 \leq x < 4 \\ 1, & x \geq 4, \end{cases}$$

d'où l'algorithme suivant :

1. Simuler un nombre u d'une distribution $U(0, 1)$.
2. Déterminer x selon le tableau suivant :

u dans l'intervalle	Valeur de x
$[0, 0,0625)$	0
$[0,0625, 0,3125)$	1
$[0,3125, 0,6875)$	2
$[0,6875, 0,9375)$	3
$[0,9375, 1)$	4

□

Remarque. La méthode de l'inverse pour les distributions discrètes à support fini est facile à mettre en oeuvre dans Excel avec la fonction RECHERCHEV ().

8.2 Méthode acceptation-rejet

Supposons qu'il est compliqué de simuler des réalisations de la variable aléatoire X avec fonction de densité de probabilité $f_X(x)$. Si on peut trouver une variable aléatoire Y avec fonction de densité de probabilité $g_Y(x)$ pour laquelle la

simulation est simple (uniforme, triangle, exponentielle, etc.) et qu'il est possible d'«envelopper» la densité f par un multiple de g , c'est-à-dire que

$$cg_Y(x) \geq f_X(x)$$

pour tout x , alors on a l'algorithme d'acceptation-rejet suivant :

1. Générer une réalisation y de la variable aléatoire Y avec fonction de densité de probabilité $g_Y(\cdot)$.
2. Générer un nombre u d'une $U(0, 1)$.
3. Si

$$u \leq \frac{f_X(y)}{cg_Y(y)},$$

poser $x = y$. Sinon, retourner à l'étape 1.

Remarque. Puisque, par définition, l'aire sous les densités f et g vaut 1 dans les deux cas on ne peut avoir $cg_Y(x) \geq f_X(x)$ pour tout x que si $c > 1$.

L'idée de la méthode d'acceptation-rejet consiste à accepter la «bonne proportion» des réalisations de Y comme provenant de X . Dans l'illustration de la figure 8.4, la densité f à support fini est facilement enveloppée par un rectangle. Un nombre simulé de cette distribution (à toutes fins pratiques une uniforme, ici) est accepté comme provenant de f dans une proportion correspondant au segments en vert, et rejeté dans une proportion correspondant au segments en rouge. On voit donc que certaines valeurs sont rejetées plus souvent que d'autres.

Remarques.

1. La principale difficulté avec cette méthode consiste à trouver la fonction enveloppante.
2. Évidemment, plus $cg_Y(x)$ est près de $f_X(x)$, plus l'algorithme est performant puisque l'on rejette alors moins de valeurs.

Exemple 8.4. Soit $X \sim \text{Bêta}(3, 2)$. On a

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \frac{\Gamma(5)}{\Gamma(3)\Gamma(2)} x^{3-1} (1-x)^{2-1} \\ &= 12x^2(1-x), \quad 0 < x < 1. \end{aligned}$$

On peut inscrire la densité $f(x)$ dans un triangle aux caractéristiques suivantes (voir la figure 8.5) :

► arête gauche

1. passe par $(0, 0)$, donc de la forme $y = mx$;

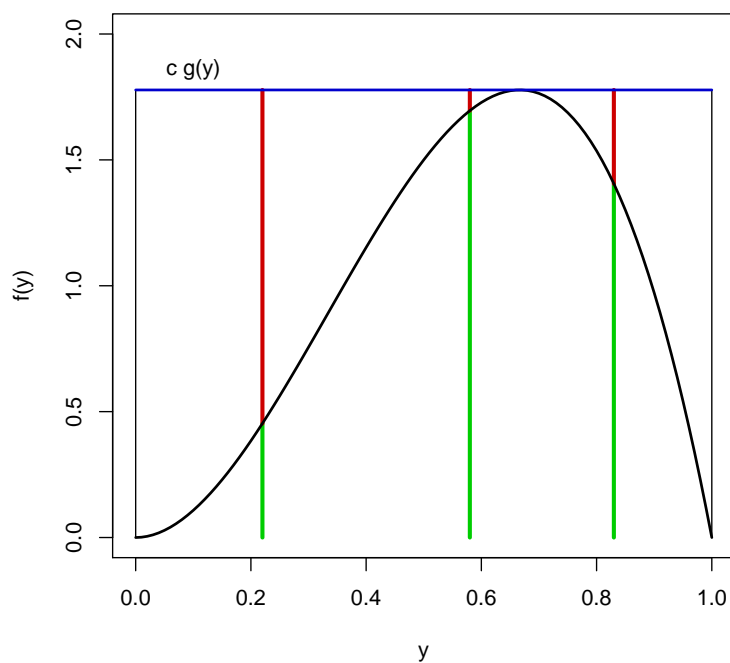


FIG. 8.4: Illustration de la méthode acceptation-rejet

2. $y = mx$ est tangente à $f(x)$, donc la pente m est telle que l'équation $mx = 12x^2(1-x)$ a une seule racine autre que 0, d'où $y = 3x$;

► arête droite

1. passe par $(1, 0)$, donc de la forme $y = mx + b$ avec $m + b = 0$;
2. pente égale à la pente de $f(x)$ en $x = 1$, d'où $y = 12 - 12x$.

Par conséquent,

$$cg_Y(x) = \begin{cases} 3x, & 0 < x < 0,8 \\ 12 - 12x, & 0,8 < x < 1. \end{cases}$$

Or, l'aire du triangle est

$$\frac{(1)cg_Y(0,8)}{2} = \frac{(1)(2,4)}{2} = 1,2,$$

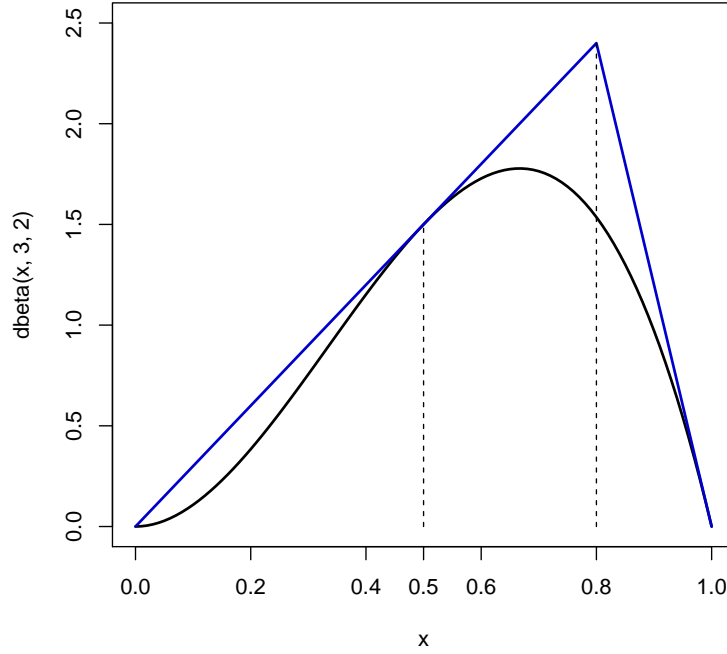


FIG. 8.5: Fonction de densité de probabilité d'une loi Bêta(3,2) enveloppée d'un triangle

d'où $c = 1,2$. Ainsi,

$$g_Y(x) = \begin{cases} 2,5x, & 0 < x < 0,8 \\ 10 - 10x, & 0,8 < x < 1, \end{cases}$$

et

$$G_Y(x) = \begin{cases} 1,25x^2, & 0 < x < 0,8 \\ -5x^2 + 10x - 4, & 0,8 < x < 1, \end{cases}$$

d'où

$$G_Y^{-1}(y) = \begin{cases} \sqrt{0,8y}, & 0 < y < 0,8 \\ 1 - \sqrt{0,2 - 0,2y}, & 0,8 < y < 1. \end{cases}$$

On a donc l'algorithme suivant :

1. Simuler deux nombres u_1 et u_2 d'une $U(0, 1)$.
2. Poser $y = G_Y^{-1}(u_1)$.
3. Si

$$u_2 \leq \frac{f_X(y)}{1,2g_Y(y)} \Leftrightarrow 1,2g_Y(y)u_2 \leq f_X(y),$$

alors poser $x = y$. Sinon, retourner à l'étape 1.

□

8.3 Fonctions de simulation de variables aléatoires dans Excel, VBA et R

Il est important de savoir simuler des valeurs d'une variable aléatoire quelconque à partir de la méthode de l'inverse ou d'un autre algorithme, surtout si la distribution de la variable aléatoire est peu usitée. Néanmoins, les différents outils statistiques à notre disposition nous fournissent en général la majorité des fonctions de simulation de variables aléatoires dont on peut avoir besoin pour un usage quotidien.

8.3.1 Excel et VBA

Tel que mentionné à la section 3.1, il faut généralement utiliser la méthode de l'inverse pour simuler des observations de lois de probabilité dans Excel. Cette procédure est facilitée par le fait qu'il existe des fonctions Excel pour calculer la fonction de répartition inverse (ou fonction de quantile) des lois les plus courantes.

Ainsi, on trouvera dans Excel la fonction de densité de probabilité (lois continues) ou la fonction de masse de probabilité (lois discrètes) et/ou la fonction de répartition et, dans certains cas seulement, la fonction de quantile des lois de probabilité présentées au tableau 8.1. Les noms anglais des fonctions ont été modifiés pour être standardisés dans Excel 2010. On remarquera que les traducteurs français ont omis de faire de même.

Aucune fonction statistique n'existe dans VBA. On fera donc appel aux fonctions de Excel en préfixant les noms de fonctions *anglais* du tableau 8.1 de la propriété `WorksheetFunction`. En utilisant une structure

```
With WorksheetFunction
```

```
...
```

```
End With
```

Loi de probabilité	Fonctions Excel (nom anglais)	Fonctions Excel (nom français)
Bêta	BETA.DIST BETA.INV	LOI.BETA.N BETA.INVERSE.N
Binomiale	BINOM.DIST BINOM.INV	LOI.BINOMALE.N LOI.BINOMIALE.INVERSE
Binomiale négative	NEGBINOM.DIST	LOI.BINOMIALE.NEG.N
Exponentielle	EXPON.DIST	LOI.EXPONENTIELLE.N
<i>F</i> (Fisher)	F.DIST F.INV	LOI.F.N INVERSE.LOI.F.N
Gamma	GAMMA.DIST GAMMA.INV	LOI.GAMMA.N LOI.GAMMA.INVERSE.N
Hypergéométrique	HYPGEOM.DIST	LOI.HYPERGEOMETRIQUE.N
Khi carré	CHISQ.DIST CHISQ.INV	LOI.KHIDEUX LOI.KHIDEUX.INVERSE
Log-normale	LOGNORM.DIST LOGNORM.INV	LOI.LOGNORMALE.N LOI.LOGNORMALE.INVERSE.N
Normale	NORM.DIST NORM.INV NORM.S.DIST NORM.S.INV	LOI.NORMALE.N LOI.NORMALE.INVERSE.N LOI.NORMALE.STANDARD.N LOI.NORMALE.STANDARD.INVERSE.N
Poisson	POISSON.DIST	LOI.POISSON.N
<i>t</i> (Student)	T.DIST T.INV	LOI.STUDENT.N LOI.STUDENT.INVERSE.N
Weibull	WEIBULL.DIST	LOI.WEIBULL.N

TAB. 8.1: Liste des fonctions relatives à des lois de probabilité dans Excel 2010.

dans une routine VBA, il est également possible accéder directement aux fonctions Excel en les préfixant seulement d'un point.

8.3.2 R

Un large éventail de fonctions donne directement accès aux caractéristiques de plusieurs lois de probabilité dans R. Pour chaque racine *loi*, il existe quatre fonctions différentes :

1. *dloi* calcule la fonction de densité de probabilité (loi continue) ou la fonction de masse de probabilité (loi discrète) ;

Loi de probabilité	Racine dans R	Noms des paramètres
Bêta	beta	shape1, shape2
Binomiale	binom	size, prob
Binomiale négative	nbinom	size, prob ou mu
Cauchy	cauchy	location, scale
Exponentielle	exp	rate
F (Fisher)	f	df1, df2
Gamma	gamma	shape, rate ou scale
Géométrique	geom	prob
Hypergéométrique	hyper	m, n, k
Khi carré	chisq	df
Logistique	logis	location, scale
Log-normale	lnorm	meanlog, sdlog
Normale	norm	mean, sd
Poisson	pois	lambda
t (Student)	t	df
Uniforme	unif	min, max
Weibull	weibull	shape, scale
Wilcoxon	wilcox	m, n

TAB. 8.2: Loïs de probabilité pour lesquelles il existe des fonctions dans le système R de base

2. `ploi` calcule la fonction de répartition ;
3. `qloi` calcule la fonction de quantile ;
4. `rloi` simule des observations de cette loi.

Les différentes lois de probabilité disponibles dans le système R de base, leur racine et le nom de leurs paramètres sont rassemblés au tableau 8.2. Des packages fournissent des fonctions pour d'autres lois dont, entre autres, **actuar** (Dutang et collab., 2008) et **SuppDists** (Wheeler, 2009).

Toutes les fonctions du tableau 8.2 sont vectorielles, c'est-à-dire qu'elles acceptent en argument un vecteur de points où la fonction (de densité, de répartition ou de quantile) doit être évaluée et même un vecteur de paramètres. Par exemple,

```
> dpois(c(3, 0, 8), lambda = c(1, 4, 10))
[1] 0.06131324 0.01831564 0.11259903
```

retourne la probabilité que des lois de Poisson de paramètre 1, 4 et 10 prennent les valeurs 3, 0 et 8, dans l'ordre.

Le premier argument des fonctions de simulation est la quantité de nombres aléatoires désirée. Ainsi,

```
> rpois(3, lambda = c(1, 4, 10))  
[1] 1 4 5
```

retourne trois nombres aléatoires issus de distributions de Poisson de paramètre 1, 4 et 10, respectivement. Évidemment, passer un vecteur comme premier argument n'a pas tellement de sens, mais, si c'est fait, R retournera une quantité de nombres aléatoires égale à la *longueur* du vecteur (sans égard aux valeurs contenues dans le vecteur).

La fonction `sample` permet de simuler des nombres d'une distribution discrète quelconque. Sa syntaxe est

```
sample(x, size, replace = FALSE, prob = NULL),
```

où `x` est un vecteur des valeurs possibles de l'échantillon à simuler (le support de la distribution), `size` est la quantité de nombres à simuler et `prob` est un vecteur de probabilités associées à chaque valeur de `x` ($1/\text{length}(x)$ par défaut). Enfin, si `replace` est `TRUE`, l'échantillonnage se fait avec remise.



Le code informatique R de la section 8.5 contient des exemples plus détaillés d'utilisation des fonctions mentionnées ci-dessus.

8.4 Autres techniques de simulation

Il existe plusieurs autres algorithmes de simulation de loi non uniformes, certains beaucoup plus élaborés que d'autres. Nous n'irons pas plus loin dans ce sujet dans ce cours, sinon pour mentionner deux autres techniques simples qui sont souvent employées en actuariat :

1. les mélanges de distributions continus et discrets ;
2. la convolution de variables aléatoires.



Ces techniques sont présentées et illustrées à même le code informatique R de la section 8.5.

En terminant, mentionnons que l'annexe A propose quelques trucs pour bien planifier une étude de simulation en R.

8.5 Code informatique

```
###  
### EXEMPLE 8.1  
###  
  
## Simulation un échantillon aléatoire d'une distribution  
## exponentielle par la méthode de l'inverse.  
lambda <- 5  
x <- -log(runif(1000))/lambda  
  
## Pour faire une petite vérification, on va tracer  
## l'histogramme de l'échantillon et y superposer la véritable  
## densité d'une exponentielle de paramètre lambda. Les deux  
## graphiques devraient concorder.  
  
## Tracé de l'histogramme. Il faut spécifier l'option 'prob =  
## TRUE' pour que l'axe des ordonnées soit gradué en  
## probabilités plutôt qu'en nombre de données. Sinon, le  
## graphique de la densité que l'on va ajouter dans un moment  
## n'apparaîtra pas sur le graphique.  
hist(x, prob = TRUE) # histogramme gradué en probabilités  
  
## Pour ajouter la densité, on a la très utile fonction  
## curve() pour tracer une fonction f(x) quelconque. Avec  
## l'option 'add = TRUE', le graphique est ajouté au graphique  
## existant.  
curve(dexp(x, rate = lambda), add = TRUE)  
  
###  
### EXEMPLE 8.4  
###  
  
## On trouvera ci-dessous une mise en oeuvre de l'algorithme  
## d'acceptation-rejet pour simuler des observations d'une  
## distribution Bêta(3, 2). La procédure est intrinsèquement  
## itérative, alors nous devons utiliser des boucles. Il y  
## aurait plusieurs manières de faire, j'ai décidé de placer  
## une boucle 'repeat' à l'intérieur d'une boucle 'for'.  
rbeta.ac <- function(n)  
{  
  x <- numeric(n)      # initialisation du contenant  
  g <- function(x)      # fonction enveloppante  
    if (x < 0.8) 2.5 * x else 10 - 10 * x
```

```

G <- function(x)      # son intégrale
  if (x < 0.8) sqrt(0.8 * x) else 1 - sqrt(0.2 - 0.2 * x)

for (i in seq_len(n)) # il faut simuler 'n' nombres
{
  repeat # on peut devoir s'y reprendre plusieurs fois
  {
    y <- G(runif(1))
    if (1.2 * g(y) * runif(1) <= dbeta(y, 3, 2))
    {
      x[i] <- y
      break # sortir de la boucle repeat
    }
  }
}
x # retourner x
}

## Vérification empirique pour voir si ça marche.
x <- rbeta.ac(1000)
hist(x, prob = TRUE)
curve(dbeta(x, 3, 2), add = TRUE)

###
### FONCTIONS DE SIMULATION DANS R
###

## La fonction de base pour simuler des nombres uniformes est
## 'runif'.
runif(10) # sur (0, 1) par défaut
runif(10, 2, 5) # sur un autre intervalle
2 + 3 * runif(10) # équivalent, moins lisible

## R est livré avec plusieurs générateurs de nombres
## aléatoires. On peut en changer avec la fonction 'RNGkind'.
RNGkind("Wichmann-Hill") # générateur de Excel
runif(10) # rien de particulier à voir
RNGkind("default") # retour au générateur par défaut

## La fonction 'set.seed' est très utile pour spécifier
## l'amorce d'un générateur. Si deux simulations sont
## effectuées avec la même amorce, on obtiendra exactement les
## mêmes nombres aléatoires et, donc, les mêmes résultats.
## Très utile pour répéter une simulation à l'identique.
set.seed(1) # valeur sans importance

```

```
runif(5)           # 5 nombres aléatoires
runif(5)           # 5 autres nombres
set.seed(1)        # réinitialisation de l'amorce
runif(5)           # les mêmes 5 nombres que ci-dessus

## Plutôt que de devoir utiliser la méthode de l'inverse ou un
## autre algorithme de simulation pour obtenir des nombres
## aléatoires d'une loi de probabilité non uniforme, R fournit
## des fonctions de simulation pour bon nombre de lois. Toutes
## ces fonctions sont vectorielles. Ci-dessous, P == Poisson
## et G == Gamma pour économiser sur la notation.
n <- 10            # taille des échantillons
rbinom(n, 5, 0.3)  # Binomiale(5, 0,3)
rbinom(n, 1, 0.3)  # Bernoulli(0,3)
rnorm(n)           # Normale(0, 1)
rnorm(n, 2, 5)     # Normale(2, 25)
rpois(n, c(2, 5))  # P(2), P(5), P(2), ..., P(5)
rgamma(n, 3, 2:11) # G(3, 2), G(3, 3), ..., G(3, 11)
rgamma(n, 11:2, 2:11) # G(11, 2), G(10, 3), ..., G(2, 11)

## La fonction 'sample' sert pour simuler d'une distribution
## discrète quelconque. Le premier argument est le support de
## la distribution et le second, la taille de l'échantillon
## désirée. Par défaut, l'échantillonnage se fait avec remise
## et avec des probabilités égales sur tout le support.
sample(1:49, 7)    # numéros pour le 7/49
sample(1:10, 10)   # mélange des nombres de 1 à 10

## On peut échantillonner avec remise.
sample(1:10, 10, replace = TRUE)

## On peut aussi spécifier une distribution de probabilités
## non uniforme.
x <- sample(c(0, 2, 5), 1000, prob = c(2, 5, 3)/10)
table(x)           # tableau de fréquences

###
### AUTRES TECHNIQUES DE SIMULATION
###

## MÉLANGES CONTINUS

## Un mélange continu de deux variables aléatoires est créé
## lorsque l'on suppose qu'un paramètre d'une distribution f
## est une réalisation d'une autre variable aléatoire avec
```

```

## densité u, comme ceci:
##
##  $X|Theta = \theta \sim f(x|\theta)$ 
##  $Theta \sim u(\theta)$ 
##
## Ce genre de modèle est fréquent en analyse bayésienne et
## souvent utilisé en actuariat. Certaines lois de probabilité
## sont aussi uniquement définies en tant que mélanges.
##
## L'intérêt, ici, est d'obtenir des observations de la
## variable aléatoire non conditionnelle  $X$ . L'algorithme de
## simulation est simple:
##
## 1. Simuler un nombre  $\theta$  de la distribution de  $Theta$ .
## 2. Simuler une valeur  $x$  de la distribution de  $X|Theta = \theta$ .
##
## Ce qu'il importe de remarquer dans l'algorithme ci-dessus,
## c'est que le paramètre de mélange ( $\theta$ ) change pour
## chaque observation simulée. Autrement il n'y a juste pas de
## mélange, on obtient simplement un échantillon de la
## distribution  $f(x|\theta)$ .
##
## Les mélanges continus sont simples à faire en R puisque les
## fonctions de simulation sont vectorielles. Par exemple,
## simulons 1000 observations du mélange
##
##  $X|Theta = \theta \sim \text{Poisson}(\theta)$ 
##  $Theta \sim \text{Gamma}(5, 4)$ 
theta <- rgamma(1000, 5, 4) # 1000 paramètres de mélange...
x <- rpois(1000, theta)    # ... pour 1000 Poisson différentes

## On peut écrire le tout en une seule expression.
x <- rpois(1000, rgamma(1000, 5, 4))

## On peut démontrer que la distribution non conditionnelle de
##  $X$  est une binomiale négative de paramètres 5 et  $4/(4 + 1) =$ 
## 0,8. Faisons une vérification empirique. On calcule d'abord
## le tableau de fréquences des observations de l'échantillon
## avec la fonction 'table'. Il existe une méthode de 'plot'
## pour les tableaux de fréquences.
(p <- table(x))          # tableau de fréquences
plot(p/length(x))        # graphique

## On ajoute au graphique les masses de probabilités théoriques.
(xu <- unique(x))        # valeurs distinctes de x

```

```

points(xu, dnbinom(xu, 5, 0.8), pch = 21, bg = "red3")

## MÉLANGES DISCRETS

## Le mélange discret est un cas limite du mélange continu
## lorsque la distribution de Theta est une Bernoulli de
## paramètre p, c'est-à-dire que  $Pr[Theta = 1] = p$ . Le
## résultat du mélange est une distribution avec densité de la
## forme
##
##  $f(x) = p f_1(x) + (1 - p) f_2(x)$ ,
##
## où  $f_1$  et  $f_2$  sont deux densités quelconques. Les mélanges
## discrets sont très souvent utilisés pour créer de nouvelles
## distributions aux caractéristiques particulières que l'on
## ne retrouve pas chez les distributions d'usage courant.
##
## Par exemple, le mélange suivant de deux distributions
## log-normales résulte en une fonction de densité de
## probabilité bimodale, mais ayant néanmoins une queue
## similaire à celle d'une log-normale. Graphiquement:
op <- par(mfrow = c(3, 1)) # trois graphiques superposés
curve(dlnorm(x, 3.575, 0.637),
      xlim = c(0, 250), ylab = "f(x)",
      main = expression(paste("Log-normale(",
                              mu, " = 3,575, ", sigma, " = 0,637)")))
curve(dlnorm(x, 4.555, 0.265),
      xlim = c(0, 250), ylab = "f(x)",
      main = expression(paste("Log-normale(",
                              mu, " = 4,555, ", sigma, " = 0,265)")))
curve(0.554 * dlnorm(x, 3.575, 0.637) +
      0.446 * dlnorm(x, 4.555, 0.265),
      xlim = c(0, 250), ylab = "f(x)",
      main = expression(paste("Mélange (p = 0,554)")))
par(op) # revenir aux paramètres par défaut

## L'algorithme de simulation d'un mélange discret est
##
## 1. Simuler un nombre u uniforme sur (0, 1).
## 2. Si  $u \leq p$ , simuler un nombre de  $f_1(x)$ , sinon simuler de
##  $f_2(x)$ .
##
## La clé pour simuler facilement d'un mélange discret en R:
## réaliser que l'ordre des observations est sans importance
## et, donc, que l'on peut simuler toutes les observations de

```

```

## la première loi, puis toutes celles de la seconde loi. La
## seule chose dont il reste à tenir compte: le nombre
## d'observations qui provient de chaque loi; pour chaque
## observation, la probabilité qu'elle provienne de la
## première loi est p.
##
## Ici, on veut simuler des observations d'un mélange discret
## de deux lois log-normales, l'une de paramètres 3,575 et
## 0,637, l'autre de paramètres 4,555 et 0,265. Le paramètre
## de mélange est  $p = 0,554$ .
n <- 1000 # taille de l'échantillon
n1 <- rbinom(1, n, 0.554) # quantité provenant de la loi 1
x <- c(rlnorm(n1, 3.575, 0.637), # observations de loi 1
      rlnorm(n - n1, 4.555, 0.265)) # observations de loi 2
hist(x, prob = TRUE) # histogramme
curve(0.554 * dlnorm(x, 3.575, 0.637) +
      0.446 * dlnorm(x, 4.555, 0.265),
      add = TRUE, lwd = 2, col = "red3") # densité théorique

## CONVOLUTIONS

## Une convolution est la somme de deux variables aléatoires
## indépendantes. De manière générale, une convolution est
## très compliquée à évaluer, même numériquement. Certaines
## convolutions sont toutefois bien connues:
##
## 1. une somme de Bernoulli est une binomiale;
## 2. une somme de géométriques est une binomiale négative;
## 3. une somme d'exponentielles est une gamma;
## 4. une somme de Poisson est une Poisson;
## 5. une somme de normales est une normale, etc.
##
## On peut utiliser ces résultats pour simuler des
## observations de certaines lois.
##
## Par exemple, pour simuler une observation d'une
## distribution Gamma(alpha, lambda), on peut sommer alpha
## observations d'une Exponentielle(lambda). Ces dernières
## sont obtenues par la méthode de l'inverse.
alpha <- 5
lambda <- 2
- sum(log(runif(alpha)))/lambda # une observation de la gamma

## Pour simuler un échantillon de taille n de la gamma, il
## faut simuler  $n * \alpha$  observations de l'exponentielle. Il

```



```

## existe des algorithmes plus efficaces pour simuler d'une
## loi gamma.
n <- 1000 # taille de l'échantillon
x <- - rowSums(matrix(log(runif(n * alpha)),
                      nrow = n))/lambda
hist(x, prob = TRUE) # histogramme
curve(dgamma(x, alpha, lambda),
      add = TRUE, lwd = 2, col = "red3") # densité théorique

## La simulation peut aussi servir à estimer des
## caractéristiques de la distribution d'une convolution
## difficiles à calculer explicitement. Par exemple, supposons
## que l'on a
##
## X ~ Gamma(3, 4)
## Y ~ Gamma(5, 2)
##
## et que l'on souhaite calculer le 95e centile de X + Y. Il
## n'y a pas de solution explicite pour la distribution de X +
## Y puisque les deux lois gamma n'ont pas le même paramètre
## d'échelle (lambda). Procédons donc par simulation pour
## obtenir une approximation du résultat.
x <- rgamma(10000, 3, 4) # échantillon de la première loi
y <- rgamma(10000, 5, 2) # échantillon de la deuxième loi
quantile(x + y, 0.95) # 95e centile de la convolution

## Il est laissé en exercice de faire le même calcul avec Excel.

```

8.6 Exercices

Les étudiants jugent souvent les exercices de ce chapitre plus difficiles que ceux des autres chapitres. Ils font beaucoup appel à des notions de transformations de variables aléatoires qui ont pourtant déjà étudiées dans d'autres cours. Pour un rappel des principaux résultats dans ce domaine, consulter l'annexe B.

8.1 La transformation de Box–Muller est populaire pour simuler des nombres normaux à partir de nombres uniformes. Soit $U_1 \sim U(0,1)$ et $U_2 \sim U(0,1)$ deux variables aléatoires indépendantes et

$$X_1 = (-2 \log U_1)^{1/2} \cos(2\pi U_2)$$

$$X_2 = (-2 \log U_1)^{1/2} \sin(2\pi U_2).$$

- a) Vérifier de manière heuristique que la transformation ci-dessus est bijective de $\{(u_1, u_2); 0 < u_1 < 1, 0 < u_2 < 1\}$ à $\{(x_1, x_2); -\infty < x_1 < \infty, -\infty < x_2 < \infty\}$, c'est-à-dire qu'elle associe à un point (u_1, u_2) un et un seul point (x_1, x_2) .
- b) Démontrer que la transformation inverse est

$$U_1 = e^{-(X_1^2 + X_2^2)/2}$$

$$U_2 = \frac{1}{2\pi} \arctan \frac{X_2}{X_1}.$$

- c) Démontrer que X_1 et X_2 sont deux variables aléatoires indépendantes chacune distribuée selon une $N(0, 1)$.
- d) Vérifier empiriquement la validité de ces formules à l'aide de Excel ou R. En R, on peut transformer les nombres uniformes obtenus avec la fonction `runif` en nombres normaux sans même utiliser de boucles grâce à la fonction `outer` et deux fonctions anonymes.

8.2 La distribution de Laplace, ou double exponentielle, est définie comme la différence entre deux distributions exponentielles identiques et indépendantes. Sa fonction de densité de probabilité est

$$f(x) = \frac{\lambda}{2} e^{-\lambda|x|}, \quad -\infty < x < \infty.$$

Proposer une ou plusieurs façons de simuler des nombres issus de cette distribution.

8.3 Faire la mise en oeuvre informatique (dans le langage de votre choix) de l'algorithme de simulation suivant. Il s'agit d'un algorithme pour simuler des observations d'une loi $\text{Gamma}(\alpha, 1)$, où $\alpha > 1$.

1. Générer u_1 et u_2 indépendamment d'une loi $U(0, 1)$ et poser

$$v = \frac{(\alpha - \frac{1}{6\alpha})u_1}{(\alpha - 1)u_2}.$$

2. Si

$$\frac{2(u_2 - 1)}{\alpha - 1} + v + \frac{1}{v} \leq 2,$$

alors retourner le nombre $x = (\alpha - 1)v$. Sinon, si

$$\frac{2 \log u_2}{\alpha - 1} - \log v + v \leq 1,$$

alors retourner le nombre $x = (\alpha - 1)v$.

3. Répéter au besoin la procédure depuis l'étape 1.

Faire les vérifications empiriques usuelles de la validité de l'algorithme.

8.4 En utilisant le résultat de l'exercice précédent, quelle procédure pourrait-on suivre pour simuler des nombres d'une loi $\text{Gamma}(\alpha, \lambda)$ où $\alpha > 1$?

8.5 a) Démontrer que si $X|\Theta \sim \text{Exponentielle}(\Theta)$ et $\Theta \sim \text{Gamma}(\alpha, \lambda)$, alors $X \sim \text{Pareto}(\alpha, \lambda)$. La fonction de densité de probabilité d'une loi de Pareto est

$$f(x) = \frac{\alpha \lambda^\alpha}{(x + \lambda)^{\alpha+1}}, \quad x > 0.$$

b) Utiliser le résultat ci-dessus pour proposer un algorithme de simulation de nombres issus d'une loi de Pareto. Faire la mise en oeuvre informatique de cet algorithme et les vérifications d'usage de sa validité.

8.6 La fonction de densité de probabilité de la loi de Pareto translatée est

$$f(x) = \frac{\alpha \lambda^\alpha}{x^{\alpha+1}}, \quad x > \lambda.$$

Simuler trois valeurs d'une telle distribution avec $\alpha = 2$ et $\lambda = 1\,000$ à l'aide de la méthode de l'inverse et du générateur congruentiel linéaire suivant :

$$x_n = (65x_{n-1} + 1) \bmod 2048.$$

Utiliser une amorce de 12.

8.7 Soit U_1 et U_2 deux variables aléatoires indépendantes uniformément distribuées sur l'intervalle $(0, 1)$ et soit la transformation

$$\begin{aligned} X_1 &= \sqrt{U_1} \cos(2\pi U_2) \\ X_2 &= \sqrt{U_1} \sin(2\pi U_2). \end{aligned}$$

Démontrer que la distribution conjointe de X_1 et X_2 est uniforme sur le disque de rayon de 1 centré en $(x_1, x_2) = (0, 0)$. À quoi ce résultat peut-il servir ?

8.8 a) Soit $Y_1 \sim \text{Gamma}(\alpha, 1)$ et $Y_2 \sim \text{Gamma}(\beta, 1)$ deux variables aléatoires indépendantes. Démontrer que

$$X = \frac{Y_1}{Y_1 + Y_2} \sim \text{Bêta}(\alpha, \beta).$$

b) Utiliser le résultat en a) pour proposer un algorithme de simulation d'observations d'une loi Bêta(α, λ).

- c) Faire la mise en oeuvre informatique de l'algorithme en b) ainsi que les vérifications d'usage.

- 8.9** a) Dans la méthode d'acceptation-rejet, un nombre y tiré d'une variable aléatoire Y avec fonction de densité de probabilité $g_Y(\cdot)$ est accepté comme réalisation d'une variable aléatoire X avec fonction de densité de probabilité $f_X(\cdot)$ si

$$U \leq \frac{f_X(y)}{cg_Y(y)},$$

où $U \sim U(0, 1)$. Calculer la probabilité d'accepter une valeur lors de toute itération de la méthode d'acceptation-rejet, c'est-à-dire

$$\Pr \left[U \leq \frac{f_X(Y)}{cg_Y(Y)} \right].$$

Astuce : utiliser la loi des probabilités totales en conditionnant sur $Y = y$.

- b) Déterminer la distribution du nombre d'essais avant d'accepter un nombre y dans la méthode d'acceptation-rejet.
- c) Déterminer le nombre moyen d'essais avant d'accepter un nombre y dans la méthode d'acceptation-rejet.

- 8.10** Soit X une variable aléatoire continue définie sur l'intervalle (a, b) , où a et b sont des nombres réels. Pour simuler des observations de cette variable aléatoire par la méthode d'acceptation-rejet, on peut toujours inscrire la fonction de densité de probabilité de X dans un rectangle de hauteur M , où M est la valeur de la densité au mode de X .

- a) Énoncer l'algorithme d'acceptation-rejet découlant d'une telle procédure.
- b) Calculer l'efficacité de l'algorithme en a), soit la probabilité d'accepter une valeur lors d'une itération de l'algorithme.

- 8.11** Considérer le problème de simulation d'observations d'une loi Bêta(3,2) à l'aide de la méthode d'acceptation-rejet.

- a) Calculer l'efficacité de l'algorithme développé au problème 8.10 lorsque adapté au cas présent.
- b) Calculer l'efficacité de l'algorithme développé dans l'exemple 8.4, où l'on a déterminé que

$$f_X(x) \leq \begin{cases} 3x, & 0 < x < 0,8 \\ 12 - 12x, & 0,8 \leq x < 1. \end{cases}$$

```
simul <- function(n, alpha, beta)
{
  M <- dbeta((alpha - 1)/(alpha + beta - 2),
            alpha, beta)
  x <- numeric(n)
  i <- 1
  repeat
  {
    u <- runif(1)
    if (M * runif(1) <= dbeta(u, alpha, beta))
    {
      x[i] <- u
      i <- i + 1
    }
    if (i > n)
      break
  }
  x
}
```

FIG. 8.6: Fonction de simulation d'une loi Bêta(α, β) pour l'exercice 8.12.

- c) Faire la mise en oeuvre en R et/ou VBA de l'algorithme le plus efficace entre celui de la partie a) et celui de la partie b). Vérifier la fonction en superposant l'histogramme d'un grand échantillon obtenu avec cette fonction et la vraie fonction de densité de la loi bêta.

8.12 La fonction R de la figure 8.6 permet de simuler des observations de la distribution Bêta(α, β).

- a) Identifier le type d'algorithme utilisé dans cette fonction.
b) On vous donne également les valeurs suivantes, obtenues dans R :

```
> set.seed(12345)
> runif(10)
[1] 0.72 0.88 0.76 0.89 0.46 0.17 0.33 0.51 0.73
[10] 0.99
```

Évaluer le résultat des expressions suivantes :

```
> set.seed(12345)
> simul(2, alpha = 2, beta = 3)
```

8.13 a) Démontrer que, si $0 < \alpha < 1$,

$$x^{\alpha-1} e^{-x} \leq \begin{cases} x^{\alpha-1}, & 0 \leq x \leq 1 \\ e^{-x}, & x > 1. \end{cases}$$

b) Développer un algorithme d'acceptation-rejet pour simuler des observations d'une loi $\text{Gamma}(\alpha, 1)$, $0 < \alpha < 1$ à partir du résultat en a).

8.14 On vous donne l'inégalité suivante, valide pour $\alpha \geq 1$:

$$x^{\alpha-1} e^{-x} \leq \alpha^{\alpha-1} e^{-x/\alpha+1-\alpha}, \quad x > 0.$$

Utiliser cette inégalité pour justifier l'algorithme d'acceptation-rejet suivant pour simuler des observations d'une loi $\text{Gamma}(\alpha, 1)$ avec $\alpha \geq 1$:

1. Simuler deux observations indépendantes v_1 et v_2 d'une loi Exponentielle(1).
2. Si $v_2 < (\alpha - 1)(v_1 - \ln v_1 - 1)$, poser $x = \alpha v_1$. Sinon, retourner à l'étape 1.

Réponses

8.6 1619, 1126, 2103

8.9 a) $1/c$ b) Géométrie($1/c$) commençant à 1 c) c

8.10 a) $1/(M(b-a))$

8.11 a) $9/16$ b) $4/5$

8.12 a) [1] 0.46 0.33

9 Intégration Monte Carlo

Objectifs du chapitre

- ▶ Comprendre le principe de calcul de la valeur d'une intégrale définie à l'aide de nombres aléatoires.
- ▶ Être en mesure de calculer la valeur d'une intégrale définie par la méthode Monte Carlo.

On appelle simulation Monte Carlo (ou méthode de Monte Carlo) toute méthode consistant à résoudre une expression mathématique à l'aide de nombres aléatoires. Par extension, l'appellation est souvent utilisée pour référer à toute utilisation de la simulation.

L'une des utilisations de la simulation Monte Carlo la plus répandue est le calcul d'intégrales, principalement pour des dimensions supérieures à un. On ne présente ici que l'idée générale.

9.1 Contexte

Supposons que l'on souhaite calculer l'intégrale

$$\theta = \int_a^b h(x) dx,$$

mais que celle-ci est trop compliquée pour être évaluée explicitement. On pourrait d'abord faire deux approximations de l'aire sous la fonction h à l'aide des sommes de Riemann

$$R_n^- = \sum_{k=0}^{n-1} h(a + k\Delta x) \Delta x$$

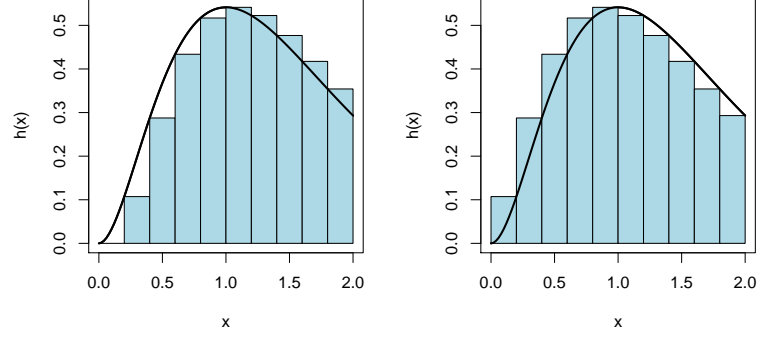


FIG. 9.1: Approximation de l'aire sous une fonction par les deux sommes de Riemann R_n^- (gauche) et R_n^+ (droite)

et

$$R_n^+ = \sum_{k=1}^n h(a + k\Delta x)\Delta x,$$

où $\Delta x = (b - a)/n$ et n est grand. Voir la figure 9.1 pour une illustration de ces deux aires.

Par la suite, une estimation numérique de l'intégrale serait la moyenne des deux sommes de Riemann :

$$\hat{\theta}_n = \frac{R_n^- + R_n^+}{2}.$$

Cette procédure devient toutefois rapidement compliquée pour les intégrales multiples à plusieurs dimensions. Il y a éventuellement beaucoup trop de points à évaluer.

9.2 Méthode Monte Carlo

L'idée de l'intégration Monte Carlo consiste à évaluer la fonction à intégrer en des points choisis aléatoirement, puis à s'en remettre à la loi des grands nombres pour estimer l'intégrale.

On exprime tout d'abord la fonction $h(x)$ sous la forme

$$h(x) = g(x)f(x),$$

où $f(x)$ est une densité sur (a, b) . Ainsi, par définition de l'espérance,

$$\begin{aligned}\theta &= \int_a^b g(x) f(x) dx \\ &= E[g(X)],\end{aligned}$$

où X est la variable aléatoire avec fonction de densité de probabilité $f(x)$. Par la suite, si x_1, \dots, x_n sont des observations simulées de la densité $f(x)$, alors

$$\hat{\theta}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x_i)$$

constitue une estimation de l'intégrale θ . Par la loi des grands nombres $\hat{\theta}_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \theta$.

Par souci de simplicité et parce qu'il est facile d'obtenir un échantillon aléatoire d'une loi uniforme, on pose en général $X \sim U(a, b)$, soit

$$f(x) = \frac{1}{b-a}, \quad a < x < b.$$

Dans ce cas, on réécrit l'intégrale sous la forme

$$\begin{aligned}\theta &= (b-a) \int_a^b g(x) \frac{1}{b-a} dx \\ &= (b-a) E[g(X)],\end{aligned}$$

et

$$\hat{\theta}_n = \frac{b-a}{n} \sum_{i=1}^n g(x_i),$$

où x_1, \dots, x_n est un échantillon aléatoire d'une loi $U(a, b)$, constitue une estimation de l'intégrale.

On remarquera qu'il est équivalent de faire le changement de variable

$$\begin{aligned}u &= \frac{x-a}{b-a} \\ du &= \frac{dx}{b-a}\end{aligned} \quad \Leftrightarrow \quad \begin{aligned}x &= a + (b-a)u \\ dx &= (b-a) du\end{aligned}$$

dans l'intégrale

$$\theta = \int_a^b g(x) f(x) dx.$$

On obtient alors

$$\begin{aligned}\theta &= (b-a) \int_0^1 g(a + (b-a)u) f(a + (b-a)u) du \\ &= (b-a) E[g(a + (b-a)U)],\end{aligned}$$

où $U \sim U(0, 1)$. Une estimation de l'intégrale est donc

$$\hat{\theta}_n = \frac{b-a}{n} \sum_{i=1}^n g(a + (b-a)u_i),$$

où u_1, \dots, u_n est un échantillon aléatoire d'une loi $U(0, 1)$. On doit utiliser la technique du changement de variable lorsque le domaine est infini.

Exemple 9.1. Soit l'intégrale

$$\theta = \int_2^5 x^{11/5} e^{-x/10} dx.$$

Parce que l'exposant de x n'est pas un entier, on ne peut évaluer cette intégrale par parties. Cependant, on remarque que la fonction à intégrer est, à une constante près, la densité d'une loi gamma :

$$\begin{aligned} \theta &= \int_2^5 x^{11/5} e^{-x/10} dx \\ &= \frac{\Gamma(\frac{16}{5})}{(\frac{1}{10})^{16/5}} \int_2^5 \frac{(\frac{1}{10})^{16/5}}{\Gamma(\frac{16}{5})} x^{16/5-1} e^{-x/10} dx \\ &= \frac{\Gamma(\frac{16}{5})}{(\frac{1}{10})^{16/5}} \left[G\left(5; \frac{16}{5}, \frac{1}{10}\right) - G\left(2; \frac{16}{5}, \frac{1}{10}\right) \right], \end{aligned}$$

où $G(x; \alpha, \lambda)$ est la fonction de répartition de la loi Gamma(α, λ). Avec R, on obtient la valeur exacte

```
> gamma(3.2) * diff(pgamma(c(2, 5), 3.2, 0.1)) / 0.1^3.2
[1] 34.51998
```

Pour utiliser la méthode Monte Carlo, on pose

$$\theta = 3 \int_2^5 x^{11/5} e^{-x/10} \left(\frac{1}{3}\right) dx.$$

Si $\{x_1, \dots, x_n\}$ est un échantillon aléatoire d'une loi $U(2, 5)$, alors

$$\hat{\theta}_n = \frac{3}{n} \sum_{i=1}^n x_i^{11/5} e^{-x_i/10}$$

est une estimation de θ . On a obtenu les résultats suivants avec R (voir aussi la figure 9.2) :

```

> f <- function(x) x^2.2 * exp(-x/10)
> x <- runif(1e2, 2, 5)
> 3 * mean(f(x))
[1] 33.48867
> x <- runif(1e3, 2, 5)
> 3 * mean(f(x))
[1] 35.58929
> x <- runif(1e4, 2, 5)
> 3 * mean(f(x))
[1] 34.72545
> x <- runif(1e5, 2, 5)
> 3 * mean(f(x))
[1] 34.52741
> x <- runif(1e6, 2, 5)
> 3 * mean(f(x))
[1] 34.56109

```



Le code R pour effectuer les calculs et les graphiques ci-dessus est fourni à la section 9.3.

□

Exemple 9.2. Soit l'intégrale

$$\theta = \int_0^{5/4} \int_0^{5/4} \sqrt{4 - x^2 - y^2} dy dx.$$

La procédure à suivre avec les intégrales multiples est la même qu'avec les intégrales simples, sauf que l'on tire des points uniformément dans autant de dimensions que nécessaire. Ainsi, dans le cas présent, on pose

$$\begin{aligned}
 \theta &= \int_0^{5/4} \int_0^{5/4} \sqrt{4 - x^2 - y^2} dy dx \\
 &= \frac{25}{16} \int_0^{5/4} \int_0^{5/4} \sqrt{4 - x^2 - y^2} \frac{1}{(\frac{5}{4})(\frac{5}{4})} dy dx \\
 &= \frac{25}{16} E\left[\sqrt{4 - X^2 - Y^2}\right],
 \end{aligned}$$

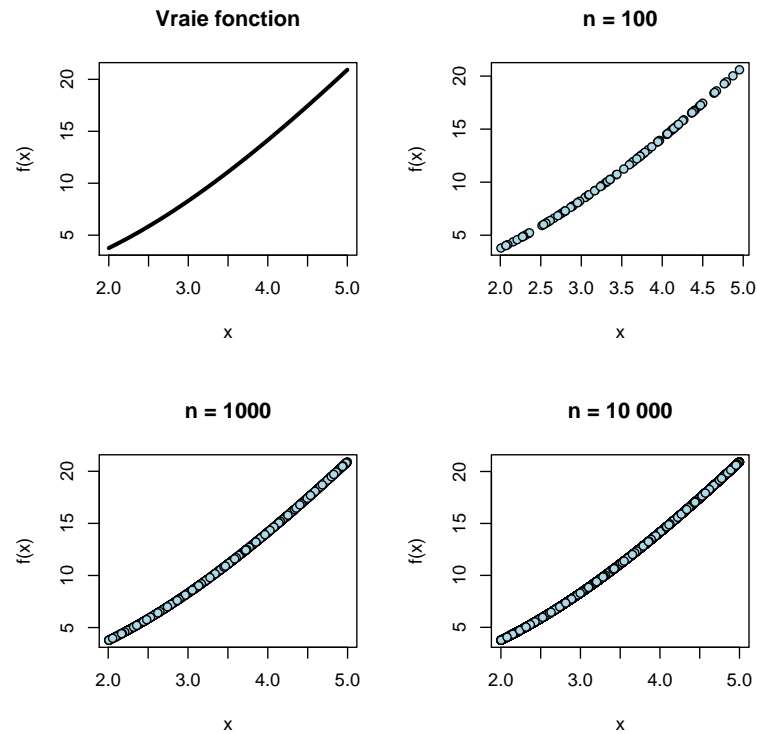


FIG. 9.2: Fonction $h(x)$ de l'exemple 9.1 et points choisis aléatoirement où la fonction est évaluée pour l'intégration Monte Carlo

où X et Y sont des variables aléatoires indépendantes distribuées uniformément sur l'intervalle $(0, \frac{5}{4})$. Autrement dit, la densité conjointe de X et Y est uniforme sur $(0, \frac{5}{4}) \times (0, \frac{5}{4})$. Par conséquent, une estimation de θ calculée à partir d'un échantillon $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ tiré de cette loi conjointe est

$$\hat{\theta}_n = \frac{25}{16n} \sum_{i=1}^n \sqrt{4 - x_i^2 - y_i^2}.$$

On a obtenu les résultats suivants avec R (voir aussi la figure 9.3) :

```
> u <- runif(1e2, 0, 1.25)
> v <- runif(1e2, 0, 1.25)
> mean(sqrt(4 - u^2 - v^2)) * 1.25^2
[1] 2.709549
```

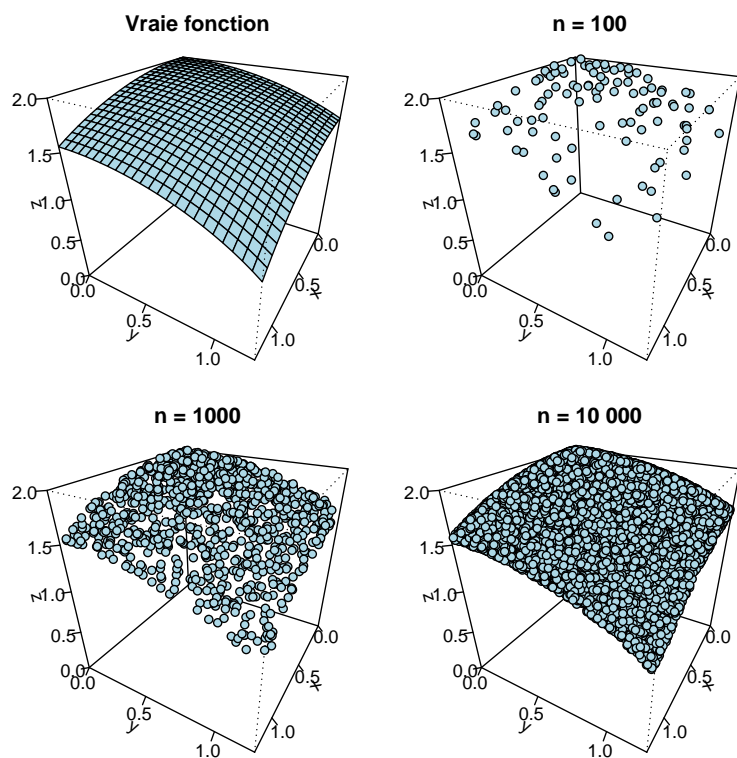


FIG. 9.3: Fonction $h(x)$ de l'exemple 9.2 et points choisis aléatoirement où la fonction est évaluée pour l'intégration Monte Carlo

```
> u <- runif(1e3, 0, 1.25)
> v <- runif(1e3, 0, 1.25)
> mean(sqrt(4 - u^2 - v^2)) * 1.25^2
[1] 2.670248
> u <- runif(1e4, 0, 1.25)
> v <- runif(1e4, 0, 1.25)
> mean(sqrt(4 - u^2 - v^2)) * 1.25^2
[1] 2.670953
```



Le code R pour effectuer les calculs et les graphiques ci-dessus est fourni à la section 9.3.

9.3 Code informatique

```

###
### EXEMPLE 9.1
###

## Estimations successives de l'intégrale par la méthode Monte
## Carlo avec des échantillons de plus en plus grands.
f <- function(x) x^2.2 * exp(-x/10)
x <- runif(1e2, 2, 5)
3 * mean(f(x))
x <- runif(1e3, 2, 5)
3 * mean(f(x))
x <- runif(1e4, 2, 5)
3 * mean(f(x))
x <- runif(1e5, 2, 5)
3 * mean(f(x))
x <- runif(1e6, 2, 5)
3 * mean(f(x))

## On trace des graphiques de la vraie fonction à intégrer et
## de trois évaluations par la méthode Monte Carlo.
op <- par(mfrow = c(2, 2)) # 4 graphiques en grille 2 x 2
curve(f(x), xlim = c(2, 5), lwd = 2, main = "Vraie fonction")

x <- runif(1e2, 2, 5)
plot(x, f(x), main = "n = 100",
      pch = 21, bg = "lightblue")

x <- runif(1e3, 2, 5)
plot(x, f(x), main = "n = 1000",
      pch = 21, bg = "lightblue")

x <- runif(1e4, 2, 5)
plot(x, f(x), main = "n = 10 000",
      pch = 21, bg = "lightblue")

par(op) # revenir aux paramètres par défaut

###
### EXEMPLE 9.2
###

## Estimations successives de l'intégrale double par la

```

```
## méthode Monte Carlo avec des échantillons de plus en plus  
## grands.
```

```
u <- runif(1e2, 0, 1.25)  
v <- runif(1e2, 0, 1.25)  
mean(sqrt(4 - u^2 - v^2)) * 1.25^2  
u <- runif(1e3, 0, 1.25)  
v <- runif(1e3, 0, 1.25)  
mean(sqrt(4 - u^2 - v^2)) * 1.25^2  
u <- runif(1e4, 0, 1.25)  
v <- runif(1e4, 0, 1.25)  
mean(sqrt(4 - u^2 - v^2)) * 1.25^2
```

```
## Graphiques de la vraie fonction et des points où celle-ci  
## est évaluée avec la méthode Monte Carlo. Pour faire un  
## graphique en trois dimensions, on peut utiliser la fonction  
## 'persp'.
```

```
op <- par(mfrow = c(2, 2), mar = c(1, 1, 2, 1))  
f <- function(x, y) sqrt(4 - x^2 - y^2)  
x <- seq(0, 1.25, length = 25)  
y <- seq(0, 1.25, length = 25)  
persp(x, y, outer(x, y, f), main = "Vraie fonction",  
      zlim = c(0, 2), theta = 120, phi = 30, col = "lightblue",  
      zlab = "z", ticktype = "detailed")
```

```
## Pour faire les trois autres graphiques, nous allons d'abord  
## créer des graphiques en trois dimensions vides, puis y  
## ajouter des points avec la fonction 'points'. La fonction  
## 'trans3d' sert à convertir les coordonnées des points dans  
## la projection utilisée par 'persp'.
```

```
u <- runif(1e2, 0, 1.25)  
v <- runif(1e2, 0, 1.25)  
res <- persp(x, y, matrix(NA, length(x), length(y)), main = "n = 100",  
            zlim = c(0, 2), theta = 120, phi = 30,  
            zlab = "z", ticktype = "detailed")  
points(trans3d(u, v, f(u, v), pm = res),  
       pch = 21, bg = "lightblue")  
  
u <- runif(1e3, 0, 1.25)  
v <- runif(1e3, 0, 1.25)  
res <- persp(x, y, matrix(NA, length(x), length(y)), main = "n = 1000",  
            zlim = c(0, 2), theta = 120, phi = 30,  
            zlab = "z", ticktype = "detailed")  
points(trans3d(u, v, f(u, v), pm = res),  
       pch = 21, bg = "lightblue")
```

```

u <- runif(1e4, 0, 1.25)
v <- runif(1e4, 0, 1.25)
res <- persp(x, y, matrix(NA, length(x), length(y)), main = "n = 10 000",
             zlim = c(0, 2), theta = 120, phi = 30,
             zlab = "z", ticktype = "detailed")
points(trans3d(u, v, f(u, v), pm = res),
       pch = 21, bg = "lightblue")

par(op) # revenir aux paramètres par défaut

```

9.4 Exercices

9.1 Évaluer l'intégrale

$$\int_0^1 \ln(5x+4) dx$$

exactement ainsi qu'à l'aide de l'intégration Monte Carlo. Comparer les réponses.

9.2 Évaluer l'intégrale

$$\int_0^1 \int_0^1 e^{2xy} \ln(3x+y^2) dx dy$$

à l'aide de l'intégration Monte Carlo. Comparer la réponse obtenue avec la vraie valeur, 1,203758, obtenue à l'aide de Maple.

9.3 Soit l'intégrale

$$\theta = \int_0^\infty x^2 \sin(\pi x) e^{-x/2} dx.$$

- Évaluer cette intégrale par Monte Carlo en effectuant un changement de variable.
- Évaluer cette intégrale par Monte Carlo par échantillonnage direct d'une loi de probabilité appropriée.

9.4 Soit X_1, \dots, X_{25} un échantillon aléatoire de taille 25 d'une distribution $N(0, 1)$ et soit $X_{(1)} \leq \dots \leq X_{(25)}$ les statistiques d'ordre de cet échantillon, c'est-à-dire les données de l'échantillon triées en ordre croissant. Estimer $E[X_{(5)}]$ par intégration Monte Carlo. Comparer la réponse obtenue avec la vraie espérance, -0,90501.

Réponses

9.1 Valeur exacte : 1,845969

9.3 Valeur exacte : -0,055292

A Planification d'une simulation en R

A.1 Introduction

Il existe de multiples façons de réaliser la mise en œuvre informatique d'une simulation, mais certaines sont plus efficaces que d'autres. Ce document passe en revue diverses façons de faire des simulations avec R à l'aide d'un exemple simple de nature statistique.

Soit X_1, \dots, X_n un échantillon aléatoire tiré d'une population distribuée selon une loi uniforme sur l'intervalle $(\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2})$. On considère trois estimateurs sans biais du paramètre inconnu θ :

1. la moyenne arithmétique

$$\hat{\theta}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i;$$

2. la médiane empirique

$$\hat{\theta}_2 = \begin{cases} X_{(\frac{n+1}{2})}, & n \text{ impair} \\ \frac{1}{2}(X_{(\frac{n}{2})} + X_{(\frac{n}{2}+1)}), & n \text{ pair}, \end{cases}$$

où $X_{(k)}$ est la k^{e} statistique d'ordre de l'échantillon aléatoire ;

3. la mi-étendue

$$\hat{\theta}_3 = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}.$$

À l'aide de la simulation on veut, d'une part, vérifier si les trois estimateurs sont bel et bien sans biais et, d'autre part, déterminer lequel a la plus faible variance.

Pour ce faire, on doit d'abord simuler un grand nombre N d'échantillons aléatoires de taille n d'une distribution $U(\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2})$ pour une valeur de θ choisie.

Pour chaque échantillon, on calculera ensuite les trois estimateurs ci-dessus, puis la moyenne et la variance, par type d'estimateur, de tous les estimateurs obtenus. Si la moyenne des N estimateurs $\hat{\theta}_i$, $i = 1, 2, 3$ est près de θ , alors on pourra conclure que $\hat{\theta}_i$ est sans biais. De même, on déterminera lequel des trois estimateurs a la plus faible variance selon le classement des variances empiriques.

A.2 Première approche : avec une boucle

La façon la plus intuitive de mettre en œuvre cette étude de simulation en R consiste à utiliser une boucle `for`. Avec cette approche, il est nécessaire d'initialiser une matrice de 3 lignes et N colonnes (ou l'inverse) dans laquelle seront stockées les valeurs des trois estimateurs pour chaque simulation. Une fois la matrice remplie dans la boucle, il ne reste plus qu'à calculer la moyenne et la variance par ligne pour obtenir les résultats souhaités.

La figure A.1 présente un exemple de code adéquat pour réaliser la simulation à l'aide d'une boucle.

Si l'on souhaite pouvoir exécuter le code de la figure A.1 facilement à l'aide d'une seule expression, il suffit de placer l'ensemble du code dans une fonction. La fonction `simul1` de la figure A.2 reprend le code de la figure A.1, sans les commentaires. On a alors :

```
> simul1(10000, 100, 0)
$biais
      Moyenne      Mediane  Mi-etendue
0.0004295376  0.0001836179 -0.0000207724

$variances
      Moyenne      Mediane  Mi-etendue
8.359472e-04  2.443138e-03  4.780837e-05
```

A.3 Seconde approche : avec `sapply`

On le sait, les boucles sont inefficaces en R. Il est en général plus efficace de déléguer les boucles aux fonctions `lapply` et `sapply` (section 6.3). On rappelle que la syntaxe de ces fonctions est

```
lapply(x, FUN, ...)
sapply(x, FUN, ...)
```

```
## Bonne habitude à prendre: stocker les constantes dans
## des variables faciles à modifier au lieu de les écrire
## explicitement dans le code.
size <- 100                # taille de chaque échantillon
nsimul <- 10000            # nombre de simulations
theta <- 0                 # la valeur du paramètre

## Les lignes ci-dessous éviteront de faire deux additions
## 'nsimul' fois.
a <- theta - 0.5           # borne inférieure de l'uniforme
b <- theta + 0.5           # borne supérieure de l'uniforme

## Initialisation de la matrice dans laquelle seront
## stockées les valeurs des estimateurs. On donne également
## des noms aux lignes de la matrice afin de facilement
## identifier les estimateurs.
x <- matrix(0, nrow = 3, ncol = nsimul)
rownames(x) <- c("Moyenne", "Mediane", "Mi-etendue")

## Simulation comme telle.
for (i in 1:nsimul)
{
  u <- runif(size, a, b)
  x[, i] <- c(mean(u),      # moyenne
              median(u)    # médiane
              mean(range(u)) # mi-étendue
  )
}

## On peut maintenant calculer la moyenne et la variance
## par ligne.
rowMeans(x) - theta        # vérification du biais
apply(x, 1, var)           # comparaison des variances
```

FIG. A.1: Code pour la simulation utilisant une boucle `for`

```

simul1 <- function(nsimul, size, theta)
{
  a <- theta - 0.5
  b <- theta + 0.5

  x <- matrix(0, nrow = 3, ncol = nsimul)
  rownames(x) <- c("Moyenne", "Mediane", "Mi-etendue")

  for (i in 1:nsimul)
  {
    u <- runif(size, a, b)
    x[, i] <- c(mean(u), median(u), mean(range(u)))
  }

  list(biais = rowMeans(x) - theta,
       variances = apply(x, 1, var))
}

```

FIG. A.2: Définition de la fonction simul1

Ces fonctions appliquent la fonction FUN à tous les éléments de la liste ou du vecteur *x* et retournent les résultats sous forme de liste (*lapply*) ou, lorsque c'est possible, de vecteur ou de matrice (*sapply*). Il est important de noter que les valeurs successives de *x* seront passées comme *premier* argument à la fonction FUN. Le cas échéant, les autres arguments de FUN sont spécifiés dans le champ '*...*'.

Pour pouvoir utiliser ces fonctions dans le cadre d'une simulation comme celle dont il est question ici, il s'agit de définir une fonction qui fera tous les calculs pour une simulation, puis de la passer à *sapply* pour obtenir les résultats de *N* simulations. La figure A.3 présente une première version d'une telle fonction. On remarquera que l'argument *i* ne joue aucun rôle dans la fonction. Voici un exemple d'utilisation pour un petit nombre de simulations (4) :

```

> sapply(1:4, fun1, size = 10, a = -0.5, b = 0.5)
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
Moyenne 0.08966162 -0.11466909 0.03938196 -0.14043004
Mediane 0.17749684 -0.13972278 -0.03989323 -0.21867084
Mi-etendue 0.02576251 -0.04120251 0.01309403 -0.07922111

```

```
fun1 <- function(i, size, a, b)
{
  u <- runif(size, a, b)
  c(Moyenne = mean(u),
    Mediane = median(u),
    "Mi-etendue" = mean(range(u)))
}

simul2 <- function(nsimul, size, theta)
{
  a <- theta - 0.5
  b <- theta + 0.5

  x <- sapply(1:nsimul, fun1, size, a, b)

  list(biais = rowMeans(x) - theta,
       variances = apply(x, 1, var))
}
```

FIG. A.3: Définitions des fonction fun1 et simul2

On remarque donc que les résultats de chaque simulation se trouvent dans les colonnes de la matrice obtenue avec sapply.

Pour compléter l'analyse, on englobe le tout dans une fonction simul2, dont le code se trouve à la figure A.3 :

```
> simul2(10000, 100, 0)
$biais
      Moyenne      Mediane  Mi-etendue
-1.308239e-04 -5.333870e-04 -4.502787e-05

$variances
      Moyenne      Mediane  Mi-etendue
8.576815e-04 2.481047e-03 4.947145e-05
```

Il est généralement plus facile de déboguer le code avec cette approche puisque l'on peut rapidement circonscrire un éventuel problème à fun1 ou simul2.

A.4 Variante de la seconde approche

Une chose manque d'élégance dans la seconde approche : l'obligation d'inclure un argument factice dans la fonction `fun1`. La fonction `replicate` (section 6.5) permet toutefois de passer outre cette contrainte. En effet, cette fonction exécute un nombre donné de fois une expression quelconque.

Les fonctions `fun2` et `simul3` de la figure A.4 sont des versions légèrement modifiées de `fun1` et `simul2` pour utilisation avec `replicate`. On a alors

```
> simul3(10000, 100, 0)
$biais
      Moyenne      Mediane  Mi-etendue
2.514949e-04  5.370707e-04 -1.754306e-05

$variances
      Moyenne      Mediane  Mi-etendue
8.414962e-04  2.422333e-03  5.104955e-05
```

A.5 Gestion des fichiers

Pour un petit projet comme celui utilisé en exemple ici, il est simple et pratique de placer tout le code informatique dans un seul fichier de script. Pour un plus gros projet, cependant, il vaut souvent mieux avoir recours à plusieurs fichiers différents. Le présent auteur utilise pour sa part un fichier par fonction.

À des fins d'illustration, supposons que l'on utilise l'approche de la section A.4 avec la fonction `replicate` et que le code des fonctions `fun2` et `simul3` est sauvegardé dans des fichiers `fun2.R` et `simul3.R`, dans l'ordre. Si l'on crée un autre fichier, disons `go.R`, ne contenant que des expressions source pour lire les autres fichiers, il est alors possible de démarrer des simulations en exécutant ce seul fichier. Dans notre exemple, le fichier `go.R` contiendrait les lignes suivantes :

```
source("fun2.R")
source("simul3.R")
simul3(10000, 100, 0)
```

Une simple commande

```
> source("go.R")
```

exécutera alors une simulation complète.

```
fun2 <- function(size, a, b)
{
  u <- runif(size, a, b)
  c(Moyenne = mean(u),
    Mediane = median(u),
    "Mi-etendue" = mean(range(u)))
}

simul3 <- function(nsimul, size, theta)
{
  a <- theta - 0.5
  b <- theta + 0.5

  x <- replicate(nsimul, fun2(size, a, b))

  list(biais = rowMeans(x) - theta,
       variances = apply(x, 1, var))
}
```

FIG. A.4: Définitions des fonction fun2 et simul3

A.6 Exécution en lot

Les utilisateurs plus avancés pourront vouloir exécuter R en lot (*batch*) pour accélérer le traitement d'une simulation. Dans ce mode, aucune interface graphique n'est démarrée et tous les résultats sont redirigés vers un fichier pour consultation ultérieure. Pour les simulations demandant un long temps de calcul, c'est très pratique.

On exécute R en lot depuis la ligne de commande (Invite de commande sous Windows, Terminal sous OS X ou Linux). Une fois placé dans le répertoire contenant les fichiers de script, il suffit d'entrer à la ligne de commande

```
R CMD BATCH go.R
```

La sortie de cette commande (et donc tous les résultats des expressions R du fichier go.R) seront placés par défaut dans le fichier go.Rout. Sous Windows, le dossier d'installation de R peut ne pas se trouver dans la variable d'environnement %PATH%, auquel cas il faut spécifier le chemin d'accès complet de l'exécutable à la

ligne de commande :

```
"c:\Program Files\R\R-x.y.z\bin\R" CMD BATCH go.R
```

Remplacer R-x.y.z par le numéro de version courant de R.

A.7 Conclusion

Le nombre de simulations, N , et la taille de l'échantillon, n , ont tous deux un impact sur la qualité des résultats, mais de manière différente. Quand n augmente, la précision des estimateurs augmente. Ainsi, dans l'exemple ci-dessus, le biais et la variance des estimateurs de θ seront plus faibles. D'autre part, l'augmentation du nombre de simulations diminue l'impact des échantillons aléatoires individuels et, de ce fait, améliore la fiabilité des conclusions de l'étude.

D'ailleurs, les conclusions de l'étude de simulation sur le biais et la variance des trois estimateurs de la moyenne d'une loi uniforme sont les suivantes : les trois estimateurs sont sans biais et la mi-étendue a la plus faible variance. En effet, on peut démontrer mathématiquement que, pour n impair,

$$\begin{aligned}\text{Var}[\hat{\theta}_1] &= \frac{1}{12n} \\ \text{Var}[\hat{\theta}_2] &= \frac{1}{4n+2} \\ \text{Var}[\hat{\theta}_3] &= \frac{1}{2(n+1)(n+2)}\end{aligned}$$

et donc

$$\text{Var}[\hat{\theta}_3] \leq \text{Var}[\hat{\theta}_1] \leq \text{Var}[\hat{\theta}_2]$$

pour tout $n \geq 2$.

B Transformations de variables aléatoires

Cette annexe porte sur les transformations de variables aléatoires, soit des fonctions d'une ou plusieurs variables aléatoires. En termes mathématiques : étant donné la distribution conjointe des variables aléatoires X_1, \dots, X_n , on cherche à déterminer la fonction de probabilité ou de densité de la variable aléatoire $Y = u(X_1, \dots, X_n)$.

Voici quelques exemples de transformations fréquemment rencontrées :

$$Y = X^2$$

$$Y = \frac{X - E[X]}{\sqrt{\text{Var}[X]}}$$

$$Y = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$$

$$Y = F_X(X).$$

Il existe trois techniques principales pour déterminer la distribution de la transformation Y :

1. la technique de la fonction de répartition ;
2. la technique du changement de variable ;
3. la technique de la fonction génératrice des moments.

B.1 Technique de la fonction de répartition

C'est la technique la plus simple, mais pas toujours la plus facile d'emploi. En effet, la fonction de répartition de certaines lois de probabilité est compliquée, voire n'existe pas sous forme explicite (penser ici aux lois normale et gamma, par exemple).

L'idée consiste simplement à calculer la fonction de répartition de la transformation avec

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \Pr[Y \leq y] \\ &= \Pr[u(X_1, \dots, X_n) \leq y], \end{aligned}$$

puis à calculer la densité (ou la fonction de probabilité) par différenciation :

$$f_Y(y) = F'_Y(y).$$

Remarque. Il importe de noter que le domaine de définition de la transformation n'est pas nécessairement le même que celui des variables aléatoires de départ.

Exemple B.1. Soit

$$f_X(x) = \begin{cases} 6x(1-x), & 0 < x < 1 \\ 0, & \text{ailleurs,} \end{cases}$$

c'est-à-dire $X \sim \text{Bêta}(2, 2)$. On cherche la f.d.p. de $Y = X^3$. On a

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \Pr[X^3 \leq y] \\ &= \Pr[X \leq y^{1/3}] \\ &= F_X(y^{1/3}) \\ &= \int_0^{y^{1/3}} 6x(1-x) dx \\ &= 3y^{2/3} - 2y, \quad 0 < y < 1, \end{aligned}$$

et donc

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= F'_Y(y) \\ &= \begin{cases} 2y^{-1/3} - 2, & 0 < y < 1 \\ 0, & \text{ailleurs.} \end{cases} \end{aligned}$$

□

Exemple B.2. Soit X une variable aléatoire continue quelconque avec fonction de répartition $F_X(x)$ et $Y = aX + b$, où a et b sont des constantes réelles. Alors

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \Pr[aX + b \leq y] \\ &= F_X\left(\frac{y-b}{a}\right) \end{aligned}$$

et, par conséquent,

$$f_Y(y) = \frac{1}{a} f_X\left(\frac{y-b}{a}\right).$$

La transformation $Y = X + b$ représente une *translation* de X , vers la droite si $b > 0$ et vers la gauche si $b < 0$. En assurance, b pourra être interprété comme une franchise.

La transformation $Y = aX$ n'est quand à elle qu'un *changement d'échelle* — par exemple un changement d'unité monétaire. Si $a > 1$ on a une dilatation, alors que le cas où $0 < a < 1$ est une contraction. \square

Exemple B.3. Soit X une variable aléatoire continue quelconque avec f.d.p. $f_X(x)$ et $Y = |X|$. Premièrement, on remarque que Y est définie au plus sur les réels positifs, même si X est définie sur tout l'axe des réels. Par la technique de la fonction de répartition,

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \Pr[|X| \leq y] \\ &= \Pr[-y < X < y] \\ &= F_X(y) - F_X(-y) \end{aligned}$$

et

$$f_Y(y) = \begin{cases} f_X(y) + f_X(-y), & y > 0 \\ 0, & \text{ailleurs.} \end{cases}$$

Par exemple, soit $X \sim N(0, 1)$, c'est-à-dire

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \phi(x) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2}. \end{aligned}$$

La f.d.p. de $Y = |X|$ est alors

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= \phi(y) + \phi(-y) \\ &= 2\phi(y) \\ &= \frac{2}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}y^2}, \quad y > 0. \end{aligned}$$

\square

Exemple B.4. Soit X_1 et X_2 deux variables aléatoires indépendantes chacune distribuée uniformément sur l'intervalle $(0, 1)$. On a donc

$$f_{X_1 X_2}(x_1, x_2) = f_{X_1}(x_1) = f_{X_2}(x_2) = 1, \quad 0 < x_1 < 1, 0 < x_2 < 1.$$

On cherche les fonctions de répartition et de densité de probabilité de $Y = X_1 + X_2$.

Tout d'abord, le domaine de Y sera l'intervalle $(0, 2)$. Le domaine d'intégration étant un carré, il faut distinguer quatre cas.

1. Si $y \leq 0$, on a clairement $F_Y(y) = 0$.
2. Si $0 < y < 1$, on a

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \int_0^y \int_0^{y-x_2} dx_1 dx_2 \\ &= \frac{1}{2} y^2. \end{aligned}$$

3. Si $1 < y < 2$, alors

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= (y-1)(1) + \int_{y-1}^1 \int_0^{y-x_2} dx_1 dx_2 \\ &= 1 - \frac{1}{2} (2-y)^2. \end{aligned}$$

4. Enfin, si $y \geq 2$, clairement $F_Y(y) = 1$.

Par conséquent, on a

$$F_Y(y) = \begin{cases} 0, & y \leq 0 \\ \frac{1}{2} y^2, & 0 < y \leq 1 \\ 1 - \frac{1}{2} (2-y)^2, & 1 < y < 2 \\ 1, & y \geq 2 \end{cases}$$

et

$$f_Y(y) = \begin{cases} 0, & y \leq 0 \\ y, & 0 < y \leq 1 \\ 2-y, & 1 < y < 2 \\ 0, & y \geq 2. \end{cases}$$

□

B.2 Technique du changement de variable

Cette technique est étroitement liée au changement de variable en intégration. Il convient toutefois de faire une distinction entre les cas discret et continu.

B.2.1 Cas discret

On considère la transformation $Y = u(X)$. Dans le cas discret, il suffit généralement de faire la substitution :

$$\begin{aligned}\Pr[Y = y] &= \Pr[u(X) = y] \\ &= \Pr[X = u^{-1}(y)].\end{aligned}$$

Les probabilités ne changent donc pas, elles ne sont qu'affectées à d'autres valeurs.

Exemple B.5. Soit la variable aléatoire X avec fonction de probabilité

$$\Pr[X = x] = \begin{cases} 1/16, & x = 0 \\ 4/16, & x = 1 \\ 6/16, & x = 2 \\ 4/16, & x = 3 \\ 1/16, & x = 4. \end{cases}$$

On souhaite calculer la fonction de probabilité de $Y = (X - 2)^2$.

Les valeurs possibles de la variable aléatoire Y sont $y = 0, 1$ et 4 . On a

$$\begin{aligned}\Pr[Y = y] &= \Pr[(X - 2)^2 = y] \\ &= \Pr[X = \pm\sqrt{y} + 2]\end{aligned}$$

et donc

$$\begin{aligned}\Pr[Y = 0] &= \Pr[X = 2] = \frac{6}{16} \\ \Pr[Y = 1] &= \Pr[X = 1] + \Pr[X = 3] = \frac{10}{16} \\ \Pr[Y = 4] &= \Pr[X = 0] + \Pr[X = 4] = \frac{2}{16}.\end{aligned}$$

□

B.2.2 Cas continu

Le cas continu est beaucoup plus délicat. On considère toujours la transformation $Y = u(X)$ avec les hypothèses suivantes :

- la fonction $u(\cdot)$ est dérivable ;
- la fonction $u(\cdot)$ est soit croissante, soit décroissante sur tout le domaine de $f_X(x)$.

Ainsi, l'inverse $u^{-1}(\cdot) = w(\cdot)$ de la fonction u existe et est dérivable.

Théorème B.1. Soit $f_X(x)$ la fonction de densité de probabilité en x d'une variable aléatoire X et $y = u(x)$ une fonction satisfaisant les hypothèses ci-dessus. Alors la f.d.p. de la variable aléatoire $Y = u(X)$ est

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= f_X(u^{-1}(y)) |(u^{-1}(y))'| \\ &= f_X(w(y)) |w'(y)|, \end{aligned}$$

où $w(y) = u^{-1}(y)$ et en supposant $u'(x) \neq 0$.

Démonstration. On considère le cas où u une fonction croissante. Alors

$$\begin{aligned} \Pr[a < Y < b] &= \Pr[u^{-1}(a) < X < u^{-1}(b)] \\ &= \int_{w(a)}^{w(b)} f_X(x) dx \end{aligned}$$

puis, avec le changement de variable $y = u(x) \Leftrightarrow x = w(y)$ et donc $dx = w'(y) dy$

$$\Pr[a < Y < b] = \int_a^b f_X(w(y)) w'(y) dy,$$

d'où $f_Y(y) = f_X(w(y)) w'(y)$. Si u est décroissante, alors

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= -f_X(w(y)) w'(y) \\ &= f_X(w(y)) |w'(y)| \end{aligned}$$

car $w'(y) < 0$. □

Exemple B.6. Soit $X \sim U(0, 1)$ et $Y = -2 \ln X$. En premier lieu, il importe de spécifier qu'au domaine $(0, 1)$ de la variable aléatoire X correspond le domaine $(0, \infty)$ pour la transformation Y .

On a $u(x) = -2\ln x$, d'où $w(y) = u^{-1}(y) = e^{-y/2}$ et $w'(y) = -\frac{1}{2}e^{-y/2}$. Par le théorème B.1, on obtient

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= f_X(e^{-y/2}) \left| -\frac{1}{2}e^{-y/2} \right| \\ &= \frac{1}{2}e^{-y/2} \\ &= \frac{1/2}{\Gamma(1)} y^{1-1} e^{-y/2}, \quad y > 0, \end{aligned}$$

soit $Y \sim \text{Gamma}(1, 1/2) \equiv \chi^2(2)$. □

Exemple B.7. Soit $Z \sim N(0, 1)$ et $Y = Z^2$. La variable aléatoire X étant définie sur \mathbb{R} , la transformation $y = z^2$ n'est pas bijective. Le truc consiste ici à d'abord définir la transformation $X = |Z|$, de sorte que X soit définie sur les réels positifs seulement. De l'exemple B.3, on sait que

$$f_X(x) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}.$$

Par la suite, on définit $Y = X^2 = |Z|^2 = Z^2$, une transformation bijective de X dont le domaine de définition est \mathbb{R}^+ . On a alors $u(x) = x^2$ pour $x > 0$, soit $w(y) = \sqrt{y}$ et $w'(y) = \frac{1}{2}y^{-1/2}$, d'où

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= f_X(\sqrt{y}) \left| \frac{y^{-1/2}}{2} \right| \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y/2} \\ &= \frac{(\frac{1}{2})^{1/2}}{\Gamma(\frac{1}{2})} y^{1/2-1} e^{-y/2}, \quad y > 0, \end{aligned}$$

soit $Y \sim \chi^2(1)$. □

B.3 Technique du changement de variable multivariée

Il s'agit simplement ici de généraliser les concepts étudiés à la section précédente à des transformations impliquant plusieurs variables aléatoires.

L'idée reste la même sinon qu'il faut s'assurer que la transformation compte autant de «nouvelles» variables que d'«anciennes». Ainsi, si l'on part de la distribution conjointe de deux variables aléatoires X_1 et X_2 , il faudra trouver la distribution conjointe de deux nouvelles variables aléatoires $Y_1 = u_1(X_1, X_2)$ et $Y_2 =$

$u_2(X_1, X_2)$. Plus souvent qu'autrement, seule la distribution de la variable Y_1 est d'intérêt. Il suffit alors de définir Y_2 comme une variable muette (*dummy*), par exemple $Y_2 = X_2$.

B.3.1 Cas discret

Si la transformation $Y_1 = u_1(X_1, X_2)$ et $Y_2 = u_2(X_1, X_2)$ est bijective, alors simplement

$$\begin{aligned}\Pr[Y_1 = y_1, Y_2 = y_2] &= \Pr[u_1(X_1, X_2) = y_1, u_2(X_1, X_2) = y_2] \\ &= \Pr[X_1 = w_1(y_1, y_2), X_2 = w_2(y_1, y_2)],\end{aligned}$$

où

$$\begin{aligned}w_1(y_1, y_2) &= u_1^{-1}(x_1, x_2) \\ w_2(y_1, y_2) &= u_2^{-1}(x_1, x_2).\end{aligned}$$

Les fonctions de probabilité marginales sont alors obtenues en sommant :

$$\begin{aligned}\Pr[Y_1 = y_1] &= \sum_{y_2=-\infty}^{\infty} \Pr[Y_1 = y_1, Y_2 = y_2] \\ \Pr[Y_2 = y_2] &= \sum_{y_1=-\infty}^{\infty} \Pr[Y_1 = y_1, Y_2 = y_2].\end{aligned}$$

Exemple B.8. Soit $X_1 \sim \text{Poisson}(\lambda_1)$, $X_2 \sim \text{Poisson}(\lambda_2)$ et X_1 et X_2 sont indépendantes. On pose $Y = X_1 + X_2$.

Le calcul de la distribution de Y requiert une variable muette. Définissons $Y_2 = X_2$. On a donc

$$\begin{array}{ccc} Y_1 = X_1 + X_2 & & X_1 = Y_1 - Y_2 \\ Y_2 = X_2 & \Leftrightarrow & X_2 = Y_2. \end{array}$$

Le domaine de Y_1 est donc $0, 1, 2, \dots$, alors que celui de Y_2 est $0, 1, \dots, Y_1$. Ainsi,

$$\begin{aligned}\Pr[Y_1 = y_1, Y_2 = y_2] &= \Pr[X_1 + X_2 = y_1, X_2 = y_2] \\ &= \Pr[X_1 = y_1 - y_2, X_2 = y_2] \\ &= \Pr[X_1 = y_1 - y_2] \Pr[X_2 = y_2] \\ &= \frac{\lambda_1^{y_1 - y_2} e^{-\lambda_1}}{(y_1 - y_2)!} \frac{\lambda_2^{y_2} e^{-\lambda_2}}{y_2!}\end{aligned}$$

et donc

$$\begin{aligned}
 \Pr[Y_1 = y_1] &= \sum_{y_2=0}^{y_1} \frac{\lambda_1^{y_1-y_2} \lambda_2^{y_2} e^{-(\lambda_1+\lambda_2)}}{(y_1-y_2)! y_2!} \\
 &= \frac{e^{-(\lambda_1+\lambda_2)}}{y_1!} \sum_{y_2=0}^{y_1} \frac{y_1!}{(y_1-y_2)! y_2!} \lambda_1^{y_1-y_2} \lambda_2^{y_2} \\
 &= \frac{e^{-(\lambda_1+\lambda_2)}}{y_1!} \sum_{y_2=0}^{y_1} \binom{y_1}{y_2} \lambda_1^{y_1-y_2} \lambda_2^{y_2} \\
 &= \frac{e^{-(\lambda_1+\lambda_2)}}{y_1!} (\lambda_1 + \lambda_2)^{y_1},
 \end{aligned}$$

soit $Y \sim \text{Poisson}(\lambda_1 + \lambda_2)$. □

B.3.2 Cas continu

On généralise le théorème B.1 afin de trouver la distribution conjointe (et éventuellement les distributions marginales) de $Y_1 = u_1(X_1, X_2)$ et $Y_2 = u_2(X_1, X_2)$. On suppose que

- ▶ toutes les premières dérivées partielles de u_1 et u_2 existent sur le domaine de X_1 et X_2 ;
- ▶ la transformation est bijective.

Ces hypothèses garantissent que les fonctions inverses $w_1 = u_1^{-1}$ et $w_2 = u_2^{-1}$ existent.

Théorème B.2. Soit $f_{X_1 X_2}(x_1, x_2)$ la fonction de densité de probabilité conjointe en (x_1, x_2) des variables aléatoires X_1 et X_2 et $y_1 = u_1(x_1, x_2)$, $y_2 = u_2(x_1, x_2)$ des fonctions satisfaisant les hypothèses ci-dessus. Alors la f.d.p. conjointe des variables aléatoires $Y_1 = u_1(X_1, X_2)$ et $Y_2 = u_2(X_1, X_2)$ est

$$f_{Y_1 Y_2}(y_1, y_2) = f_{X_1 X_2}(w_1(y_1, y_2), w_2(y_1, y_2)) |J|,$$

où

$$J = \begin{vmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial y_1} & \frac{\partial x_1}{\partial y_2} \\ \frac{\partial x_2}{\partial y_1} & \frac{\partial x_2}{\partial y_2} \end{vmatrix}$$

est appelé le Jacobien de la transformation.

Exemple B.9. Soit deux variables aléatoires indépendantes $X_1 \sim \text{Gamma}(\alpha, 1)$ et $X_2 \sim \text{Gamma}(\eta, 1)$. On va démontrer que les variables aléatoires $Y_1 = X_1 + X_2$ et $Y_2 = X_1 / (X_1 + X_2)$ sont indépendantes et trouver leur f.d.p. marginale respective.

Tout d'abord, on a

$$f_{X_1 X_2}(x_1, x_2) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\eta)} x_1^{\alpha-1} x_2^{\eta-1} e^{-x_1-x_2}, \quad x_1 > 0, x_2 > 0.$$

De plus,

$$\begin{aligned} Y_1 &= X_1 + X_2 \\ Y_2 &= \frac{X_1}{X_1 + X_2} \end{aligned} \quad \Leftrightarrow \quad \begin{aligned} X_1 &= Y_1 Y_2 \\ X_2 &= Y_1 (1 - Y_2) \end{aligned}$$

et donc

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_1}{\partial y_1} &= y_2 & \frac{\partial x_1}{\partial y_2} &= y_1 \\ \frac{\partial x_2}{\partial y_1} &= 1 - y_2 & \frac{\partial x_2}{\partial y_2} &= -y_1, \end{aligned}$$

d'où le Jacobien de la transformation est

$$J = \begin{vmatrix} y_2 & y_1 \\ 1 - y_2 & -y_1 \end{vmatrix} = -y_1.$$

Le domaine de Y_1 est \mathbb{R}^+ alors que celui de Y_2 est limité à l'intervalle $(0, 1)$. Par le théorème B.2,

$$\begin{aligned} f_{Y_1 Y_2}(y_1, y_2) &= f_{X_1 X_2}(y_1 y_2, y_1 (1 - y_2)) | -y_1 | \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\eta)} y_1 (y_1 y_2)^{\alpha-1} (y_1 (1 - y_2))^{\eta-1} e^{-y_1 y_2 - y_1 (1 - y_2)} \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\eta)} y_1^{\alpha+\eta-1} y_2^{\alpha-1} (1 - y_2)^{\eta-1} e^{-y_1} \\ &= g(y_1) h(y_2) \end{aligned}$$

où $g(\cdot)$ et $h(\cdot)$ sont des fonctions quelconques. Ceci prouve que Y_1 et Y_2 sont indépendantes. De plus,

$$\begin{aligned} f_{Y_1}(y_1) &= \int_0^1 f_{Y_1 Y_2}(y_1, y_2) dy_2 \\ &= y_1^{\alpha+\eta-1} e^{-y_1} \int_0^1 \frac{1}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\eta)} y_2^{\alpha-1} (1 - y_2)^{\eta-1} dy_2 \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha + \eta)} y_1^{\alpha+\eta-1} e^{-y_1}, \quad y_1 > 0 \end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned} f_{Y_2}(y_1, y_2) &= \frac{f_{Y_1 Y_2}(y_1, y_2)}{f_{Y_1}(y_1, y_2)} \\ &= \frac{\Gamma(\alpha + \eta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\eta)} y_2^{\alpha-1} (1 - y_2)^{\eta-1}, \quad 0 < y_2 < 1. \end{aligned}$$

On a donc $Y_1 = X_1 + X_2 \sim \text{Gamma}(\alpha + \eta, 1)$ et $Y_2 = X_1 / (X_1 + X_2) \sim \text{Bêta}(\alpha, \eta)$. \square

B.4 Technique de la fonction génératrice des moments

Cette technique s'avère tout spécialement puissante pour déterminer la distribution (marginale) d'une combinaison linéaire de variables aléatoires indépendantes. La technique repose sur le théorème suivant.

Théorème B.3. Soit X_1, \dots, X_n des variables aléatoires indépendantes et $Y = X_1 + \dots + X_n$. Alors

$$M_Y(t) = \prod_{i=1}^n M_{X_i}(t).$$

Il est laissé en exercice de refaire les exemples B.8 et B.9 (distribution de Y_1 seulement) à l'aide de la technique de la fonction génératrice des moments.

C Solutions des exercices

Chapitre 7

7.1 Dans tous les cas, le générateur de nombres aléatoires est

$$x_i = (ax_{i-1} + c) \bmod m$$
$$= (ax_{i-1} + c) - \left\lfloor \frac{ax_{i-1} + c}{m} \right\rfloor m$$

où $m = 64$ et $x_0 = 19$. Les suites ont été générées avec la fonction `rand` de la figure C.1.

a) `> rand(n = 5, a = 29, c = 17, m = 64, seed = 19)`

`[1] 56 41 54 47 36`

b) `> rand(n = 5, a = 9, c = 1, m = 64, seed = 19)`

`[1] 44 13 54 39 32`

c) `> rand(n = 5, a = 13, c = 0, m = 64, seed = 19)`

```
rand <- function(n, a, c, m, seed)
{
  x <- numeric(n + 1)
  x[1] <- seed
  for (i in seq(n))
    x[i + 1] <- (a * x[i] + c) %% m
  x[-1]
}
```

FIG. C.1: Code de la fonction `rand`

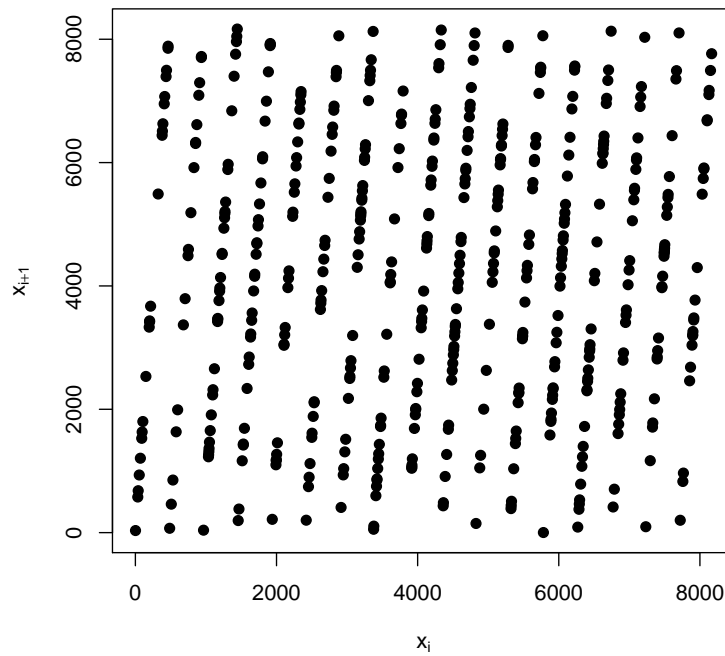


FIG. C.2: Paires de valeurs du générateur congruentiel multiplicatif avec $m = 2^{31} - 1$ et $a = 17$.

```
[1] 55 11 15 3 39
```

```
d) > rand(n = 5, a = 11, c = 0, m = 64, seed = 19)
```

```
[1] 17 59 9 35 1
```

7.2 a) On utilise de nouveau la fonction `rand` de la figure C.1. Le graphique de la figure C.2 a été créé avec les commandes

```
> x <- rand(n = 500, a = 17, c = 0, m = 2^13 - 1, seed = 19)
> plot(x[-length(x)], x[-1],
+      xlab = expression(x[i]), ylab = expression(x[i + 1]),
+      pch = 19)
```

On compte 17 lignes dans le graphique.

b) Similaire à la partie a), sauf que les nombres sont générés avec

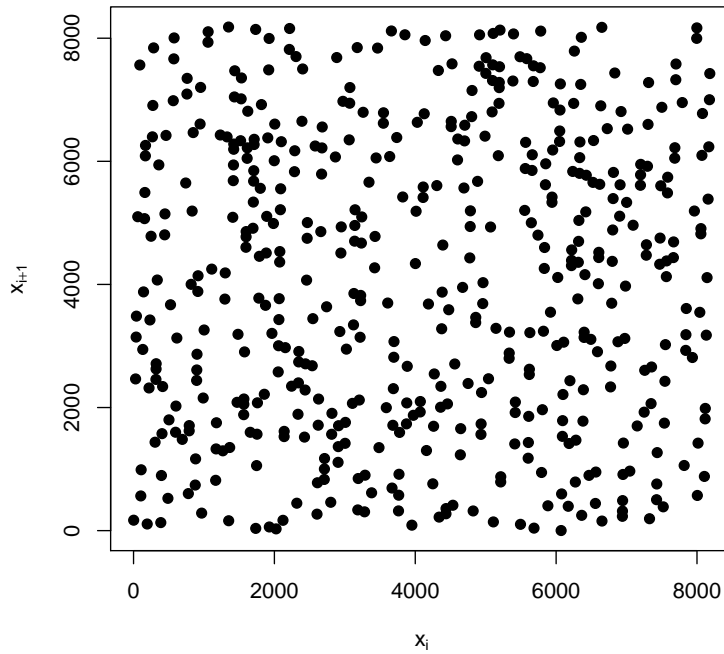


FIG. C.3: Paires de valeurs du générateur congruentiel multiplicatif avec $m = 2^{31} - 1$ et $a = 85$.

```
> x <- rand(n = 500, a = 85, c = 0, m = 2^13 - 1, seed = 19)
```

Ce générateur semble préférable à celui en a) puisque les points sont plus uniformément disposés sur le graphique (voir figure C.3).

7.3 a) On obtient environ 200 points alignés sur 10 lignes.

```
> u <- rand(n = 20002, a = 65539, c = 0, m = 2^31, seed = 19)/2^31
> mat <- matrix(c(u[1:20000], u[2:20001], u[3:20002]), ncol = 3)
> mat <- mat[(0.5 <= mat[,2]) & (mat[,2] <= 0.51), c(1, 3)]
> plot(mat, xlab = expression(u[i]), ylab = expression(u[i + 2]))
```

b) `> library(rgl)`

```
> u <- rand(n = 1002, a = 65539, c = 0, m = 2^31, seed = 19)/2^31
> plot3d(u[1:1000], u[2:1001], u[3:1002])
```

Chapitre 8

8.1 a) Tout d'abord, on voit que

$$\cos(2\pi U_2) \in (-1, 1)$$

$$\sin(2\pi U_2) \in (-1, 1)$$

et

$$(-2\log U_1)^{1/2} \in (0, \infty).$$

Par conséquent, $X_1 \in (-\infty, \infty)$ et $X_2 \in (-\infty, \infty)$. On vérifie la bijectivité de façon heuristique avec quelques valeurs de u_1 et u_2 .

b) On a

$$X_1^2 = (-2\log U_1) \cos^2(2\pi U_2)$$

$$X_2^2 = (-2\log U_1) \sin^2(2\pi U_2).$$

Or, puisque $\sin^2(x) + \cos^2(x) = 1$, $X_1^2 + X_2^2 = -2\log U_1$, d'où $U_1 = e^{-(X_1^2 + X_2^2)/2}$. D'autre part, $\sin(x)/\cos(x) = \tan(x)$, donc $\tan(2\pi U_2) = X_2/X_1$ ou, de manière équivalente, $U_2 = (2\pi)^{-1} \arctan X_2/X_1$.

c) Soit les fonctions

$$\begin{aligned} x_1(u_1, u_2) &= (-2\log u_1)^{1/2} \cos(2\pi u_2) & u_1(x_1, x_2) &= e^{-(x_1^2 + x_2^2)/2} \\ x_2(u_1, u_2) &= (-2\log u_1)^{1/2} \sin(2\pi u_2) & u_2(x_1, x_2) &= \frac{1}{2\pi} \arctan \frac{x_2}{x_1}. \end{aligned}$$

Les variables aléatoires U_1 et U_2 sont indépendantes, donc leur fonction de densité de probabilité conjointe est le produit des densités marginales :

$$f_{U_1, U_2}(u_1, u_2) = 1, \quad 0 < u_1 < 1, 0 < u_2 < 1.$$

La densité conjointe de X_1 et X_2 est, par définition d'une transformation,

$$f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) = f_{U_1, U_2}(x_1(u_1, u_2), x_2(u_1, u_2)) |\det(J)|$$

où

$$\begin{aligned} J &= \begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial x_1} & \frac{\partial u_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial u_2}{\partial x_1} & \frac{\partial u_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -x_1 e^{-(x_1^2 + x_2^2)/2} & -x_2 e^{-(x_1^2 + x_2^2)/2} \\ -\frac{1}{2\pi} \frac{x_2}{x_1^2 + x_2^2} & \frac{1}{2\pi} \frac{x_1}{x_1^2 + x_2^2} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Or,

$$\begin{aligned} |\det(J)| &= \frac{1}{2\pi} e^{-(x_1^2 + x_2^2)/2} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x_1^2/2} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x_2^2/2}, \end{aligned}$$

d'où

$$f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x_1^2/2} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x_2^2/2}$$

et, donc, X_1 et X_2 sont deux variables aléatoires $N(0, 1)$ indépendantes.

```
d) > u1 <- runif(500)
> u2 <- runif(500)
> x1 <- outer(u1, u2, function(x, y)
+             sqrt((-2 * log(x))) * cos(2 * pi * y))
> x2 <- outer(u1, u2, function(x, y)
+             sqrt((-2 * log(x))) * sin(2 * pi * y))
> hist(x1, prob = TRUE)
> curve(dnorm(x), add = TRUE)
```

La figure C.4 illustre d'une autre façon que la transformation de Box-Muller fonctionne bel et bien. Dans le graphique de gauche, on a plusieurs couples de points (u_1, u_2) où chaque composante provient d'une distribution uniforme sur l'intervalle $(0, 1)$.

Chacun de ces points a été transformé en un point (x_1, x_2) selon la transformation de Box-Muller, puis placé dans le graphique de droite. On a superposé le nuage de points ainsi obtenu aux lignes de niveau d'une distribution normale bivariable (avec paramètre $\rho = 0$). On observe que la répartition et la densité du nuage de points correspond effectivement aux lignes de niveau.

8.2 Deux suggestions :

1. Simuler deux nombres indépendants x_1 et x_2 d'une loi exponentielle de paramètre λ et poser $y = x_1 - x_2$.
2. La fonction de répartition de la distribution de Laplace est

$$F_Y(y) = \begin{cases} \frac{1}{2} e^{\lambda x}, & x < 0 \\ 1 - \frac{1}{2} e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \end{cases}$$

d'où

$$F_Y^{-1}(u) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda} \ln(2u) & u < 0,5 \\ -\frac{1}{\lambda} \ln(2(1-u)) & u \geq 0,5. \end{cases}$$

On peut donc utiliser la méthode inverse.

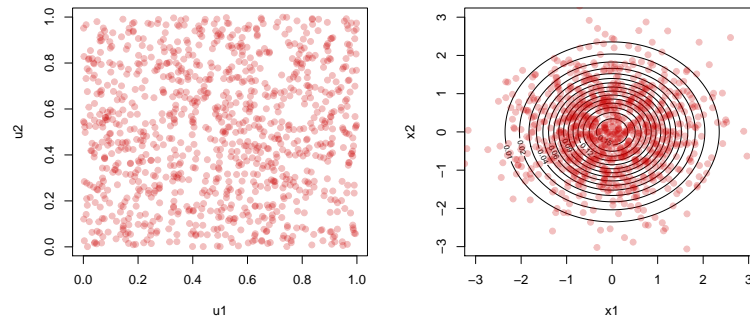


FIG. C.4: Démonstration graphique du fonctionnement de la transformation de Box–Muller.

8.3 Voir la fonction R de la figure C.5. On vérifie graphiquement la validité de l'algorithme :

```
> hist(rgamma2(1000, 5), prob = TRUE)
> curve(dgamma(x, 5, 1), add = TRUE)
```

8.4 Deux suggestions.

1. Si $X \sim \text{Gamma}(\alpha, 1)$, alors $Y = X/\lambda \sim \text{Gamma}(\alpha, \lambda)$. On peut donc générer un nombre x d'une loi $\text{Gamma}(\alpha, 1)$ avec l'algorithme de l'exercice 8.3, puis poser $y = x/\lambda$.

2. Si α est entier, on peut générer α nombres (indépendants) x_1, \dots, x_α d'une distribution Exponentielle(λ) et poser $y = \sum_{i=1}^{\alpha} x_i$.

8.5 a) On a $X|\Theta \sim \text{Exponentielle}(\Theta)$ et $\Theta \sim \text{Gamma}(\alpha, \lambda)$. Par la loi des probabilités totales,

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \int_0^\infty f(x|\theta)u(\theta) d\theta \\ &= \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty \theta^{\alpha+1-1} e^{-(\lambda+x)\theta} d\theta \\ &= \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{\Gamma(\alpha+1)}{(\lambda+x)^{\alpha+1}} \\ &= \frac{\alpha \lambda^\alpha}{(\lambda+x)^{\alpha+1}}. \end{aligned}$$

b) Pour générer un nombre d'une distribution de Pareto de paramètres α et λ avec le résultat en a), on génère d'abord un nombre θ d'une distribution

```

rgamma2 <- function(nsim, alpha)
{
  x <- numeric(nsim)
  i <- 0
  while (i < nsim)
  {
    u <- runif(2)
    v <- (alpha - 1/(6 * alpha)) * u[1] /
          ((alpha - 1) * u[2])

    if ((2 * (u[2] - 1)/(alpha - 1) +
          v + 1/v <= 2) |
        (2 * log(u[2])/(alpha - 1) -
          log(v) + v <= 1))
      x[i <- i + 1] <- (alpha - 1) * v
  }
  x
}

```

FIG. C.5: Fonction de simulation d'une distribution $\text{Gamma}(\alpha, 1)$, $\alpha > 1$.

gamma de mêmes paramètres, puis on génère un nombre x d'une distribution exponentielle de paramètre θ . En R :

```
> rexp(1, rgamma(1, alpha, lambda))
```

8.6 La fonction de répartition est

$$\begin{aligned}
 F(x) &= \int_{\lambda}^x \frac{\alpha \lambda^{\alpha}}{y^{\alpha+1}} dy \\
 &= \begin{cases} 0, & x \leq \lambda \\ 1 - \left(\frac{\lambda}{x}\right)^{\alpha}, & x > \lambda \end{cases}
 \end{aligned}$$

et son inverse est

$$F^{-1}(y) = \begin{cases} \lambda, & y = 0 \\ \frac{\lambda}{(1-y)^{1/\alpha}}, & 0 < y < 1. \end{cases}$$

Soit $U \sim U(0, 1)$. Alors

$$X = \lambda + \frac{\lambda}{U^{1/\alpha}} \sim \text{Pareto translatée}(\alpha, \lambda).$$

Les trois premières valeurs retournées par le générateur

$$x_n = (65x_{n-1} + 1) \bmod 2048$$

avec une amorce de 12 sont :

$$781 \quad 1614 \quad 463.$$

En divisant ces nombres par 2048, on obtient des nombres dans l'intervalle $(0, 1)$:

$$0,3813 \quad 0,7881 \quad 0,2261.$$

Finalement, les observations de la Pareto(2, 1000) sont

$$> 1000/\text{sqrt}(c(0.3813, 0.7881, 0.2261))$$

$$[1] \quad 1619.446 \quad 1126.443 \quad 2103.051$$

8.7 On a la transformation

$$\begin{aligned} X_1 &= \sqrt{U_1} \cos(2\pi U_2) \\ X_2 &= \sqrt{U_1} \sin(2\pi U_2) \end{aligned} \Leftrightarrow \begin{aligned} U_1 &= X_1^2 + X_2^2 \\ U_2 &= \frac{1}{2\pi} \arctan \frac{X_2}{X_1}. \end{aligned}$$

Cette transformation associe les points de l'espace $\{(u_1, u_2) : 0 < u_1 < 1, 0 < u_2 < 1\}$ à ceux de l'espace $\{(x_1, x_2) : x_1^2 + x_2^2 < 1 \setminus (0, 0)\}$. Cela se vérifie aisément en examinant les limites de l'espace de départ :

$$\begin{aligned} u_1 > 0 &\Rightarrow x_1^2 + x_2^2 > 0 \\ u_1 < 1 &\Rightarrow x_1^2 + x_2^2 < 1 \\ u_2 > 0 &\Rightarrow \frac{x_2}{x_1} > 0 \\ u_2 < 1 &\Rightarrow \frac{x_2}{x_1} < 0. \end{aligned}$$

Les troisième et quatrième inégalités définissent les quadrants I et III, puis II et IV de \mathbb{R}^2 , respectivement. On remarque également que le point $(0, 0)$, qui a probabilité zéro, ne se trouve pas dans l'espace image.

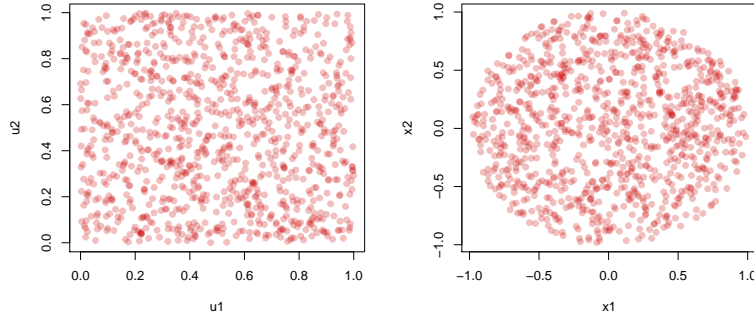


FIG. C.6: Démonstration graphique du fonctionnement de la transformation de l'exercice 8.7.

Le Jacobien de la transformation est

$$\begin{aligned}
 J &= \begin{vmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial x_1} & \frac{\partial u_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial u_2}{\partial x_1} & \frac{\partial u_2}{\partial x_2} \end{vmatrix} \\
 &= \begin{vmatrix} 2x_1 & 2x_2 \\ -\frac{1}{2\pi} \frac{x_2}{x_1^2 + x_2^2} & \frac{1}{2\pi} \frac{x_1}{x_1^2 + x_2^2} \end{vmatrix} \\
 &= \frac{1}{\pi}.
 \end{aligned}$$

La fonction de densité de probabilité conjointe de X_1 et X_2 est donc

$$\begin{aligned}
 f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) &= f_{U_1, U_2}(u_1, u_2) |J| \\
 &= \frac{1}{\pi} \quad -1 < x_1 < 1, -\sqrt{1-x_1^2} < x_2 < \sqrt{1-x_1^2},
 \end{aligned}$$

soit une distribution uniforme sur le cercle unité.

Le résultat peut évidemment servir à simuler des points uniformément répartis dans un cercle de rayon 1 centré en $(0,0)$. La figure C.6 illustre d'ailleurs cette transformation. Les points (u_1, u_2) du graphique de gauche sont tirés aléatoirement sur le carré $(0,1) \times (0,1)$. Le graphique de droite montre que suite à la tranformation ci-dessus, on obtient des points (x_1, x_2) distribués uniformément sur un cercle de rayon centré en $(0,0)$.

8.8 a) On a

$$f_{Y_1}(y_1) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} y_1^{\alpha-1} e^{-y_1}, \quad y_1 > 0,$$

$$f_{Y_2}(y_2) = \frac{1}{\Gamma(\beta)} y_2^{\beta-1} e^{-y_2}, \quad y_2 > 0$$

et

$$f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} y_1^{\alpha-1} y_2^{\beta-1} e^{-(y_1+y_2)}, \quad y_1 > 0, y_2 > 0.$$

Soit $X_1 = Y_1/(Y_1 + Y_2)$ et $X_2 = Y_1 + Y_2$ (le choix de X_2 étant justifié par l'exposant de la distribution conjointe de Y_1 et Y_2). On cherche la distribution conjointe de X_1 et X_2 , $f_{X_1, X_2}(x_1, x_2)$. On a la transformation

$$\begin{aligned} x_1 &= \frac{y_1}{y_1 + y_2} & \Leftrightarrow & \quad y_1 = x_1 x_2 \\ x_2 &= y_1 + y_2 & & \quad y_2 = x_2 - x_1 x_2. \end{aligned}$$

Cette transformation associe de manière évidente les points de l'espace $\{(y_1, y_2) : y_1 > 0, y_2 > 0\}$ à ceux de l'espace $\{(x_1, x_2) : 0 < x_1 < 1, x_2 > 0\}$.

Le Jacobien de la transformation est

$$\begin{aligned} J &= \begin{vmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_1} & \frac{\partial y_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial y_2}{\partial x_1} & \frac{\partial y_2}{\partial x_2} \end{vmatrix} \\ &= \begin{vmatrix} x_2 & x_1 \\ -x_2 & 1 - x_1 \end{vmatrix} \\ &= x_2. \end{aligned}$$

La fonction de densité de probabilité conjointe de X_1 et X_2 est donc

$$\begin{aligned} f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) &= f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2) |J| \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x_1^{\alpha-1} (1-x_1)^{\beta-1} x_2^{\alpha+\beta-1} e^{-x_2} \\ &= \left[\frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x_1^{\alpha-1} (1-x_1)^{\beta-1} \right] \left[\frac{1}{\Gamma(\alpha+\beta)} x_2^{\alpha+\beta-1} e^{-x_2} \right], \end{aligned}$$

pour $0 < x_1 < 1$, $x_2 > 0$, d'où X_1 et X_2 sont indépendantes, $X_1 \sim \text{Bêta}(\alpha, \beta)$ et $X_2 \sim \text{Gamma}(\alpha + \beta)$ (un résultat connu).

b) La conversion du résultat en un algorithme est très simple :

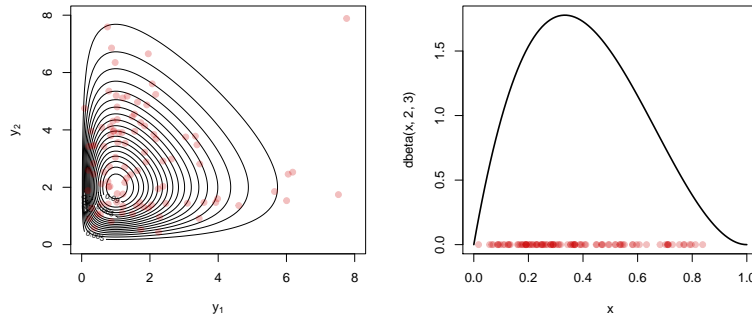


FIG. C.7: Démonstration graphique du fonctionnement de la transformation de l'exercice 8.8.

1. Générer y_1 d'une distribution $\text{Gamma}(\alpha, 1)$.
2. Générer y_2 d'une distribution $\text{Gamma}(\beta, 1)$.
3. Poser $x = y_1 / (y_1 + y_2)$.

Cet algorithme suppose évidemment qu'une source de nombres provenant d'une loi gamma est disponible.

La figure C.7 illustre le fonctionnement de cette transformation. Dans le graphique de gauche, on a un nuage de points (y_1, y_2) tirés indépendamment de deux distributions gamma de paramètre d'échelle égal à 1. On a superposé ce nuage de points aux courbes de niveaux de la distribution conjointe des deux lois gamma.

Dans le graphique de droite, on a placé en abscisse les points $x = y_1 / (y_1 + y_2)$ résultant de la transformation. On voit que la répartition et la densité de ces points correspond à la densité de la loi bêta également représentée sur le graphique.

c) En R :

```
> (y <- rgamma(1, alpha, 1)) / (y + rgamma(1, beta, 1))
```

8.9 a) On a

$$\begin{aligned} \Pr\left[U \leq \frac{f_X(Y)}{c g_Y(Y)}\right] &= \int_{-\infty}^{\infty} \Pr\left[U \leq \frac{f_X(Y)}{c g_Y(Y)} \mid Y = y\right] g_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{f_X(Y)}{c g_Y(Y)} g_Y(y) dy \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{c} \int_{-\infty}^{\infty} f_X(y) dy \\
&= \frac{1}{c}.
\end{aligned}$$

- b) Les essais étant indépendants, la distribution du nombre d'essais avant d'avoir un succès (accepter un nombre y) est géométrique de paramètre $1/c$, c'est-à-dire

$$\Pr[Z = z] = \left(\frac{1}{c}\right) \left(1 - \frac{1}{c}\right)^z, \quad z = 1, 2, \dots,$$

où Z représente le nombre d'essais avant d'accepter un nombre.

- c) On a $E[Z] = 1/(1/c) = c$.

8.10 a) On pose

$$cg_Y(x) = M, \quad a < x < b,$$

soit $Y \sim U(a, b)$ et $c = M(b - a)$. L'algorithme d'acceptation-rejet est donc le suivant :

1. Simuler deux nombres indépendants u_1 et u_2 d'une loi $U(0, 1)$.
2. Poser $y = a + (b - a)u_1$.
3. Si $u_2 \leq f_X(y)/M$, poser $x = y$. Sinon, retourner à l'étape 1.

- b) L'efficacité est

$$\frac{1}{c} = \frac{1}{M(b - a)}.$$

8.11 a) On démontre facilement que le mode M d'une distribution Bêta(α, β) se trouve en

$$x = \frac{\alpha - 1}{\alpha + \beta - 2}.$$

Par conséquent, l'efficacité de l'algorithme d'acceptation-rejet décrit à l'exercice 8.10 et consistant à borner la densité par un rectangle de hauteur M est

$$\begin{aligned}
\frac{1}{M} &= \frac{1}{f((\alpha - 1)/(\alpha + \beta - 2))} \\
&= \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha + \beta)} \left(\frac{\alpha - 1}{\alpha + \beta - 2}\right)^{1-\alpha} \left(\frac{\beta - 1}{\alpha + \beta - 2}\right)^{1-\beta}.
\end{aligned}$$

Avec $\alpha = 3$ et $\beta = 2$, on obtient une efficacité de $9/16$.


```

rbeta.ar2 <- function(n)
{
  g <- function(x)
    ifelse(x < 0.8, 2.5 * x, 10 - 10 * x)
  Ginv <- function(y)
    ifelse(y < 0.8, sqrt(0.8 * y),
           1 - sqrt(0.2 - 0.2 * y))
  x <- numeric(n)
  i <- 0
  while(i < n)
  {
    y <- Ginv(runif(1))
    if(1.2 * g(y) * runif(1) <=
       dbeta(y, shape1 = 3, shape2 = 2))
      x[i <- i + 1] <- y
  }
  x
}

```

FIG. C.8: Code R de la fonction `rbeta.ar2`.

- b) On a trouvé $c = 1,2$ dans l'exemple 8.4, d'où une efficacité de $1/c = 5/6$. Cet algorithme est évidemment plus efficace puisque la surface de l'enveloppe de la densité bêta est nettement plus petite.
- c) On utilise l'algorithme développé à l'exemple 8.4. Une première mise en œuvre de l'algorithme en R est fournie dans le code informatique de la section 8.5. La figure C.8 en propose une autre. On propose aussi une mise en œuvre VBA à la figure C.9. On peut vérifier l'exactitude la fonction `rbeta.ar2` avec

```

> x <- rbeta.ar2(10000)
> hist(x, prob = TRUE)
> curve(dbeta(x, 3, 2), add = TRUE)

```

8.12 a) On reconnaît l'algorithme d'acceptation-rejet de l'exercice 8.10.

- b) On doit simuler deux observations d'une loi Bêta(2,3) dont la fonction de densité de probabilité est

$$f(x) = 12x(1-x)^2, \quad 0 < x < 1.$$

```

Private Function sqrt(x)
    sqrt = x ^ 0.5
End Function

Private Function g(x As Double)
    DensiteTriangle = IIf(x < 0.8, 2.5 * x,
                          10 - 10 * x)
End Function

Private Function Ginv(u As Double)
    InverseTriangle = IIf(u < 0.8, sqrt(0.8 * u),
                          1 - sqrt(0.2 - 0.2 * u))
End Function

Private Function dbeta(x As Double, shape1 As Double,
                      shape2 As Double)
    Dim cte As Double
    With WorksheetFunction
        cte = Exp(.GammaLn(shape1 + shape2) -
                  .GammaLn(shape1) -
                  .GammaLn(shape2))
        dbeta = cte * x ^ (shape1 - 1) *
                (1 - x) ^ (shape2 - 1)
    End With
End Function

Function betasim()
    Dim u1 As Double, u2 As Double, y As Double

    Do
        u1 = Rnd
        u2 = Rnd
        y = Ginv(u1)
    Loop Until u2 <= dbeta(y, 3, 2) / (1.2 * g(y))

    SimuleBeta = y
End Function

```

FIG. C.9: Code VBA de la fonction betasim.

Le mode de cette densité se trouve en $x = 1/3$ (voir la solution de l'exercice 8.11) et la valeur de ce mode est $M = f(1/3) = 16/9$. Pour obtenir le résultat de l'appel de la fonction `simul`, il faut s'assurer d'utiliser les nombres uniformes dans le bon ordre. Quatre itérations de la boucle `repeat` seront nécessaires ; voici leurs résultats.

1. On a $u = 0,72$, puis $(16/9)(0,88) > f(0,72)$, donc u est rejeté.
 2. On a $u = 0,76$, puis $(16/9)(0,89) > f(0,76)$, donc u est rejeté.
 3. On a $u = 0,46$, puis $(16/9)(0,17) > f(0,46)$, donc u est accepté : $x_1 = 0,46$.
 4. On a $u = 0,33$, puis $(16/9)(0,51) > f(0,33)$, donc u est accepté : $x_2 = 0,33$.
- Le résultat est donc le vecteur $\mathbf{x} = (0,46, 0,33)$.

- 8.13** a) Si $0 \leq x \leq 1$, $e^{-1} < e^{-x} < 1$, d'où $x^{\alpha-1}e^{-x} \leq x^{\alpha-1}$. De même, puisque $0 < \alpha < 1$, $x^{\alpha-1} < 1$ pour $x > 1$, d'où $x^{\alpha-1}e^{-x} \leq e^{-x}$ pour $x > 1$.
- b) On veut borner la densité $f_X(x) = x^{\alpha-1}e^{-x}/\Gamma(\alpha)$, $x > 0$ et $0 < \alpha < 1$. Du résultat en a), on a

$$f_X(x) \leq \begin{cases} x^{\alpha-1}/\Gamma(\alpha), & 0 \leq x \leq 1 \\ e^{-x}/\Gamma(\alpha), & x > 1. \end{cases}$$

Posons

$$cg_Y(x) = \begin{cases} x^{\alpha-1}/\Gamma(\alpha), & 0 \leq x \leq 1 \\ e^{-x}/\Gamma(\alpha), & x > 1. \end{cases}$$

L'aire totale sous la fonction $cg_Y(x)$ est

$$\int_0^1 \frac{x^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} dx + \int_1^\infty \frac{e^{-x}}{\Gamma(\alpha)} dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \left(\frac{1}{\alpha} + \frac{1}{e} \right),$$

d'où

$$g_Y(x) = \begin{cases} \frac{x^{\alpha-1}}{(1/\alpha) + (1/e)}, & 0 \leq x \leq 1 \\ \frac{e^{-x}}{(1/\alpha) + (1/e)}, & x > 1, \end{cases}$$

$$G_Y(x) = \begin{cases} \frac{e}{\alpha + e} x^\alpha, & 0 \leq x \leq 1 \\ 1 - \frac{e^{-x}}{(1/\alpha) + (1/e)}, & x > 1, \end{cases}$$

et

$$G_Y^{-1}(x) = \begin{cases} \left(\frac{\alpha + e}{e} x \right)^{1/\alpha}, & 0 \leq x \leq e/(\alpha + e) \\ -\ln[(1/\alpha) + (1/e)](1 - x), & e/(\alpha + e) < x \leq 1. \end{cases}$$

On remarque que

$$\frac{f_X(x)}{cg_Y(x)} = \begin{cases} e^{-x}, & 0 \leq x \leq 1 \\ x^{\alpha-1}, & x > 1. \end{cases}$$

On a donc l'algorithme de simulation suivant :

1. Simuler deux nombres u_1 et u_2 d'une $U(0, 1)$.

2. Poser $y = G_Y^{-1}(u_1)$.

3. Si

$$u_2 \leq \begin{cases} e^{-y}, & 0 \leq y \leq 1 \\ y^{\alpha-1}, & y > 1, \end{cases}$$

alors poser $x = y$. Sinon, retourner à l'étape 1.

8.14 On veut simuler des observations de la fonction de densité de probabilité

$f_X(x) = x^{\alpha-1} e^{-x} / \Gamma(\alpha)$ avec $\alpha \geq 1$. Or, on nous donne

$$f_X(x) \leq \frac{\alpha^\alpha}{\Gamma(\alpha)} e^{1-\alpha} \frac{1}{\alpha} e^{-x/\alpha}, \quad x > 0,$$

d'où $f_X(x) \leq cg_Y(x)$ avec

$$c = \frac{\alpha^\alpha}{\Gamma(\alpha)} e^{1-\alpha}$$

et

$$g_Y(x) = \frac{1}{\alpha} e^{-x/\alpha}.$$

Ainsi, $Y \sim \text{Exponentielle}(1/\alpha)$. Soit y une observation de la variable aléatoire Y et u une observation d'une loi $U(0, 1)$. Selon l'algorithme d'acceptation-rejet, on accepte la valeur y comme observation d'une loi Gamma($\alpha, 1$) avec $\alpha \geq 1$ si

$$u \leq \frac{f_X(y)}{cg_Y(y)} = y^{\alpha-1} \frac{e^{-y(1-1/\alpha)}}{\alpha^{\alpha-1} e^{-(\alpha-1)}}$$

$$\Leftrightarrow$$

$$u^{1/(\alpha-1)} \leq \left(\frac{y}{\alpha}\right) \frac{e^{-y/\alpha}}{e^{-1}}$$

$$\Leftrightarrow$$

$$\ln u \leq (\alpha-1) \left[\ln\left(\frac{y}{\alpha}\right) - \frac{y}{\alpha} + 1 \right]$$

$$\Leftrightarrow$$

$$-\ln u > (\alpha-1) \left[\frac{y}{\alpha} - \ln\left(\frac{y}{\alpha}\right) - 1 \right].$$

Or, tant la distribution de $-\ln U$ que celle de Y/α est une Exponentielle(1), d'où l'algorithme donné dans l'énoncé.

Chapitre 9

9.1 On a

$$\begin{aligned}\theta &= \int_0^1 \ln(5u+4) dx \\ &= E[\ln(5U+4)],\end{aligned}$$

où $U \sim U(0,1)$, ou encore simplement

$$\theta = E[\ln(X)],$$

où $X \sim U(4,9)$. Une approximation de θ est

$$\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i),$$

où x_1, \dots, x_n est un échantillon aléatoire d'une distribution $U(4,9)$. Une évaluation avec R donne

```
> mean(log(runif(1e6, 4, 9)))
[1] 1.846346
```

9.2 On pose

$$\begin{aligned}\theta &= \int_0^1 \int_0^1 e^{2xy} \ln(3x+y^2) dx dy \\ &= E[e^{2XY} \ln(3X+Y^2)],\end{aligned}$$

où $X \sim U(0,1)$, $Y \sim U(0,1)$ et X et Y sont indépendantes. Ainsi, leur densité conjointe est uniforme sur $(0,1) \times (0,1)$. Une approximation de θ est

$$\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e^{2x_i y_i} \ln(3x_i + y_i^2)$$

où x_1, \dots, x_n et y_1, \dots, y_n sont deux échantillons aléatoires indépendants d'une distribution $U(0,1)$. Une évaluation avec R donne

```
> x <- runif(1e6)
> y <- runif(1e6)
> mean(exp(2 * x * y) * log(3 * x + y^2))
```

[1] 1.20046

- 9.3 a) Soit le changement de variable $u = e^{-x/2} \Leftrightarrow x = -\ln u^2$, d'où $-2du = e^{-x/2} dx$.
On a donc

$$\begin{aligned}\theta &= \int_0^1 2(-\ln u^2)^2 \sin(-\pi \ln u^2) du \\ &= 2E[(-\ln U^2)^2 \sin(-\pi \ln U^2)],\end{aligned}$$

où $U \sim U(0, 1)$. Une estimation de θ est

$$\hat{\theta} = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (-\ln u_i^2)^2 \sin(-\pi \ln u_i^2),$$

où u_1, \dots, u_n est un échantillon aléatoire d'une distribution $U(0, 1)$. Une évaluation avec R donne

```
> u <- runif(1e6)
> 2 * mean((-log(u^2))^2 * sin(pi * (-log(u^2))))
[1] -0.07456651
```

- b) On remarque que la fonction à intégrer contient, à une constante près, la fonction de densité de probabilité d'une loi Gamma(3, 1/2). Ainsi,

$$\begin{aligned}\theta &= 16 \int_0^\infty \sin(\pi x) \frac{(1/2)^3}{\Gamma(3)} x^2 e^{-x/2} dx \\ &= 16E[\sin(\pi X)],\end{aligned}$$

où $X \sim \text{Gamma}(3, 1/2)$. Une estimation de θ est donc

$$\hat{\theta} = \frac{16}{n} \sum_{i=1}^n \sin(\pi x_i)$$

où x_1, \dots, x_n est un échantillon aléatoire d'une Gamma(3, 1/2). Une évaluation avec R donne

```
> 16 * mean(sin(pi * rgamma(1e6, 3, 0.5)))
[1] -0.042959
```

- 9.4 On peut faire l'estimation en R simplement avec les expressions suivantes :

```
> x <- replicate(10000, rnorm(25))
> mean(apply(x, 2, function(x) sort(x)[5]))
[1] -0.9017697
```

Bibliographie

- Devroye, L. 1986, *Non-Uniform Random Variate Generation*, Springer-Verlag, ISBN 0-38796305-7. URL <http://cgm.cs.mcgill.ca/~luc/books-luc.html>.
- Dutang, C., V. Goulet et M. Pigeon. 2008, «**actuar**: An R package for actuarial science», *Journal of Statistical Software*, vol. 25, n° 7. URL <http://www.jstatsoft.org/v25/i07>.
- Knuth, D. E. 1997, *The Art of Computer Programming*, vol. 2, Seminumerical Algorithms, Addison-Wesley, Reading, MA.
- McCullough, B. D. et D. A. Heiser. 2008a, «Microsoft Excel's 'Not The Wichmann-Hill' random number generators», *Computational statistics and data analysis*, vol. 52, n° 10, p. 4587–4593.
- McCullough, B. D. et D. A. Heiser. 2008b, «On the accuracy of statistical procedures in Microsoft Excel 2007», *Computational statistics and data analysis*, vol. 52, n° 10, p. 4570–4578.
- Wheeler, B. 2009, **SuppDists**: *Supplementary Distributions*. URL <http://www.bobwheeler.com/stat>, r package version 1.1-8.

