

Capítulo 2

Recordatorio: probabilidad y simulación

2.1. Modelos: variables y vectores aleatorios	37
2.1.1. Variables aleatorias	37
2.1.2. Vectores aleatorios	41
2.2. Transformaciones de variables y vectores aleatorios	46
2.2.1. Transformaciones de variables aleatorias	46
2.2.2. Transformaciones de vectores aleatorios	48
2.3. Exponenciales, normales y Gammas	51
2.3.1. Variables exponenciales	52
2.3.2. La normal (unidimensional)	53
2.3.3. Variables Gamma	56
2.4. Simulación de variables aleatorias	61
2.4.1. Simulación de variables discretas	62
2.4.2. Simulación de variables continuas	63

Este capítulo contiene material básico de Probabilidad.

Su propósito es que sirva de recordatorio de los principales resultados de la teoría de la probabilidad que se usarán en capítulos subsiguientes. Al tiempo, nos va a permitir fijar notaciones y definiciones varias de uso sistemático.

2.1. Modelos: variables y vectores aleatorios

2.1.1. Variables aleatorias

Una variable aleatoria X es un modelo matemático (abstracto) que pretende recoger los posibles resultados de un experimento (los valores), junto con la “frecuencia relativa potencial” (las probabilidades) con que ocurre cada uno.

A. Variables discretas

Una variable discreta X viene dada por una lista de valores¹ (números reales cualesquiera)

$$x_1, \dots, x_n$$

con sus respectivas probabilidades:

$$p_1, \dots, p_n, \quad \text{donde } p_j \geq 0 \quad \text{y} \quad \sum_{j=1}^n p_j = 1,$$

de manera que, para cada $i = 1, \dots, n$, $\mathbf{P}(X = x_i) = p_i$.

A la lista de valores (x_1, \dots, x_n) junto con la lista de probabilidades (p_1, \dots, p_n) nos referimos como la **función de masa** de X .

Llamaremos **soporte** de X al conjunto $\{x_1, \dots, x_n\}$ de posibles valores que toma X ; la función de masa de X es, pues, la función

$$x \in \text{sop}(X) \mapsto \mathbf{P}(X = x).$$

Las variables discretas son, conceptualmente, bien sencillas, aunque en los cálculos con ellas sólo en contadas ocasiones se obtienen fórmulas (manejables y compactas).

En un modelo discreto, las probabilidades se calculan *sumando*: para cualquier conjunto $A \subset \mathbb{R}$,

$$\mathbf{P}(X \in A) = \sum_{i : x_i \in A} p_i.$$

Es decir, sumamos (probabilidades) en todos los índices i para los que el correspondiente valor x_i pertenezca a A .

También nos interesan variables aleatorias discretas que toman infinitos valores, es decir, en las que $n = \infty$. En este caso $\text{sop}(X)$ es una sucesión $(x_j)_{j=1}^{\infty}$ y las probabilidades respectivas $(p_j)_{j=1}^{\infty}$ conforman una sucesión de números no negativos, $p_j \geq 0$, para $j \geq 1$, tales que $\sum_{j=1}^{\infty} p_j = 1$ y de manera que

$$\mathbf{P}(X = x_j) = p_j, \quad \text{para cada } j \geq 1.$$

En este caso, $n = \infty$, habrá que manipular series, con las precauciones correspondientes, y no tan sólo sumas, como en el caso $n < +\infty$.

Media, varianza y momentos. La **esperanza o media** $\mathbf{E}(X)$ de la variable aleatoria X viene dada por

$$\mathbf{E}(X) = \sum_{j=1}^n x_j p_j$$

¹Ojo con la notación!, ahora se trata de un modelo abstracto: x_1, \dots, x_n no significa muestra, sino que es la lista de posibles valores.

(“valores multiplicados por probabilidades”, y sumados). En el caso en que el soporte de X sea infinito, entonces

$$\mathbf{E}(X) = \sum_{j=1}^{\infty} x_j p_j,$$

aunque aquí, ¡atención!, se requiere que

$$\mathbf{E}(|X|) = \sum_{j=1}^{\infty} |x_j| p_j < +\infty.$$

Si $Y = h(X)$, donde $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ es una cierta función, entonces la esperanza $\mathbf{E}(Y) = \mathbf{E}(h(X))$ se calcula de la siguiente manera:

$$\mathbf{E}(h(X)) = \sum_{j=1}^n h(x_j) p_j$$

(valores “transformados” multiplicados por las probabilidades originales, y sumados). En caso de tener una serie (caso $n = \infty$), se requiere de nuevo que $\mathbf{E}(|h(X)|) < +\infty$.

Hacemos notar aquí, lector, que en general,

$$\mathbf{E}(h(X)) \neq h(\mathbf{E}(X))$$

(por si le tentaba la simple permutación de los símbolos \mathbf{E} y h).

Si la función h es convexa, las dos cantidades anteriores, la media de la variable transformada, y la transformación de la media, están ordenadas:

Teorema 2.1 (Desigualdad de Jensen) *Sea $h(x)$ una función convexa, es decir, tal que, para todo $t \in [0, 1]$, y todo $x, y \in \mathbb{R}$,*

$$h(tx + (1 - t)y) \leq t h(x) + (1 - t) h(y).$$

Entonces, si X es una variable aleatoria,

$$h(\mathbf{E}(X)) \leq \mathbf{E}(h(X)).$$

Geométricamente, una función es convexa si su gráfica queda siempre *por debajo* de la recta que une dos cualesquiera de sus puntos.

Este resultado, la desigualdad de Jensen, es general y válido para cualesquiera variables aleatorias (tanto discretas como las continuas que vienen a continuación).

De entre los diferentes tipos de funciones h que uno puede elegir, uno de las favoritos, por supuesto, son las potencias. Definimos los **momentos de orden** $k \geq 1$:

centrados $\mathbf{E}((X - \mathbf{E}(X))^k)$		no centrados $\mathbf{E}(X^k)$
--	--	-----------------------------------

Estas definiciones requieren, en el caso $n = \infty$, que $\mathbf{E}(|X|^k) < +\infty$.

La media $\mathbf{E}(X)$ es el momento (no centrado) de orden 1, y la **varianza** $\mathbf{V}(X)$ es el momento centrado de orden 2:

$$(2.1) \quad \mathbf{V}(X) = \mathbf{E}[(X - \mathbf{E}(X))^2] = \mathbf{E}(X^2) - \mathbf{E}(X)^2$$

Obsérvese que la varianza $\mathbf{V}(X)$ es cero si y sólo si X es una constante c .

La **desviación típica** se define como $\sigma(X) = \sqrt{\mathbf{V}(X)}$.



Nota 2.1.1. Como $\mathbf{V}(X) \geq 0$, de (2.1) se deduce que $\mathbf{E}(X^2) \geq \mathbf{E}(X)^2$. Esto también se obtiene de la desigualdad de Jensen, teorema 2.1, tomando allí $h(x) = x^2$; o también de la desigualdad de Cauchy-Schwarz, teorema 2.2 más adelante, tomando allí $Y \equiv 1$.

Con los momentos centrados de orden 3 y 4 se definen los **coeficientes de asimetría** y la **curtosis** de X :

$$(2.2) \quad \text{asim}(X) = \frac{\mathbf{E}((X - \mu)^3)}{\sigma(X)^3}, \quad \text{curtosis}(X) = \frac{\mathbf{E}((X - \mu)^4)}{\sigma(X)^4}.$$



Nota 2.1.2. Hay quien define la curtosis de una variable aleatoria restando 3 en la definición anterior. La razón de esa definición alternativa es que así las variables normales tienen curtosis 0.

B. Variables continuas

Una variable continua X viene definida por una **función de densidad** $f_X(x)$, que es una función integrable en \mathbb{R} que cumple

$$f_X(x) \geq 0, \quad \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1$$

(no negativa y con área total de 1 bajo su gráfica).

Las variables continuas son conceptualmente más complicadas que las discretas, pero en muchos casos resultan más fáciles de manipular (pues integrar es frecuentemente más sencillo que sumar).

En estos modelos, el cálculo de las probabilidades de que X tome valores en ciertos conjuntos requiere *integrar* (calcular áreas encerradas bajo la función de densidad). Por ejemplo, la probabilidad de que X tome valores en un intervalo $[a, b]$ es

$$\mathbf{P}(X \in [a, b]) = \int_a^b f_X(x) dx.$$

La **esperanza o media** $\mathbf{E}(X)$ de la variable aleatoria X se calcula como sigue:

$$\mathbf{E}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx$$

(“valores multiplicados por probabilidades”, pero ahora integrados). Se requiere aquí que $\mathbf{E}(|X|) = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f_X(x) dx < +\infty$.

Si $Y = h(X)$, donde $h(x)$ es una cierta función, entonces

$$\mathbf{E}(h(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} h(x) f_X(x) dx.$$

Se requiere aquí de nuevo $\mathbf{E}(|h(X)|) < +\infty$.

Los momentos se definen como en el caso discreto, aunque su cálculo requiere, claro, integrar.



Nota 2.1.3. Función de distribución. Recordamos seguidamente una descripción alternativa de variable aleatoria común a las variables discretas y a las continuas. Una variable aleatoria X viene dada por su función de distribución F_X , que se define como

$$F_X(x) = \mathbf{P}(X \leq x) \quad \text{para cada } x \in \mathbb{R}.$$

La función de distribución F_X está definida en todo \mathbb{R} y toma valores en $[0, 1]$.

- En el caso de una variable discreta X que toma los valores x_1, x_2, \dots con probabilidades respectivas p_1, p_2, \dots , la función de distribución es una función con saltos:

$$F_X(x) = \sum_{j: x_j \leq x} p_j.$$

- Para una variable continua X con función de densidad $f_X(x)$,

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(y) dy.$$

Recuérdese que, en este caso, $F'_X(x) = f_X(x)$.

2.1.2. Vectores aleatorios

La expresión “vector aleatorio” se refiere aquí a una lista de variables aleatorias definidas en el mismo espacio de probabilidad.

En un vector aleatorio (X_1, \dots, X_n) , cada coordenada X_j es una variable aleatoria. Interesa entender estas variables conjuntamente.

A. Caso discreto

Definimos la **función de masa conjunta** del vector (X_1, \dots, X_n) como la colección de números (probabilidades conjuntas)

$$\mathbf{P}(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n) \geq 0,$$

donde cada $a_i \in \text{sop}(X_i)$, para $i = 1, \dots, n$, tales que

$$\sum_{a_1 \in \text{sop}(X_1)} \cdots \sum_{a_n \in \text{sop}(X_n)} \mathbf{P}(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n) = 1.$$

La función de masa de una coordenada X_i se obtiene fijando el valor de X_i y sumando en los valores de todas las demás variables. Por ejemplo,

$$\mathbf{P}(X_1 = \alpha) = \sum_{a_2 \in \text{sop}(X_2)} \cdots \sum_{a_n \in \text{sop}(X_n)} \mathbf{P}(X_1 = \alpha, X_2 = a_2, \dots, X_n = a_n)$$

para cada $\alpha \in \text{sop}(X_1)$. A estas funciones de masa de las variables coordenadas X_i se les conoce como **funciones de masa marginales de \mathbb{X}** .

La **media** de una variable aleatoria (que no vector aleatorio) $Z = h(X_1, \dots, X_n)$, donde h es una función $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, se calcula como

$$\mathbf{E}(Z) = \sum_{a_1 \in \text{sop}(X_1)} \cdots \sum_{a_n \in \text{sop}(X_n)} h(a_1, \dots, a_n) \mathbf{P}(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n);$$

en palabras, «suma de valores por probabilidades». (Aquí, como es habitual, se requiere que $\mathbf{E}(|Z|) < +\infty$).

B. Caso continuo

El vector aleatorio (X_1, \dots, X_n) se define a través de una función $f_{(X_1, \dots, X_n)}$ de densidad conjunta definida en \mathbb{R}^n tal que

$$\begin{aligned} &\text{(no negativa)} \quad f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n) \geq 0; \\ &\text{(integral 1)} \quad \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n) dx_1 \cdots dx_n = 1. \end{aligned}$$

Es decir, la función $f_{(X_1, \dots, X_n)}$ es no negativa y el volumen total bajo su gráfica es 1.

Las funciones de densidad de cada X_i , es decir, las funciones de densidad marginales del vector (X_1, \dots, X_n) , se calculan

$$f_{X_i}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_{i-1}, x, x_{i+1}, \dots, x_n) dx_1 \cdots dx_{i-1} dx_{i+1} \cdots dx_n.$$

Nótese que se integra en todas las variables excepto la i -ésima.

La media de una variable aleatoria $Z = h(X_1, \dots, X_n)$, donde h es una función $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, se calcula en este caso como

$$\mathbf{E}(Z) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h(x_1, \dots, x_n) f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n) dx_1 \cdots dx_n$$

(con el requisito de que $\mathbf{E}(|Z|) < +\infty$).

C. Independencia

Las variables (X_1, \dots, X_n) se dicen **independientes** si

$$\mathbf{P}(X_1 \in A_1, \dots, X_n \in A_n) = \mathbf{P}(X_1 \in A_1) \cdot \mathbf{P}(X_2 \in A_2) \cdots \mathbf{P}(X_n \in A_n),$$

para cualesquiera conjuntos (de Borel) $A_1, \dots, A_n \subset \mathbb{R}$.



Nota 2.1.4. Usaremos en ocasiones la siguiente observación: si las variables (X_1, \dots, X_n) son independientes, entonces las variables $(Y_1, \dots, Y_n) = (T_1(X_1), \dots, T_n(X_n))$, donde T_1, \dots, T_n son funciones medibles de \mathbb{R} en \mathbb{R} , también lo son.

La independencia en el caso discreto equivale a cerciorarse de que

$$\mathbf{P}(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n) = \mathbf{P}(X_1 = a_1) \cdot \mathbf{P}(X_2 = a_2) \cdots \mathbf{P}(X_n = a_n),$$

para cada $(a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^n$, con $a_j \in \text{sop}(X_j)$ para $1 \leq j \leq n$.

En el caso continuo, las variables coordenadas X_j son independientes si y sólo si la función de densidad conjunta $f_{(X_1, \dots, X_n)}$ se factoriza como producto de las funciones de densidad de las coordenadas X_j en la forma siguiente:

$$(2.3) \quad f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n) = f_{X_1}(x_1) \cdots f_{X_n}(x_n), \quad \text{para } (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n.$$



Nota 2.1.5. Usaremos en ocasiones la observación siguiente: si $f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n)$ se factoriza como producto de funciones $g_j(x_j)$ no negativas e integrables (cada g_j es función de una sola variable, x_j), es decir, si

$$(b) \quad f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n g_i(x_i), \quad \text{para } (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n,$$

entones las X_j son independientes. Veamos. Denotemos las integrales $\int_{\mathbb{R}} g_j(x_j) dx_j = \lambda_j$. De (b) se deduce que $\prod_{j=1}^n \lambda_j = 1$. Asimismo de (b) se deduce que

$$f_{X_j}(x_j) = g_j(x_j) \prod_{i \neq j} \lambda_i = \frac{1}{\lambda_j} g_j(x_j), \quad \text{para cada } x_j \in \mathbb{R}.$$

Así que, para $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}$,

$$\prod_{j=1}^n f_{X_j}(x_j) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{\lambda_j} g_j(x_j) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{\lambda_j} \cdot \prod_{j=1}^n g_j(x_j) = \prod_{j=1}^n g_j(x_j) = f_{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n).$$

En ese caso, $f_{X_j} \equiv g_j$, para $1 \leq j \leq n$.

La frase, que nos encontraremos a menudo, que dice que *X e Y son variables aleatorias independientes con funciones de densidad respectivas f_X y f_Y* especifica de manera completa la distribución de probabilidad del vector aleatorio (X, Y) , pues ha de ser

$$f_{(X,Y)}(x, y) = f_X(x)f_Y(y), \quad \text{para } (x, y) \in \mathbb{R}^2.$$

D. Covarianzas y coeficientes de correlación

Sea (X_1, \dots, X_n) un vector aleatorio. Para cada $i \neq j$, definimos la **covarianza** entre las variables X_i y X_j como sigue:

$$(2.4) \quad \text{cov}(X_i, X_j) = \mathbf{E}[(X_i - \mathbf{E}(X_i)) \cdot (X_j - \mathbf{E}(X_j))] = \mathbf{E}(X_i X_j) - \mathbf{E}(X_i) \mathbf{E}(X_j).$$

Para $1 \leq i, j \leq n$ se tiene que

$$\mathbf{V}(X_i + X_j) = \mathbf{V}(X_i) + \mathbf{V}(X_j) + 2 \text{cov}(X_i, X_j).$$

En general, si $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$, entonces la combinación lineal $\sum_{j=1}^n a_j X_j$ tiene varianza

$$(2.5) \quad \begin{aligned} \mathbf{V}\left(\sum_{j=1}^n a_j X_j\right) &= \sum_{1 \leq i, j \leq n} a_i a_j \operatorname{cov}(X_i, X_j) \\ &= \sum_{j=1}^n a_j^2 \mathbf{V}(X_j) + \sum_{1 \leq i \neq j \leq n} a_i a_j \operatorname{cov}(X_i, X_j). \end{aligned}$$

Por su parte, el **coeficiente de correlación** entre X_i y X_j es

$$(2.6) \quad \rho(X_i, X_j) = \frac{\operatorname{cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\mathbf{V}(X_i)} \sqrt{\mathbf{V}(X_j)}}.$$

El coeficiente de correlación $\rho(X_i, X_j)$ está definido sólo si X_i y X_j son variables no constantes, es decir, si $\mathbf{V}(X_i) \neq 0$ y $\mathbf{V}(X_j) \neq 0$.

La desigualdad general

Teorema 2.2 (Desigualdad de Cauchy-Schwarz) *Si (X, Y) es un vector aleatorio, con X e Y variables no nulas,*

$$|\mathbf{E}(X \cdot Y)|^2 \leq \mathbf{E}(X^2) \cdot \mathbf{E}(Y^2),$$

con igualdad si y sólo si $X = \alpha Y$ con probabilidad 1,

nos dice, tomando $\tilde{X} = X - \mathbf{E}(X)$ e $\tilde{Y} = Y - \mathbf{E}(Y)$, que el coeficiente de correlación entre dos variables cualesquiera es siempre un número entre -1 y 1 .

E. Notación matricial

En lo que sigue usaremos a menudo notaciones matriciales en los cálculos. Denotaremos por \mathbb{X} , \mathbf{x} y $\mathbf{E}(\mathbb{X})$ a vectores (columna) cuyas n componentes son, respectivamente, variables aleatorias, números reales, y medias de las variables aleatorias anteriores:

$$\underbrace{\mathbb{X} = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{pmatrix}}_{\text{vector aleatorio}}, \quad \underbrace{\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}}_{\text{vector de } \mathbb{R}^n}, \quad \underbrace{\mathbf{E}(\mathbb{X}) = \begin{pmatrix} \mathbf{E}(X_1) \\ \vdots \\ \mathbf{E}(X_n) \end{pmatrix}}_{\text{vector de medias}}.$$

Si por razones tipográficas interesaría escribirlos como filas, lo indicaríamos siempre usando traspuestas. Como, por ejemplo, al escribir $\mathbb{X} = (X_1, \dots, X_n)^\top$.

Con más generalidad, si \mathbb{A} es una *matriz* cuyas componentes son variables aleatorias, escribiremos $\mathbf{E}(\mathbb{A})$ para referirnos la matriz de medias de esas variables.

Obsérvese que si \mathbb{X} es un vector aleatorio de dimensión n , y si A es una matriz $n \times n$, entonces

$$\mathbf{E}(A\mathbb{X}) = A\mathbf{E}(\mathbb{X}).$$

Usamos aquí, simplemente, la linealidad de la media.

La **matriz de covarianzas** (o de varianzas/covarianzas) es la matriz $n \times n$ que registra las covarianzas entre cada pareja de las variables X_j . La denotamos con el símbolo $\mathbf{Cov}(\mathbb{X})$:

$$\mathbf{Cov}(\mathbb{X}) = (\text{cov}(X_i, X_j))_{1 \leq i, j \leq n}.$$

Usamos aquí la notación unificadora $\mathbf{V}(X_i) = \text{cov}(X_i, X_i)$ para las varianzas.

Obsérvese que $(\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X})) \cdot (\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X}))^\top$ es una matriz (aleatoria) $n \times n$, y que

$$(2.7) \quad \mathbf{E}((\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X})) \cdot (\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X}))^\top) = \mathbf{Cov}(\mathbb{X}).$$



Nota 2.1.6. En contraste, $(\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X}))^\top \cdot (\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X}))$ es una variable aleatoria con media

$$\mathbf{E}((\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X}))^\top \cdot (\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X}))) = \mathbf{E}(\|\mathbb{X} - \mathbf{E}(\mathbb{X})\|^2) = \sum_{i=1}^n \mathbf{V}(X_i).$$

La **matriz de correlaciones** recoge, por su parte, los coeficientes de correlación entre cada pareja de las variables X_j :

$$\boldsymbol{\Sigma}(\mathbb{X}) = (\rho(X_i, X_j))_{1 \leq i, j \leq n},$$

Obsérvese que la matriz de correlaciones tiene unos en la diagonal. Y que, claro, $\boldsymbol{\Sigma}(\mathbb{X})$ está definida sólo cuando $\mathbf{V}(X_j) \neq 0$, para $1 \leq j \leq n$.

Lema 2.3 *Sea \mathbb{X} un vector aleatorio.*

La matriz de covarianzas $\mathbf{Cov}(\mathbb{X})$ y la matriz de correlaciones $\boldsymbol{\Sigma}(\mathbb{X})$ de \mathbb{X} son matrices simétricas y semidefinidas positivas.

Véase el apartado 3.1 (o el capítulo 9) para estas nociones de álgebra lineal.

DEMOSTRACIÓN. Hay que comprobar que, para todo vector $\mathbf{a}^\top = (a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^n$, se tiene que

$$\mathbf{a}^\top \mathbf{Cov}(\mathbb{X}) \mathbf{a} \geq 0.$$

Pero por la identidad (2.5),

$$\mathbf{a}^\top \mathbf{Cov}(\mathbb{X}) \mathbf{a} = \sum_{j=1}^n a_j^2 \mathbf{V}(X_j) + \sum_{i \neq j} \text{cov}(X_i, X_j) a_i a_j = \mathbf{V}(a_1 X_1 + \dots + a_n X_n),$$

lo que concluye la comprobación, pues $\mathbf{V}(Z) \geq 0$ para cualquier variable aleatoria Z .

Vamos ahora con la matriz de correlaciones $\boldsymbol{\Sigma}(\mathbb{X})$. Suponemos, para que $\boldsymbol{\Sigma}(\mathbb{X})$ esté definida, que ninguna X_j es constante, así que $\mathbf{V}(X_j) > 0$. Sea $\mathbf{a}^\top = (a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^n$ un vector de \mathbb{R}^n y consideremos el vector $\mathbf{b}^\top = (b_1, \dots, b_n) \in \mathbb{R}^n$, auxiliar, dado por

$$b_j = \frac{a_j}{\sqrt{\mathbf{V}(X_j)}}, \quad \text{para } 1 \leq j \leq n.$$

Entonces,

$$\mathbf{a}^\top \boldsymbol{\Sigma}(\mathbb{X}) \mathbf{a} = \mathbf{b}^\top \mathbf{Cov}(\mathbb{X}) \mathbf{b} \geq 0,$$

pues $\mathbf{Cov}(\mathbb{X})$ es semidefinida positiva. ■

2.2. Transformaciones de variables y vectores aleatorios

2.2.1. Transformaciones de variables aleatorias

Supongamos que X es una variable aleatoria continua que toma valores en un intervalo (a, b) . Este intervalo puede ser $(-\infty, \infty)$ o $(0, +\infty)$ o

Sea H un difeomorfismo² del intervalo (a, b) sobre un intervalo (c, d) y consideremos la variable aleatoria $Y = H \circ X = H(X)$, que toma valores en (c, d) .

La relación entre las funciones de densidad, f_X y f_Y , de las variables X e Y es la siguiente:

Lema 2.4 *Sea X una variable aleatoria continua con $\text{sop}(X) = (a, b)$ y sea Y la variable aleatoria dada por $Y = H(X)$, donde H es un difeomorfismo $H: (a, b) \rightarrow (c, d)$. Entonces,*

$$(2.8) \quad f_Y(H(t)) |H'(t)| = f_X(t), \quad \text{para todo } t \in (a, b).$$

Asimismo,

$$(2.9) \quad f_Y(s) = f_X(H^{-1}(s)) |(H^{-1})'(s)|, \quad \text{para todo } s \in (c, d).$$

La expresión (2.9) suele resultar más práctica, pues da directamente la densidad de la variable transformada (aunque para ello haya que calcular la inversa de H).



Nota 2.2.1. Para demostrar el lema 2.4, analizamos por separado las dos posibilidades que caben: que H sea monótona creciente, o que sea monótona decreciente.

Caso 1. Pongamos, primero, que H es creciente ($H' > 0$). Para $t \in (a, b)$, tenemos que

$$\mathbf{P}(Y \leq H(t)) = \mathbf{P}(H(X) \leq H(t)) = \mathbf{P}(X \leq t)$$

(en la última igualdad hemos usado que H es creciente). Es decir,

$$F_Y(H(t)) = F_X(t), \quad \text{para todo } t \in (a, b).$$

Derivando respecto de t obtenemos que

$$f_Y(H(t))H'(t) = f_X(t), \quad \text{para todo } t \in (a, b).$$

Caso 2. Si H fuera decreciente ($H' < 0$), entonces para $t \in (a, b)$ tendríamos que

$$\mathbf{P}(Y \leq H(t)) = \mathbf{P}(H(X) \leq H(t)) = \mathbf{P}(X \geq t);$$

nótese cómo, al ser H decreciente, se invierte el signo de la desigualdad. Como X es una variable continua, y por tanto $\mathbf{P}(X = t) = 0$, deducimos que

$$F_Y(H(t)) = 1 - F_X(t), \quad \text{para todo } t \in (a, b).$$

Derivando respecto de t obtenemos que

$$f_Y(H(t))H'(t) = -f_X(t), \quad \text{para todo } t \in (a, b).$$

²Biyección tal que tanto la función como su inversa son diferenciables.

EJEMPLO 2.2.1. *Cambios de escala: de X a λX , con $\lambda > 0$.*

Sea $\lambda > 0$ y definamos $H(x) = \lambda x$, para $x \in \mathbb{R}$. Esta función H es un difeomorfismo de \mathbb{R} sobre \mathbb{R} y $H'(x) = \lambda$.

Sea $Y = \lambda X$. Entonces, usando (2.8) tenemos que

$$f_Y(\lambda t) \cdot \lambda = f_X(t),$$

o mejor, llamando $s = \lambda t$,

$$f_Y(s) = \frac{1}{\lambda} f_X\left(\frac{s}{\lambda}\right), \quad \text{para todo } s \in \mathbb{R}$$

(esto es lo que se habría obtenido usando directamente (2.9)).

Al pasar de X a λX los valores de X quedan multiplicados por λ . Esto es un cambio de escala, o si se prefiere, un cambio en las unidades con las que se miden los valores de X .

Como ilustración, para una variable $X \sim \text{EXP}(\lambda)$ con $\lambda > 0$, tenemos que $f_X(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, para $t > 0$. Para la variable $Y = \lambda X$, se tiene que

$$f_Y(s) = \frac{1}{\lambda} f_X\left(\frac{s}{\lambda}\right) = e^{-s}, \quad \text{para todo } t \in (0, +\infty).$$

Es decir, $Y \sim \text{EXP}(1)$; una exponencial de parámetro 1. ♣

EJEMPLO 2.2.2. *Consideremos la función $H(t) = 1/t$.*

En este caso, si X toma valores en $(0, +\infty)$, entonces para $Y = 1/X$ se tiene que

$$f_Y\left(\frac{1}{t}\right) \frac{1}{t^2} = f_X(t), \quad \text{para todo } t \in (0, +\infty),$$

o alternativamente,

$$f_Y(s) = \frac{1}{s^2} f_X\left(\frac{1}{s}\right), \quad \text{para todo } s \in (0, +\infty).$$

Como ilustración, para una variable $X \sim \text{EXP}(\lambda)$ con $\lambda > 0$, tenemos que $f_X(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, para $t > 0$. Para la variable $Y = 1/X$, se tiene que

$$f_Y(s) = \frac{\lambda}{s^2} e^{-\lambda/s}, \quad \text{para todo } s \in (0, +\infty). ♣$$

EJEMPLO 2.2.3. *Sea X una variable aleatoria con función de distribución F_X estrictamente creciente (así que $\lim_{t \rightarrow +\infty} F_X(t) = 1$ y $\lim_{t \rightarrow -\infty} F_X(t) = 0$). Obsérvese que $f_X(t) > 0$, para todo $t \in \mathbb{R}$. Tomemos $H = F_X(X)$. Comprobemos que la variable $U = F_X(X)$ es uniforme.*

En este caso, $(a, b) = (-\infty, \infty)$ y $(c, d) = (0, 1)$.

Si $Y = F_X(X)$, entonces la función de densidad de Y es 0 fuera de $(0, 1)$ y para $t \in \mathbb{R}$ se tiene $F_X(t) \in (0, 1)$ y se cumple que

$$f_Y(F_X(t)) F'_X(t) = f_X(t) \implies f_Y(F_X(t)) f_X(t) = f_X(t),$$

y como $f_X(t) > 0$, podemos cancelar factores para obtener que $f_Y(F_X(t)) = 1$. Como esto sucede para todo $t \in \mathbb{R}$, se deduce que

$$f_Y(s) = \begin{cases} 1, & \text{si } s \in (0, 1), \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

En otros términos,

$$U = F_X(X)$$

es una variable $\sim \text{UNIF}[0, 1]$, y $X = F_X^{-1}(U)$. ♣

Si la función H que lleva (a, b) en (c, d) no fuera monótona, como en el enunciado del lema 2.4, entonces la relación hay entre f_Y y f_X es más delicada, y requiere un análisis más detallado, como se ilustra en el siguiente ejemplo 2.2.4.

EJEMPLO 2.2.4. *Sea X variable con valores en $(-\infty, \infty)$ y sea Y la variable $Y = X^2$, que toma valores en $(0, +\infty)$.*

En este caso, para $t > 0$ se tiene que

$$F_Y(t) = F_X(\sqrt{t}) - F_X(-\sqrt{t})$$

de donde

$$f_Y(t) = \frac{1}{2\sqrt{t}}(f_X(\sqrt{t}) + f_X(-\sqrt{t}))$$

Como ejemplo particular, si X es una variable normal estándar entonces de $Y = X^2$ se dice que es una $\chi^2(1)$ (que se lee: una chi-cuadrado con 1 grado de libertad). Véase la sección 3.3.1. La función de densidad de $Y = X^2$ es, en este caso,

$$f_Y(t) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} t^{-1/2} e^{-t/2} & , \quad \text{si } t > 0; \\ 0 & , \quad \text{si } t \leq 0. \end{cases}$$
♣



Nota 2.2.2. Sea X una variable discreta, digamos que toma valores x_1, x_2, \dots con probabilidades p_1, p_2, \dots . La variable $Y = H(X)$ toma valores $y_j = H(x_j)$ con probabilidades respectivas p_j , para $j \geq 1$. Aunque, claro, entre la lista de valores y_j podría haber repetidos.

2.2.2. Transformaciones de vectores aleatorios

Consideremos una transformación $H : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ dada por

$$H(x_1, \dots, x_n) = (H_1(x_1, \dots, x_n), \dots, H_n(x_1, \dots, x_n))$$

que sea un difeomorfismo (de \mathbb{R}^n en sí mismo).

Denotamos por $J_H(\mathbf{x})$ al jacobiano de H en \mathbf{x} , es decir, al determinante de la matriz jacobiana de H en \mathbf{x} :

$$J_H(\mathbf{x}) = \det \begin{pmatrix} \frac{\partial H_1}{\partial x_1}(\mathbf{x}) & \cdots & \frac{\partial H_1}{\partial x_n}(\mathbf{x}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial H_n}{\partial x_1}(\mathbf{x}) & \cdots & \frac{\partial H_n}{\partial x_n}(\mathbf{x}) \end{pmatrix}$$

Consideramos dos vectores aleatorios \mathbb{X} e \mathbb{Y} *continuos* de dimensión n ligados mediante H :

$$\mathbb{Y} \equiv H(\mathbb{X}).$$

La relación entre $f_{\mathbb{Y}}$ y $f_{\mathbb{X}}$ se recoge en el siguiente resultado.

Lema 2.5 *Sea un difeomorfismo $H: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$. Si $\mathbb{Y} = H(\mathbb{X})$, entonces*

$$(2.10) \quad f_{\mathbb{X}}(\mathbf{x}) = f_{\mathbb{Y}}(H(\mathbf{x}))|J_H(\mathbf{x})|, \quad \text{para todo } \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n.$$



Nota 2.2.3. La idea de la demostración del lema 2.5 va como sigue. Sea A un conjunto (de Borel) cualquiera en \mathbb{R}^n y sea $B = H(A)$. Entonces,

$$\mathbf{P}(\mathbb{Y} \in B) = \mathbf{P}(H(\mathbb{X}) \in H(A)) = \mathbf{P}(\mathbb{X} \in A) = \int_A f_{\mathbb{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}.$$

Además, con el cambio de variables $\mathbf{y} = H(\mathbf{x})$, se tiene

$$\mathbf{P}(\mathbb{Y} \in B) = P(\mathbb{Y} \in H(A)) = \int_{H(A)} f_{\mathbb{Y}}(\mathbf{y}) d\mathbf{y} = \int_A f_{\mathbb{Y}}(H(\mathbf{x}))|J_H(\mathbf{x})| d\mathbf{x}.$$

Por tanto, para todo conjunto de Borel $A \subset \mathbb{R}^n$ se tiene que

$$\int_A f_{\mathbb{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \int_A f_{\mathbb{Y}}(H(\mathbf{x}))|J_H(\mathbf{x})| d\mathbf{x},$$

de donde se concluye el enunciado del lema.

EJEMPLO 2.2.5. El caso de las transformaciones lineales.

Si H es una trasformación lineal, es decir, si $\mathbb{Y} = \mathbf{h} + M\mathbb{X}$, para una cierta matriz M invertible y un cierto vector \mathbf{h} , entonces

$$(2.11) \quad f_{\mathbb{X}}(\mathbf{x}) = f_{\mathbb{Y}}(\mathbf{h} + M\mathbf{x}) |\det(M)|, \quad \text{para todo } \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n,$$

y también

$$(2.12) \quad f_{\mathbb{Y}}(\mathbf{y}) = \frac{1}{|\det(M)|} f_{\mathbb{X}}(M^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{h})), \quad \text{para todo } \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n.$$



Como aplicación de esta fórmula del cambio de variables, vamos a obtener una expresión para la función de densidad de la *suma de variables aleatorias*.

Supongamos que $\mathbb{X} = (X, Y)^\top$ es un vector aleatorio con valores en \mathbb{R}^2 y con función de densidad conjunta $f_{(X,Y)}(x, y)$. Interesa hallar la función de densidad de la variable suma, $V = X + Y$.

Para ello consideramos el vector $\mathbb{U} = (U, V)^\top$ dado por

$$U = X \quad \text{y} \quad V = X + Y.$$

Obsérvese que $\mathbb{U} = M \cdot \mathbb{X}$, donde M es la matriz

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix},$$

que tiene $\det(M) = 1$. Así que, siguiendo (2.10),

$$f_{(X,Y)}(x, y) = f_{(U,V)}(x, x + y),$$

de manera que

$$(2.13) \quad f_{(U,V)}(u, v) = f_{(X,Y)}(u, v - u), \quad \text{para todo } (u, v) \in \mathbb{R}^2.$$

La densidad marginal $f_V(v)$ se obtiene integrando $f_{(U,V)}(u, v)$ en la variable u ,

$$f_V(v) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{U,V}(u, v) du,$$

y como $f_V \equiv f_{X+Y}$, de (2.13) se deduce que, para todo $v \in \mathbb{R}$,

$$(2.14) \quad f_{X+Y}(v) = \int_{u \in \mathbb{R}} f_{(X,Y)}(u, v - u) du.$$

En el caso particular en el que las coordenadas X e Y son variables *independientes*, del análisis anterior, fórmula (2.14), se deduce el lema siguiente, que será de uso harto frecuente en lo que sigue.

Lema 2.6 *Si X e Y son variables aleatorias continuas independientes, entonces la variable aleatoria $X + Y$ tiene función de densidad*

$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z - x) dx.$$

Las trasformaciones H consideradas en el lema 2.5 son difeomorfismos de \mathbb{R}^n sobre \mathbb{R}^n y, por tanto, permiten transformar cualquier vector aleatorio \mathbb{X} . Si consideramos difeomorfismos de una parte de $A \subset \mathbb{R}^n$ sobre otra, entonces estos difeomorfismos sólo permiten transformar vectores aleatorios que toman valores en A .

En estos casos, aunque la relación entre funciones de densidad es la misma que en el lema 2.5, cierta precaución sobre los rangos de aplicación es necesaria.

EJEMPLO 2.2.6. A partir de un vector aleatorio (X, Y) con valores en $(0, \infty) \times (0, \infty)$, construimos el vector aleatorio (U, V) dado por $U = X + Y$ y $V = X/Y$.

La transformación $H(x, y)$ para este caso viene dada por $H(x, y) = (x + y, x/y)$, de manera que si $(u, v) = H(x, y)$ entonces

$$\begin{cases} u = x + y, \\ v = \frac{x}{y}, \end{cases} \quad \text{y} \quad \begin{cases} x = \frac{uv}{1+v}, \\ y = \frac{u}{1+v}. \end{cases}$$

La transformación H es un difeomorfismo de $(0, \infty) \times (0, \infty)$ sobre sí mismo.

El jacobiano de H viene dado por

$$|J_H(x, y)| = \frac{x+y}{y^2}.$$

La ecuación $(\star\star)$ dice entonces que

$$f_{(U,V)}\left(x+y, \frac{x}{y}\right) \cdot \frac{x+y}{y^2} = f_{(X,Y)}(x, y), \quad \text{para } x, y > 0.$$

Traduciendo en variables u, v se obtiene finalmente que

$$(\sharp) \quad f_{(U,V)}(u, v) = \frac{u}{(1+v)^2} \cdot f_{(X,Y)}\left(\frac{uv}{1+v}, \frac{u}{1+v}\right), \quad \text{para } x, y > 0.$$

Como ilustración consideremos el caso en que (X, Y) es un par de variables exponenciales independientes con el mismo parámetro λ , es decir, que la distribución conjunta es

$$f_{(X,Y)}(x, y) = \lambda^2 e^{-\lambda(x+y)}.$$

Para el par (U, V) con $U = X + Y$ y $V = X/Y$ se tiene por (\sharp) que

$$f_{(U,V)}(u, v) = \lambda^2 \frac{u}{(1+v)^2} e^{-\lambda u} = (\lambda^2 u e^{-\lambda u}) \left(\frac{1}{(1+v)^2} \right),$$

de donde U y V son independientes.

La $U = X + Y$ tiene densidad $f_U(u) = \lambda^2 u e^{-\lambda u}$, para $u > 0$, que es una distribución GAMMA($\lambda, 2$) (como veremos en el apartado 2.3.3).

La $V = X/Y$ tiene densidad $f_V(v) = 1/(1+v)^2$, para $v > 0$. ♣

2.3. Exponenciales, normales y Gammas

Describimos a continuación las principales características de tres familias de distribuciones de probabilidad: exponenciales, normales y Gammas, atendiendo en especial a tres cuestiones:

- funciones de densidad y de distribución y momentos;
- cambios de escala;
- suma de variables independientes.

2.3.1. Variables exponenciales

A. Función de densidad, de distribución y momentos

Si una variable X sigue una distribución exponencial de parámetro $\lambda > 0$, que escribimos $X \sim \text{EXP}(\lambda)$, entonces su función de densidad viene dada por

$$f_X(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & \text{para } x > 0. \\ 0 & \text{para } x \leq 0. \end{cases}$$

Compactamente, escribimos la función de densidad de $X \sim \text{EXP}(\lambda)$ en la forma

$$f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x} \mathbf{1}_{\{x>0\}}, \quad \text{para todo } x \in \mathbb{R}.$$

La función de distribución de $X \sim \text{EXP}(\lambda)$ viene dada por

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

de manera que

$$\mathbf{P}(X > x) = 1 - F_X(x) = e^{-\lambda x} \quad x \geq 0.$$

La media y la varianza de $X \sim \text{EXP}(\lambda)$ vienen dadas por

$$\mathbf{E}(X) = \frac{1}{\lambda} \quad \text{y} \quad \mathbf{V}(X) = \frac{1}{\lambda^2},$$

como se puede comprobar integrando por partes (para un λ general, o quizás únicamente para $\lambda = 1$, y utilizando la observación sobre el cambio de escala que sigue).

B. Cambio de escala en variables exponenciales

Si $X \sim \text{EXP}(\lambda)$, entonces $\lambda X \sim \text{EXP}(1)$, como ya vimos en el ejemplo 2.2.1.

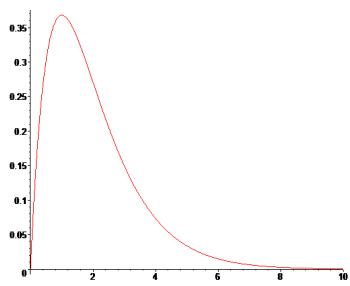
De manera que todas las distribuciones $\text{EXP}(\lambda)$ se obtienen de la $\text{EXP}(1)$ cambiando la escala de los valores de la variable, o si se prefiere, de las unidades con las que se mide X .

C. Suma de exponenciales independientes

Supongamos que X e Y son variables exponenciales independientes, ambas de parámetro $\lambda > 0$. Entonces, aplicando el lema 2.6, para $z > 0$,

$$\begin{aligned} f_{X+Y}(z) &= \int_{-\infty}^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \mathbf{1}_{\{x>0\}} \lambda e^{-\lambda(z-x)} \mathbf{1}_{\{z-x>0\}} dx \\ &= \lambda^2 \int_0^z e^{-\lambda z} dx = \lambda^2 z e^{-\lambda z} = \lambda(\lambda z) e^{-\lambda z}, \end{aligned}$$

como ya habíamos obtenido en el ejemplo 2.2.6. El aspecto típico de la función de densidad de una suma $X + Y$ de exponenciales con el mismo parámetro se muestra a la derecha.



La función de densidad obtenida para $X + Y$ no se corresponde con la de una variable exponencial, sino con la de una variable de la familia de las Gammas, en concreto una $\text{GAMMA}(\lambda, 2)$ (véase la sección 2.3.3).



Nota 2.3.1. Si las variables X e Y son variables exponenciales con distintos parámetros e independientes, digamos $X \sim \text{EXP}(\lambda)$ e $Y \sim \text{EXP}(\mu)$, con $\lambda \neq \mu$, entonces la función de densidad de su suma $X + Y$ es una combinación lineal de las respectivas densidades:

$$f_{X+Y}(z) = \frac{\mu}{\mu - \lambda} f_X(z) - \frac{\lambda}{\mu - \lambda} f_Y(z).$$

2.3.2. La normal (unidimensional)

A. Función de densidad, de distribución y momentos

Una *variable normal de parámetros* $\mu \in \mathbb{R}$ y $\sigma^2 > 0$ es una variable continua X con valores en todo \mathbb{R} y con función de densidad dada por

$$(2.15) \quad f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^2/\sigma^2}.$$

Denotamos $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.



Nota 2.3.2. ¡Atención!, escribimos $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ (y no $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$) significando como parámetro la varianza, y no la desviación típica.

Reservamos la notación ϕ para la función de densidad de la **normal estándar**, esto es, para $\mathcal{N}(0, 1)$:

$$\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2}.$$

La comprobación de que $\phi(x)$ encierra área 1 queda como ejercicio 2.4 para el lector.

Si X es una variable normal estándar, entonces X tiene media $\mathbf{E}(X) = 0$ (por simetría alrededor de 0 de la función de densidad) y varianza $\mathbf{V}(X) = 1$, puesto que, integrando por partes,

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(X^2) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 e^{-x^2/2} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x d(-e^{-x^2/2}) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} (-xe^{-x^2/2}) \Big|_{-\infty}^{+\infty} + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2/2} dx = 1. \end{aligned}$$

Este cálculo nos dice también, como comprobaremos en el apartado B, que si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, entonces su media es μ y su varianza, σ^2 . Para otros momentos de orden superior, véase la nota 2.3.4.

La función de distribución de $\mathcal{N}(0, 1)$ se denota por Φ :

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{1}{2}z^2} dz.$$



Nota 2.3.3. La función de distribución Φ de la normal estándar no tiene fórmula cerrada, pero tenemos las siguientes estimaciones, válidas en general, pero de interés sobre todo cuando $x \rightarrow \infty$: para $x > 0$,

$$\frac{x}{1+x^2} \phi(x) \leq 1 - \Phi(x) \leq \frac{1}{x} \phi(x).$$

Para la cota superior, basta escribir

$$\begin{aligned} 1 - \Phi(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-z^2/2} dz = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \frac{1}{z} z e^{-z^2/2} dz \leq \frac{1}{x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty z e^{-z^2/2} dz \\ &= \frac{1}{x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left[-e^{-z^2/2} \Big|_x^\infty \right] = \frac{\phi(x)}{x}. \end{aligned}$$

Como consecuencia, para $t > 0$,

$$\mathbf{P}(|X| > t) \leq \frac{2}{t} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2}.$$

Para la cota inferior, aprovechamos que ϕ satisface la ecuación diferencial

$$(\dagger) \quad \phi'(x) + x\phi(x) = 0, \quad \text{para todo } x \in \mathbb{R}.$$

Supongamos que u es una función positiva, diferenciable en $(0, \infty)$, y tal que

$$(\star) \quad (-u\phi)'(t) \leq \phi(t), \quad \text{para todo } t > 0 \quad \text{y} \quad (\star\star) \quad \lim_{t \rightarrow \infty} u(t)\phi(t) = 0.$$

Entonces, integrando desde x a ∞ , se obtiene que

$$u(x)\phi(x) \leq \int_x^\infty \phi(t) dt = 1 - \Phi(x), \quad \text{para todo } x > 0.$$

Cualquier función u con las propiedades anteriores da una cota. Busquemos una apropiada. Obsérvese primero que

$$(-u\phi)'(t) = -u'(t)\phi(t) - u(t)\phi'(t) = (-u'(t) + t u(t))\phi(t), \quad \text{para todo } t > 0,$$

donde en la segunda igualdad hemos usado (\dagger) . De manera que la condición (\star) se puede escribir como

$$(\star') \quad -u'(t) + t u(t) \leq 1, \quad \text{para todo } t > 0.$$

Por ejemplo, la función $u(t) = t/(1+t^2)$ cumple todas las propiedades requeridas (y nos da la cota del enunciado), pues es positiva y diferenciable en $t > 0$, cumple $(\star\star)$, y en cuanto a (\star') , obsérvese que, para todo $t > 0$,

$$-u'(t) + tu(t) = -\frac{1-t^2}{(1+t^2)^2} + \frac{t^2}{1+t^2} = \frac{-1+2t^2+t^4}{1+2t^2+t^4} \leq 1.$$

B. Tipificación de la normal

Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, entonces

$$Y := \frac{X - \mu}{\sigma}$$

es una $\mathcal{N}(0, 1)$.

Para verificar que $Y \sim \mathcal{N}(0, 1)$, usamos la fórmula (2.9) (con $H^{-1}(s) = \sigma s + \mu$) y la expresión de la función de densidad (2.15) de la $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ para comprobar que

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}y^2} = \phi(y)$$

Y viceversa: si $Y \sim \mathcal{N}(0, 1)$, entonces la variable $X = \mu + \sigma Y$ es $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, aplicando el cambio de variables en el otro sentido (fórmula (2.8))

De manera que todas las distribuciones $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ se obtienen de la normal estándar cambiando la escala de la variable (y trasladándola).

Esto nos dice, en particular, que si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, entonces su media es μ y su varianza es σ^2 .

Con más generalidad,

Lema 2.7 Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ y definimos

$$Y = aX + b,$$

entonces Y es una variable normal y, de hecho, $Y \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2 \sigma^2)$.



Nota 2.3.4. Función generatriz de momentos de normal estándar. Para una normal estándar X , y para todo $\lambda \in \mathbb{R}$,

$$M_X(\lambda) = \mathbf{E}(e^{\lambda X}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{\lambda x} e^{-x^2/2} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\lambda^2/2} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}(x-\lambda)^2} dx = e^{\lambda^2/2},$$

Como

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!} \mathbf{E}(X^k) = M_X(\lambda) = e^{\lambda^2/2} = \sum_{k=0}^{\infty} \lambda^{2k} \frac{1}{2^k k!},$$

donde hemos usado que $e^z = \sum_{k=0}^{\infty} z^k/k!$, se deduce que los momentos de orden impar de X son nulos (como es obvio por simetría), mientras que los momentos de orden par son:

$$\mathbf{E}(X^{2k}) = \frac{(2k)!}{2^k k!}, \quad \text{para } k \geq 0.$$

(Para el cálculo de los momentos pares de una normal estándar, véase también el ejercicio 3.6.)

Esto nos da que, por ejemplo, el coeficiente de asimetría es 0 y la kurtosis vale 3 si $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ (véanse en (2.2) las respectivas definiciones).

Los momentos de una variable $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ genérica se pueden calcular a partir de los momentos de una estándar usando el correspondiente cambio lineal. Por ejemplo, escribiendo Y para una normal estándar,

$$\mathbf{E}(X^2) = \mathbf{E}((\mu + \sigma Y)^2) = \mu^2 + 2\mu\sigma \mathbf{E}(Y) + \sigma^2 \mathbf{E}(Y^2) = \mu^2 + \sigma^2.$$

Sin embargo, por sus definiciones, ni el coeficiente de asimetría ni la kurtosis son sensibles a cambios lineales, y por tanto valen 0 y 3, respectivamente, para cualquier variable normal.

C. Suma de normales independientes

Proposición 2.8 Si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ e $Y \sim \mathcal{N}(\nu, \eta^2)$ son variables normales **independientes**, entonces $X + Y$ es una variable normal. De hecho,

$$X + Y \sim \mathcal{N}(\mu + \nu, \sigma^2 + \eta^2).$$

En general, si $a, b \in \mathbb{R}$ no ambos nulos,

$$aX + bY \sim \mathcal{N}(a\mu + b\nu, a^2\sigma^2 + b^2\eta^2),$$

DEMOSTRACIÓN. La segunda parte sigue de la primera sin más que observar que $aX \sim \mathcal{N}(a\mu, a^2\sigma^2)$ y que $bY \sim \mathcal{N}(b\nu, b^2\eta^2)$.

Considerando $X - \mu$ e $Y - \nu$, podemos suponer que $\mu = \nu = 0$.

Sea $Z = X + Y$. Aplicando el lema 2.6 se tiene que

$$f_Z(z) = \int_{\mathbb{R}} f_X(x)f_Y(z-x)dx = \frac{1}{2\pi\sigma\eta} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{1}{2}x^2/\sigma^2} e^{-\frac{1}{2}(z-x)^2/\eta^2} dx.$$

Llamando $\omega = \sqrt{\sigma^2 + \eta^2}$, usando la identidad (“completar cuadrados”)

$$\frac{x^2}{\sigma^2} + \frac{(z-x)^2}{\eta^2} = \frac{z^2}{\omega^2} + \left(\frac{\omega}{\eta\sigma}x - \frac{\sigma}{\eta\omega}z\right)^2,$$

y el cambio de variables

$$y = \frac{\omega}{\eta\sigma}x - \frac{\sigma}{\eta\omega}z,$$

se obtiene que

$$\begin{aligned} f_Z(z) &= \frac{1}{2\pi\sigma\eta} e^{-\frac{1}{2}z^2/\omega^2} \left(\frac{\eta\sigma}{\omega}\right) \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{\omega}{\eta\sigma}x - \frac{\sigma}{\eta\omega}z)^2} dx \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma\eta} e^{-\frac{1}{2}z^2/\omega^2} \left(\frac{\eta\sigma}{\omega}\right) \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{1}{2}y^2} dy = \frac{1}{\omega\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2/\omega^2} \sqrt{2\pi} = \frac{1}{\omega\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2/\omega^2}. \end{aligned}$$

Es decir, Z es una variable normal de media 0 y varianza ω^2 . ■

Combinando el lema 2.7 y la proposición 2.8, obtenemos que cualquier combinación lineal de normales independientes es una variable normal:

Proposición 2.9 *Si X_1, \dots, X_n son variables aleatorias independientes, de manera que cada $X_j \sim \mathcal{N}(\mu_j, \sigma_j^2)$, entonces la variable aleatoria*

$$Z = \sum_{j=1}^n a_j X_j$$

es una normal (unidimensional), que viene especificada por los valores de su esperanza y su varianza:

$$\mathbf{E}(Z) = \sum_{j=1}^n a_j \mu_j \quad y \quad \mathbf{V}(Z) = \sum_{j=1}^n a_j^2 \sigma_j^2.$$

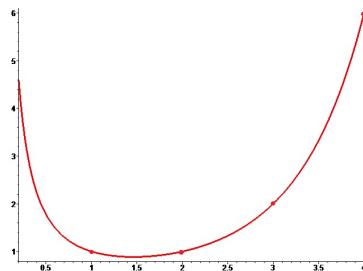
2.3.3. Variables Gamma

A. La función Gamma (de Euler)

La función Γ es la función definida en $(0, +\infty)$ con valores positivos dada por

$$\Gamma(t) = \int_0^\infty x^{t-1} e^{-x} dx = \int_0^\infty x^t e^{-x} \frac{dx}{x}.$$

La integral es finita para todo $t > 0$ y $\Gamma(t) > 0$. Obsérvese que $\Gamma(1) = 1$.



Integración por partes da que, para todo $t > 1$,

$$(2.16) \quad \Gamma(t) = (t - 1)\Gamma(t - 1).$$

En particular, para entero $n \geq 1$ se tiene que

$$\Gamma(n) = (n - 1)!,$$

que es consistente con la convención que $0! = 1$. La función Γ es una función continua (convexa) que interpola los factoriales de los números enteros.

Proposición 2.10 $\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}$.

DEMOSTRACIÓN. El cambio de variables $x = y^2/2$ da que

$$\Gamma(1/2) = \int_0^\infty \frac{e^{-x}}{\sqrt{x}} dx = \sqrt{2} \int_0^\infty e^{-y^2/2} dy = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^\infty e^{-y^2/2} dy = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{2\pi} = \sqrt{\pi},$$

donde se ha usado que $e^{-y^2/2}$ es una función par y que $\int_{\mathbb{R}} e^{-y^2/2} dy = \sqrt{2\pi}$. ■

Proposición 2.11 Para $k \geq 0$,

$$\Gamma(k + \frac{1}{2}) = \frac{(2k)!}{4^k k!} \sqrt{\pi} \quad \text{para cada entero } k \geq 0.$$

DEMOSTRACIÓN. Aplicamos reiteradamente la regla de recursión:

$$\begin{aligned} \Gamma(k + \frac{1}{2}) &= (k - \frac{1}{2}) \Gamma(k - \frac{1}{2}) = (k - \frac{1}{2})(k - \frac{3}{2}) \Gamma(k - \frac{3}{2}) \\ &= \dots = (k - \frac{1}{2})(k - \frac{3}{2}) \cdots (\frac{1}{2}) \Gamma(\frac{1}{2}) = (k - \frac{1}{2})(k - \frac{3}{2}) \cdots (\frac{1}{2}) \sqrt{\pi} \\ &\stackrel{(*)}{=} \frac{1}{2^k} (2k - 1)(2k - 3) \cdots 3 \cdot 1 \cdot \sqrt{\pi} = \frac{1}{2^k} \frac{(2k)!}{2k(2k-2) \cdots 4 \cdot 2} \sqrt{\pi} = \frac{(2k)!}{4^k k!} \sqrt{\pi}. \end{aligned}$$

Hemos usado aquí el valor de $\Gamma(1/2)$ (proposición 2.10) y, en el paso marcado con un asterisco, que hay exactamente k factores. El resto es pura cosmética con factoriales. ■

Proposición 2.12 Para $b > 0$ y $t > 0$ se tiene que

$$\int_0^\infty x^t e^{-bx} \frac{dx}{x} = \frac{\Gamma(t)}{b^t}.$$

DEMOSTRACIÓN. Cambio de variables $bx = y$. ■

B. La familia Gamma de distribuciones de probabilidad

Una variable GAMMA(λ, t) (con parámetros $\lambda, t > 0$) es una variable aleatoria continua con función de densidad dada para $x > 0$ por

$$(2.17) \quad f_{\lambda,t}(x) = \frac{1}{\Gamma(t)} \lambda^t x^{t-1} e^{-\lambda x} = \frac{1}{\Gamma(t)} (\lambda x)^t e^{-\lambda x} \frac{1}{x},$$

y $f_{\lambda,t}(x) = 0$ para $x \leq 0$.

(La proposición 2.12 nos confirma que $\int_0^\infty f_{\lambda,t}(x) dx = 1$ para cualesquiera valores de los parámetros $\lambda, t > 0$.)

C. Cambios de escala en variables Gamma

Si $X \sim \text{GAMMA}(\lambda, t)$ entonces, por el ejemplo 2.2.1, para cualquier $c > 0$, la variable reescalada cX es $cX \sim \text{GAMMA}(\lambda/c, t)$.

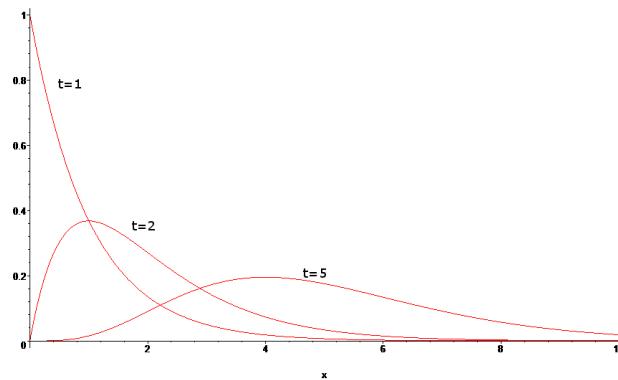
En particular,

$$\text{si } X \sim \text{GAMMA}(\lambda, t), \text{ entonces } \lambda X \sim \text{GAMMA}(1, t).$$

Papel de los parámetros λ y t de una variable Gamma:

- λ es el parámetro de “escala”. Según la observación anterior, todas las distribuciones $\text{GAMMA}(\lambda, t)$ se obtienen de la $\text{GAMMA}(1, t)$ cambiando la escala (las unidades) de la variable.
- t es el parámetro de “forma”.

En la siguiente figura aparecen tres casos de una $\text{GAMMA}(1, t)$:



D. Momentos de variables Gamma

Para cada entero $k \geq 0$,

$$(2.18) \quad \mathbf{E}(X^k) = \frac{\Gamma(t+k)}{\Gamma(t)} \frac{1}{\lambda^k} = \frac{(t+k-1)\cdots t}{\lambda^k}.$$

En particular,

$$(2.19) \quad \mathbf{E}(X) = \frac{t}{\lambda} \quad \text{y} \quad \mathbf{V}(X) = \frac{t}{\lambda^2}.$$

Nos interesará también

$$(2.20) \quad \mathbf{E}(1/X) = \frac{\lambda}{t-1}, \quad \text{para } t > 1.$$

Para comprobar las identidades anteriores, úsese la proposición 2.12. O más directamente, compruébese que para todas las expresiones anteriores podemos suponer, sin pérdida de generalidad, que $\lambda = 1$, para luego aplicar la recursión (2.16) de la función Γ de Euler.

E. Suma de variables Gamma independientes

Proposición 2.13 Si X e Y son, respectivamente, variables aleatorias $\text{GAMMA}(\lambda, t)$ y $\text{GAMMA}(\lambda, s)$ (con el mismo parámetro λ) e independientes, entonces $X + Y$ es $\text{GAMMA}(\lambda, t + s)$.

DEMOSTRACIÓN. Podemos suponer que $\lambda = 1$. Para $x > 0$ se tiene que

$$\begin{aligned} f_{X+Y}(x) &= \frac{1}{\Gamma(t)\Gamma(s)} \int_0^x y^{t-1} e^{-y} e^{-(x-y)} (x-y)^{s-1} dy = \frac{e^{-x}}{\Gamma(t)\Gamma(s)} \int_0^x y^{t-1} (x-y)^{s-1} dy \\ &\stackrel{[\text{cambio } y = xz]}{=} \frac{x^{t+s-1} e^{-x}}{\Gamma(t)\Gamma(s)} \int_0^1 z^{t-1} (1-z)^{s-1} dz \\ &= \frac{\Gamma(t+s)}{\Gamma(t)\Gamma(s)} \left\{ \frac{x^{t+s-1} e^{-x}}{\Gamma(t+s)} \right\} \\ &= \frac{\Gamma(t+s)}{\Gamma(t)\Gamma(s)} \cdot f_{1,t+s}(x) \end{aligned}$$

Como f_{X+Y} y $f_{1,t+s}$ son funciones de densidad, sus integrales valen 1, de lo que deducimos primero que

$$\frac{\Gamma(t+s) \int_0^1 z^{t-1} (1-z)^{s-1} dz}{\Gamma(t)\Gamma(s)} = 1,$$

y luego que

$$f_{X+Y}(x) = f_{1,t+s}(x),$$

para todo $x > 0$, como queríamos ver. ■



Nota 2.3.5. Como bonus de la demostración se obtiene la relación entre la función gamma y la llamada *función beta*:

$$\text{Beta}(t, s) := \int_0^1 z^{t-1} (1-z)^{s-1} dz = \frac{\Gamma(t)\Gamma(s)}{\Gamma(t+s)}.$$

F. Casos particulares

- **El caso $t = 1$.** Una variable $\text{GAMMA}(\lambda, 1)$ es una $\text{EXP}(\lambda)$.
- **El caso $\lambda = 1/2$ y $t = n/2$, con $n \geq 1$ entero.** Una variable $\text{GAMMA}(1/2, n/2)$ es una χ_n^2 (una chi-cuadrado con n grados de libertad, véase la sección 3.3.1).

Momentos:

- Para el caso particular de las variables exponenciales, la identidad (2.19) da que, para $\lambda > 0$,

$$\mathbf{E}(\text{EXP}(\lambda)) = \frac{1}{\lambda} \quad \text{y} \quad \mathbf{V}(\text{EXP}(\lambda)) = \frac{1}{\lambda^2},$$

como ya mencionamos en el apartado 2.3.1.

- Para el caso particular de las variables χ_n^2 , la identidad (2.19) da que, para entero $n \geq 1$,

$$\mathbf{E}(\chi_n^2) = n \quad \text{y} \quad \mathbf{V}(\chi_n^2) = 2n$$

(véase un argumento alternativo en la sección 3.3.1). Y, además, por (2.20),

$$\mathbf{E}\left(\frac{1}{\chi_n^2}\right) = \frac{1}{n-2},$$

para $n \geq 3$ (para $n = 1, 2$ se tiene que $\mathbf{E}(1/\chi_n^2) = +\infty$).

Sumas:

- Si X e Y son variables $\text{EXP}(\lambda)$ independientes, entonces $X+Y \sim \text{GAMMA}(\lambda, 2)$, pues X, Y son $\text{GAMMA}(\lambda, 1)$. Repase, lector, el ejemplo 2.2.6.
- Si X e Y son variables χ_n^2 y χ_m^2 independientes, entonces $X+Y \sim \chi_{n+m}^2$, pues $\chi_n^2 \sim \text{GAMMA}(1/2, n/2)$ y $\chi_m^2 \sim \text{GAMMA}(1/2, m/2)$. Esta observación será inmediata con la definición de variables chi-cuadrado de la sección 3.3.1.

2.4. Simulación de variables aleatorias

Simular una muestra (independiente) de una variable aleatoria X es el proceso de generar números en el ordenador que

- se ajusten aproximadamente a la ley de X ,
- y que “parezcan” muestras independientes:
- Ajustarse aproximadamente a la ley de X significa:

- en el caso de variables discretas X , que cuando la muestra es *grande*, requerimos que cada valor $x_j \in \text{sop}(X)$ aparezca aproximadamente en la proporción p_j correspondiente;
- en el caso de variables continuas X , que cuando la muestra es *grande*, querremos que en cada intervalo $(a, b]$ aparezca aproximadamente la proporción correspondiente: $F_X(b) - F_X(a)$, es decir,

$$\frac{\#\{x_i \in (a, b]; 1 \leq i \leq n\}}{n} \approx F(b) - F(a).$$

- Los datos de la muestra han de ser además (aproximadamente) independientes, en el sentido de que para pares se tenga

$$\frac{\#\{(x_{2i-1}, x_{2i}) \in (a, b] \times (c, d]; 1 \leq i \leq n\}}{n} \approx (F(b) - F(a))(F(d) - F(c)).$$

Y análogamente para triples, etc.

Vamos a ver a continuación que existe un mecanismo “universal” de simulación, que se aplica a cualquier variable aleatoria.

Hipótesis básica: disponemos de una máquina que genera muestras que siguen la ley de una uniforme $\text{UNIF}(0, 1)$. Es decir, que cuando el tamaño n de la muestra (u_1, \dots, u_n) es muy grande, para cada intervalo (a, b) , con $0 \leq a < b \leq 1$, la proporción de datos que caen en ese intervalo es aproximadamente $b - a$:

$$\frac{\#\{u_i \in (a, b]; 1 \leq i \leq n\}}{n} \approx b - a.$$

Además, para la apariencia de independencia

$$\frac{\#\{(u_{2i-1}, u_{2i}) \in (a, b] \times (c, d]; 1 \leq i \leq n\}}{n} \approx (b - a)(d - c).$$

Y análogamente para triples, etc.

Al procedimiento que genera estas muestras (que siguen la ley de una $\text{UNIF}[0, 1]$ con apariencia de independencia) nos referiremos como la MÁQUINA U. Cada lenguaje

de programación/software tiene su propia MÁQUINAU. En Excel, cada dato de la muestra se obtiene con la correspondiente `=aleatorio()`.



Nota 2.4.1. Estos generadores utilizan algoritmos *deterministas*. Por eso se conocen como generadores *pseudoaleatorios*.

Vamos a ver cómo con una MÁQUINAU podemos simular cualesquiera variables.

2.4.1. Simulación de variables discretas

A. El caso de la Bernoulli de parámetro p

Supongamos que X toma los valores 1 y 0 con probabilidades respectivas p y $1 - p$, es decir, $X \sim \text{BER}(p)$.

Código de simulación de una muestra (x_1, \dots, x_n) que sigue la ley de X :

- Obtenemos una muestra (u_1, \dots, u_n) con la MÁQUINAU.
- Para cada $i = 1, \dots, n$: si $u_i \leq p$, declaramos $x_i = 1$; y declaramos $x_i = 0$ en caso contrario.

B. El caso de una variable discreta (finita) general

La variable X toma valores a_1, \dots, a_k con probabilidades p_1, \dots, p_k .

Código de simulación de una muestra (x_1, \dots, x_n) que sigue la ley de X :

- Dividimos el intervalo $[0, 1]$ en k subintervalos:

$$I_1 = [0, p_1], I_2 = [p_1, p_1 + p_2], I_3 = [p_1 + p_2, p_1 + p_2 + p_3], \dots, I_k = [p_1 + \dots + p_{k-1}, 1].$$

- Obtenemos una muestra (u_1, \dots, u_n) con la MÁQUINAU.
- Para cada $i = 1, \dots, n$: si $u_i \in I_j$, declaramos $x_i = a_j$.

C. El caso de la binomial de parámetros n y p

Los valores de una $X \sim \text{BIN}(k, p)$ son $\{0, 1, \dots, k\}$, con probabilidades respectivas

$$p_j = \mathbf{P}(X = j) = \binom{k}{j} p^j (1-p)^{k-j} \quad \text{para } j = 0, 1, \dots, k.$$

Podemos sortear como en el apartado anterior, pues se trata de una variable discreta.

Alternativamente, recordando que una binomial es una suma de Bernoullis independientes, podemos sortear (independientemente) k variables $\text{BER}(p)$ y sumar los resultados para obtener un número que sigue la ley de la binomial.

2.4.2. Simulación de variables continuas

A. El resultado básico

Digamos que X es una variable aleatoria continua, con función de densidad f_X y función de distribución F_X . Digamos, para empezar, que F_X es un homeomorfismo de \mathbb{R} en $(0, 1)$ (una biyección de \mathbb{R} sobre $(0, 1)$ tal que tanto la función como su inversa son continuas); ése es el caso, por ejemplo, de una normal. La variable X toma valores en todo \mathbb{R} .

Consideramos la variable $Y = F_X^{-1}(U)$, donde U es una uniforme $U(0, 1)$. La variable Y también toma valores en todo \mathbb{R} . Ahora, para cualquier $y \in \mathbb{R}$,

$$F_Y(y) = \mathbf{P}(Y \leq y) = \mathbf{P}(F_X^{-1}(U) \leq y) \stackrel{\text{homeomorfismo}}{=} \mathbf{P}(U \leq F_X(y)) \stackrel{\text{uniforme}}{=} F_X(y),$$

de manera que Y y X son variables aleatorias con la misma función de distribución (véase el ejemplo 2.2.3). Escribimos $X \stackrel{d}{=} Y$.

Esto permite definir el siguiente método “universal” de simulación:

- Obtenemos una muestra (u_1, \dots, u_n) con la MÁQUINA U.
- Para cada $i = 1, \dots, n$, declaramos $x_i = F_X^{-1}(u_i)$. La muestra (x_1, \dots, x_n) así obtenida sigue la ley de X .

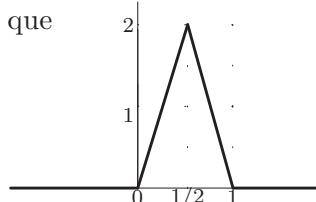
Comentarios:

- Si la variable X toma sólo valores en $[0, \infty)$, es decir, si $F_X(x) = 0$ para $x < 0$ y F_X es homeomorfismo de $(0, \infty)$ sobre $(0, 1)$, entonces $Y = F_X^{-1}(U)$ toma sólo valores en $[0, \infty)$, y $X \stackrel{d}{=} Y$.
- Si X toma valores en un intervalo $[a, b]$ y F_X es homeomorfismo de (a, b) sobre $(0, 1)$, entonces $X \stackrel{d}{=} F_X^{-1}(U)$.
- Para que el mecanismo de simulación anterior sea implementable, se necesita una “fórmula” para la inversa F_X^{-1} de la función de distribución, o al menos un procedimiento eficiente para calcular $F_X^{-1}(u)$ para cada $u \in (0, 1)$.

EJEMPLO 2.4.1. Muestras de una variable triangular.

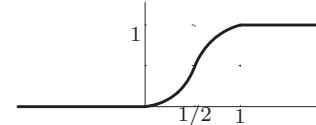
Digamos que X toma valores en el intervalo $[0, 1]$, y que su función de densidad es

$$f_X(x) = \begin{cases} 4x & \text{si } 0 \leq x \leq 1/2, \\ 4(1-x) & \text{si } 1/2 < x \leq 1, \\ 0 & \text{resto.} \end{cases}$$



Para calcular la función de distribución, integramos la de densidad (teniendo cierto cuidado, por la definición a trozos de $f(x)$), para obtener que, para $0 \leq x \leq 1$,

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(y) dy = \begin{cases} 2x^2 & \text{si } 0 \leq x \leq 1/2, \\ 1 - 2(1-x)^2 & \text{si } 1/2 < x \leq 1, \end{cases}$$



Obsérvese que $F(x)$ se especifica asimismo a trozos. Finalmente, calculamos una expresión para F^{-1} invirtiendo las expresiones anteriores:

$$(*) \quad F^{-1}(u) = \begin{cases} \sqrt{u/2} & \text{si } u < 1/2; \\ 1 - \sqrt{(1-u)/2} & \text{si } u > 1/2. \end{cases}$$

Generamos ahora una muestra (u_1, \dots, u_n) con la MÁQUINA U, y usamos la expresión $(*)$ anterior para obtener una muestra (x_1, \dots, x_n) , donde $x_i = F^{-1}(u_i)$ para cada $i = 1, \dots, n$. 

B. La exponencial

Para una exponencial de parámetro $\lambda > 0$, la función de distribución viene dada por

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

y $F_X(x) = 0$, si $x \leq 0$.

La inversa F_X^{-1} se calcula explícitamente: para $u \in [0, 1)$,

$$F_X^{-1}(u) = -\frac{\ln(1-u)}{\lambda}.$$

C. La normal

Para la normal estándar, $\mathcal{N}(0, 1)$, la función de distribución viene dada por

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-y^2/2} dy.$$

Se trata de una función que no se puede expresar en términos de otras funciones “elementales”. Los valores de Φ se calculan numéricamente, y están incorporados en cualquier software científico. En Excel, $\Phi(x)$ se obtiene como `distr.norm.estand(x)`.

Los valores de la inversa de Φ también se calculan numéricamente. En Excel, $\Phi^{-1}(u)$ se obtiene con `distr.norm.estand.inv(u)` o con `inv.norm(u)`.

Si (u_1, \dots, u_n) es una muestra de la MÁQUINA U, entonces

- $(\Phi^{-1}(u_1), \dots, \Phi^{-1}(u_n))$ es una muestra de $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$;
- y $(\mu + \sigma\Phi^{-1}(u_1), \dots, \mu + \sigma\Phi^{-1}(u_n))$ es una muestra de $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.