

# Estadística: Teoría y Aplicaciones

Felipe Tobar

23 de agosto de 2019



# Contenidos vistos en clases que no están en este apunte

- Clase 1: Definición de estadística, relación con probabilidades, *machine learning*, objetivo del curso.
- Clase 1: Tipos de estadísticas: frecuentista versus bayesiana, descripción de los elementos de cada una de ellas.
- Clase 2: contexto general, intercambiabilidad, de Finetti
- Clase 3: modelo paramétrico, ejemplos, verosimilitud, condicional, posterior y contexto general (definiciones y supuestos generales del curso)

definiciones y notaciones menores

- definir borelianos de  $X$



# Capítulo 1

## Estadísticos

---

Clase 4: 13 de agosto

---

### 1.1. Estadísticos

Un estadístico es una función de (los valores de) una variable aleatoria, definida desde el espacio muestral.

**Definición 1.1.1** (Estadístico). Sea  $(S, \mathcal{A}, \mu)$  un espacio de probabilidad y  $X \in \mathcal{X}$  una variable aleatoria con distribución paramétrica  $\mathcal{P} = \{P_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$ . Un estadístico es una función medible de  $X$  independiente del parámetro  $\theta$ .

$$T : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{T} \tag{1.1}$$

$$x \mapsto T(x) \tag{1.2}$$

Es importante diferenciar el valor particular que toma  $T(x)$ , cuando  $X$  toma el valor específico  $X = x$ , de la variable aleatoria resultante de la aplicación de la función  $T(\cdot)$  a la variable aleatoria  $X$ , es decir,  $T(X)$ . Este último tiene su propia distribución de probabilidad inducida por  $X$  y por la función  $T$  propiamente tal.

Algunos estimadores pueden ser:

$$T(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad T'(x) = x, \quad T''(x) = \min(x). \tag{1.3}$$

En términos generales, el objetivo de un estadístico es *encapsular* o *resumir* la información contenida en una muestra de datos  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  que es de utilidad

para determinar (o estimar) el parámetro de la distribución de  $X$ . Por esta razón, la función identidad o el promedio parecen cumplir, al menos intuitivamente, con esta misión. No así  $T''$  en el ejemplo anterior.

Para formalizar esta idea, consideremos la siguiente definición

**Definición 1.1.2** (Estadístico Suficiente). Sea  $(S, \mathcal{A}, \mu)$  un espacio de probabilidad y  $X \in \mathcal{X}$  una variable aleatoria con distribución paramétrica  $\mathcal{P} = \{P_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$ . Diremos que la función  $T : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{T}$  es un estadístico suficiente para  $\theta$  (o para  $X$  o para  $\mathcal{P}$ ) si la ley condicional  $X|T(X)$  no depende del parámetro  $\theta$ , es decir,

$$P_\theta(X \in A|T(X)), A \in \mathcal{B}(X), \text{ no depende de } \theta. \quad (1.4)$$

Observemos entonces que si  $T(X)$  es un estadístico suficiente, entonces, existe una función

$$H(\cdot, \cdot) : \mathcal{B}(X) \times \mathcal{T} \rightarrow [0, 1] \quad (1.5)$$

que es una distribución de probabilidad en el primer argumento y es medible en el segundo argumento. fg

**Ejemplo 1.1.1** (Estadístico suficiente trivial). Para cualquier familia paramétrica  $\mathcal{P}$ , el estadístico definido por

$$T(x) = x \quad (1.6)$$

es suficiente. En efecto,  $P_\theta(X \in A|X = x) = \mathbb{1}_A(x)$  no depende del parámetro de la familia.

**Ejemplo 1.1.2** (Estadístico suficiente Bernoulli). Sea  $x = (x_1, \dots, x_n) \sim \text{Ber}(\theta)$ ,  $\theta \in \Theta = [0, 1]$ , es decir

$$P_\theta(X = x) = \theta^{\sum x_i} (1 - \theta)^{n - \sum x_i}. \quad (1.7)$$

Veamos que  $T(x) = \sum x_i$  es un estadístico suficiente (por definición). En efecto

$$\begin{aligned} P(X = x|T(X) = t) &= \frac{P(T(X) = t|X = x)P(X = x)}{P(T(X) = t)} && \text{(T. Bayes)} \\ &= \frac{\mathbb{1}_{T(x)=t} \theta^{\sum x_i} (1 - \theta)^{n - \sum x_i}}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} && \text{(reemplazando modelo)} \\ &= \binom{n}{t}^{-1} && \text{(pues } T(x) = t) \end{aligned}$$

Consecuentemente,  $T(x) = \sum x_i$  es estadístico suficiente.

Intuitivamente, nos gustaría poder verificar directamente de la suficiencia de un estadístico desde la distribución o densidad de una VA, o al menos verificar una condición más simple que la definición. Esto es porque verificar la no-dependencia de la distribución condicional  $P(X|T)$  puede ser no trivial, engorroso o tedioso. Para esto enunciaremos el Teorema de Fisher-Neyman, el cual primero requiere revisar la siguiente definición.

**Definición 1.1.3** (Familia Dominada). *Una familia de modelos paramétricos  $\mathcal{P} = \{P_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$  es dominada si existe una medida  $\mu$ , tal que  $\forall \theta \in \Theta, P_\theta$  es absolutamente continua con respecto a  $\mu$  (denotado  $P_\theta \ll \mu$ ), es decir,*

$$\forall \theta \in \Theta, A \in \mathcal{B}(X), \mu(A) = 0 \Rightarrow P_\theta(A) = 0 \quad (1.8)$$

La definición anterior puede interpretarse de la siguiente forma: si una familia de modelos paramétricos es dominada por una medida  $\mu$ , entonces ninguno de sus elementos puede asignar medida (probabilidad) no nula a conjuntos que tienen medida cero bajo  $\mu$  (la medida *dominante*). Una consecuencia fundamental de que la distribución  $P_\theta$  esté dominada por  $\mu$  está dada por el Teorema de Radon–Nikodym, el cual establece que si  $P_\theta \ll \mu$ , entonces la distribución  $P_\theta$  tiene una densidad, es decir,

$$\forall A \in \mathcal{B}(X), P_\theta(X \in A) = \int_A p_\theta(x) \mu(dx) \quad (1.9)$$

donde  $p_\theta(x)$  es conocida como la densidad de  $P_\theta$  con respecto a  $\theta$  (o también como la derivada de Radon–Nikodym  $\frac{dP_\theta}{d\mu}$ ).

Con la noción de Familia Dominada y de densidad de probabilidad, podemos enunciar el siguiente teorema que conecta la forma de la densidad de un modelo paramétrico con la suficiencia de su estadístico.

---

Clase 5: 20 de agosto

---

**Teorema 1.1.1** (Factorización, Neyman-Fisher). *Sea  $\mathcal{P} = \{P_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$  una familia dominada por  $\mu$ , entonces,  $T$  es un estadístico suficiente si y solo si existen funciones apropiadas  $g_\theta(\cdot)$  y  $h(\cdot)$ , i.e., medibles y no-negativas, tal que la densidad de las distribuciones en  $\mathcal{P}$  se admiten la factorización*

$$p_\theta(x) = g_\theta(T(x))h(x) \quad (1.10)$$

El Teorema de Neyman-Fisher es clave para evaluar, directamente de la densidad de un modelo, la suficiencia de un estadístico. Pues al identificar la expresión de la VA que interactúa con el parámetro (en la función  $g_\theta$ ) es posible determinar el estadístico suficiente. Antes de ver una demostración informal del Teorema 1.1.1, revisemos un par de ejemplos.

**Ejemplo 1.1.3** (Factorización Bernoulli). *Notemos que la densidad de Bernoulli (que es igual a su distribución por ser un modelo discreto) factoriza tal como se describe en el Teorema 1.1.1. En efecto, consideremos  $x = (x_1, \dots, x_n) \sim \text{Bernoulli}(\theta)$  y el estadístico  $T(x) = \sum x_i$ , entonces,*

$$p(X = x) = \underbrace{\theta^{\sum x_i} (1 - \theta)^{n - \sum x_i}}_{g_\theta(T(x))} \cdot \underbrace{1}_{h(x)} \quad (1.11)$$

**Ejemplo 1.1.4** (Factorización Normal (varianza conocida)). *Consideremos ahora  $x = (x_1, \dots, x_n) \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ , con  $\sigma^2$  conocido y el estadístico  $T(x) = \frac{1}{n} \sum x_i$ , entonces,*

$$\begin{aligned} p(X = x) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x_i - \mu)^2\right) \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right) \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x}) + (\bar{x} - \mu))^2\right) \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + 2\cancel{(x_i - \bar{x})}(\bar{x} - \mu) + (\bar{x} - \mu)^2\right) \\ &= \underbrace{(2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)}_{h(x)} \underbrace{\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\bar{x} - \mu)^2\right)}_{g_\theta(T(x))} \end{aligned}$$

A continuación, veremos la prueba del Teorema 1.1.1 para el caso discreto.

*Demostración de Teorema Neyman-Fisher, caso discreto.* Primero probamos la implicancia hacia la derecha ( $\Rightarrow$ ), es decir, asumiendo que  $T(X)$  es un estadístico su-



ficiente, tenemos,

$$\begin{aligned} p_\theta(X = x) &= P_\theta(X = x, T(X) = T(x)) \\ &= \underbrace{P_\theta(X = x | T(X) = T(x))}_{h(x), \text{ no depende de } \theta \text{ por hipótesis}} \underbrace{P_\theta(T(X) = T(x))}_{g_\theta(T(x))} \end{aligned}$$

es decir, la factorización deseada.

Ahora probamos la implicancia hacia la izquierda ( $\Leftarrow$ ), es decir, asumiendo la factorización en la ecuación (1.10), tenemos que el modelo se puede escribir como

$$p_\theta(X = x | T(X) = t) = \frac{p_\theta(T(X) = t | X = x) p_\theta(X = x)}{p_\theta(T(X) = t)}$$

Donde  $p_\theta(T(X) = t | X = x) = \mathbb{1}_{T(x)=t}$  y la hipótesis nos permite escribir

$$\begin{aligned} p_\theta(X = x) &= g_\theta(T(x))h(x) \\ p_\theta(T(X) = t) &= \sum_{x'; T(x')=t} p_\theta(X = x') = \sum_{x'; T(x')=t} g_\theta(T(x'))h(x') \end{aligned}$$

Incluyendo estas últimas dos expresiones en eq.(1.1), tenemos

$$p_\theta(X = x | T(X) = t) = \frac{\mathbb{1}_{T(x)=t} g_\theta(T(x))h(x)}{\sum_{x'; T(x')=t} g_\theta(T(x'))h(x')} = \frac{\mathbb{1}_{T(x)=t} h(x)}{\sum_{x'; T(x')=t} h(x')} \quad (1.12)$$

donde los términos que se cancelan son todos iguales a  $g_\theta(t)$ .

Finalmente, como el lado derecho de la ecuación (1.12) no depende de  $\theta$ , se concluye la demostración.  $\square$

La idea de suficiencia del estadístico dice relación, coloquialmente, con la *información* contenida en el estadístico que permite *descubrir* el parámetro  $\theta$ . En ese sentido, se tiene la intuición que un estadístico es suficiente si tiene la información *suficiente*. En el extremo de esta intuición, el estadístico puede ser simplemente todos los datos, i.e,  $T(X) = X$ , en cuyo caso la suficiencia es directa como se vio en el Ejemplo 1.1.1, sin embargo, estaremos interesado en estadísticos que son suficientes pero que contienen la mínima cantidad de información.

Sin una definición formal de *información* aún, recordemos que los estadísticos representan un resumen o una compresión de los datos mediante una función, i.e., la función  $T(\cdot)$ . Usando el mismo concepto, en el cual la aplicación de una función *quita información desde la preimagen a la imagen*, podemos definir el siguiente concepto.

**Definición 1.1.4** (Estadístico Suficiente Minimal). *Un estadístico  $T : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{T}$  es suficiente minimal si*

- $T(X)$  es suficiente, y
- $\forall T'(X)$  estadístico suficiente, existe una función  $f$  tal que  $T(X) = f(T'(X))$ .

**FALTA: Ejemplo estadístico minimal, particiones suficientes y comentarios sobre particiones**

---

Clase: 22 de agosto

---

Los estadísticos suficiente minimales están claramente definidos pero dicha definición no es útil para encontrar o construir estadístico suficiente minimales. El siguiente Teorema establece una condición que permite evaluar si un estadístico es suficiente minimal

**Teorema 1.1.2** (Suficiencia minimal). *Sea  $\mathcal{P} = \{P_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$  una familia dominada con densidades  $\{p_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$  y asuma que existe un estadístico  $T(X)$  tal que para cada  $x, y \in \mathcal{X}$ :*

$$\frac{p_\theta(x)}{p_\theta(y)} \text{ no depende de } \theta \Leftrightarrow T(x) = T(y) \quad (1.13)$$

entonces,  $T(X)$  es suficiente minimal.

Antes de probar este teorema, veamos un ejemplo aplicado a la distribución de Poisson.

**Ejemplo 1.1.5.** *Recordemos que la distribución de Poisson (de parámetro  $\theta$ ) modela la cantidad de eventos en un intervalo de tiempo de la forma y consideremos las observaciones  $x = (x_1, \dots, x_n) \sim \text{Poisson}(\theta)$  con verosimilitud*

$$p_\theta(x) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\theta} \theta^{x_i}}{x_i!} = \frac{e^{-n\theta} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\prod_{i=1}^n x_i!} \quad (1.14)$$

Notemos que la razón de verosimilitudes para dos observaciones  $x, y \in \mathcal{X}$  toma la forma

$$\frac{p_\theta(x)}{p_\theta(y)} = \frac{\theta^{\sum_{i=1}^n x_i - \sum_{i=1}^n y_i}}{\prod_{i=1}^n x_i! / \prod_{i=1}^n y_i!} = \quad (1.15)$$

lo cual no depende de  $\theta$  únicamente si  $\sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i$ , consecuentemente,  $T(x) = \sum_{i=1}^n x_i$  es un estadístico suficiente de acuerdo al Teorema 1.1.2.

*Demostración de Teorema 1.1.2.* Primero veremos que  $T$  es suficiente. Dada la partición inducida por el estadístico  $T(X)$ , para un valor  $x \in \mathcal{X}$  consideremos  $x_T \in \{x'; T(x') = T(x)\}$ , entonces

$$p_\theta(x) = \underbrace{p_\theta(x)/p_\theta(x_T)}_{h(x) \text{ indep. } \theta} \underbrace{p_\theta(x_T)}_{q_\theta(T(x))} \quad (1.16)$$

donde la no dependencia de  $\theta$  se tiene por el supuesto del Teorema.

Para probar que el estadístico es suficiente minimal, asumamos que existe otro estadístico  $T'(X)$ , consideremos dos valores en la misma clase de equivalencia, i.e.,  $x, y$ , t.q.  $T'(x) = T'(y)$ , y veamos que (mediante el CFNF) podemos escribir la razón de verosimilitudes de la forma

$$\frac{p_\theta(x)}{p_\theta(y)} = \frac{g'_\theta(T'(x))h'(x)}{g'_\theta(T'(y))h'(y)} = \frac{h'(x)}{h'(y)}, \quad \text{pues } T'(x) = T'(y) \quad (1.17)$$

consecuentemente, el enunciado nos permite aseverar que como  $\frac{p_\theta(x)}{p_\theta(y)}$  no depende de  $\theta$ , entonces  $T(x) = T(y)$ . Es decir, hemos mostrado que  $T'(x) = T'(y)$  implica  $T(x) = T(y)$ , por lo que  $T$  es función de  $T'$ .

□

Como hemos discutido durante este capítulo, un objetivo principal de construir y estudiar estadísticos es su rol en el diseño y las propiedades de los estimadores. La noción de *completitud* es clave en esta tarea.

**Definición 1.1.5** (Estadístico completo). *Un estadístico  $T(X)$  es completo si para toda función  $g$ , se tiene que*

$$\mathbb{E}(g(T)|\theta) = 0, \forall \theta \in \Theta \Rightarrow \Pr(g(T) = 0) = 1 \quad (1.18)$$

El concepto de completitud dice relación con la construcción de estimadores usando estadísticos, lo cual puede ser ilustrado mediante el siguiente ejemplo

**Ejemplo 1.1.6.** *Consideremos dos estimadores,  $\phi_1, \phi_2$  insesgados de  $\theta$  distintos, es decir,*

$$\mathbb{E}(\phi_1) = \mathbb{E}(\phi_2) = \theta, \quad \mathbb{P}_\theta(\phi_1 \neq \phi_2) > 0 \quad (1.19)$$

Definamos ahora  $\phi = \phi_1 - \phi_2$ , donde verificamos que  $\mathbb{E}(\phi) = 0, \forall \theta$ , es decir,  $\phi$  es un estimador insesgado de cero. Sin embargo, del supuesto anterior tenemos que  $\mathbb{P}_\theta(\phi_1 - \phi_2 = 0) > 0$ , por lo que de acuerdo a la definición anterior, el estadístico  $\phi$  no es completo.

Intuitivamente entonces, podemos entender la noción de completitud como lo siguiente: un estadístico es completo si la única forma de construir un estimador insesgado de cero a partir de él es aplicándole la función idénticamente nula. Veamos un ejemplo de la distribución Bernoulli, donde el estadístico  $T(x) = \sum x_i$  es efectivamente completo.

**Ejemplo 1.1.7.** Sea  $x = (x_1, \dots, x_n)$  observaciones de  $X \sim \text{Ber}(\theta)$ , recordemos que  $T(x) = \sum x_i \sim \text{Bin}(n, \theta)$ , por lo que la esperanza  $g(T)$  está dada por

$$\mathbb{E}_\theta(g(T)) = \sum_{t=0}^n g(t) \binom{n}{t} \theta^t (1-\theta)^{n-t} = (1-\theta)^n \sum_{t=0}^n g(t) \binom{n}{t} \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^t \quad (1.20)$$

es decir un polinomio de grado  $t$  en  $r = \theta/(1-\theta) \in \mathbb{R}_+$ , entonces,  $\mathbb{E}_\theta(g(T)) = 0$  implica que necesariamente los pesos de este polinomio sean todos idénticamente nulos:  $g(T) = 0$

## 1.2. La familia exponencial

Hasta este punto, hemos considerado algunas distribuciones paramétricas, tales como Bernoulli, Gaussiana o Poisson, para ilustrar distintas propiedades y definiciones de los estadísticos. En esta sección, veremos que realmente todas estas distribuciones (y otras más) pueden escribirse de forma unificada. Para esto, consideremos la siguiente expresión llamada *log-normalizador* (la razón de este nombre será clarificada en breve).

$$A(\eta) = \log \int_{\mathcal{X}} \exp \left( \sum_{i=1}^s \eta_i T_i(x) \right) h(x) dx \quad (1.21)$$

donde definimos lo siguiente:

- $\eta = [\eta_1, \dots, \eta_s]^\top$  es el parámetro natural
- $T = [T_1, \dots, T_s]^\top$  es un estadístico
- $h(x)$  es una función no-negativa

Definamos la siguiente función de densidad de probabilidad parametrizada por  $\eta \in \{\eta | A(\eta) < \infty\}$

$$p_\eta(x) = \exp \left( \sum_{i=1}^s \eta_i T_i(x) - A(\eta) \right) h(x) \quad (1.22)$$

donde el hecho que  $p_\eta(x)$  integra uno puede claramente verificarse reemplazando la ecuación (1.21) en (1.22), con lo cual se puede ver que  $A$  definido en (1.21) es precisamente el logaritmo de la constante de normalización de la densidad definida en (1.22).

Notemos que la el estadístico  $T$  es en efecto una estadístico suficiente para  $\nu$  en la familia exponencial. En efecto, notemos que

$$p_\eta(x) = \exp \left( \underbrace{\sum_{i=1}^s \eta_i T_i(x) - A(\eta)}_{g_\theta(T(x))} \right) \underbrace{h(x)}_{h(x)} \quad (1.23)$$

consecuentemente, por el CFNF en el Teorema 1.1.1, tenemos que  $T$  es un estadístico suficiente para  $\nu$ .

**Falta: dar ejemplos de cómo las distribuciones conocidas (Bernoulli, Gaussian, Poisson, etc) se pueden generar desde la ecuación (1.22)**



# Capítulo 2

## Estimadores

Consideremos una función del parámetro de una familia paramétrica  $\mathcal{P} = \{P_\theta \text{ t.q. } \theta \in \Theta\}$ ,  $g(\theta)$ . Un estimador puntual de  $g(\theta)$  es un estadístico, es decir, una función de la VA  $X$ , que toma valores en el mismo conjunto que  $g(\Theta)$ . En general denotaremos como  $\hat{g}(X)$  el estimador de  $g(\theta)$  aplicado a  $X$

**Ejemplo 2.0.1** (Estimador de la media Gaussiana). Consideremos  $X = (X_1, \dots, X_n) \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ . Un estimador de  $g(\theta) = g(\mu, \sigma) = \mu$  es el estadístico

$$\hat{g}(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (2.1)$$

Una clase muy importante de estimadores son los estimadores insesgados.

**Definición 2.0.1** (Estimador insesgado). Sea  $\hat{g}(x)$  un estimador de  $g(\theta)$ . Este estimador es insesgado si

$$\mathbb{E}(\hat{g}(x)) = g(\theta) \quad (2.2)$$

y el sesgo de  $\hat{g}$  se define como

$$b_{\hat{g}}(\theta) = \mathbb{E}(\hat{g}(x)) - g(\theta) \quad (2.3)$$

Los estimadores insesgados juegan un rol importante en el estudio y aplicación de la estadística, sin embargo, uno no siempre debe poner exclusiva atención a ellos. Los siguiente ejemplos ilustran el rol del estimador insesgado en dos familias paramétricas distintas.

**Ejemplo 2.0.2** (Estimador insesgado de la media Gaussiana). *El estimador de  $g(\theta) = \mu$  descrito en el Ejemplo 2.0.1 es insesgado, en efecto:*

$$\mathbb{E}(\hat{g}(x)) = \mathbb{E}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \mu \quad (2.4)$$

**Ejemplo 2.0.3** (Estimador de la tasa de la distribución exponencial<sup>1</sup>). *Consideremos  $X \sim \text{Exp}(\theta)$ , donde  $\text{Exp}(x|\theta) = \theta \exp(-\theta x)$ , y asumamos que existe un estimador insesgado  $\hat{g}(X)$  de  $g(\theta) = \theta$ , entonces,*

$$\mathbb{E}(\hat{g}(X)) = \int_0^\infty \hat{g}(x) \theta \exp(-\theta x) dx = \theta, \forall \theta, \quad (2.5)$$

lo cual es equivalente a decir que  $\int_0^\infty \hat{g}(x) \exp(-\theta x) dx = 1, \forall \theta$  o bien que (al derivar ambos lados de esta expresión c.r.a.  $\theta$ )  $\int_0^\infty x \hat{g}(x) \exp(-\theta x) dx = 0, \forall \theta$ .

Esta última expresión implica que  $\mathbb{E}(X \hat{g}(X)) = 0$ , lo que a su vez y considerando que  $X$  es un estadístico suficiente y completo, implica que  $\hat{g}(X) = 0$  c.s.  $\forall \theta$ . Como esto contradice el hecho de que  $\hat{g}(X)$  es insesgado, no es posible construir estimadores insesgados para  $\theta$  en la distribución exponencial.

Es natural evaluar la bondad de distintos estimadores (sesgados o insesgados), una forma de hacer esto es definir una función de *pérdida* o *costo* que compara el valor reportado por el estimado y el valor real del parámetro. Luego, como el estimador es una VA, podemos calcular la esperanza de la función de pérdida, lo cual conocemos como riesgo. En general, el costo más frecuentemente utilizado es el costo cuadrático, el cual, de acuerdo a lo recién explicado, tiene el siguiente riesgo:

$$\begin{aligned} R(\theta, \hat{g}) &= \mathbb{E}\left((g(\theta) - \hat{g}(X))^2\right) \\ &= \mathbb{E}\left((g(\theta) - \bar{g} + \bar{g} - \hat{g}(X))^2\right); \quad \bar{g} = \mathbb{E}(\hat{g}(X)) \\ &= \mathbb{E}\left((g(\theta) - \bar{g})^2 + 2(g(\theta) - \bar{g})(\bar{g} - \hat{g}(X)) + (\bar{g} - \hat{g}(X))^2\right) \\ &= \underbrace{(g(\theta) - \bar{g})^2}_{=b_{\hat{g}}^2 \text{ (sesgo}^2)} + \underbrace{\mathbb{E}\left((\bar{g} - \hat{g}(X))^2\right)}_{=V_{\hat{g}} \text{ (varianza)}} \end{aligned}$$

---

<sup>1</sup>Schervish



Consecuentemente, si un estimador es insesgado el riesgo es simplemente su varianza, lo cual motiva la siguiente definición de optimalidad para estimadores insesgados.

**Definición 2.0.2** (Estimador insesgado de varianza uniformemente mínima).