

# ACT-11302: Cálculo Actuarial III

INSTITUTO TECNOLÓGICO AUTÓNOMO DE MÉXICO

Notas de Clase

Juan Carlos Martínez-Ovando

[juan.martinez.ovando@itam.mx](mailto:juan.martinez.ovando@itam.mx)

Agosto-Diciembre 2015

Versión: 5 de noviembre de 2015

# Índice general

<b>I</b>	<b>Fundamentos de Estadística</b>	<b>1</b>
<b>1.</b>	<b>Probabilidad e Inferencia Estadística</b>	<b>2</b>
1.1.	Variables aleatorias y funciones de distribución . . . . .	2
1.2.	Momentos, cuantiles, función característica, función generadora de momentos . . . . .	4
1.3.	Datos e incertidumbre . . . . .	5
1.4.	Paradigmas bayesiano y frecuentista de inferencia . . . . .	5
<b>II</b>	<b>Modelos de Pérdida</b>	<b>6</b>
<b>2.</b>	<b>Introducción a los Modelos Actuariales de Pérdida</b>	<b>7</b>
2.1.	Frecuencia de siniestros . . . . .	7
2.2.	Severidad individual . . . . .	7
2.3.	Agregación de reclamos . . . . .	7
<b>3.</b>	<b>Distribución de la Frecuencia de Siniestros</b>	<b>8</b>
3.1.	Distribuciones discretas . . . . .	9
3.1.1.	Distribución binomial . . . . .	9
3.1.2.	Distribución binomial negativa . . . . .	10
3.1.3.	Distribución geométrica . . . . .	11
3.1.4.	Distribución Poisson . . . . .	12
3.2.	Distribuciones $(a, b, 0)$ . . . . .	12
3.3.	Transformaciones y creación de nuevas distriuciones . . . . .	14
3.4.	Sobredispersión . . . . .	14
3.5.	Inferencia y predicción de la frecuencia de siniestros . . . . .	14
<b>4.</b>	<b>Distribución de la Severidad Individual</b>	<b>15</b>
4.1.	Funciones de supervivencia y de riesgo . . . . .	17
4.2.	Distribuciones mixtas y mezcla de distribuciones . . . . .	17
4.3.	Distribuciones continuas sobre la recta real positiva . . . . .	17
4.3.1.	Distribución Exponencial . . . . .	18
4.3.2.	Distribución Gamma . . . . .	18

4.3.3. Distribución Weibull . . . . .	18
4.3.4. Distribución Pareto . . . . .	19
4.4. Valores extremos y colas de la distribución . . . . .	19
4.5. Tipos de coberturas y distribuciones inducidas . . . . .	19
4.6. Inferencia y predicción de la frecuencia de siniestros . . . . .	19
<b>5. Modelos de Pérdida Agregada</b>	<b>20</b>
5.1. Nociones de modelos de riesgo individuales y colectivos . . . . .	20
5.2. Modelos de riesgo individual . . . . .	21
5.2.1. Convoluciones . . . . .	21
5.2.2. Fórmulas de recursión . . . . .	22
5.2.3. Aproximaciones analíticas . . . . .	22
5.2.4. Aproximaciones vía simulación . . . . .	22
5.3. Modelos de riesgo colectivo . . . . .	22
5.3.1. Distribuciones compuestas . . . . .	22
5.3.2. Fórmulas de recursión . . . . .	25
5.3.3. Aproximaciones analíticas . . . . .	25
5.3.4. Aproximaciones vía simulación . . . . .	25
5.4. Efectos de la modificación de coberturas . . . . .	25
5.5. Nociones de reaseguro <i>stop-loss</i> . . . . .	25
<b>III Teoría de Ruina</b>	<b>26</b>
<b>6. Medidas de Riesgo</b>	<b>27</b>
6.1. Medidas de riesgo . . . . .	27
6.2. Coherencia . . . . .	29
6.3. Medidas de riesgo de capital . . . . .	30
<b>7. Teoría de Ruina</b>	<b>33</b>
7.1. Teoría de ruina en tiempo discreto . . . . .	33
7.2. Teoría de ruina en tiempo continuo . . . . .	33

# Prefacio

Comentarios preliminares...

Deelstra and Plantin (2014) Kaas et al. (2001) Klugman et al. (2012) Shevchenko  
(2011) Society of Actuaries (1965) Society of Actuaries (1982) Society of Actuaries  
(2010)

# Parte I

## Fundamentos de Estadística

# Capítulo 1

## Probabilidad e Inferencia Estadística

### 1.1. Variables aleatorias y funciones de distribución

Muchos eventos en nuestra vida cotidiana nos resultan inciertos en función de un desconocimiento o falta de control sobre su realización. Nuestra apreciación de la incertidumbre asociada con esos modelos está en función de la cantidad de información que tengamos acerca de la posible realización. De hecho, muchos eventos son igualmente inciertos o ciertos para diferentes personas. ¿A qué nos referimos con esto?

La cuantificación de los posibles resultados de un evento se conoce intuitivamente como una variable aleatoria.

Sea  $X$  una variable aleatoria, con soporte en  $\mathcal{X}$  y función de distribución de probabilidades,  $F(x)$  para  $x \in \mathcal{X}$ .<sup>1</sup> Asociado con  $F$  se define la función de densidad de probabilidad,  $f$ , si  $X$  es absolutamente continua, o la función de masa de probabilidad,

---

<sup>1</sup>Recuerde que la función de distribución es creciente y continua por la derecha y está acotada en el intervalo  $[0, 1]$ .

$f$ , si  $X$  es discreta, i.e.

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(y)dy,$$

ó

$$F(x) = \sum_{y \leq x} f(y),$$

con  $y$  en  $\mathcal{X}$ .

Complementariamente, definimos la función de supervivencia,  $S(x)$ , como la probabilidad de que  $X$  sea mayor que un cierto valor  $x$ , i.e.

$$S(x) = Pr(X > x) = 1 - F(x),$$

para  $x$  en  $\mathcal{X}$ . La función de supervivencia se utiliza ampliamente para el análisis de datos de duración (tiempo para que suceda un evento), o para estudiar eventos extremos. El área de la estadística encargada del estudio de datos de duración se conoce como *Análisis de Supervivencia*.

En el análisis de supervivencia, resulta necesario trabajar con la función que mide el cambio instantáneo en la duración, condicional en que la variable aleatoria  $X$  haya superado un cierto umbral de tiempo, digamos  $x$ . La función que mide tal cambio instantáneo se conoce como función *hazard* (o función de riesgo), y se define como el siguiente cociente,

$$h(x) = \frac{\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} Pr(x - \varepsilon \leq X < x + \varepsilon, X > x)}{Pr(X > x)} = \frac{-\frac{\partial}{\partial x} S(x)}{S(x)} = \frac{f(x)}{S(x)}.$$

La función de riesgo, descrita arriba, se define de manera análoga para variables aleatorias discretas.

## 1.2. Momentos, cuantiles, función característica, función generadora de momentos

El  $k$ -ésimo momento de una variable aleatoria,  $X$ , con función de distribución de probabilidades se define como

$$(1.1) \quad \mathbb{E}(X^k) = \int x^k F(dx),$$

para todo  $k$  entero positivo. Cuando  $X$  es absolutamente continua,  $F(dx) = f(x)dx$ , y cuando  $X$  es una variable aleatoria discreta,  $\mathbb{E}(X^k) = \sum_{x \in \mathbb{R}} x^k p(x)$ .

Los momentos centrales de una variable aleatoria, se definen análogamente para la variable aleatoria  $X$  centrada en su media (primer momento), i.e.  $\mathbb{E}((X - \mu)^k)$ , donde  $\mu = \mathbb{E}(X)$ .

Se da el caso también que algunas variables aleatorias sean definidas por arriba (o debajo) de un cierto umbral. Estas variables aleatorias se conocen como variables aleatorias censuradas. Por ejemplo, una variable aleatoria  $X$  que tiene soporte en la recta real, puede estar censurada por encima del umbral  $a$ , i.e. su soporte sería el subconjunto de  $\mathcal{X}$ ,

$$\mathcal{X}_+ = \{x \in \mathcal{X} : x \geq a\},$$

para  $a$  en  $\mathcal{X}$ .

Variables censuradas de esta forma se emplean para analizar variables de pérdida en exceso de un valor, i.e. variables aleatorias de la forma

$$Y = \min\{X, a\},$$

donde  $X$  es una variable aleatoria con soporte en la recta real y  $a$  es un valor fijo predeterminado.



### **1.3. Datos e incertidumbre**

### **1.4. Paradigmas bayesiano y frecuentista de inferencia**

## Parte II

### Modelos de Pérdida

## Capítulo 2

# Introducción a los Modelos Actuariales de Pérdida

2.1. Frecuencia de siniestros

2.2. Severidad individual

2.3. Agregación de reclamos

## Capítulo 3

# Distribución de la Frecuencia de Siniestros

En estadística actuarial se modela la pérdida inducida por reclamaciones de pólizas de seguros. Para este efecto, tanto el número de siniestros como la severidad (monto) de los mismos son relevantes. El número de siniestros (frecuencia) mide el número de reclamaciones para un bloque de pólizas de seguros en un periodo de tiempo finito (mensual o anual).

Se supone que la frecuencia de siniestros,  $X$ , es una variable aleatoria discreta con soporte en los enteros positivos,  $\mathcal{X} = \{0, 1, 2, \dots\}$ . En esta sesión revisaremos algunas distribuciones paramétricas que son comúnmente empleadas para modelar la frecuencia de siniestros.

*Note que aunque el bloque de pólizas de seguros está formado por un número finito, la modelación de frecuencias supone, en ocasiones, un soporte numerable. Esto no es un problema en la práctica, pues muchas de estas distribuciones en verdad son una aproximación razonable para una distribución de frecuencia de siniestros con un número finito de pólizas.*

Las distribuciones que revisamos en esta sesión son:

- Binomial ( $\cdot$ ).
- Binomial negativa ( $\cdot$ ).
- Poisson (Po).
- Geométrica ( $\cdot$ ).

## 3.1. Distribuciones discretas

### 3.1.1. Distribución binomial

La variable aleatoria  $X$  es modelada con la distribución binomial,  $(x; n, \theta)$ , donde  $n$  el número de pólizas en el bloque de seguros, y  $0 < \theta < 1$  es la probabilidad de ocurrencia de siniestro de cada póliza individual, si

$$(3.1) \quad p_X(x) = Pr(X = x) \propto \theta^x (1 - \theta)^{n-x},$$

para  $x \in \{0, 1, 2, \dots, n\}$ . Aquí se supone que  $n$  es finito y conocido.

*Note que los supuestos fundamentales para el uso de la distribución binomial para la modelación de frecuencias de siniestros son: i) la ocurrencia de siniestros entre pólizas es la misma (i.e. los siniestros comparten condiciones homogéneas de exposición al riesgo de siniestro), y ii) la ocurrencia de siniestros es independiente entre pólizas.*

Esta distribución tiene las siguientes propiedades:

$$\mathbb{E}(X) = n\theta.$$

$$(X) = n\theta(1 - \theta).$$

$$M_X(t) = (\theta e^t + (1 - \theta))^n.$$

La distribución binomial es simétrica si  $\theta = 1/2$ . En el caso  $\theta < 1/2$ , la distribución es sesgada a la derecha (positivamente sesgada); mientras que en el caso  $\theta > 1/2$ , la distribución es sesgada a la izquierda (negativamente sesgada).

El estimador máximo verosímil para  $\theta$ , bajo el supuesto de independencia estocástica entre los siniestros de las pólizas, es  $\hat{\theta} = 1/n \sum_{i=1}^n \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)$ . La distribución inicial conjugada para  $\theta$ , bajo el enfoque bayesiano de inferencia, es una distribución beta,  $(\theta|\alpha_0, \beta_0)$ , con  $\alpha_0, \beta_0 > 0$ . Los valores de los hiperparámetros  $\alpha_0$  y  $\beta_0$  son previamente especificados por el modelador, empleando información adicional relevante (e.g. datos de frecuencia de siniestros de un bloque de pólizas para un periodo de tiempo distinto y coberturas semejantes). La distribución final para  $\theta$  será así beta, pero con parámetros  $\alpha_1 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)$  y  $\beta_1 = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \mathbb{I}(\text{no siniestro}_i)$ .

### 3.1.2. Distribución binomial negativa

La distribución binomial negativa,  $(x; r, \theta)$  modela el número de pólizas siniestradas,  $x$ , antes de observar  $r$  pólizas no siniestradas, donde la probabilidad de siniestro es  $0 < \theta < 1$ . La distribución está dada por:

$$(3.2) \quad p_X(x) = \Pr(X = x) \propto \theta^x (1 - \theta)^r,$$

para  $x \in \mathcal{X}$ .

*Al igual que en el modelo binomial, se supone que las pólizas comparten condiciones homogéneas de exposición al riesgo de ser siniestradas.*

Esta distribución tiene las siguientes propiedades:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X) &= r \frac{(1 - \theta)}{\theta}. \\ \text{Var}(X) &= r \frac{(1 - \theta)}{\theta^2}. \\ M_X(t) &= \left( \frac{\theta}{1 - (1 - \theta)e^t} \right)^r. \end{aligned}$$

Usualmente, el parámetro  $r$  se supone fijo y conocido. En la práctica,  $r$  es desconocido, por tanto es estimable. Así, el estimador máximo verosímil para  $\theta$  sería,  $\hat{\theta} = \frac{\sum_i \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)}{N_r + \sum_i \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)}$ , donde  $N_r$  es el estimador de  $r$  el cuál se obtiene empleando métodos numéricos usando el algoritmo de Brent<sup>1</sup> Bajo el enfoque bayesiano de inferencia, la distribución inicial conjugada para  $\theta$  es  $(\theta|\alpha_0, \beta_0)$ . Condicional en  $r$ , la distribución final para  $\theta$  es  $(x|\alpha_1, \beta_1)$ , con  $\alpha_1 = \alpha_0 + \sum_i \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)$  y  $\beta_1 = \beta_0 + r$ . Cuando se extiende la incertidumbre a  $r$  también, se requiere definir una prior para  $r$ , la cual puede ser  $\text{Po}(r|\lambda_0)$ . La distribución final conjunta para  $(r, \theta)$ , en este caso, se calcula empleando métodos numéricos también (e.g. el muestreador de Gibbs<sup>2</sup>).

### 3.1.3. Distribución geométrica

La distribución geométrica,  $(x; \theta)$  modela el número de pólizas siniestradas,  $x$ , antes de observar 1 póliza no siniestrada, donde la probabilidad de siniestro es  $0 < \theta < 1$ . La distribución está dada por:

$$(3.3) \quad p_X(x) = \text{Pr}(X = x) \propto \theta^x(1 - \theta),$$

para  $x \in \mathcal{X}$ . Esta distribución es un caso particular de la distribución binomial negativa, con  $r = 1$ . El análisis y estimación frecuentista y bayesiano de esta distribución es notoriamente más simple que en el caso de la distribución binomial negativa. Sin embargo, su implementación y uso en la práctica es menos robusto que el de la distribución binominal negativa.

*Los supuestos que operan en este caso son similares a los de la distribución binomial negativa.*

---

<sup>1</sup>Brent, R.P. (2002) *Algorithms for minimization without derivatives*. Dover Publications.

<sup>2</sup>Robert, C. y Casella, G. (1997) *Introduction to MCMC Methods*. Springer.

### 3.1.4. Distribución Poisson

La distribución Poisson para la frecuencia de siniestros,  $Po(x; \lambda)$ , siendo  $\lambda > 0$  la tasa de siniestros, es quizás la distribución más empleada en la práctica. La distribución de probabilidad está dada por:

$$(3.4) \quad p_X(x) = Pr(X = x) \propto \frac{\lambda^x}{x!},$$

para  $x \in \mathcal{X}$ .

Esta distribución tiene las siguientes propiedades:

$$\mathbb{E}(X) = \lambda.$$

$$(X) = \lambda.$$

$$M_X(t) = \exp \{ \lambda(e^t - 1) \}.$$

El estimador de máxima verosimilitud de  $\lambda$  es  $\hat{\lambda} = 1/n \sum_i \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)$ . Bajo el enfoque bayesiano de inferencia, la distribución inicial conjugada para  $\lambda$  es  $Ga(\lambda|\alpha_0, \beta_0)$ . Así, la diión final para  $\lambda$  es  $Ga(\lambda|\alpha_1, \beta_1)$ , donde  $\alpha_1 = ha_0 + \sum_i \mathbb{I}(\text{siniestro}_i)$  y  $\beta_1 = \beta_0 + n$ .

## 3.2. Distribuciones $(a, b, 0)$

En esta sesión, revisaremos la definición y propiedades de una familia de distribuciones discretas que engloba las cuatro distribuciones paramétricas que revisamos la sesión anterior. Esta familia de distribuciones se denota como

**Definición.** Una variable aleatoria discreta no negativa,  $X$ , sigue una distribución si la función de masa de probabilidades puede escribirse como:

$$(3.5) \quad p_X(x) = \left( \alpha + \frac{\beta}{x} \right) p_X(x-1),$$

para  $x$  en  $\mathcal{X} = \{1, 2, \dots\}$ .



Los parámetros,  $\alpha$  y  $\beta$  son constantes y  $p_X(0)$  es fijo y dado.

El uso de las distribuciones en estadística actuarial proviene de la naturaleza recursiva de la distribución de masa de probabilidades. Esta propiedad recursiva es útil cuando se emplean ciertas fórmulas recursivas para calcular la distribución del monto agregado de siniestros.

**Ejemplo: Distribución binomial.** La expresión recursiva de la distribución binomial,  $(n, \theta)$ , como caso particular de la distribución está dada con

$$\begin{aligned}\alpha &= -\frac{\theta}{1-\theta}. \\ \beta &= -\frac{\theta(n+1)}{(1-\theta)}.\end{aligned}$$

**Definición.** Una variable aleatoria discreta no negativa,  $X$ , sigue una distribución si la función de masa de probabilidades puede escribirse como:

$$(3.6) \quad p_X(x) = \left( \alpha + \frac{\beta}{x} \right) p_X(x-1),$$

para  $x$  en  $\mathcal{X} = \{2, 3, \dots\}$ . Aquí,  $p_X(0)$  debe estar dado.

A partir de una distribución, es posible definir una distribución con soporte en  $\mathcal{X} = \{1, 2, \dots\}$  mediante un ejercicio de truncamiento. La distribución resultante se conoce como una distribución modificada en 0.

**Definición.** Una variable aleatoria discreta no negativa,  $X$ , con soporte en  $\mathcal{X} = \{0, 1, \dots\}$  y distribución tiene sigue una modificación en 0 si,

$$(3.7) \quad p_X^M(x) = \gamma p_X(x),$$

para  $x$  en  $\mathcal{X}^M = \{1, 2, 3, \dots\}$ . Aquí,  $\gamma$  es una constante de modificación, definida para garantizar que  $p_X^M$  sea una medida de probabilidad propia en el soporte modificado  $\mathcal{X}^M$ .

Así, la constante de modificación está dada por

$$(3.8) \quad \gamma = \frac{1 - p_X^M(0)}{1 - p_X(0)}.$$

### **3.3. Transformaciones y creación de nuevas distri- ciones**

### **3.4. Sobredispersión**

### **3.5. Inferencia y predicción de la frecuencia de si- niestros**

# Capítulo 4

## Distribución de la Severidad Individual

En estadística actuarial, las variables aleatorias que se modelan en la práctica incluyen simultáneamente una parte continua y otra discreta.

A continuación, revisaremos los fundamentos para este tipo de variables y las funciones de probabilidad asociadas.

Sea  $Z$  la variable aleatoria que representa el monto reclamado de un contrato de seguro (en general). Los casos contemplados para  $Z$  son:

1. Que el contrato sea abierto.
2. El reclamo se define en exceso de un monto máximo asegurado,  $M$ .
3. El reclamo se define abiertamente hasta un monto máximo asegurado,  $M$ .

Cómo construir la variable aleatoria que definiría estos contratos?

Empecemos con la definición de la función indicadora,  $\mathbb{I}(\cdot)$ , que se define como

$$\mathbb{I}(\text{evento}) = \begin{cases} 1 & \text{si el evento 'ocurre'} \\ 0 & \text{e.o.c.} \end{cases}$$

Así, se puede definir una variable aleatoria en función de  $\mathbb{I}$ , como

$$(4.1) \quad Z = \mathbb{I}(\text{evento})X + (1 - \mathbb{I}(\text{evento}))Y,$$

donde  $X$  y  $Y$  son dos variables aleatorias estocásticamente independientes.

Así,  $Z$  se define en función de la triada  $(\mathbb{I}, X, Y)$ . De esta forma, la función de distribución de probabilidades para  $Z$  se define como

$$(4.2) \quad F_Z(z) = qF_X(z) + (1 - q)F_Y(z),$$

donde  $q = Pr(\mathbb{I}(\text{evento}))$ , y

$$F_X(z) = Pr(X \leq z | \text{evento})$$

$$F_Y(z) = Pr(Y \leq z | \text{evento}).$$

#### Ejemplo 1

Supongamos que  $X$  es una variable aleatoria discreta, con soporte en  $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, \dots\}$ , y  $Y$  es una variable aleatoria absolutamente continua con soporte en  $\mathcal{Y} = \mathfrak{R}_+$ .  $\mathbb{I}$  se define como una variable aleatoria Bernoulli con parámetro  $q$ .

Definimos así a  $Z$  como:

$$(4.3) \quad Z = \mathbb{I}X + (1 - \mathbb{I})Y,$$

siguiendo que la función de distribución de probabilidades para  $Z$  se calcula como:

$$(4.4) \quad F_Z(z) = qF_X(z) + (1 - q)F_Y(z),$$

con  $F_X$  y  $F_Y$  definidas como antes.

Siendo  $Z$  y  $F_Z$  definidas como una combinación lineal convexa, es realmente simple calcular valores esperados de  $Z$ , como

$$(4.5) \quad \mathbb{E}(Z) = q\mathbb{E}(X) + (1 - q)\mathbb{E}(Y).$$

En general, si  $\phi$  es una función de interés integrable,

$$(4.6) \quad \mathbb{E}(\phi(Z)) = q\mathbb{E}(\phi(X)) + (1 - q)\mathbb{E}(\phi(Y)).$$

### 4.1. Funciones de supervivencia y de riesgo

### 4.2. Distribuciones mixtas y mezcla de distribuciones

### 4.3. Distribuciones continuas sobre la recta real positiva

Las distribuciones paramétricas que usualmente se emplean para modelar la distribución individual de las reclamaciones de siniestros son:

- Exponencial.
- Gamma.
- Weibull.
- Pareto.

De estas cuatro distribuciones, la exponencial es la más sencilla de trabajar desde el punto de vista inferencial. La razón de considerar las otras alternativas es la de proveer herramientas de modelación que permitan capturar distintas características de los reclamos de siniestros simultáneamente, como:

- Tendencia central,
- Dispersión,
- Valores extremos.

### 4.3.1. Distribución Exponencial

La función de densidad de esta distribución está dada por

$$(4.7) \quad f_X(x|\theta) = \theta \exp\{-\theta x\}.$$

Su función de distribución está dada por

$$(4.8) \quad F_X(x|\theta) = 1 - \exp\{-\theta x\}.$$

La distribución exponencial tiene la característica de tener tasas de riesgo constantes, i.e.

$$(4.9) \quad h_X(x|\theta) = \theta.$$

### 4.3.2. Distribución Gamma

La función de densidad de esta distribución está dada por

$$(4.10) \quad f_X(x|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} \exp\{-\beta x\}.$$

A diferencia de la distribución exponencial, la distribución gamma no tiene una expresión analítica cerrada para su función de distribución.

### 4.3.3. Distribución Weibull

La función de densidad de esta distribución está dada por

$$(4.11) \quad f_X(x|\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1} \exp\{-(x/\beta)^\alpha\}.$$

Su función de distribución está dada por

$$(4.12) \quad F_X(x|\alpha, \beta) = 1 - \exp\{-(x/\beta)^\alpha\}.$$

#### 4.3.4. Distribución Pareto

La función de densidad de esta distribución está dada por

$$(4.13) \quad f_X(x|\alpha, \beta) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x + \beta)^{\alpha+1}}.$$

Su función de distribución está dada por

$$(4.14) \quad F_X(x|\alpha, \beta) = 1 - \left( \frac{\beta}{x + \beta} \right)^\alpha.$$

Su función de riesgo está dada por

$$(4.15) \quad h_X(x|\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{x + \beta}.$$

### 4.4. Valores extremos y colas de la distribución

### 4.5. Tipos de coberturas y distribuciones inducidas

### 4.6. Inferencia y predicción de la frecuencia de siniestros

# Capítulo 5

## Modelos de Pérdida Agregada

### 5.1. Nociones de modelos de riesgo individuales y colectivos

Las distribuciones compuestas se emplean para modelar el monto agregado de reclamos de un portafolio de seguros. Sea  $N$  el número de pólizas (o reclamaciones) que integran el portafolio, y  $X_i$  el monto del siniestro.

Recuerde que cuando trabajamos con portafolios de seguros, éstos se segmentan en grupos, de manera que al interior de cada grupo la exposición al riesgo de ocurrir un siniestro es homogéneo. De igual forma, las condiciones de cobertura de las pólizas en cada grupo son homogéneas. Así, podemos referirnos al monto del siniestro,  $X_i$ , o al monto del reclamo a la aseguradora,  $Y_i$  casi indistintamente.

Así, la variable de interés se describe como:

$$(5.1) \quad S = \sum_{i=1}^N X_i.$$

La distribución que nos interesa describir es la de  $S$ . Ahora bien, tal distribución estará en función de la forma de modelación de  $N$ , distinguiendo entre dos tipos de mode-



los agregados de siniestros: i) modelos de riesgo individuales, y ii) modelos de riesgo colectivo.

## 5.2. Modelos de riesgo individual

### 5.2.1. Convoluciones

En el modelo de riesgo individual, se supone que  $N$  corresponde al número de pólizas en el portafolio de seguros. Así, la distribución de  $S$  estará definida solamente por la distribución conjunta de los siniestros individuales,

$$(5.2) \quad \Pr(X_1, \dots, X_N).$$

El supuesto común respecto a los siniestros individuales los considera estocásticamente independientes e idénticamente distribuidos,

$$(5.3) \quad \Pr(X_1, \dots, X_N) = \prod_{i=1}^N \Pr(X_i).$$

Así, la distribución de  $S$  quedaría expresada como la convolución de  $N$  variables aleatorias. Tal distribución puede calcularse empleando directamente la fórmula de convolución o simplificando su cálculo empleando la función generadora de momentos o función característica de  $X$ .

Respecto a  $\Pr(X)$ , debe notarse que tal distribución estará en función del concepto de  $N$ :

- Si  $N$  representa el **número de pólizas**, entonces  $X_i$  debe considerar la posibilidad de no siniestro, i.e.  $X_i = 0$  (debido a la ausencia de siniestro). De esta forma,

$$(5.4) \quad \Pr(X_i \leq x) = q\mathbb{I}(X_i = 0) + (1 - q)F_{X_i}(x),$$

para  $x \in \mathcal{X} = \mathfrak{R}_+$ . En esta expresión,  $q$  representa la probabilidad de que NO haya siniestro, y  $(1 - q)$  su complemento. También,  $F_{X_i}(x)$  representa la distribución de una variable aleatoria positiva, la cual representa el monto del siniestro.

Siendo esta distribución mezclada, el cálculo de  $S$  mediante la fórmula de convolución o método de momentos es complicado. El empleo de simulación estocástica puede ser la mejor opción en la práctica.

- Si  $N$  representa la **frecuencia de siniestros**, entonces  $X_i$  representaría el monto del siniestro, con

$$(5.5) \quad \Pr(X_i \leq x) = F_{X_i}(x),$$

la distribución para el monto del siniestro. En este caso, la fórmula de convolución o el método de momentos puede ser la mejor alternativa de uso en la práctica, si  $F_{X_i}$  pertenece a una clase conocida de distribuciones.

### 5.2.2. Fórmulas de recursión

### 5.2.3. Aproximaciones analíticas

### 5.2.4. Aproximaciones vía simulación

## 5.3. Modelos de riesgo colectivo

### 5.3.1. Distribuciones compuestas

En el modelo de riesgo colectivo, se supone que  $N$  corresponde al número (frecuencia) de siniestros en el portafolio de seguros, suponiendo que tal frecuencia *desconocida* y *aleatoria*. En este caso, la distribución de  $S$  estará definida por la

distribución conjunta de la frecuencia de los siniestros y del monto (o severidad) los mismos a nivel individual,

$$(5.6) \quad \Pr(N, X_1, \dots, X_N).$$

En este caso, las variables  $X_i$  representan el monto del siniestro, condicional en que el siniestro individual haya ocurrido.

Usualmente, se supone que la frecuencia de los siniestros es estocásticamente independiente de los montos de los siniestros individuales, i.e.

$$(5.7) \quad \Pr(N, X_1, \dots, X_N) = \Pr(N) \Pr(X_1, \dots, X_N | N).$$

Adicionalmente, se supone que los montos de los siniestros individuales son condicionalmente independientes, dado  $N$ , i.e.

$$(5.8) \quad \Pr(X_1, \dots, X_N | N) = \prod_{i=1}^N \Pr(X_i).$$

Suponiendo que  $N$  es una variable aleatoria, la distribución agregada de los siniestros en el portafolio,  $S$ , se conoce como una distribución compuesta. En el argot de estadística actuarial, la distribución de  $N$ ,  $\Pr(N)$ , se conoce como **distribución primaria**, mientras que la distribución del monto individual del siniestro,  $\Pr(X_i)$ , se conoce como **distribución secundaria** de la distribución de  $S$ .

El cálculo de la distribución de  $S$  en este caso puede realizarse empleando la función generadora de momentos. Supongamos:

- $\Pr(N)$  es una distribución con soporte en  $\mathcal{N} = \{1, 2, 3, \dots\}$  (enteros positivos), con función generadora de momentos  $M_N(t)$ , y
- $\Pr(X_i \leq x) = F_{X_i}(x)$  es una función de distribución (continua o absolutamente continua), con soporte en  $\mathcal{X} = (0, \infty)$ , y función generadora de momentos  $M_X(t)$ ,

entonces, la función generadora de momentos del monto agregado de siniestros sería,

$$(5.9) \quad M_S(t) = M_N(\log M_X(t)).$$

De esta expresión se toma el término de que  $\Pr(S \leq x)$  sea una distribución compuesta. Este cálculo descansa en el supuesto de que los montos individuales de siniestros,  $X_i$ 's, sean condicionalmente i.i.d. dado  $N$ . Note también que el supuesto de que las  $X_i$ 's sean intermabiables dado  $N$  también aplica, para poder hacer uso del enfoque bayesiano de inferencia.

**Ejemplo 1: Distribución compuesta Poisson-gamma.** Suponga que  $N$  es una variable aleatoria con distribución  $\text{Po}(N|\lambda)$  y que las  $X_i$ 's son variables aleatorias con distribución  $\text{Ga}(x|\alpha, \beta)$ . Entonces, la distribución de  $S$  se define como la distribución Poisson compuesta con respecto a la distribución gamma. La función generadora de probabilidades de  $S$  estaría expresada como

$$(5.10) \quad P_S(t) = P_N(P_X(t)) = \exp\{\lambda(P_X(t) - 1)\},$$

con  $P_X(t)$  la distribución generadora de probabilidades del monto individual de siniestros.

Note que el cálculo de la expresión analítica para  $F_S$  es complicado. Su cálculo en la práctica descansa en métodos recursivos de cálculo, como el método de Pánjer (1981). Trabajando con recursiones, será más conveniente definir una expresión general en términos de la distribución  $(\alpha, \beta, 0)$ .

**Ejemplo 2: Distribución compuesta  $(\alpha, \beta, 0) - F_X$ .** Supongamos que  $N$  sigue una distribución  $(\alpha, \beta, 0)$ , siendo las  $X_i$ 's variables aleatorias con distribución  $F_X$  soportadas en los enteros no negativos,  $\mathcal{X} = \{1, 2, 3, \dots\}$  (este supuesto es

fundamental). Entonces la distribución de  $S$  puede expresarse como

$$(5.11) \quad f_S(s) = \frac{1}{1 - \alpha f_S(0)} \sum_{x=1}^s \left( \alpha + \frac{\beta x}{s} \right) f_X(x) f_S(s-x),$$

para  $s \in \mathcal{S} = \{1, 2, \dots\}$ , con valor inicial de la recursión dado por

$$(5.12) \quad f_S(0) = P_S(0) = P_N(P_X(0)),$$

donde  $P_N$  y  $P_X$  son las funciones generadoras de probabilidad de  $N$  y  $X$  respectivamente.

Note que la fórmula de recursión anterior requiere suponer que el monto individual de siniestros tiene soporte discreto no negativo. Cuando el monto de los siniestros individuales se supone continuo, tal recursión no es válida, pero puede realizarse una sustitución ad-hoc de la suma en  $X$  como una integral para definir la convolución de  $X$  parcial con  $S$  parcial.

### 5.3.2. Fórmulas de recursión

### 5.3.3. Aproximaciones analíticas

### 5.3.4. Aproximaciones vía simulación

## 5.4. Efectos de la modificación de coberturas

## 5.5. Nociones de reaseguro *stop-loss*

## Parte III

### Teoría de Ruina

# Capítulo 6

## Medidas de Riesgo

### 6.1. Medidas de riesgo

El riesgo para las compañías de seguros, como en otros ramos, puede clasificarse en tres categorías: i) *riesgo de mercado*, que es la exposición al riesgo por el cambio de los precios del mercado y condiciones de negociación en el mercado, ii) *riesgo de crédito*, derivado de la posibilidad de que los clientes entren en quebranto, y iii) *riesgo de operaciones*, derivado de cualquier riesgo que no es de mercado ni de crédito.

En estas notas nos concentraremos en el riesgo operacional que enfrentan las compañías de seguros. El riesgo más importante al que se enfrenta una aseguradora, es el derivado de las pérdidas que se generan de los reclamos del portafolio de pólizas aseguradas. Las compañías de seguros emplean las medidas de riesgo que revisaremos para:

- Determinación del capital.
- Determinación de la prima de seguro (prima de riesgo o tarificación).

- Administración interna del riesgo.
- Reporte a instituciones regulatorias.

Definamos  $Y$  una variable de pérdida para una compañía de seguros. Esta se define como una variable aleatoria, pues no ha sido observada aun. Puede coincidir con la variable de severidad agregada de un portafolio de seguros (colectivo o individual),  $S$ , para un periodo dado.

**Definición 1.** *Una medida de riesgo para la variable aleatoria  $Y$ , denotada por  $\rho(Y)$ , es una función que mapea el soporte de  $Y$ ,  $\mathcal{Y}$  a la recta real, i.e.  $\rho : Y \rightarrow \mathbb{R}$ .*

Recuerda que  $Y$  es una variable aleatoria positiva, cuando ésta mide el monto del portafolio de reclamos, por ejemplo. Sin embargo, en ciertas aplicaciones, se desea estudiar la variación del valor del portafolio entre los periodos  $(t-1)$  y  $t$ . En este caso, la variable  $Y = S_t - S_{t-1}$  puede tomar valores negativos.

Denotemos por  $\mu_Y$  y  $\sigma_Y$  a la media y a la varianza de la variable aleatoria  $X$ .

**Definición 2.** *La medida de riesgo basada en la esperanza se define como*

$$(6.1) \quad \rho(Y) = (1 + \theta)\mu_Y,$$

donde  $\theta \geq 0$  es el factor de la prima de riesgo. Cuando  $\theta = 0$ , la medida de riesgo se reduce a  $\mu_Y$ , la cual se conoce como **prima de riesgo pura**.

Para diferenciar entre dos riesgos en términos del segundo momento, se introduce una medida de riesgo en función de  $\mu_Y$  y  $\sigma_Y$ .

**Definición 3.** *La medida de riesgo basada en varianza se define como*

$$(6.2) \quad \rho(Y) = \mu_Y + \alpha\sigma_Y,$$



donde  $\alpha \geq 0$  es el factor de riesgo. La medida de riesgo anterior puede definirse alternativamente en términos de la desviación estándar de  $Y$ , como

$$(6.3) \quad \rho(Y) = \mu_Y + \alpha \sigma_Y^{1/2}.$$

Cuando  $\alpha = 0$  la medida de riesgo se reduce a la **prima de riesgo pura**.

Es deseable que las medidas de riesgo satisfagan ciertas condiciones de admisibilidad y coherencia. A continuación revisaremos algunas de esas propiedades.

## 6.2. Coherencia

Reviaremos ahora cuatro axiomas de coherencia que garantizarán que las medidas de riesgo sean consistentes (no subjetivas).

**Axioma 4. Invarianza ante traslaciones.** *Para cualquier variable de pérdida  $Y$  y cualquier constante  $a$ ,*

$$\rho(Y + a) = \rho(Y) + a.$$

Este axioma indica que el riesgo se incrementa proporcionalmente al aumento en la pérdida, dado por  $a$ .

**Axioma 5. Subaditividad.** *Para cualquier par de variables de pérdida  $Y_1$  y  $Y_2$ , se tiene que*

$$\rho(Y_1 + Y_2) \leq \rho(Y_1) + \rho(Y_2).$$

Es decir, el riesgo no se reduce al fragmentarse en partes. De igual forma, consolidar riesgos no reduce su exposición.

**Axioma 6. Homogeneidad positiva.** *Para cualquier variable de pérdida  $Y$  y cualquier escalar positivo  $a$ , se tiene que*

$$\rho(aY) = a\rho(Y).$$

Es decir, el riesgo es invariante ante cambios de escala o unidades monetarias.

**Axioma 7. Monotonicidad.** *Para cualquier par de variables de pérdida  $Y_1$  y  $Y_2$  tales que  $Y_1 \leq Y_2$  casi seguramente (i.e. con probabilidad uno), se tiene que*

$$\rho(Y_1) \leq \rho(Y_2)$$

Los axiomas anteriores definen un marco normativo para definir medidas de riesgo consistentes a la teoría de decisión. Se dice que una medida de riesgo que satisfaga los cuatro axiomas enunciados es coherente. Es fácil mostrar que las tres medidas de riesgo que revisamos al principio del capítulo satisfacen ser coherentes. Sin embargo, algunas de ellas resultan ser operativamente imprácticas. A continuación, revisaremos otras medidas de riesgo basadas en capital, las cuales son operativamente más convenientes.

### 6.3. Medidas de riesgo de capital

La medida de riesgo que más se emplea en la práctica, no solo en las compañías de seguros sino en otras instituciones bancarias y financieras, es el VaR (*Value-at-Risk*). Para esto, supongamos que  $Y \sim F_Y$ , la cual puede ser discreta, continua o mixta.

**Definición 8.** *Sea  $\delta \in (0, 1)$  un nivel de probabilidad dado. El valor en riesgo, VaR (por sus siglas en inglés), de  $Y$  al nivel  $\delta$ , denotado por  $VaR_\delta(Y)$  se define*

como el cuantil  $\delta$  de  $F_Y$ , i.e.

$$(6.4) \quad \text{VaR}_\delta(Y) = \inf \{y \in \mathcal{Y} : F_Y(y) \geq \delta\}$$

$$(6.5) \quad = F_Y^{-1}(\delta) = y_\delta.$$

Usualmente,  $\delta$  se elige dentro del intervalo  $(0,95, 0,99)$ .

Para algunas distribuciones de probabilidad, el VaR se puede obtener analíticamente. Por ejemplo, si  $Y$  se distribuye  $\text{Exp}(\theta)$ ,

$$(6.6) \quad \text{VaR}_\delta(Y) = -\frac{\log(1 - \delta)}{\theta}.$$

Si  $Y$  se distribuye log-normal, con parámetros  $\mu_Y$  y  $\sigma_Y$ , entonces

$$(6.7) \quad \text{VaR}_\delta(Y) = -\exp \left\{ \mu_Y + \sigma_Y^{1/2} \Phi^{-1}(\delta) \right\}.$$

Si  $Y$  se distribuye Pareto, con parámetros  $\alpha$  y  $\gamma$ , entonces

$$(6.8) \quad \text{VaR}_\delta(Y) = -\gamma \left( (1 - \delta)^{-1/\alpha} - 1 \right).$$

Otra medida de riesgo de interés, más académico, es el VaR condicional (CVaR, por sus sigla en inglés), que mide el riesgo esperado en exceso del VaR.

**Definición 9.** El VaR condicional (CVaR) para un nivel  $\delta$  se define como,

$$(6.9) \quad \text{CVaR}_\delta(Y) = \mathbb{E}(Y - \text{VaR}_\delta(Y) | Y > \text{VaR}_\delta(Y)).$$

El CVaR puede expresarse en términos de la cola esperada de la distribución, CTE (por sus siglas en inglés), que es el valor esperado de  $Y$  en exceso de  $\text{CVaR}_\delta(Y)$ .

Éste se define como,

$$(6.10) \quad \begin{aligned} \text{CTE}_\delta(Y) &= \mathbb{E}(Y | Y > \text{VaR}_\delta(Y)). \\ &= \frac{1}{1 - \delta} \int_{y_\delta}^{\infty} y f_Y(y) dy, \end{aligned}$$

donde  $y_\delta$  es  $\text{VaR}_\delta(Y)$ .

A partir de estas relaciones, se sigue la siguiente identidad

$$(6.11) \quad \text{CVaR}_\delta(Y) = \text{CTE}_\delta(Y) - \text{VaR}_\delta(Y).$$

Puede mostrarse que tanto el VaR como el  $\text{CVaR}_\delta$  son medidas de riesgo coherentes. Generalizando la noción del CVaR, podemos también pensar en la medida de dispersión asociada a la cola de la distribución en exceso de  $\text{VaR}_\delta(Y)$ , en términos de la varianza, como:

$$(6.12) \quad \begin{aligned} \text{varCVaR}_\delta(Y) &= \text{var}(Y|Y > \text{VaR}_\delta(Y)) \\ &= \frac{1}{1-\delta} \int_{y_\delta}^{\infty} (y - \text{CVaR}_\delta(Y))^2 f_Y(y) dy. \end{aligned}$$

# Capítulo 7

## Teoría de Ruina

7.1. Teoría de ruina en tiempo discreto

7.2. Teoría de ruina en tiempo continuo

# Bibliografía

Deelstra, G. and Plantin, G. (2014). *Risk Theory and Reinsurance*. Springer, New York.

Kaas, R., Goovaerts, M., Dhaene, J., and Denuit, M. (2001). *Modern Actuarial Risk Theory*. Kluwer Academic Publishers, Berlin.

Klugman, S., Panjer, H., and Willmot, G. (2012). *Loss Models From Data to Decisions*. John Wiley & Sons, London.

Shevchenko, P. V. (2011). *Modelling Operational Risk Using Bayesian Inference*. New York.

Society of Actuaries (1965). An introduction to collective risk modelling and its application to stop-loss reinsurance.

Society of Actuaries (1982). The practical uses of risk theory.

Society of Actuaries (2010). A new approach for managing operational risk.