

CASO PRÁCTICO COPENHAGEN REINSURANCEResumen ejecutivo

En el siguiente informe se expone un análisis del riesgo operativo de la compañía Copenhagen Reinsurance que gestiona 2167 pérdidas generadas a causa de incendios comprendidos entre 1980 y 1990 recogidas en millones de corona danesas. En primera lugar y tras explorar la base de datos se modela la variable de frecuencia mediante una Poisson, la severidad mediante una distribución de Burr y se calculan la distribución de pérdida agregada y el VaR y VaR condicionado.

A la hora de gestionar el riesgo operativo al igual que con cualquier otro trabajo con datos lo primero es familiarizarse con la información con la que se va a trabajar. Para ello se representan en primer lugar los datos de pérdidas de la compañía Vikings (**Figura 1**) que se presentan en el siguiente histograma:

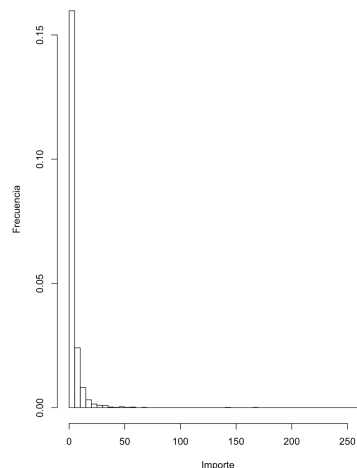


Figura 1. Histograma con las pérdidas de Vikings.

Al observar la distribución de las pérdidas se observa que se produce una concentración en las pérdidas de menor importe y luego se producen pérdidas puntuales de un mayor valor. Esta es la distribución habitual en las pérdidas de una compañía (evidentemente si hubiera grandes pérdidas de manera frecuente la compañía estaría abocada al fracaso). El gráfico parece indicar que aunque los valores de pérdidas se concentren en el cuerpo de la distribución los valores extremos de la cola van a tener gran influencia; así pues se toman algunas medidas de posición que confirman esta hipótesis: la media de los costes por pérdidas se encuentra en torno al 3.4 mientras que la mediana se encuentra en el 1.8. Además se observa que en el tercer cuartil el valor asciende a casi 3, en el decil noveno a 5.54, en el percentil 95 a 9.97 y en el 99 a 26.04 presentándose en el máximo de la distribución un valor (evidentemente extremo) de 263.25.

Una vez familiarizados con los datos se procede a la modelización de las variables de severidad (coste de los sucesos) y frecuencia (ocurrencia de los sucesos). Para ello en primer lugar y al haber días en los que no se han producido pérdidas y días en los que se ha producido más de una se procede a la agrupación de los datos¹. En un principio se valoraron distintas agrupaciones, por día/semana/mes. Finalmente, se decide agrupar por día pues es la agrupación

¹ Todas las manipulaciones realizadas se encuentran detalladas en el código anejo.

para la que se logra posteriormente un mejor ajuste. Una vez agrupados los datos se procede a la modelización.

Comenzamos ajustando la frecuencia; para ello probamos varias distribuciones, de las cuales solo dos arrojan resultados significativos; una Poisson de parámetro 1.317325 y una Binomial Negativa de parámetros $n = 2332626$ y $\mu = 1.317407$ ambas con un nivel de significación muy similar por lo que no se puede emplear este criterio para discernir cuál emplear. Para tomar esta decisión se empleará los criterios de información de Akaike y Bayesiano ambos indican (aunque por un margen muy bajo) que la distribución de Poisson ajusta mejor la frecuencia. Teniendo en cuenta que nos encontramos en el ámbito empresarial esta distribución suele ser además preferida por su fácil explicabilidad e implementación.

Una vez modelada la frecuencia se procede a intentar ajustar la severidad. Para ello se comparan cuatro distribuciones que suelen ser habituales en este ámbito, a saber, una Gamma, una Pareto, una mixtura de estas dos y por último una Burr. Para proceder a la comparación entre ellas se procede al ajuste, se genera una tabla en la que se comparan los parámetros (ver código) y por último para facilitar la toma de decisión se genera una gráfica (**Figura 2**) en la que se compara la distribución de la severidad real (en rojo) con las distintas opciones:

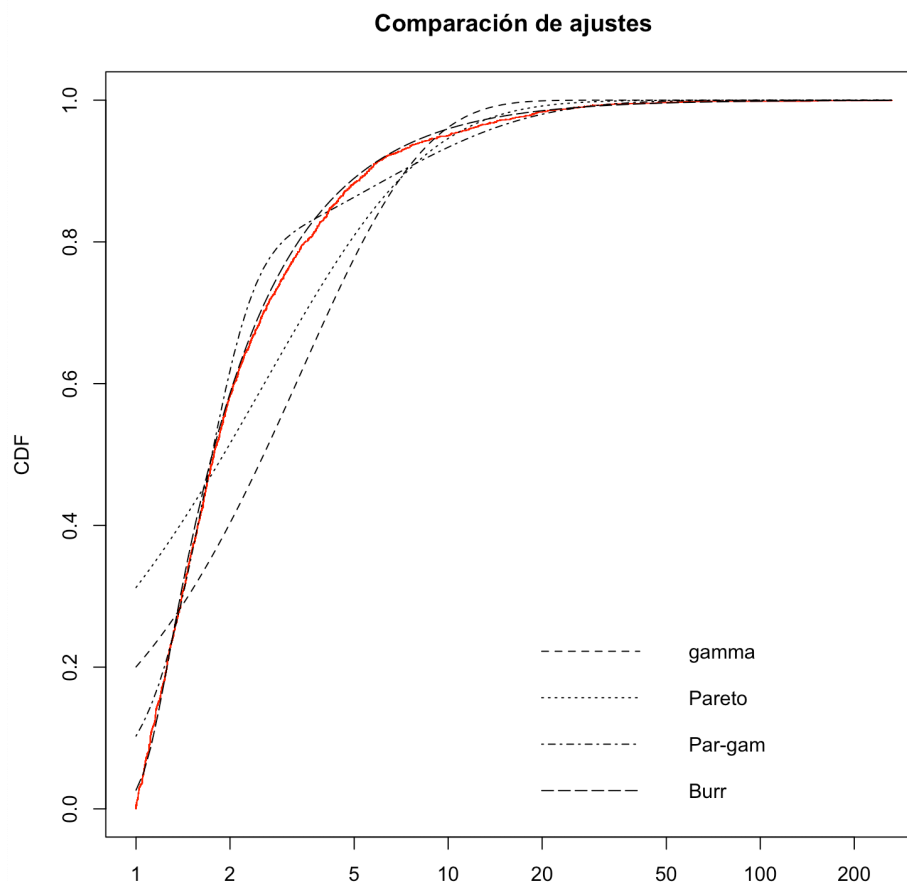


Figura 2. Comparación de ajuste para la severidad.

A la vista de la gráfica se puede afirmar que la severidad se puede ajustar por una distribución de Burr con parámetros de forma 0.1 y 14.44 y parámetro de escala 1.085.

En el código adjunto se muestran los ajustes a las probabilidades empíricas (pp-plot y qq-plot) que reflejan, en parte, la calidad de el ajuste. Dichos gráficos no se añaden al informe para no recargarlo demasiado. Las gráficas que si parecen sustanciales son las que modelan ambas variables, frecuencia y severidad, dando una gran idea de la distribución de pérdidas. Dichas gráficas se muestran a continuación (**Figura 3 y 4**):

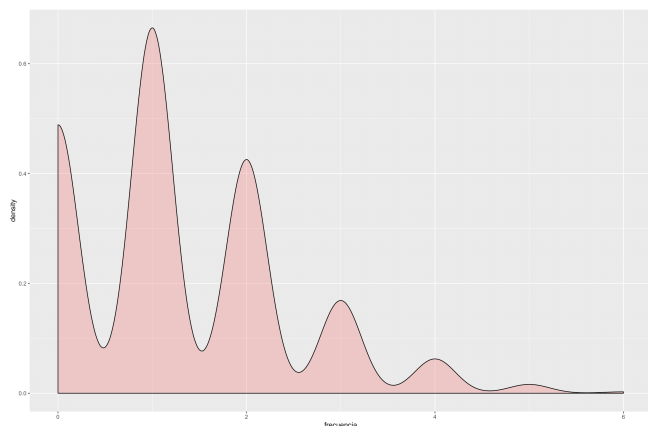


Figura 3. Distribución de frecuencia.

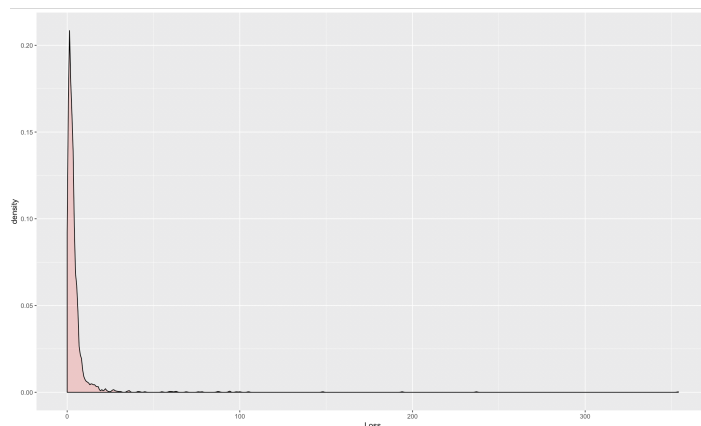


Figura 4. Distribución de severidad.

Una vez modeladas ambas variables se procede al cálculo de la variables de pérdidas agregadas. A la hora de realizar este cálculo se producen algunos errores a la hora de calcular los momentos previo a agregar la distribución (generación de valores infinitos para los momentos). Para solventar este problema se han aproximado los parámetros empleando sendas simulaciones (ver detalle en el código).

Por último se calculan respectivamente el VaR (Value at Risk o valor en riesgo) y el ES (Var condicionado) al 99% que reportan respectivamente 26.11285 y 34.15766 millones de coronas danesas. Actualmente la literatura defiende la superioridad del VaR condicional² sobre el estándar debido a su coherencia (verifica las cuatro propiedades mencionadas en clase frente al VaR que no cumple la subaditividad). La diferencia conceptual se podría resumir en la pregunta a la que responde cada uno: mientras que el VaR se plantea “¿Cómo de mal pueden ir las cosas?” el VaR condicionado nos indica “Si las cosas de verdad van mal, ¿cuál es la pérdida esperada?”. Dichas preguntas se plantean siempre sobre un determinado horizonte temporal prefijado de antemano. En este sentido también parece mucho más sensato el empleo del condicional.

Aunque a nivel regulatorio el VaR estándar se sigue imponiendo al condicional cada vez más empresas emplean este último para sus controles internos por su mayor fiabilidad y Basilea estudia su sustitución en un futuro no muy lejano.

² Hull John. “VAR versus expected shortfall”

Contrastación de los resultados con el paper

Como lectura complementaria a este trabajo se sugería el artículo “*An extreme value approach for modeling Operational Risk losses depending on covariates*”³ en el que Embrechts y sus colaboradores destacan la importancia que ha cobrado en los últimos años el desarrollo de modelos estadísticos capaces de estimar de forma eficaz y robusto el capital en riesgo (VaR) exigido a las compañías por las distintas comisiones reguladoras (Basilea, FINMA,...). En la actualidad las técnicas para este cálculo y en concreto para el desarrollo del VaR al 99.9% no están desarrolladas con la suficiente fiabilidad debido principalmente a la falta de una mayor cantidad de datos sobre el tema (y no solo a la cantidad si no también a la calidad y rigurosidad de estos).

Además Embrechts trata en su artículo los ajustes de las pérdidas a distribuciones con momentos infinitos (problemas señalado anteriormente) y a la poca fiabilidad de dichos ajustes sugiriendo algunas técnicas como el truncamiento para resolver tales problemas. Dichas técnicas no son aplicadas en el modelo desarrollado por estar fuera del nivel actual del desarrollador. Además el artículo pone en duda la fiabilidad de los datos disponibles actualmente pues teoriza que quizá solo las pérdidas sustanciales son reportadas despreciándose aquellas que no tienen consecuencias significativas para la empresa en cuestión aunque tratándose este caso de pérdidas por incendios cabe suponer que todas las pérdidas son notables.

³ Chavez-Demoulin V, Embrechts P., Hofert Marius. “*An extreme value approach for modeling Operational Risk losses depending on covariates*”