

CreditCruncher User's Guide

Version 0.2



Queen



Drone



Worker

Gerard Torrent Gironella

8 de mayo de 2005

Copyright © 2004-2005 Gerard Torrent Gironella. All rights reserved.

The image found in cover have been taken from Mark L. Winston. 1987. *The Biology of the Honey Bee* (ISBN: 0-671-07109-2). Harvard University Press. Cambridge, MA. These redrawn figures appear here without permission of Harvard University Press [Ref: 973029].

This file is part of the CreditCruncher software package. For license information, see the COPYING file in the top level directory of the CreditCruncher source distribution.

Índice general

1. Introducción	4
1.1. Acerca de CreditCruncher	4
1.2. Organización del contenido	5
1.3. Consideraciones	5
2. Formulación del problema	6
2.1. Cartera de créditos	6
2.1.1. Ratings	7
2.1.2. Sectores	8
2.1.3. Activos	8
2.2. Tipos de interés	9
2.2.1. Función de transporte	11
2.2.2. Curva spot o cupón cero	11
2.3. Matriz de transición	12
2.3.1. Propiedades	13
2.3.2. Cambio de periodo	13
2.3.3. Función de supervivencia	14
2.4. Matriz de correlación	16
2.4.1. Propiedades	18
2.5. Value At Risk (VAR)	18
3. Resolución del problema	21
3.1. Hipótesis	21
3.1.1. Hipótesis duras	21
3.1.2. Hipótesis blandas	21
3.2. Elementos que intervienen en la resolución	22
3.2.1. Variables aleatorias correlacionadas. Cópulas.	22
3.2.2. El método de Monte Carlo	22
3.3. Notación	24
3.4. Método Time-To-Default	24
3.5. Método Rating-Path	24
3.5.1. Valoración de la cartera	24
3.5.2. Distribución del valor de la cartera	24

4. Implementación de la solución	26
4.1. Generación de cópulas	26
4.2. Simulación de productos	26
4.3. Proceso de agregación	26
4.4. Dimensiones del problema	26
4.5. Convergencia de la solución	26
5. Ejemplos	27
5.1. Cópula Normal	27
5.2. Impacto de la correlación intrasectorial	28
5.3. Impacto de la correlación intersectorial	28
A. Apéndices	29
A.1. Conceptos básicos de estadística	29
A.2. La variable aleatoria de Bernoulli	30
A.3. La variable aleatoria Binomial	31
A.4. La variable aleatoria Normal	31
A.5. Cálculo de la raíz de una matriz	32
A.6. Algoritmo de la cópula normal	33

Capítulo 1

Introducción

Este documento contiene la descripción del método de valoración del riesgo de crédito implementado por el programa CreditCruncher. Para su lectura no se presuponen conocimientos avanzados de matemáticas o finanzas. En caso de encontrar un error, sugerir mejoras o no entender algún punto, no dude en ponerse en contacto con el equipo de desarrollo de CreditCruncher¹ que tendrá en cuenta sus aportaciones para futuras versiones de este documento.

1.1. Acerca de CreditCruncher

La valoración del riesgo de crédito no es un tema cerrado, muestra de ello es la multitud de métodos que existen para su valoración. Se recomienda la lectura del artículo *Different strokes* [6] donde se exponen los principales modelos de valoración del riesgo de crédito y sus características.

CreditCruncher valora el riesgo de impago de una cartera de créditos usando la técnica de simulación Monte Carlo. Pretende ofrecer un método de valoración del riesgo de crédito totalmente documentado y soportado por una implementación libre y gratuita. Pertenece a la familia de métodos tipo CreditMetrics².

La mayoría de conceptos y explicaciones que pueden encontrarse en este documento han sido extraídas o inspiradas en el documento *CreditMetrics - Technical Document* [2]. Puede usarse el artículo *Probability models of credit risk* [1] como una introducción corta y clara.

¹<http://www.generacio.com/ccruncher/>

²<http://www.riskmetrics.com/>

1.2. Organización del contenido

Se ha organizado el contenido en cuatro secciones principales y un conjunto de anexos.

Formulación del problema. Contiene la descripción del problema que se pretende resolver y se introducen los elementos y propiedades considerados claves para la posterior resolución. La lectura de este apartado es necesaria para entender los elementos del fichero de entrada de datos del programa.

Resolución del problema. Se exponen los elementos usados para resolver el problema y se detalla la estructura del método de resolución. La lectura de este apartado es necesaria para la interpretación de los resultados proporcionados por el programa.

Implementación de la solución. Se explican los detalles de la implementación. La lectura de este apartado es necesaria para entender alguno de los apartados del fichero de entrada de datos del programa así como para la interpretación de los resultados proporcionados por este.

Ejemplos. Conjunto de ejemplos representativos resueltos con Credit-Cruncher. Los ficheros de entrada de los ejemplos se incluyen en la aplicación. La lectura de este apartado, junto con los ficheros de ejemplo pueden ayudarle en la creación de sus primeros ficheros de entrada.

Apéndices. Contienen elementos necesarios para la comprensión del contenido de las secciones principales, pero que su inclusión en estas oscurecería la explicación.

1.3. Consideraciones

No se demuestran los enunciados que puedan ser encontrados en los libros de matemáticas de grado medio o superior.

Recomendamos la lectura de las referencias bibliográficas que se incluyen, pueden ayudarle en la comprensión de lo expuesto en este documento.

Los textos contenidos en los gráficos están en inglés debido a que son compartidos por todas las posibles traducciones de este documento.

Para obtener una presentación óptima de este documento, imprímalo. Si utiliza un visualizador tipo *Adobe* o *gv* puede que algunos gráficos se muestren en un trazo inadecuado.

Capítulo 2

Formulación del problema

Dada una cartera de créditos a empresas de tamaño mediano, deseamos valorar las posibles pérdidas debido a los impagos al cabo de un tiempo T .

A continuación se introduce los elementos, notación y propiedades básicas que constituyen el marco de trabajo.

2.1. Cartera de créditos

La estructura de la cartera de créditos consiste en un conjunto de clientes agrupados por sectores de actividad. Cada cliente tiene contratado un conjunto de productos de crédito. Cada contrato puede estar cubierto por un número variable de garantías o acuerdos. Puede verse un esquema de la estructura en la figura 2.1.

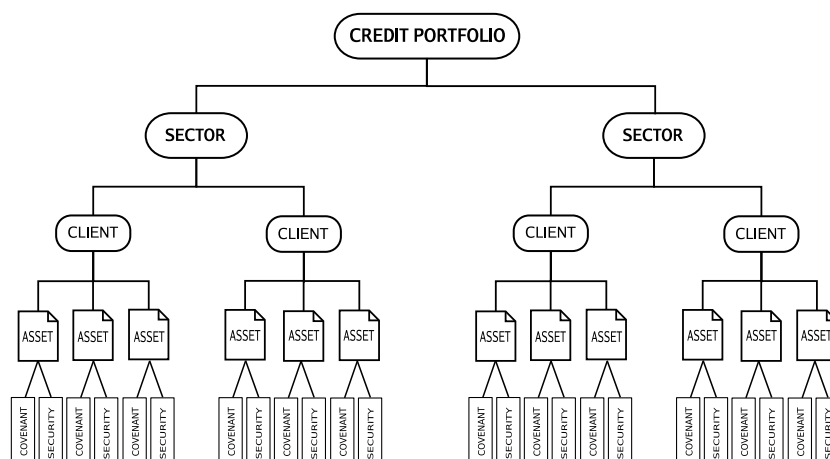


Figura 2.1: Estructura de la cartera de créditos

2.1.1. Ratings

Un sistema de ratings es una medida de calidad crediticia usada para valorar creditores. A cada creditor se le asigna una nota discreta (pe. AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, Default) en función de su calidad crediticia. Los únicos ratings contemplados en este documento son los que tienen una relación estadística directa y cuantificable con la probabilidad de impago del creditor. Ejemplos de este tipo de ratings son los publicados por Moody's Investor Service¹ o Standard & Poors².

La metodología para la generación de un sistema de ratings queda fuera del ámbito de este documento. CreditCruncher presupone que cada empresa de la cartera tiene un rating inicial asignado.

El rating de cada empresa varía a lo largo del tiempo en función de la calidad crediticia de cada instante (véase figura 2.2). La evolución a lo largo del tiempo del rating de una empresa se formula a través de la matriz de transición (véase la sección 2.3).

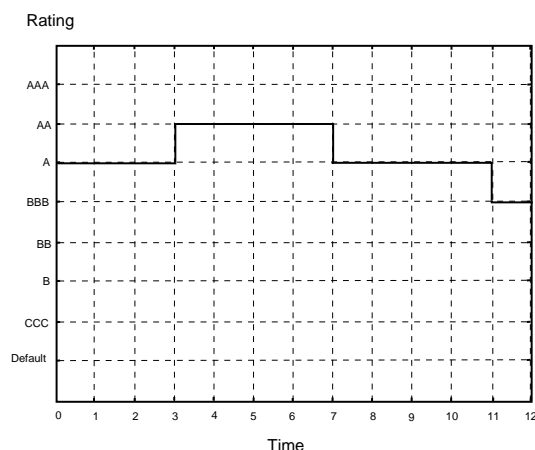


Figura 2.2: Evolución del rating a lo largo del tiempo

Notación. El sistema de ratings usado en este documento se compone de n notas, r_1, r_2, \dots, r_n , donde r_1 es la mejor nota (probabilidad de fallido mas baja), r_2 es la segunda mejor nota, etc. r_n corresponde al rating *Default*.

Notación. $P(r_i \rightarrow r_j; t_0; t_1)$ = probabilidad de pasar de un rating inicial r_i en tiempo t_0 a un rating r_j en tiempo t_1 .

¹<http://www.moodys.com>

²<http://www.standardandpoors.com>

2.1.2. Sectores

La correlación de fallidos entre clientes es uno de los conceptos que añaden complejidad de la valoración del riesgo de crédito. No es lo mismo tener una cartera de créditos donde los clientes hacen fallido de forma independiente que una cartera donde los fallidos se encuentran correlacionados. En el primer caso, al cabo de un año tendremos un conjunto limitado de fallidos. En el segundo caso, al cabo de un año la mayoría de clientes habrán hecho fallido o casi ningún cliente habrá hecho fallido. Véase el ejemplo *Impacto de la correlación intrasectorial*.

Al no poder asignar una correlación de fallido cliente a cliente, se recurre a la agrupación de estos en sectores. Se considera que la cartera de créditos dispone de un conjunto de sectores donde los componentes de cada sector muestran una evolución crediticia similar. O sea, que la mejora o empeoramiento de la calidad crediticia (rating) afecta de forma común a los componentes del sector. En general se identifican estos sectores con los sectores industriales.

Se considera que cada cliente pertenece a un único sector y permanece en el a lo largo del tiempo. La relación entre sectores se formula a través de la matriz de correlación sectorial (véase la sección 2.4).

Notación. En este documento se considera que existen m sectores, y nos referiremos a ellos como s_1, s_2, \dots, s_m .

2.1.3. Activos

Cada cliente tiene contratado un conjunto de activos con riesgo de crédito. Un activo se caracteriza por los siguientes elementos:

Cashflow. Entregas y devoluciones de dinero a lo largo del tiempo. Incluye las posibles amortizaciones, primas, cupones, comisiones, costes, etc. Usaremos el cashflow para calcular el valor, o precio, de un activo en el instante t .

Exposición. Importe de la pérdida en caso de fallido. Cada producto tiene un perfil de exposición característico.

Recuperación. Importe que se estima que será recuperado en caso de fallido. Normalmente es una parte de la exposición.

2.2. Tipos de interés

Definición. Sea C_{t_0} el importe inicial de una operación y C_{t_1} el importe final. Definimos el tipo efectivo como:

$$\text{tipo efectivo} = r = \frac{C_{t_1} - C_{t_0}}{C_{t_0}} \quad (2.1)$$

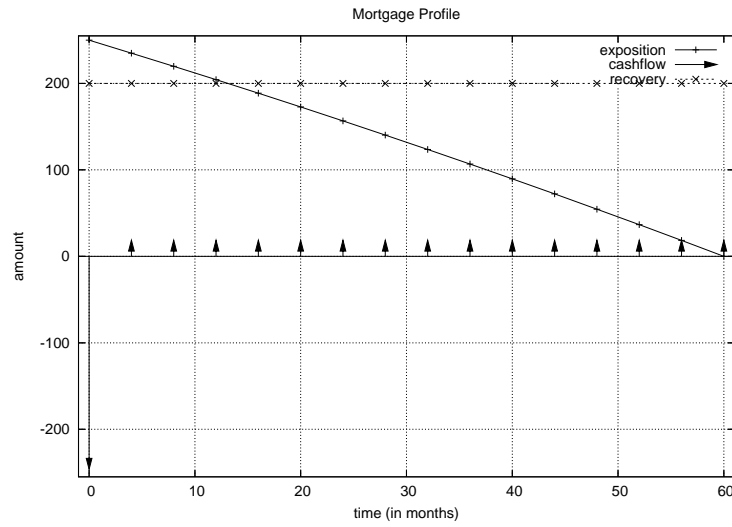


Figura 2.3: Perfil de un Préstamo Hipotecario

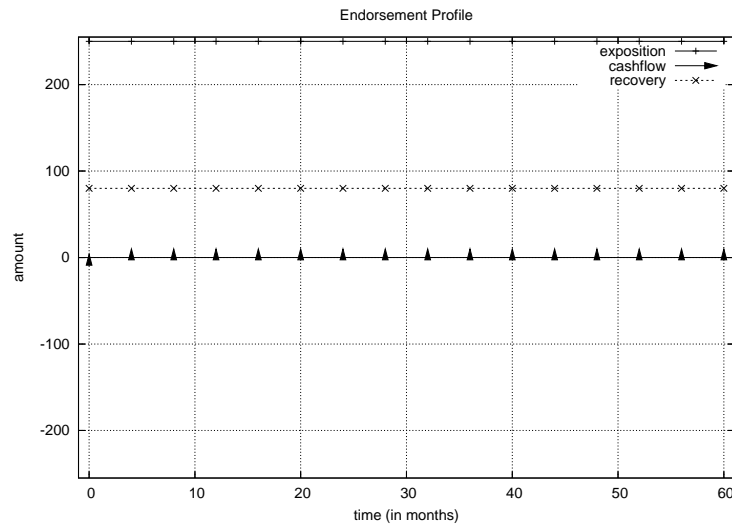


Figura 2.4: Perfil de un Aval financiero

Definición. El tipo de interés simple, r_s , es un tipo de interés donde para cada periodo de tiempo se incrementa el importe inicial, C_{t_0} por un factor de r_s .

$$r_s = \frac{r}{t_1 - t_0} = \frac{(C_{t_1} - C_{t_0})/C_{t_0}}{t_1 - t_0} \quad (2.2)$$

Defición. El tipo de interés compuesto, r_c , es un tipo de interés donde para cada periodo de tiempo se incrementa por un factor de r_c el importe acumulado del periodo anterior.

$$r_c = (1 + r)^{\frac{1}{t_1 - t_0}} - 1 = (1 + r_s \cdot (t_1 - t_0))^{\frac{1}{t_1 - t_0}} - 1 \quad (2.3)$$

Defición. El tipo de interés continuo, r_e , es el caso límite del interés compuesto.

$$\lim_{t_1 \rightarrow t_0} r_c = \lim_{t_1 \rightarrow t_0} \left(1 + \frac{r}{t_1 - t_0}\right)^{(t_1 - t_0)} = e^{r_e} - 1 \quad (2.4)$$

Por tanto,

$$r_e = \ln(1 + r_c) \quad (2.5)$$

Proposición. Podemos deducir el importe final, C_{t_1} , conociendo el importe inicial, C_{t_0} , el intervalo de tiempo transcurrido, $t_1 - t_0$, y el tipo de interés.

$$\begin{array}{ll} \text{interés simple} & \rightarrow C_{t_1} = C_{t_0} \cdot (1 + r_s \cdot (t_1 - t_0)) \\ \text{interés compuesto} & \rightarrow C_{t_1} = C_{t_0} \cdot (1 + r_c)^{(t_1 - t_0)} \\ \text{interés continuo} & \rightarrow C_{t_1} = C_{t_0} \cdot e^{r_e \cdot (t_1 - t_0)} \end{array}$$

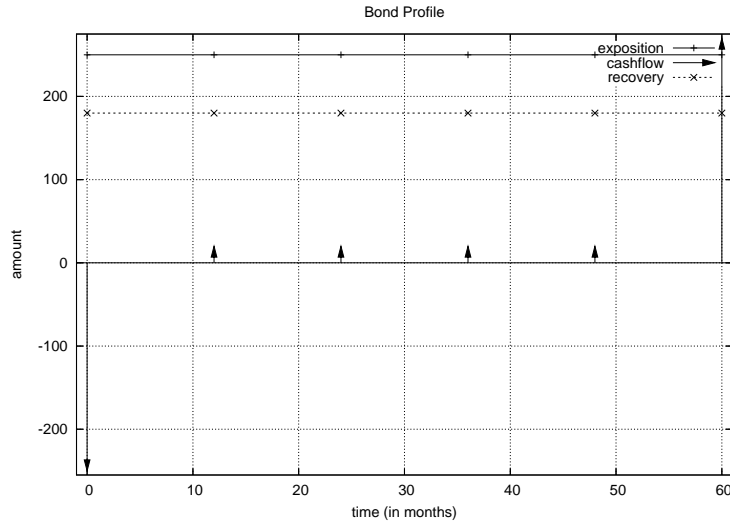


Figura 2.5: Perfil de un Bono

Ejemplo. Consideremos una operación que supone una inversión inicial de 100 MM. y que al cabo de 5 años proporciona unos ingresos de 120 MM.

Calculemos los diferentes tipos de interés:

$$\begin{aligned} r_s &= \frac{r}{5} = \frac{(120-100)/100}{5} = \frac{20\%}{5} = 4\% \\ r_c &= (1+r)^{1/5} - 1 = 1,2^{0,2} - 1 = 1,0371 - 1 = 3,71\% \\ r_e &= \ln(1+r_c) = \ln(1,0371) = 3,65\% \end{aligned}$$

Recuperemos el importe final de la operación a partir del importe inicial, el intervalo de tiempo y el tipo de interés:

$$\begin{aligned} \text{interés simple} &\rightarrow C_{t_1} = 100 \cdot (1 + 4\% \cdot 5) = 120 \\ \text{interés compuesto} &\rightarrow C_{t_1} = 100 \cdot (1 + 3,71\%)^5 = 120 \\ \text{interés continuo} &\rightarrow C_{t_1} = 100 \cdot e^{3,65\% \cdot 5} = 120 \end{aligned}$$

2.2.1. Función de transporte

Definición. Fijado un tipo de interés, r , y un intervalo de tiempo, $\Delta t = t_k - t_0$, la función de transporte, Υ , proporciona el factor que debe aplicarse a un importe en t_0 para obtener el importe equivalente en t_k .

Caso $C_0 \longrightarrow C_k \quad t_0 < t_k$:

$$\begin{aligned} \text{interés simple} &\rightarrow C_0 \cdot \Upsilon(t_0, t_k, r) = C_0 \cdot (1 + r \cdot (t_k - t_0)) = C_k \\ \text{interés compuesto} &\rightarrow C_0 \cdot \Upsilon(t_0, t_k, r) = C_0 \cdot (1 + r)^{(t_k - t_0)} = C_k \\ \text{interés continuo} &\rightarrow C_0 \cdot \Upsilon(t_0, t_k, r) = C_0 \cdot e^{r \cdot (t_k - t_0)} = C_k \end{aligned}$$

Caso $C_k \longleftarrow C_0 \quad t_k < t_0$:

$$\begin{aligned} \text{interés simple} &\rightarrow C_0 \cdot \Upsilon(t_0, t_k, r) = C_0 \cdot (1 + r \cdot (t_0 - t_k))^{-1} = C_k \\ \text{interés compuesto} &\rightarrow C_0 \cdot \Upsilon(t_0, t_k, r) = C_0 \cdot (1 + r)^{-(t_0 - t_k)} = C_k \\ \text{interés continuo} &\rightarrow C_0 \cdot \Upsilon(t_0, t_k, r) = C_0 \cdot e^{-r \cdot (t_0 - t_k)} = C_k \end{aligned}$$

Notación. En este documento se considera que el tipo de interés aplicado es el tipo de interés compuesto. En este caso, la función de transporte tiene una expresión única, sea cual sea el sentido en el que se aplica:

$$\Upsilon(t_0, t_k, r) = (1 + r)^{(t_k - t_0)}$$

2.2.2. Curva spot o cupón cero

Definición. La curva spot o curva cupón cero es la función S que indica el tipo de interés a aplicar en la función de transporte desde el tiempo t_0 .

En el mercado existen productos simples a distintos plazos para los cuales se puede calcular el tipo de interés que proporcionan. Estos tipos de interés solamente se pueden usar en la función de transporte cuando uno de los tiempos sea t_0 y el otro sea superior a t_0 .

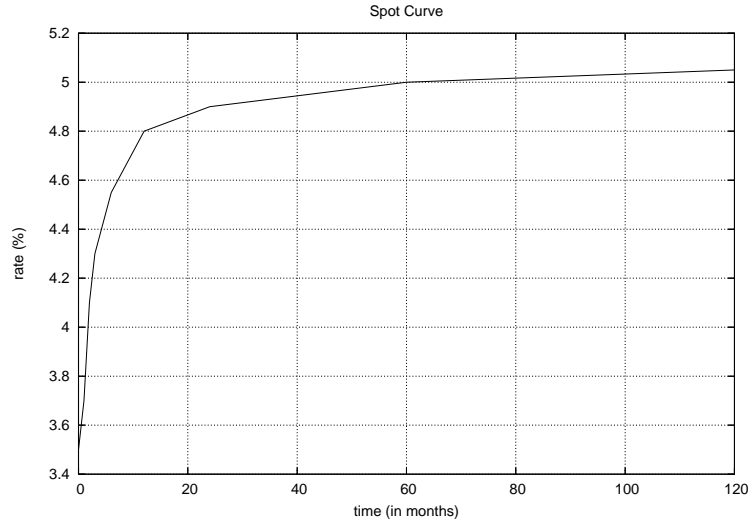


Figura 2.6: Curva Spot

Proposición. Dada una curva spot S_{t_0} en t_0 , podemos calcular el coeficiente de transporte para todo $t_i, t_j \geq t_0$:

$$\Upsilon(t_i, t_j, r) = \Upsilon(t_i, t_0, S_{t_0}(t_i)) \cdot \Upsilon(t_0, t_j, S_{t_0}(t_j))$$

2.3. Matriz de transición

Definición. La matriz de transición es una matriz cuadrada de dimensión $n \times n$, donde n es el número de ratings, que proporciona la probabilidad que un cliente con rating inicial r_i pase a tener, al cabo de un tiempo T , rating r_j . La denotamos de la forma siguiente:

$$M_T = \begin{pmatrix} m_{1,1} & \dots & m_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n,1} & \dots & m_{n,n} \end{pmatrix} \quad m_{i,j} = P(r_i \rightarrow r_j; 0; T)$$

donde $m_{i,j}$ corresponde a la probabilidad de que un cliente con rating r_i pase a tener, al cabo de T tiempo, rating r_j .

Ejemplo. Matriz de transición anual ($T = 1$ año). Las probabilidades están expresadas en tanto por ciento.

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
AAA	90,81	8,33	0,68	0,06	0,12	0,00	0,00	0,00
AA	0,70	90,65	7,79	0,64	0,06	0,14	0,02	0,00
A	0,09	2,27	91,05	5,52	0,74	0,26	0,01	0,06
BBB	0,02	0,33	5,95	86,93	5,30	1,17	0,12	0,18
BB	0,03	0,14	0,67	7,73	80,53	8,84	1,00	1,06
B	0,00	0,11	0,24	0,43	6,48	83,46	4,07	5,21
CCC	0,22	0,00	0,22	1,30	2,38	11,24	64,86	19,78
Default	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100,00

En particular, la probabilidad que un cliente con rating *AA* pase a tener rating *B* al cabo de un año es del 0,14 %.

2.3.1. Propiedades

Propiedad 1. El valor de los elementos de la matriz de transición se encuentran entre 0 y 1 debido a que los elementos de la matriz son probabilidades.

$$0 \leq m_{i,j} \leq 1 \quad \forall i, j$$

Propiedad 2. La suma de los elementos de cualquier fila de la matriz de transición suman 1. De esta forma se está imponiendo que el conjunto de ratings finales solo puede ser el de los ratings contemplados en la matriz.

$$\sum_{j=1}^n m_{i,j} = 1 \quad \forall i$$

Propiedad 3. Los elementos de la fila correspondiente al rating *Default* (r_n), son todos 0, excepto el elemento de la columna que corresponde al rating *Default*, $m_{n,n}$, que vale 1. Esta condición indica que cuando se llega al estado de fallido no es posible salir de este estado.

$$\begin{aligned} m_{n,j} &= 0 & \forall j \neq n \\ m_{n,n} &= 1 \end{aligned}$$

2.3.2. Cambio de periodo

Deseamos obtener la matriz de transición para periodos distintos (múltiplos o fraccionarios) del periodo proporcionado, T . Esto nos permitirá determinar la probabilidad que un cliente con rating inicial r_i tenga rating r_j al cabo de $k \cdot T$ tiempo o al cabo de K/t tiempo.

Ejemplo. Calculemos la probabilidad de pasar de rating AA a rating B en un plazo de dos años disponiendo de la matriz de transición anual.

$$\begin{aligned}
 P(AA \rightarrow B; 0; 2) = & P(AA \rightarrow AAA; 0; 1) \cdot P(AAA \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow AA; 0; 1) \cdot P(AA \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow A; 0; 1) \cdot P(A \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow BBB; 0; 1) \cdot P(BBB \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow BB; 0; 1) \cdot P(BB \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow B; 0; 1) \cdot P(B \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow CCC; 0; 1) \cdot P(CCC \rightarrow B; 1; 2) + \\
 & P(AA \rightarrow Default; 0; 1) \cdot P(Default \rightarrow B; 1; 2)
 \end{aligned}$$

Proposición. Sean M_{T_1} y M_{T_2} las matrices de transición para los periodos T_1 y T_2 . Entonces, la matriz de transición para el periodo $T_1 + T_2$ es:

$$M_{T_1+T_2} = M_{T_1} \cdot M_{T_2}$$

Corolario. Sean M_T la matriz de transición para el periodo T y $k \in \mathbb{N}$. Entonces:

$$\begin{aligned}
 M_{k \cdot T} &= M_T^k \\
 M_{\frac{T}{k}} &= \sqrt[k]{M_T}
 \end{aligned}$$

2.3.3. Función de supervivencia

Definición. La Tasa de Morosidad Anticipada (TMA) del rating r_i en el tiempo t es la probabilidad que una empresa con rating inicial r_i haga fallido a lo largo del año t .

Definición. La Tasa de Morosidad Anticipada Acumulada (TMAA) del rating r_i en el tiempo t es la probabilidad que una empresa con rating inicial r_i haga fallido en el intervalo de tiempo $(0, t)$.

$$TMAA(r_i, t) = P(r_i \rightarrow Default; 0; t)$$

Definición. La Supervivencia en el tiempo t del rating r_i es la probabilidad que una empresa con rating inicial r_i no haya hecho fallido en el intervalo de tiempo $(0, t)$.

Proposición. La Tasa de Morosidad Anticipada Acumulada se puede expresar en función de la matriz de transición a través de la relación siguiente (n es el índice del rating Default):

$$TMAA(r_i, k \cdot T) = (M_{k \cdot T})_{i,n} = (M_T^k)_{i,n}$$

Proposición. La Tasa de Morosidad Anticipada se puede expresar en función de la Tasa de Morosidad Anticipada Acumulada a través de la relación siguiente:

$$TMA(r_i, t) = TMAA(r_i, t) - TMAA(r_i, t - 1)$$

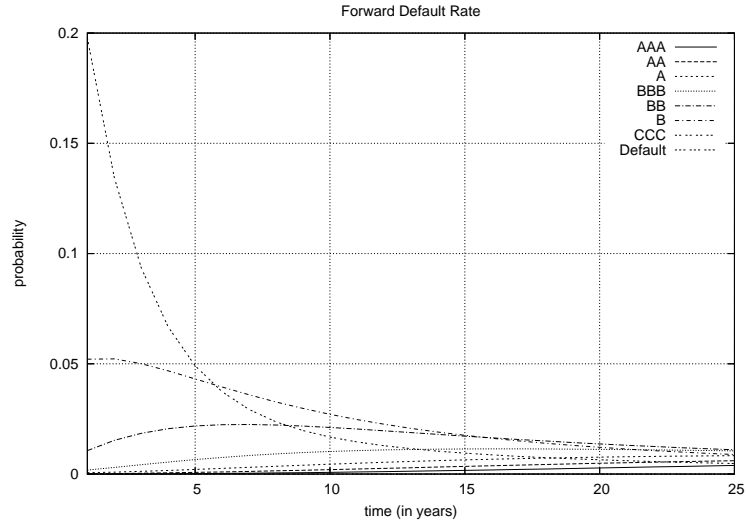


Figura 2.7: Tasa de Morosidad Anticipada

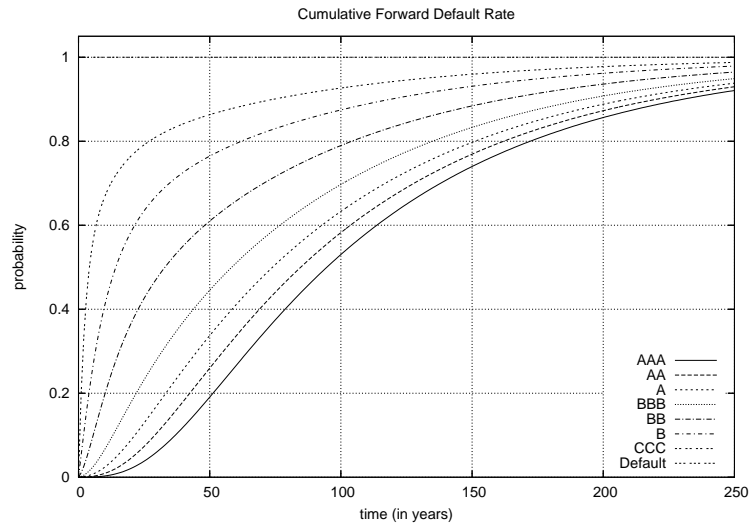


Figura 2.8: Tasa de Morosidad Anticipada Acumulada

Proposición. La Supervivencia puede expresarse en función de la Tasa de Morosidad Anticipada Acumulada a través de la relación siguiente:

$$Survival(r_i, t) = 1 - TMAA(r_i, t)$$

Proposición. Si la matriz de transición es válida, cualquier rating inicial acaba haciendo fallido casi seguramente.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} TMAA(r_i, t) = 1 \quad \forall i$$

Ejemplo. En las figuras 2.8, 2.7 y 2.9 se puede observar la Tasa de Morosidad anticipada, Tasa de Morosidad Anticipada Acumulada y la Función de Supervivencia de la matriz de transición usada en este documento.

2.4. Matriz de correlación

Definición. La matriz de correlación sectorial es una matriz cuadrada de dimensión $m \times m$, donde m es el número de sectores, que proporciona la correlación de los fallidos entre los sectores. La denotamos de la forma siguiente:

$$\Gamma = \begin{pmatrix} \gamma_{1,1} & \cdots & \gamma_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{1,m} & \cdots & \gamma_{m,m} \end{pmatrix}$$

donde m es el número de sectores, $\gamma_{i,j}$ es la correlación entre los fallidos de los sectores s_i y s_j y $\gamma_{i,i}$ es la correlación del fallido entre las empresas del

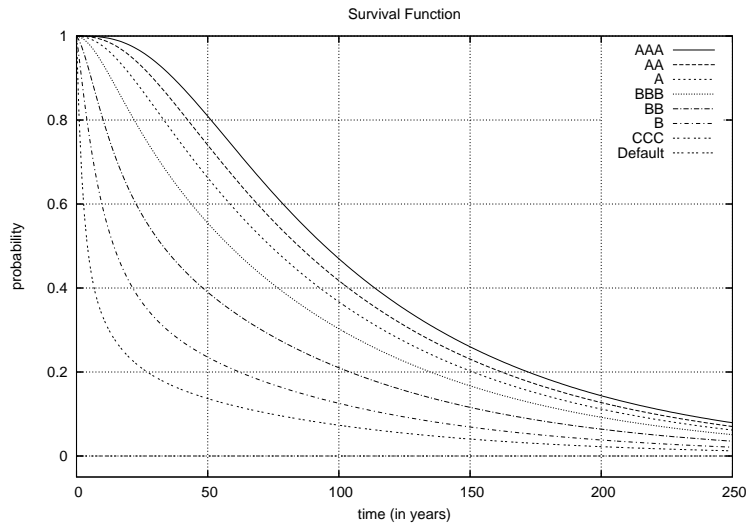


Figura 2.9: Función de Supervivencia

sector s_i . Por construcción, la matriz de correlación sectorial es simétrica debido a que la correlación entre s_i y s_j es la misma que entre s_j y s_i .

Definición. La matriz de correlación entre clientes proporciona la correlación de los fallidos entre clientes. La construimos a partir de la matriz de correlación sectorial de la forma siguiente:

$$\Theta = \begin{pmatrix} 1 & \theta_{1,2} & \dots & \theta_{1,p-1} & \theta_{1,p} \\ \theta_{1,2} & 1 & \dots & \theta_{2,p-1} & \theta_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \theta_{1,p-1} & \theta_{2,p-1} & \dots & 1 & \theta_{p-1,p} \\ \theta_{1,p} & \theta_{2,p} & \dots & \theta_{p-1,p} & 1 \end{pmatrix}$$

donde p es el número de clientes y $\theta_{i,j}$ es la correlación entre los sectores del cliente i y j .

Observación. Los clientes se acostumbran a ordenar por sectores. En este caso la matriz de correlación entre clientes queda de la forma siguiente:

$$\Theta = \begin{pmatrix} 1 & \dots & \gamma_{p_1,p_1} & \gamma_{1,p_i} & \dots & \gamma_{1,p_i} & \gamma_{1,p_m} & \dots & \gamma_{1,p_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \gamma_{p_1,p_1} & \dots & 1 & \gamma_{1,p_i} & \dots & \gamma_{1,p_i} & \gamma_{1,p_m} & \dots & \gamma_{1,p_m} \\ & & & \ddots & & & & & \\ \gamma_{1,p_i} & \dots & \gamma_{1,p_i} & 1 & \dots & \gamma_{p_i,p_i} & \gamma_{p_i,p_m} & \dots & \gamma_{p_i,p_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \gamma_{1,p_i} & \dots & \gamma_{1,p_i} & \gamma_{p_i,p_i} & \dots & 1 & \gamma_{p_i,p_m} & \dots & \gamma_{p_i,p_m} \\ & & & & & & \ddots & & \\ \gamma_{1,p_m} & \dots & \gamma_{1,p_m} & \gamma_{p_i,p_m} & \dots & \gamma_{p_i,p_m} & 1 & \dots & \gamma_{p_m,p_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{1,p_m} & \dots & \gamma_{1,p_m} & \gamma_{p_i,p_m} & \dots & \gamma_{p_i,p_m} & \gamma_{p_m,p_m} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

donde p_1, \dots, p_m corresponde al número de clientes que pertenecen a los sectores s_1, \dots, s_m . Con esta ordenación de los clientes la matriz de correlación entre clientes es una matriz con bloques con 1's en la diagonal.

Observación. La matriz de correlación sectorial no tiene que ser necesariamente definida positiva. Supongamos que tenemos dos sectores, entonces la siguiente matriz es válida y no es definida positiva:

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0,1 \\ 0,1 & 0 \end{pmatrix} \implies \det(A) = -0,01 < 0 \implies A \text{ not definite positive}$$

Ejemplo. Ejemplo de matriz de correlación sectorial, suponiendo que el número de sectores, m , es 3.

$$\begin{pmatrix} 0,10 & 0,05 & -0,03 \\ 0,05 & 0,15 & 0,00 \\ -0,03 & 0,00 & 0,17 \end{pmatrix}$$

2.4.1. Propiedades

Propiedad 1. Si la matriz de correlación sectorial tiene todos los elementos comprendidos entre -1 y 1, entonces la matrix de correlación entre clientes es definida positiva³.

$$\gamma_{i,j} \in (-1, 1) \quad \forall i, j \implies \Theta \text{ is definite positive}$$

2.5. Value At Risk (VAR)

Value-At-Risk es una medida del riesgo que describe en forma de probabilidades el riesgo de una cartera de productos financieros. Se recomienda la lectura del libro *Value at Risk* [3].

Definición. El VAR es la pérdida máxima esperada a lo largo de un horizonte de tiempo objetivo dentro de un intervalo de confianza dado.

El concepto clave es suponer que el valor de la cartera a tiempo T es una variable aleatoria. En la figura 2.11 se ilustra el concepto de VAR aplicado al riesgo de crédito.

Ejemplo. Intentemos calcular el VAR de una cartera de créditos sencilla, de la que se puede calcular la distribución de forma explícita. Sea una cartera de 1 solo sector con 100 clientes sin correlación alguna entre ellos, cada cliente con un activo que consiste en devolver 1 € al cabo de T tiempo. Supongamos que el sistema de ratings solamente contempla 2 categorías crediticias, no-Default y Default. La probabilidad de hacer fallido al cabo de T tiempo es 0,1.

En este caso, se puede modelar el importe devuelto por el cliente i al cabo de T tiempo como una variable aleatoria Bernoulli, $X_i \sim \text{Ber}(0,9)$. El valor de la cartera al cabo de T tiempo es la suma de los importes devueltos por los clientes, $Y = \sum_{i=1}^{100} x_i$, que por definición es una variable aleatoria Binomial, $Y \sim B(100, 0,9)$. El Teorema Central del Límite nos permite aproximar $Y \sim B(100, 0,9) \approx N(90, 9)$.

³propiedad pendiente de demostrar

El valor esperado al cabo de T tiempo es $E(Y) \approx 90$. El VAR al nivel de confianza 99 % cumple que $P(Y \leq \text{VAR}_{99\%}) = 0,01 = 1\% \rightarrow \text{VAR}_{99\%} = 86,16$.

Este ejemplo no es significativo debido a que se han realizado dos supuestos que en el mundo real no se cumplen: todos los creditores se modelan

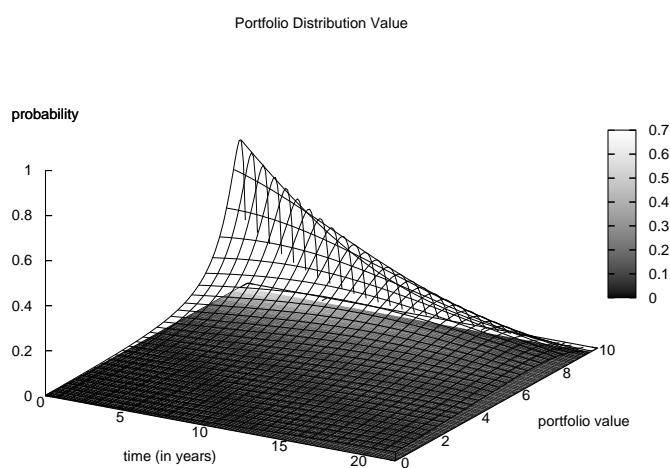


Figura 2.10: Distribución del valor de la cartera a lo largo del tiempo

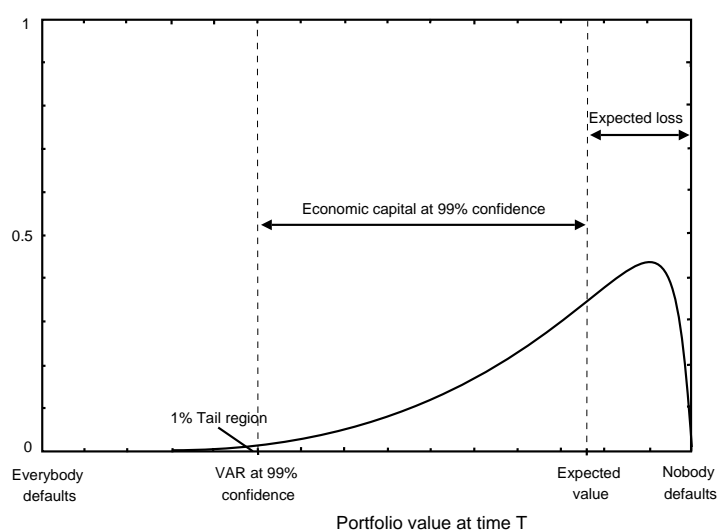


Figura 2.11: Cálculo del VAR

de la misma forma y los fallidos son independientes. Se obtiene que la distribución del valor de la cartera a tiempo T es una variable aleatoria Normal, cosa que no concuerda con las observaciones reales, que muestran que la distribución del valor de las carteras es fuertemente asimétrica respecto el valor esperado.

Capítulo 3

Resolución del problema

En este capítulo se establecen las hipótesis de trabajo, se introducen los elementos usados para la resolución y se describen dos métodos de resolución basados en simulación: Time-To-Default y Rating-Path.

3.1. Hipótesis

3.1.1. Hipótesis duras

1. Los fallidos no se recuperan.
2. La única fuente de riesgo considerada es el riesgo de impago. No se contemplan otros tipos de riesgos como la variación de tipos de interés, de mercado, operacional, reputacional, etc.
3. La descripción de cada activo (cashflow, exposición y recuperación) se conoce de antemano y no varía a lo largo de la simulación. En particular, el valor del activo solo depende de si el cliente hace fallido, no del rating que pueda tener el cliente. Por otra parte, la recuperación no puede variar en función de la evolución del rating de otro cliente.
4. El rating de un cliente no depende del rating de otro cliente de otra forma que no sea la correlación entre sectores. Esta restricción no permite tratar el rating de las empresas subsidiarias en función del rating de la empresa matriz.

3.1.2. Hipótesis blandas

1. Los intervalos de tiempo considerado se encuentran equiespaciados. Esto permite simplificar los datos de entrada y el número de matrices de transición a considerar.
2. La matriz de transición no varía a lo largo del tiempo. Se aplica la misma matriz de transición anual para pasar de t_0 a t_1 que para pasar

de t_{19} a t_{20} . Esto permite simplificar los datos de entrada y el número de matrices de transición a considerar.

3.2. Elementos que intervienen en la resolución

3.2.1. Variables aleatorias correlacionadas. Cópulas.

Se recomienda la lectura de las referencias [7] y [5]. Se trata de artículos donde se explica que es una cópula, sus propiedades, como simularlas, creencias erróneas, etc.

Definición. Llamamos cópula a la función de distribución de una variable aleatoria n -dimensional tal que sus distribuciones marginales son variables aleatorias $U[0, 1]$.

$$C(u_1, \dots, u_n) = P(U_1 \leq u_1, \dots, U_n \leq u_n) \quad U_k \sim U[0, 1]$$

Teorema. Toda variable aleatoria n -dimensional puede separarse en las distribuciones seguidas por sus componentes, las distribuciones marginales, y una cópula. Sea H una función de distribución n -dimensional y f_1, \dots, f_n sus marginales. El teorema de Sklar asegura que existe una cópula C tq.

$$H(x_1, \dots, x_n) = C(f_1(x_1), \dots, f_n(x_n))$$

Observación. Una variable aleatoria n -dimensional no está determinada por sus marginales y correlaciones entre estas. Dicho de otra forma, existen infinitas formas de combinar las distribuciones marginales a travs de cópulas de forma que cumplan las correlaciones. Las distribuciones elípticas (que incluyen la distribución multinomial) son una excepción.

3.2.2. El método de Monte Carlo

Se recomienda la lectura de la referencia [4]. Se trata de los apuntes para una clase del profesor Mervyn Marasinghe. Se expone el método de Monte Carlo y las técnicas de reducción de la varianza.

Definición. Dado un conjunto de observaciones, x_1, \dots, x_n , de la variable aleatoria X , definimos la función de distribución empírica como:

$$\widetilde{F_X}(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{(-\infty, k]}(x_i) \quad I_{(-\infty, k]}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in (-\infty, k] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Proposición. La función de distribución empírica tiende a la función de distribución al incrementar el número de observaciones.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \widetilde{F}_X = F_X$$

Definición. Sea X una variable aleatoria con función de distribución conocida, F . El método de Monte Carlo consiste en obtener la función de distribución empírica de la variable aleatoria $H(X)$ usando el siguiente método:

$$\begin{array}{ccc} F_X & & \widetilde{F}_{H(X)} \\ \downarrow & & \uparrow \\ \text{simulation} & & \text{empirical cdf} \\ \downarrow & & \uparrow \\ x_1, \dots, x_n & \longrightarrow & H(x_1), \dots, H(x_n) \end{array}$$

Observación. Problemas aparentemente no relacionados con las variables aleatorias pueden reformularse como un problema donde intervenga una variable aleatoria y ser resueltos por el método de Monte Carlo. El ejemplo clásico es obtener el valor de la integral de la función W entre 0 y 1. Lo reformulamos de la siguiente forma:

$$\int_0^1 W(u) du = \int_0^1 W(u) \phi(u) du = E[W(U)]$$

donde $U \sim U[0, 1]$ y $\phi(u) = pdf(U) = 1$. La última igualdad se establece usando la preposición enunciada en el apéndice A.1. Finalmente la integral se aproxima calculando la media de un conjunto de puntos con distribución $W(U)$.

3.3. Notación

Concepto	Descripción
n	Número de clientes de la cartera
m	Número de sectores de la cartera
o	Número de ratings del sistema de calificación
ν_i	Número de activos del cliente i . $i \in \{1, \dots, n\}$
s_i	Sector i -ésimo. $i \in \{1, \dots, m\}$
r_i	Rating i -ésimo. $i \in \{1, \dots, o\}$. $r_o = Default$.
S_{t_0}	Curva spot de tipos de interés en t_0 . $S_{t_0}(t_k)$ es el tipo de interés de la curva en tiempo t_k siendo $t_0 \leq t_k$
$\Upsilon(t_0, t_k, S_{t_0})$	Función de transporte de t_0 a t_k usando la curva spot S_{t_0}
$Survival(r_i, t)$	Función de supervivencia. Probabilidad que un cliente con rating inicial r_i no haya hecho fallido en tiempo t
M_T	Matriz de transición a T tiempo. Tiene dimensión $o \times o$
Γ	Matriz de correlación entre sectores. Dimensión $m \times m$
Θ	Matriz de correlación entre clientes. Dimensión $n \times n$
$X_{i,j}(t)$	Valor del j -ésimo activo del cliente i en tiempo t . $i \in \{1, \dots, n\}$, $j \in \{0, \dots, \nu_i\}$
$Y_i(t)$	Valor de los activos del cliente i en tiempo t . $i \in \{1, \dots, n\}$
$Z(t)$	Valor de la cartera en tiempo t

3.4. Método Time-To-Default

cópula -¿función supervivencia -¿valoración cartera

3.5. Método Rating-Path

cópula -¿matriz transición -¿valoración cartera

3.5.1. Valoración de la cartera

valoración activo -¿valoración cliente -¿valoración cartera

3.5.2. Distribución del valor de la cartera

calculo del valor esperado, calculo del VAR, etc.

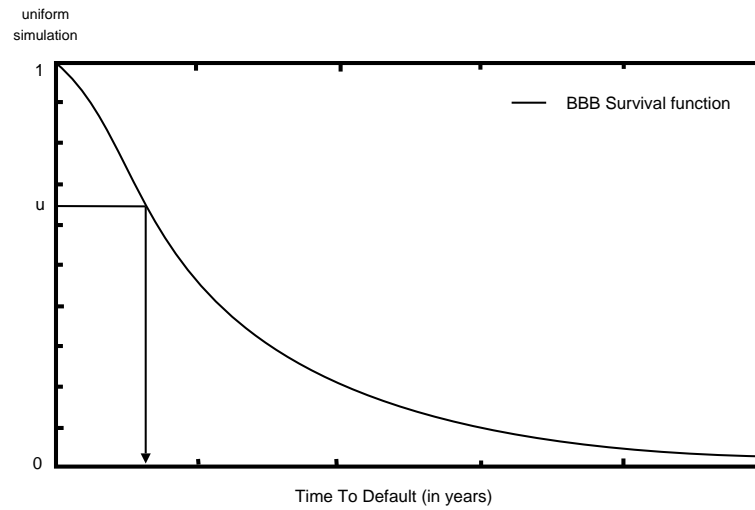


Figura 3.1: Simulación del tiempo hasta el fallido del rating *BBB*

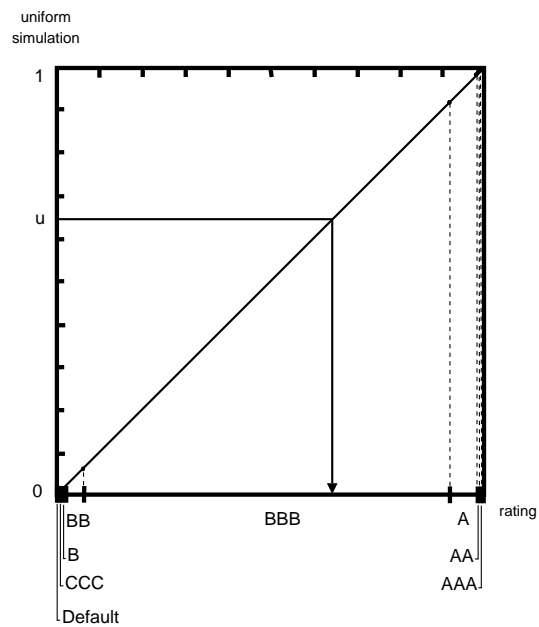


Figura 3.2: Simulación de la evolución del rating *BBB* a T tiempo

Capítulo 4

Implementación de la solución

4.1. Generación de cópulas

TODO: descripción del proceso de generación de copulas normales

4.2. Simulación de productos

TODO: listado de los productos soportados y descripción del proceso de simulación seguido.

4.3. Proceso de agregación

TODO: descripción de los agregadores y método usado para evitar recálculo de los activos en cada simulación + Agregación de productos

4.4. Dimensiones del problema

TODO: Estimaciones de uso de memoria, estimación del número de operaciones, estimación del tiempo de cómputo

4.5. Convergencia de la solución

TODO: Número de iteraciones necesarias, aceleración de la convergencia usando metodología antithetic

Capítulo 5

Ejemplos

Los ejemplos de este capítulo se encuentran incluidos en el directorio `samples` de la distribución de CreditCruncher y son reproducibles.

5.1. Cópula Normal

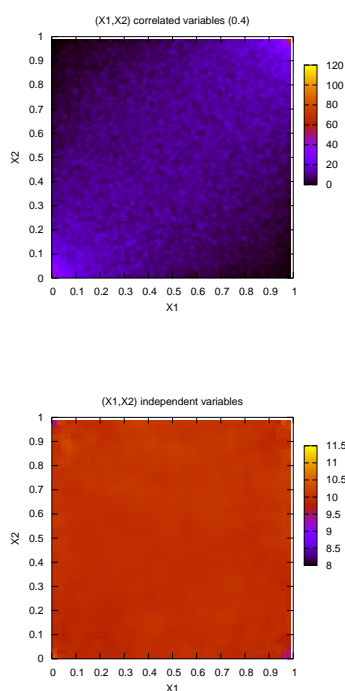


Figura 5.1: Bivariate distribution plot with correlation and independent

5.2. Impacto de la correlación intrasectorial

Deseamos comprobar el impacto de la correlación entre los clientes de la cartera. Para ello diseñamos el siguiente escenario:

- Número de clientes: 100
- Número de sectores: 1
- Fecha inicial: 01/01/2005
- Número de pasos temporales: 1
- Longitud del paso: 12 meses
- Número de simulaciones: 5000
- Número de activos: 100 (uno por cliente)
- Características de los activos: valen 1 si el cliente está vivo, 0 si ha hecho fallido

Realizamos una simulación considerando que los fallidos son independientes y realizamos otra simulación considerando que existe una correlación de 0,2. En la figura 5.2 se muestra las distribuciones del valor de las carteras obtenidos.

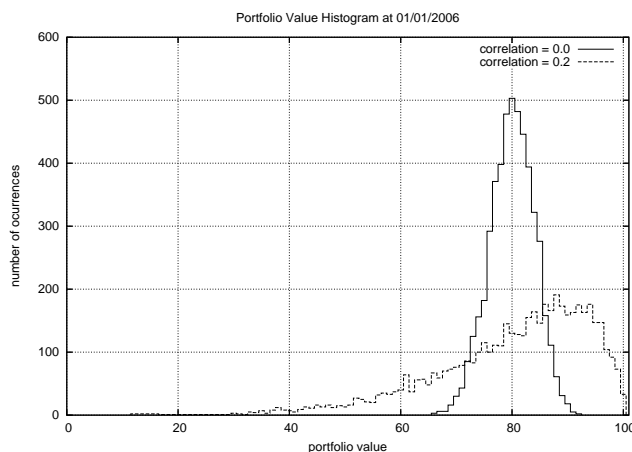


Figura 5.2: Impacto de la correlación intrasectorial

Los ficheros de entrada correspondientes son `samples/sample01.xml` y `samples/sample02.xml`.

5.3. Impacto de la correlación intersectorial

Apéndice A

Apéndices

A.1. Conceptos básicos de estadística

Definición. Llamamos función de distribución o cdf de la variable aleatoria X a la función F que cumple:

$$F(x) = P(X \leq x)$$

Definición. Llamamos función de probabilidad o densidad o pdf de la variable aleatoria X a la función f que cumple:

$$f(x) = \int_{-\infty}^x f(t)dt$$

Proposición. Sea X una variable aleatoria continua con función de densidad $f_X(x)$. La función de densidad de $Y = H(X)$ siendo $H(\cdot)$ monótona (estrictamente creciente o estrictamente decreciente) es:

$$f_Y(y) = f_X(H^{-1}(y)) \cdot \left| \frac{d(H^{-1}(y))}{dy} \right|$$

Esperanza. Definimos la esperanza de una variable aleatoria discreta de la forma siguiente:

$$E(X) = \sum_i i \cdot P(X = i)$$

En el caso de una variable aleatoria continua con función de distribución $f(x)$ la esperanza se expresa como:

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f(x)dx$$

Varianza. Definimos la varianza de una variable aleatoria discreta de la forma siguiente:

$$Var(X) = \sum_i (i - E(X))^2 \cdot P(X = i)$$

En el caso de una variable aleatoria continua con función de distribución $f(x)$ la varianza se expresa como:

$$Var(X) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(X))^2 \cdot f(x) dx$$

Covarianza. Definimos la covarianza entre dos variables aleatorias X e Y de la forma siguiente:

$$Cov(X, Y) = E(X \cdot Y) - E(X) \cdot E(Y)$$

Correlación. Definimos la correlación, ρ , entre dos variables aleatorias X e Y de la forma siguiente:

$$\rho_{X,Y} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(x) \cdot Var(Y)}}$$

Proposición. Sea X una variable aleatoria continua con función de densidad $f(x)$ y $H(x)$ una función diferenciable. Entonces:

$$E(H(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} H(x) \cdot f(x) dx$$

A.2. La variable aleatoria de Bernoulli

Definición. La variable aleatoria discreta Bernoulli, X , se utiliza para modelar fenómenos que solamente pueden tomar dos estados, 0 y 1, con probabilidades p y $(1-p)$ respectivamente. La notaremos como $X \sim Ber(p)$:

$$P(X = 0) = (1 - p) \quad P(X = 1) = p \quad p \in [0, 1]$$

Esperanza. La esperanza de una variable aleatoria Bernoulli $X \sim Ber(p)$ es p . Este resultado es la aplicación directa de la definición de esperanza para una variable aleatoria discreta:

$$E(X) = \sum_i i \cdot P(X = i) = 1 \cdot p + 0 \cdot (1 - p) = p$$

Varianza. La varianza de una variable aleatoria Bernoulli $X \sim Ber(p)$ es $p \cdot (1 - p)$. Este resultado es la aplicación directa de la definición de varianza para una variable aleatoria discreta:

$$Var(X) = \sum_i (i - E(X))^2 \cdot P(X = i) = (1 - p)^2 \cdot p + (-p)^2 \cdot (1 - p) = p \cdot (1 - p)$$

Simulación. La simulación de una variable Bernoulli $X \sim Ber(p)$ la realizamos de la siguiente forma:

$$x = \begin{cases} 0 & u \in [0, 1 - p) \\ 1 & u \in [1 - p, 1] \end{cases} \quad u \sim U[0, 1]$$

A.3. La variable aleatoria Binomial

Definición. La suma de n variables aleatorias Bernoulli, $Ber(p)$, independientes e idénticamente distribuidas es una variable aleatoria discreta, X que llamamos Binomial, $X \sim B(n, p)$.

$$P(X = k) = \binom{n}{k} \cdot p^k \cdot (1 - p)^{n-k} \quad \binom{n}{k} = \frac{n!}{k! \cdot (n - k)!} \quad k \in \{0, \dots, n\}$$

Esperanza. La esperanza de una variable aleatoria Binomial $X \sim B(n, p)$ es:

$$E(X) = n \cdot p$$

Varianza. La varianza de una variable aleatoria Binomial $X \sim B(n, p)$ es:

$$Var(X) = n \cdot p \cdot (1 - p)$$

Proposición. El Teorema Central del Límite nos permite, en el caso de n grandes, aproximar la distribución discreta Binomial por una distribución continua Normal:

$$B(n, p) \approx N(np, np(1 - p))$$

A.4. La variable aleatoria Normal

Definición. Decimos que una variable aleatoria continua Z es una Normal con media μ y desviación estándar σ , $Z \sim N(\mu, \sigma^2)$ si tiene la siguiente función de densidad:

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

Esperanza. La esperanza de una variable aleatoria Normal $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ es:

$$E(X) = \mu$$

Varianza. La varianza de una variable aleatoria Normal $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ es:

$$Var(X) = \sigma^2$$

Simulación. Para la generación de una realización, z , de una variable aleatoria normal $Z \sim N(\mu, \sigma^2)$ utilizamos el siguiente algoritmo:

$$z = \mu + \sigma \cdot \sqrt{-2\ln(u_1)} \cdot \cos(2\pi \cdot u_2) \quad u_1, u_2 \sim U[0, 1]$$

Definición. Decimos que una variable aleatoria continua multidimensional de n variables Z es una Normal con media $\vec{\mu}$ y matriz de covarianza Σ , $Z \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$ si tiene la siguiente función de densidad:

$$f(\vec{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\vec{x} - \vec{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}) \right\}$$

donde $|\Sigma|$ es el determinante de la matriz de covarianzas Σ , y Σ^{-1} es la inversa de la matriz Σ .

Simulación. Para la generación de una realización, \vec{z} , de una variable aleatoria normal $Z \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$ utilizamos el siguiente algoritmo:

$$\vec{z} = \vec{\mu} + \Sigma^{1/2} \vec{x} \quad x_i \sim N[0, 1]$$

La matriz $\Sigma^{1/2}$ la calculamos usando el algoritmo de Cholesky. Sabemos que existe solución debido a que Σ es definida positiva por tratarse de una matriz de covarianzas.

A.5. Cálculo de la raíz de una matriz

Definición. Diremos que 2 matrices A y B de orden n son semejantes si existe una matriz, P , de orden n con $\det(P) \neq 0$ tal que $B = P^{-1} \cdot A \cdot P$.

Proposición. Si dos matrices A y B son semejantes ($B = P^{-1} \cdot A \cdot P$) entonces:

$$\det(A) = \det(B)$$

$$B^n = P^{-1} \cdot A^n \cdot P$$

Definición. Diremos que una matriz A de orden n es diagonalizable si es semejante a una matriz diagonal D , o sea, $A = P^{-1} \cdot D \cdot P$ siendo $\det(D) \neq 0$.

Proposición. Para que una matriz A sea diagonalizable es necesario y suficiente que:

- Los valores propios de A sean todos reales
- Los n vectores propios de A sean independientes

Proposición. Si una matriz A es diagonalizable ($A = P^{-1} \cdot D \cdot P$) entonces:

- D es una matriz diagonal compuesta por los valores propios de la matriz A
- P es la matriz formada por los vectores propios de la matriz A

Resultado. Sea A la raíz n -ésima de una matriz diagonalizable B . Entonces:

$$A^n = B = P^{-1} \cdot D \cdot P \implies A = \sqrt[n]{B} = P^{-1} \cdot \sqrt[n]{D} \cdot P$$

A.6. Algoritmo de la cópula normal

Sea Σ_1 la matriz de correlación a cumplir por la cópula. Observemos que se trata también de la matriz de covarianzas al valer 1 los elementos de la diagonal.

$$\Sigma_1 = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Paso 1. Creamos la matrix de covarianzas Σ_2 transformando la matriz Σ_1 componente a componente:

$$\Sigma_2 = \begin{pmatrix} 2\sin(\frac{\pi}{6}) & 2\sin(\rho_{12}\frac{\pi}{6}) & \dots & 2\sin(\rho_{1n}\frac{\pi}{6}) \\ 2\sin(\rho_{21}\frac{\pi}{6}) & 2\sin(\frac{\pi}{6}) & \dots & 2\sin(\rho_{2n}\frac{\pi}{6}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2\sin(\rho_{n1}\frac{\pi}{6}) & 2\sin(\rho_{n2}\frac{\pi}{6}) & \dots & 2\sin(\frac{\pi}{6}) \end{pmatrix}$$

Paso 2. A la matriz Σ_2 le aplicamos el algoritmo de Cholesky para obtener la matrix triangular inferior B cumpliendo $\Sigma_2 = B \cdot B^\top$:

$$B = \begin{pmatrix} b_{11} & 0 & \dots & 0 \\ b_{21} & b_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nn} \end{pmatrix}$$

Paso 3. Simulamos n variables aleatorias $N(0, 1)$ independientes:

$$\vec{Y}^\top = (Y_1, \dots, Y_n)^\top \quad Y_k \sim N(0, 1) \text{ independientes}$$

Paso 4. Simulamos una variable n -dimensional $Z \sim N(\vec{0}, \Sigma_2)$ haciendo:

$$\vec{Z}^\top = \begin{pmatrix} Z_1 \\ \vdots \\ Z_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{11} & 0 & \dots & 0 \\ b_{21} & b_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} = B \cdot \vec{Y}^\top$$

Paso 5. Finalmente obtenemos la simulación de la cópula, \vec{X} .

$$\vec{X}^\top = (X_1, \dots, X_n)^\top = (\Phi(Z_1), \dots, \Phi(Z_n))^\top$$

donde $\Phi(x)$ es la función de distribución de la Normal estándar

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

Bibliografía

- [1] Paul Glasserman. Probability models of credit risk. *Columbia Business School*, 2000.
- [2] Greg M. Gupton, Christopher C. Finger, and Mickey Bhatia. *CreditMetrics - Technical Document*. J.P. Morgan & Co. Incorporated, 1997.
- [3] Philippe Jorion. *Value at Risk*. McGraw-Hill, 1997.
- [4] Mervyn Marasinghe. Monte carlo methods. class notes for Iowa State University, Dept of Statistics.
- [5] Alexander McNeil Paul Embrechts and Daniel Straumann. Correlation and dependence in risk management: properties and pitfalls. *RiskLab*, 1999.
- [6] Ken Phelan and Colin Alexander. Different strokes. *Risk*, 1999.
- [7] Shaun S. Wang. Aggregation of correlated risk portfolios: Models & algorithms. *CAS Committee on Theory of Risk*.