CONFERENCIA

Marco Avellaneda

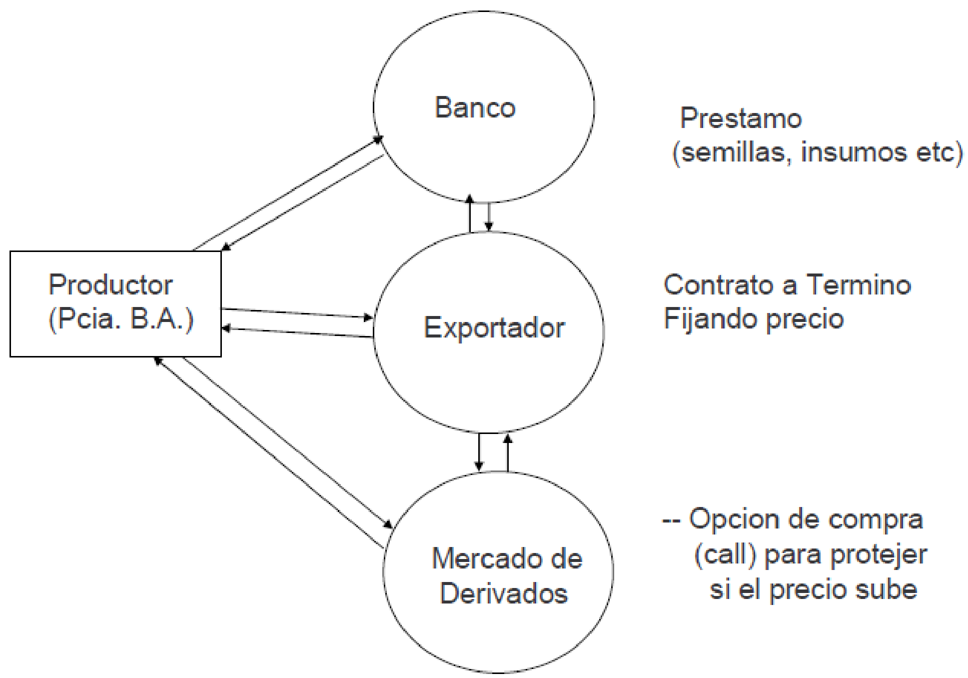
“Matemática, finanza, y la cultura del riesgo”

Profesor Cabrelli, Carlos, muchas gracias por esta presentación tan generosa, y gracias a los organizadores de este congreso que han hecho posible esta muestra de matemática en todos sus aspectos. Sobre todo, se siente mucho entusiasmo por la ciencia, y eso es una cosa buena. Para mi contribución, me pidieron que haga algo sobre matemática financiera. La matemática financiera hoy en día es una cosa muy vasta, hay muchos aspectos, entonces sobre todo me voy a especializar en lo que yo llamo el riesgo, medir riesgo y la cultura de riesgo, y algunos puntos que espero poder traducirles y explicarles un poco cómo la gente piensa sobre el riesgo financiero y como lo mide. Espero que pueda haber algunos comentarios al final.

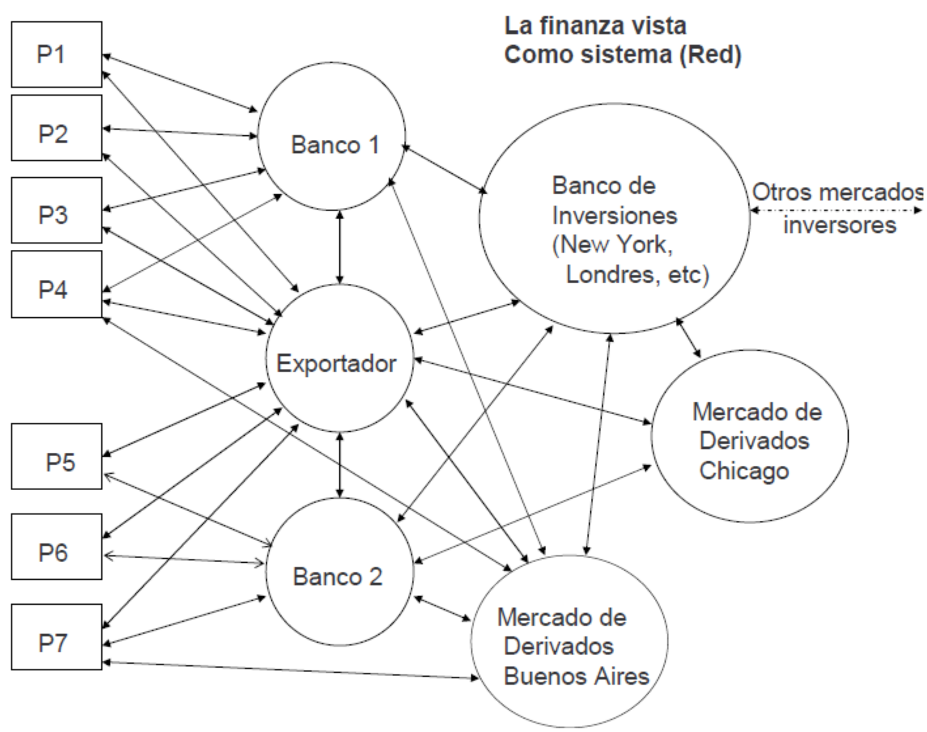
Mi conferencia va a tratar de convencerlos de lo siguiente: el sistema financiero es una red compleja de exposiciones, bastante heterogénea, compuesta de muchos agentes, bancos, inversores, contribuyentes también (infelizmente a veces). Uno trata de medir riesgo. Riesgo es qué pasa si por ejemplo estoy en un contrato con una persona que entra en cesación de pagos y entonces he perdido mi inversión o quizás mi parte del contrato queda sin cumplir. Eso nosotros lo tratamos de estudiar con probabilidades, o sea, con distribuciones. Ese va a ser el primer tema del que quiero hablar. El segundo tema es lo que se llama el riesgo de correlación. Los activos financieros en general, los mercados, tienen un cierto grado de correlación. Vamos a discutir eso, y cómo medir la correlación de activos, sobre todo teniendo en cuenta el hecho de que la correlación es la base de la teoría de diversificación de carteras y portfolios. Y, finalmente, vamos a terminar con un análisis de riesgo sistemático, y cómo no hablar un poco de la crisis del subprime, la crisis que afecta ahora a Estados Unidos y a Europa, y ahí vamos a hablar de mirar las cosas desde el punto de vista del riesgo sistémico. En mi manera de ver las cosas, para decirlo de manera simple, cuando uno empieza a estudiar finanzas, como siempre empieza con cosas chicas, cómo va a subir o bajar una acción, entonces vamos a hablar de probabilidades. Luego vamos a hablar de correlaciones, o sea, de fenómenos de cartera, de portfolio, y finalmente vamos a hablar de interacciones entre instituciones financieras.

Voy a empezar con una cosa muy simple que se me ocurrió que podría servir para explicar un poco las finanzas. Empecemos con un productor de soja, por ejemplo, alguien que trata de plantar soja y de desarrollar una actividad en el agro. Esta persona está conectada con por lo menos tres tipos de agentes financieros: el banco, que le va a prestar dinero para poder financiar su cosecha, pero ese banco tiene que saber cuánto le va a prestar, y entonces hay siempre una persona, por ejemplo un exportador o un intermediario, que le va a comprar la cosecha a término. Con ese contrato de compra de la cosecha a término, nuestro productor puede ir al banco y financiar. Finalmente, como el productor quiere ganar si el precio de la soja sube, el productor puede inclusive entrar en un contrato de opción de compra en un mercado de derivados, como por ejemplo en Rosario, Buenos Aires, o hasta en Chicago. Ahí ya vemos que hay bastantes relaciones.

Ejemplo: actividad financiera de un productor de soja

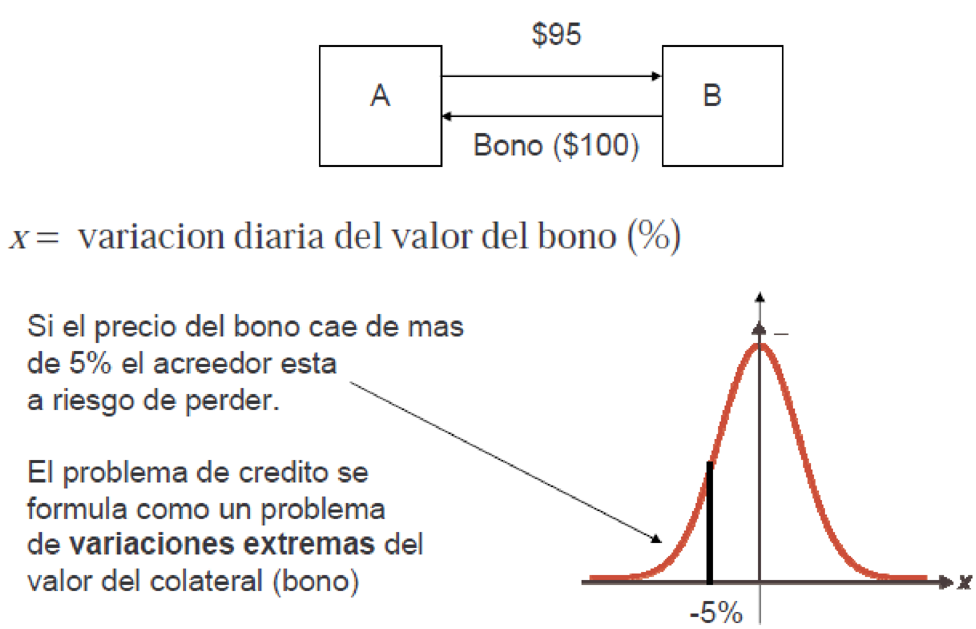


Si vemos esta actividad como una red, hay muchos productores, muchos importadores. Después los bancos se van a financiar con otros bancos, y también van a haber varios exportadores. También estarían los mercados de derivados internacionales y también los inversores. La idea es que la finanza es una red, y que debemos usar una manera sistémica de ver las cosas para poder entender mejor lo que pasa.



Cuando estamos tratando de entender el riesgo financiero, podemos pensar en las relaciones entre entidades involucradas cómo eslabones de esta red. Transacciones entre bancos e instituciones implican riesgo en caso de cesación de pagos, llamada exposición o *exposure* en inglés. ¿Cómo se debe proteger cada participante para que no haya pérdidas en caso de que una institución cese pagos? Ahí podemos tratar de entender cuál es el riesgo de manera estadística. En riesgo financiero, vamos a ver cuestiones de distribuciones extremas. Eso es lo que me parece interesante, porque nosotros en general no estamos acostumbrados a pensar en la probabilidad de eventos extremos. Entonces, un poco lo que va a intentar hacer esta matemática del riesgo es tratar de cuantificar los eventos extremos, lo cual es siempre complicado. Finalmente, vamos a tratar de mirar el riesgo sistémico, es decir, el riesgo a la red, cómo la quiebra de un elemento puede afectar el sistema en general, y ahí vamos a tener que usar otro tipo de pensamiento matemático.

Vamos a empezar primero con una situación muy simple: si A le presta $95 a B y toma un bono que vale $100 como caución, eso es una operación muy simple: voy a prestar dinero contra algo, no voy a prestar dinero sin tener algo a cambio. Mi riesgo es que la variación diaria del bono, o la variación en dos días, o lo que fuera, sea mayor que esa diferencia de 5%. Para un bono, 5% de variación es mucho. Entonces el problema de crédito se formula como un problema de variaciones extremas de una probabilidad de distribución. Básicamente podemos hacer econometría de los precios del bono y ver cómo vamos a medir la posibilidad de que esto pase.



Una de las cosas que aprendimos, sobre todo a lo largo de estos últimos quince años por lo menos (aunque había gente que lo sabía desde antes como Mandelbrot), es que las variaciones de precios no siguen la distribución normal de Gauss, no están determinadas si uno calcula simplemente la varianza. Apesar de que uno insista en utilizar la distribución de Gauss porque es una distribución muy cómoda, la campana de Gauss que todo el mundo entiende, los precios no se conforman a la Gausiana porque eventos extremos que ocurren con bastante frecuencia. Esto se ha corroborado con datos en el caso de acciones, bonos hipotecarios en Estados Unidos, deuda corporativa y también deuda soberana. En general hay eventos que hacen variar mucho más de lo que uno pensaría extrapolando lo que sería una cosa extrema en términos de varianza. La manera práctica de utilizar la distribución de Gauss es decir “voy a medir la varianza, y más que 2,3 varianzas tiene probabilidad como 1% o menos entonces si le presto menos plata que tres varianzas entonces está bien, o dos varianzas, o lo que fuere. En realidad, el riesgo es mucho más complicado.

Una manera de poder cerciorarse de cómo es la distribución de estos extremos es lo que se llama un diagrama cuantil a cuantil, o *Q-Q Plot* en inglés. Es una cosa muy interesante que cualquiera puede hacer en su casa con una computadora. Es simplemente tomar un muestreo ordenado de variaciones normalizadas de precios, y a la vez un muestreo de una distribución de referencia que uno puede tomar de un libro, por supuesto, con la misma varianza normalizada, como por ejemplo: Gauss, Student, etcétera. Entonces, uno ordena estos puntos y los coloca en el plano. Lo que pasa es que si las distribuciones son las mismas esos puntos voluntariosamente se alinean en $x = y$ porque son los cuantiles de la misma distribución. Entonces, este es un test gráfico y clásico que además a mí me parece muy divertido para poder observar las colas, porque si yo le pongo dos distribuciones, como las probabilidades son muy bajas, no se ve mucho. En cambio, una manera de estudiar las colas de distribuciones es usando este diagrama *Q-Q Plot*.

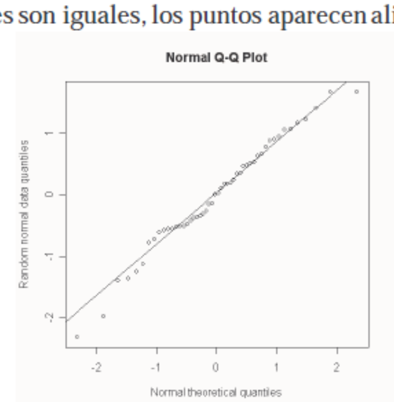
Diagrama QQ (Q-Q Plot)

$(x_1 \le x_2 \le x_3, \ldots\ldots \le x_N)$: muestreo ordenado de variaciones (normalizadas)

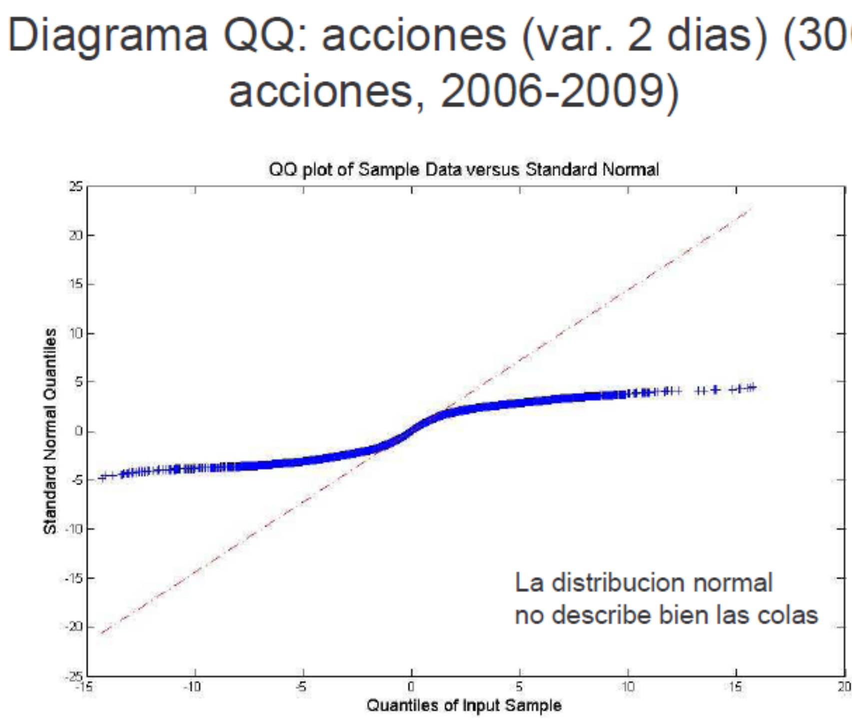
$(\xi_1 \le \xi_2 \le \xi_3, \ldots\ldots \le \xi_N)$: muestreo de una distribucion de referencia (Gauss, Student - t, etc)

Tomar los pares (ξ_i, x_i) y graficarlos en un sistema de ejes Cartesianos

Si las distribuciones son iguales, los puntos aparecen alineados en la recta $\xi = x$.

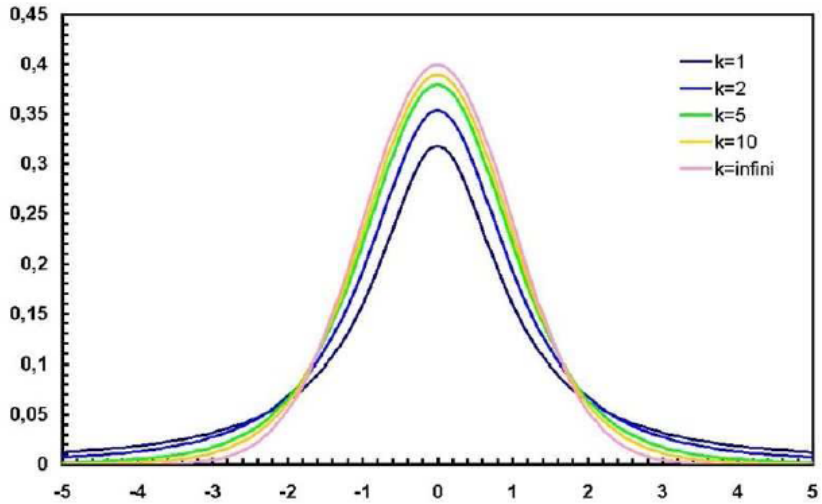


Entonces, si considero por ejemplo 3000 acciones, una gran cantidad de acciones, y mido las variaciones diarias sobre tres años, y luego hago un histograma contra la distribución normal, se ve claramente que la distribución no es normal. Es más, en este gráfico (imagen) pongo la normal acá, en el eje x las variaciones de precios, y se ve que las variaciones de precios son mucho mayores que lo que indica la distribución normal. Por ende, el test de normalidad para precios de acciones que también es verdad para bonos y otras cosas, falla miserablemente.



Vamos entonces a la caja de herramientas matemáticas que tenemos ahí guardada en algún lugar, que estudiamos en la universidad, y usamos una distribución que se llama la distribución t de Student. ¿Por qué la t de Student? Porque la t de Student tiene colas ``pesadas'', y tiene un parámetro que se llama el número de grados de libertad, que es ajustable, e indica cuán pesadas son las colas. Entonces, por ejemplo, una t de Student con $k=1$ tiene una cola muy pesada, que es la raya negra (imagen) mientras que una Gaussiana que corresponde a infinitos grados de libertad es esa cosa violeta que está muy al ras y que parece ser igual a 0 después de -3, y esto está todo normalizado para tener igual varianza.

La distribucion t de Student



Como estamos en una conferencia matemática podemos hablar de fórmulas, y esto es muy conveniente porque la cola de Student es una potencia de la distancia, mientras que Gauss es exponencial.

$$f(x) = \frac{C}{\left(1 + \frac{x^2}{k}\right)^{\frac{1+k}{2}}}$$

Student: Colas en potencia

$$P\{X > r\} \sim 1/r^k$$

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

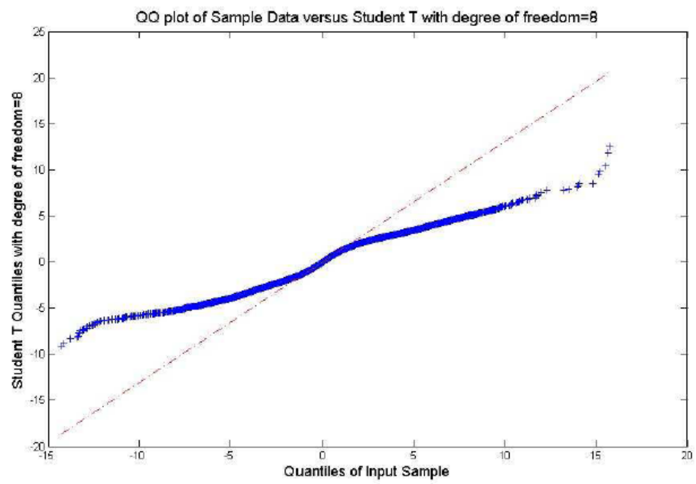
Gauss: Colas exponenciales

(Gauss ~ k=infinito)

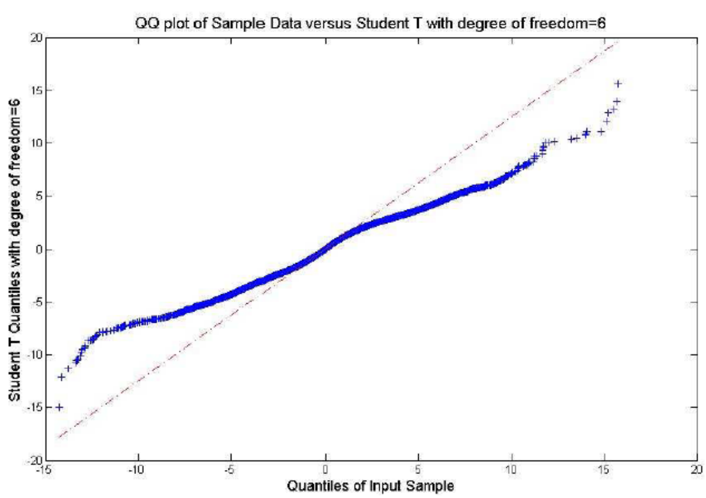
Regla general: Gauss no ocurre en finanzas!

Entonces, usando el parámetro de Student que representa los grados de libertad, podríamos tratar de ver qué grados de libertad se ajustan a los datos. Con una Student 8 todavía estoy lejos de la recta $x = y$, Student 6, Student 4 ya andan mejor, con Student 3 ya me pasé, entonces elegimos una Student con $k = 3{,}5$. Student 3,5 es una cosa muy robusta, son colas de peso 3, y eso le da a una persona una mejor manera que la manera ingenua (Gausiana) para medir riesgos en término de distribuciones.

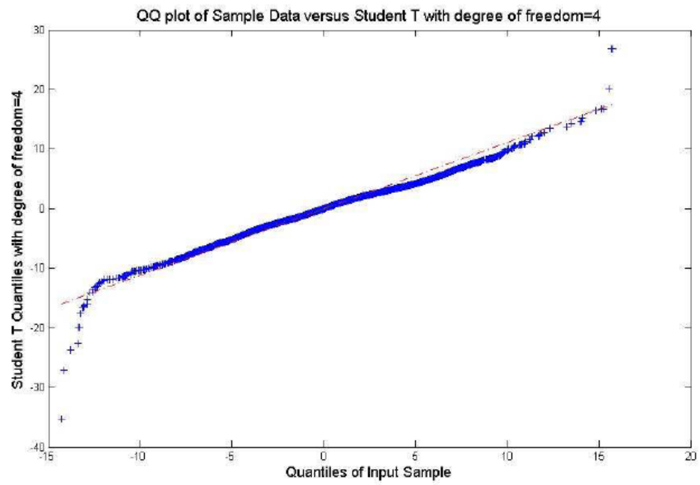
Student-t k=8



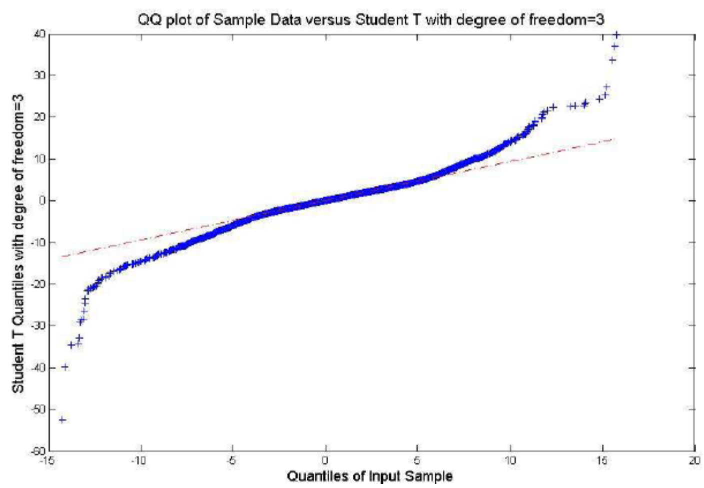
Student-t k=6



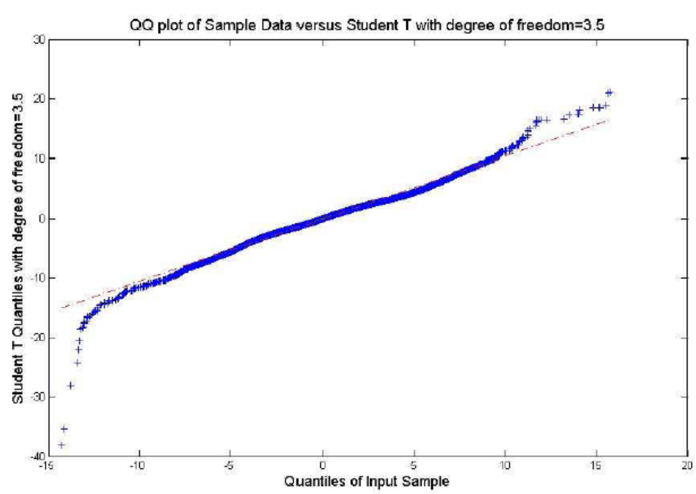
Student-t k=4



Student-t k=3

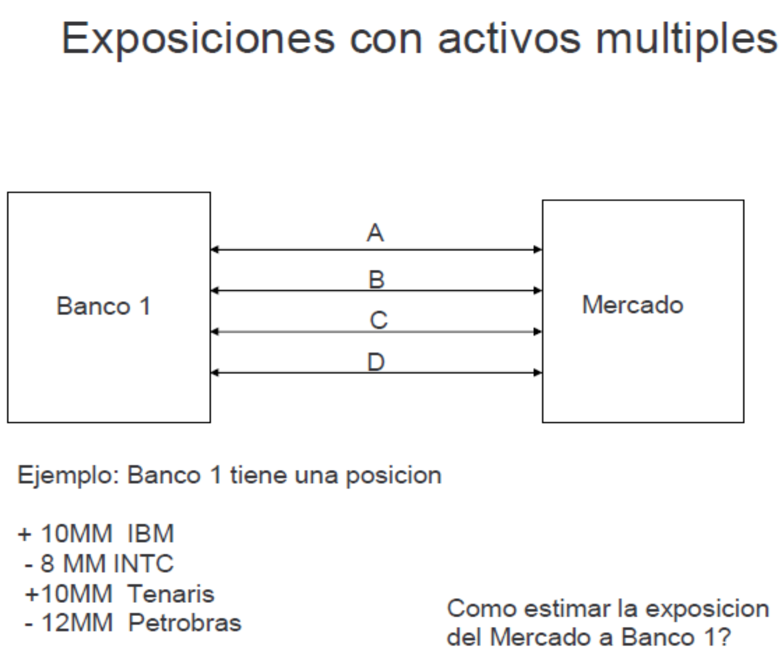


Student-t k=3.5



Ahora bien, después de haber hecho este análisis, que hice para muchas clases de activos, me di cuenta de que había un artículo de unos físicos, Gopikrishnan, Plerou, Nunes Amaral, Meyer y Stanley, este último es un físico bastante famoso en materia condensada, que publicaron exactamente este resultado en 1999. Es un resultado que parece académicamente no tener mucha importancia en el mundo de las finanzas, pero si lo hubiéramos escuchado a Stanley hace unos años, habríamos tomado más colateral por ejemplo, más cauciones contra préstamos. Entonces, a nivel préstamo individual, ya parece ser una cosa aceptada por muchos intervinientes en los bancos de varios países europeos y Estados Unidos, - y sobre todo por los mejores bancos, aquellos que tienen las mejores prácticas en términos de riesgo - de adoptar una distribución con colas pesadas tipo Student. Acá Student es nada más para las colas pesadas. Estas aparecen también en la distribución de Pareto, que es una distribución que se estudia también en probabilidades y economía. Además, hay muchos fenómenos sociales como la distribución de la riqueza, o cosas de ese estilo, que son notoriamente colas pesadas. Los dejo con este primer pensamiento.

La segunda idea es la idea de correlaciones entre activos financieros. Ese para mí es uno de los problemas más fascinantes porque es muy difícil. En el paradigma de redes del que estábamos hablando antes, vamos a pensar que tengo un banco o una institución financiera que tiene transacciones (obligaciones) frente al mercado, que sería una bolsa o varias bolsas, y por ejemplo vamos a suponer que el banco tiene una posición donde ha comprado algunas cosas y vendido otras. Entonces, la pregunta es: ¿Cómo puedo estimar la exposición, o el riesgo de default, de este banco? Sabemos que tiene colas pesadas, pero hay una cuestión de correlación que es importante. Ahí pensamos en lo que se llama el riesgo de portfolio. El riesgo de portfolio sería como construir un modelo de exposición del banco o de esta persona como una superposición de variables aleatorias con colas pesadas. Entonces, se trata de cuantificar en términos de la cantidad invertida en cada activo cuál sería la cola pesada del portfolio para establecer cuánta caución necesito, digamos. El regulador le puede decir al banco que "necesita más caución" o que "tiene que reducir su exposición".



Riesgo de portfolio

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^{N_{pos}} n_i X_i$$

n_i = cantidad invertida en activo i

X_i = variable aleatoria que corresponde a la variacion del activo i

La distribución de x depende de las correlaciones entre activos. Por ejemplo, si agarro dos acciones que son muy vecinas, como Petrobrás 3 y Petrobrás 4, que son dos acciones que tienen voto diferente, su correlación teórica es 1. Entonces si compro PETR3 y vendo PETR4 no tengo riesgo y no voy a necesitar mucha caución; si compro PETR3 y vendo IBM es otra cosa. Entonces, ¿cómo podemos evaluar eso? La matemática financiera dice que debemos usar modelos factoriales, construir factores que sería como descomponer cada activo como una suma de cosas estocásticas, o sea, de factores. La cuestión es cómo construir estos factores. Éstos son en general industrias, capitalización, país, tipo de activo, etcétera.

Modelos Factoriales

$$R = \sum_{j=1}^{N_f} \beta_j F_j + \varepsilon, \quad Corr(F_j, \varepsilon) = 0$$

Una de las técnicas matemáticas más interesantes para construir factores es usar el análisis de componentes principales. Para aquellos que no lo conocen, es simplemente álgebra lineal aplicada a datos de mercado, es el análisis de correlación. Es muy interesante, como van a ver, porque son datos bastante complejos. El problema es, por ejemplo, considerar una ventana de tiempo, un año, y examinar la matriz de correlación empírica de una serie de acciones o de bonos o de precios - lo que estábamos viendo antes - y extraer autovalores y autovectores de este ejercicio. Los autovectores de la matriz de correlación contienen información de mercado. Por ejemplo, si hay sólo un autovector con un autovalor diferente y otros no, quiere decir que hay un movimiento paralelo de todos los precios. La estructura de la matriz de correlación nos dice algo sobre el mercado.

Analisis en componentes principales (ACP):
La ``radiografia'' del mercado

Considerar una ventana de tiempo $t=0,1,2,\ldots,T$, (dias) y un universo de N accioes.
Las variaciones diarias constituyen una matriz (R_{it}) *de dimensiones* $T * N$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}\left(R_{it}-\overline{R}_i\right)^2, \quad \overline{R}_i = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} R_{it}$$

$$Y_{it} = \frac{R_{it}}{\sigma_i}$$

$$\Gamma_{ij} = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T} Y_{it} Y_{jt}$$

$$Rank(\Gamma) \le \min(N,T)$$

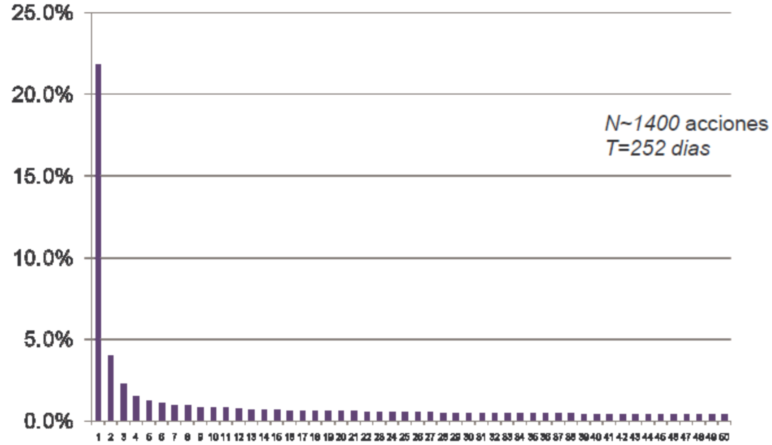
$$\lambda_1 > \lambda_2 \ge \ldots\ldots \ge \lambda_N > 0$$ autovalores

$$\mathbf{V}^{(j)} = \left(V_1^{(j)}, V_2^{(j)}, \ldots, V_N^{(j)}\right), \quad j = 1,2,\ldots, N.$$ autovectores

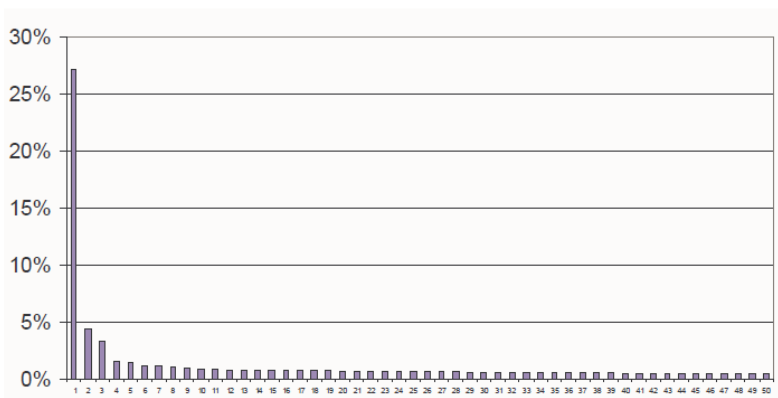
$$F_{jt} = \sum_{i=1}^{N} V_i^{(j)} Y_{it} = \sum_{i=1}^{N}\left(\frac{V_i^{(j)}}{\sigma_i}\right) R_{it}$$ variaciones de "autoportfolios"

Acá (imagen) están los 50 mayores autovalores usando 1400 títulos en un día, por ejemplo. Aparecen estructuras de este tipo. Hay un autovalor grande principal, y después otros. Esto es para los componentes del índice S&P 500, y también componentes del Nasdaq. Son siempre histogramas de autovalores. Sabemos que no hay mil factores para describir precios, en general estamos buscando una descripción minimalista y ``quitar el ruido del sistema'', agarrando solamente la parte esencial.

50 mayores autovalores usando los 1400 titulos US de capitalizacion>1BB (Jan 2007)

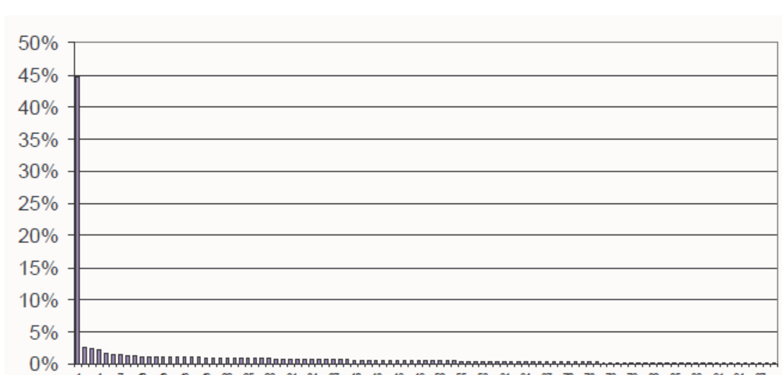


50 mayores autovalores de las componentes del indice S&P 500, May 1 2007,T=252

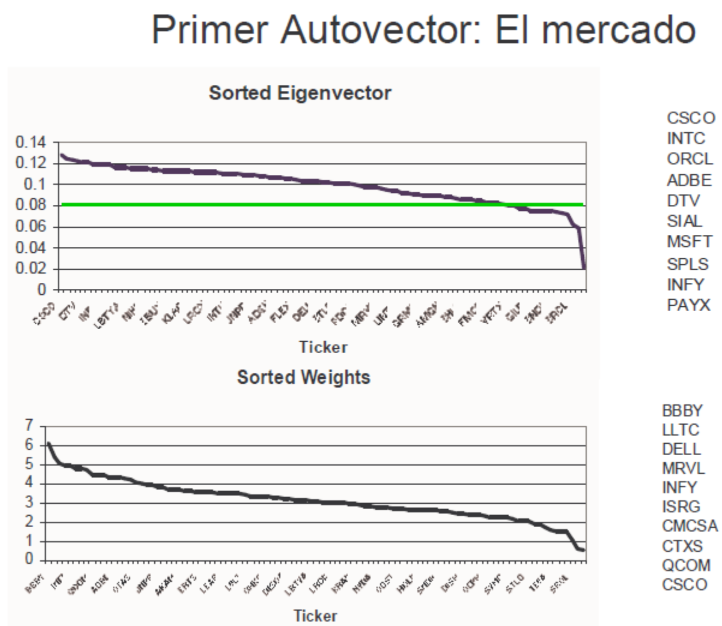


Nasdaq-100
Components of NDX/QQQQ

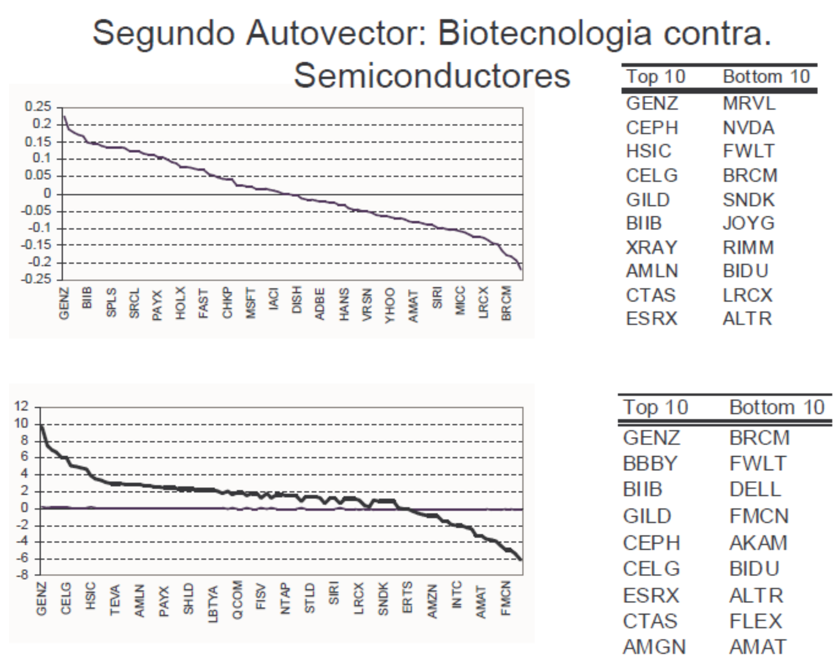
Data: Jan 30, 2007 to Jan 23, 2009
502 dates, 501 periods
99 Stocks (1 removed) MNST (Monster.com), now listed in NYSE



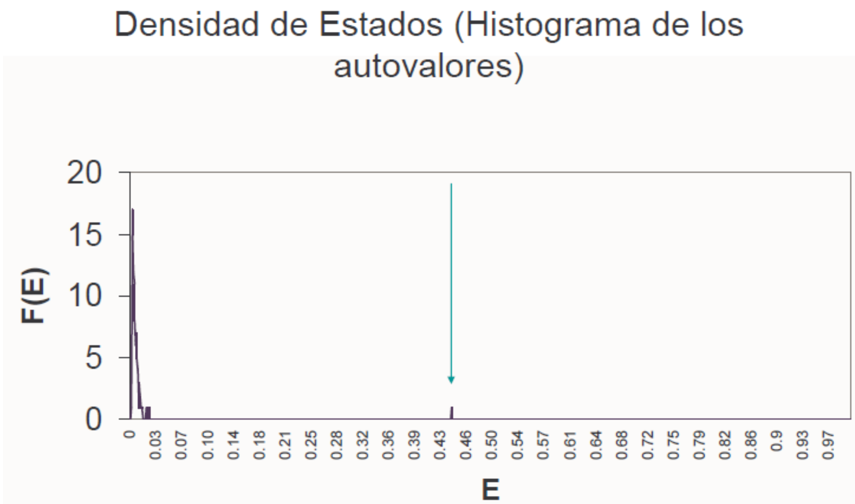
Mirando un poco más de cerca los autovectores, vemos que en general el primero representa el movimiento conjunto de todos los precios, es un autovector positivo, todos los coeficientes tienen el mismo signo.



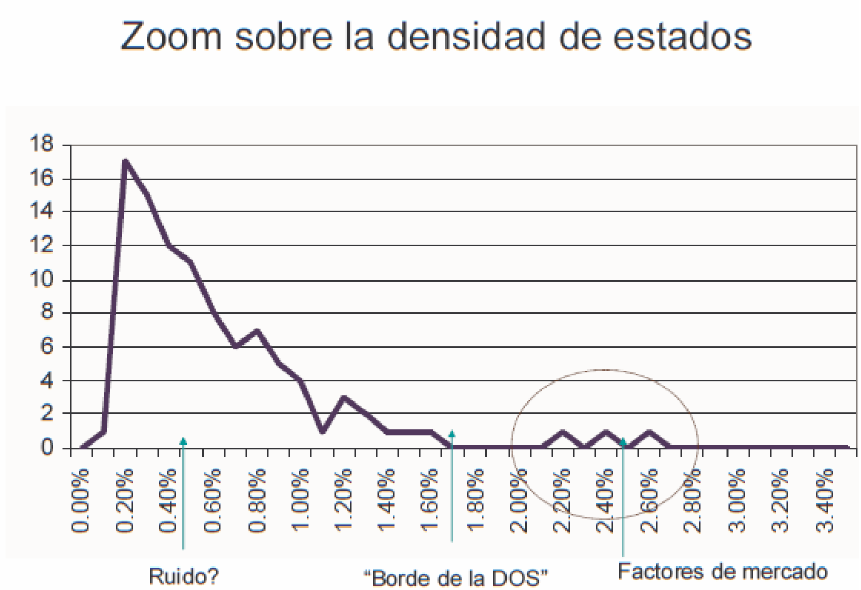
El segundo autovector, tiene signos positivos y negativos porque los autovectores son perpendiculares unos a otros, y si el primero es positivo, los demás son positivos y negativos. Una de las cosas que ocurre es que acciones que están en la misma industria tienden a tener el mismo signo en los autovectores. Un ``buen'' autovector es uno para el cual los signos de las acciones son los mismos cuando la industria es la misma. Por ejemplo, acá (imagen) biotecnología son los positivos, y semiconductores los negativos.



Una de las preguntas que tenemos es cuántos autovectores son verdaderos, y cuántos representan ruido. Ese es un problema complicado porque como el mercado evoluciona, no se puede tomar una muestra histórica muy grande. Entonces, una de las técnicas que vamos a usar es lo que se llama el análisis del histograma de autovalores, o como dicen los físicos, la densidad de estados.



Acá hay una cosa muy divertida que les quiero mostrar: la matemática aparece acá también de una manera muy interesante. Si yo tomo el diagrama que tenía antes y lo doy vuelta, el palo que aparecía que es el primer autovalor, 0,46 esta ahí a la derecha (imagen) y en la izquierda hay algo de estructura, y para mirarla debemos hacer un zoom (imagen).



Vemos entonces que hay tres autovalores más sueltos que no los habíamos visto, más una especie de ``carpa'' extraña. ¿Qué es esa carpa? La respuesta es que hay una parte del espectro, una parte de los autovalores, que son espurios porque son aleatorios o representan propriedades de las compañías que no son sistémicas. Hay una teoría para esto, que es muy linda. ¿Qué sería una matriz donde las entradas son todas aleatorias? Tomemos el caso extremo de una economía muy loca donde no hay ningún factor y todos hacen lo que quieren, y cada acción es un factor y son independientes. En ese caso, se obtiene una matriz aleatoria que tiene autovalores que no son iguales a 1 porque es una matriz finita. Entonces, ¿qué propiedades tienen los autovalores cuando *n* y *t* tienden a infinito (imagen), y cuáles son sus propiedades estadísticas?

Contacto con la Fisica:
matrices aleatorias (Wigner, Wishart)

$$X_{tn}, \quad t = 1,2,..,T, \qquad n = 1,2,...,N$$

$$X \sim N(0,1)$$

$$W_{mn} = \sum_{t=1}^{T} X_{tm} X_{tn}, \qquad \mathbf{W} = \mathbf{X}^{\mathrm{t}}\mathbf{X}$$

$$\lambda_n, \quad n = 1,2,...N \qquad \text{autovalores de } \mathbf{W}$$

Aquí aparece un teorema muy lindo, que dice que en un cierto límite, cuando *n* y *t* tienden a infinito, esta densidad de estados converge a una distribución conocida, que se llama la distribución de Marcenko-Pastur, al igual que el teorema. La fórmula no importa, yo nunca me la voy a acordar, pero esta (imagen) es la forma de la distribución.

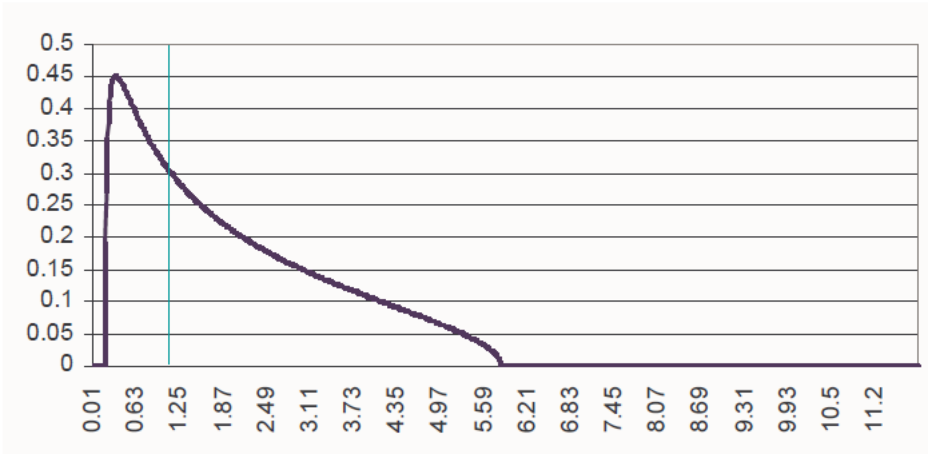
Teorema de Marcenko-Pastur

$$F(E) = \lim_{\substack{N \to \infty \\ T \to \infty \\ N/T \to \gamma}} \frac{\#\{k : \lambda_k / N \le E\}}{N} \qquad \text{``integrated DOE''}$$

$$f(E) = \frac{dF(E)}{dE}$$

$$\boxed{f(E) = \frac{1}{2\pi\gamma} \frac{\sqrt{(E_+ - E)(E - E_-)}}{E} \qquad E_\pm = \left(1 + \sqrt{\gamma}\right)^2}$$

Marcenko Pastur (N/T=2)

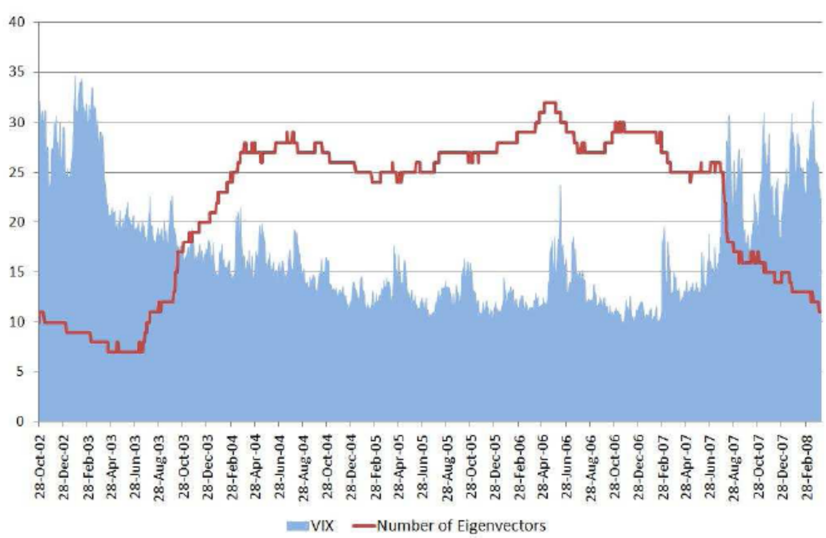


Densidad de estados para una matriz de correlaciones aleatoria: datos normalizados e independentes

Hay una propuesta de algunos físicos que dice que el espectro de una matriz que viene de los mercados se puede entender como una parte que es Marcenko-Pastur, y otra son autovalores que se mueven para el otro lado. Entonces, si yo estoy de acuerdo con los físicos, corto el espectro ahí donde esta la flecha verde (imagen de la página 14, abajo) y listo. Otra cosa que se puede hacer es cortar donde hay un cierto nivel de varianza explicado, que para acciones ronda alrededor de 50%.

Cuando uno va a la economía real, lo que yo les acabo de contar varía también en el tiempo. Hay un índice del riesgo percibido en el mercado llamado índice de volatilidad, y llega hasta 30 al aumentar el número de autovalores, por ejemplo, en el 2007, justo antes de la crisis de crédito de Estados Unidos, y alrededor de julio/agosto de 2007 cae precipitosamente hasta el 2008, y luego vuelve a subir

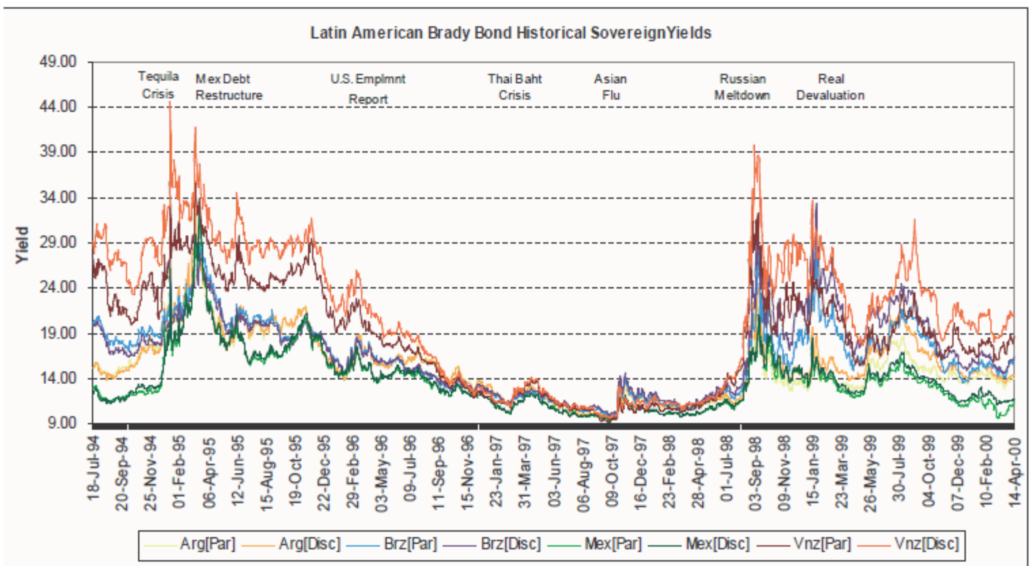
Numero de autovalores necesarios para explicar 50% de la volatilidad (U.S., 2002-2008)



Una de las cosas que también sabemos cuando medimos correlación es que la correlación no es estática. Entonces, cuando uno hace un análisis de riesgo de cartera, por ejemplo en ese banco del que estábamos hablando que trataba de medir su exposición, tiene que tener cuidado porque la correlación a veces sube y todo se vuelve correlacionado. Eso pasa siempre cuando hay una crisis. Entonces, cuando la correlación es muy baja, quizás es el momento de salir del mercado porque es el momento antes de que "explote todo".

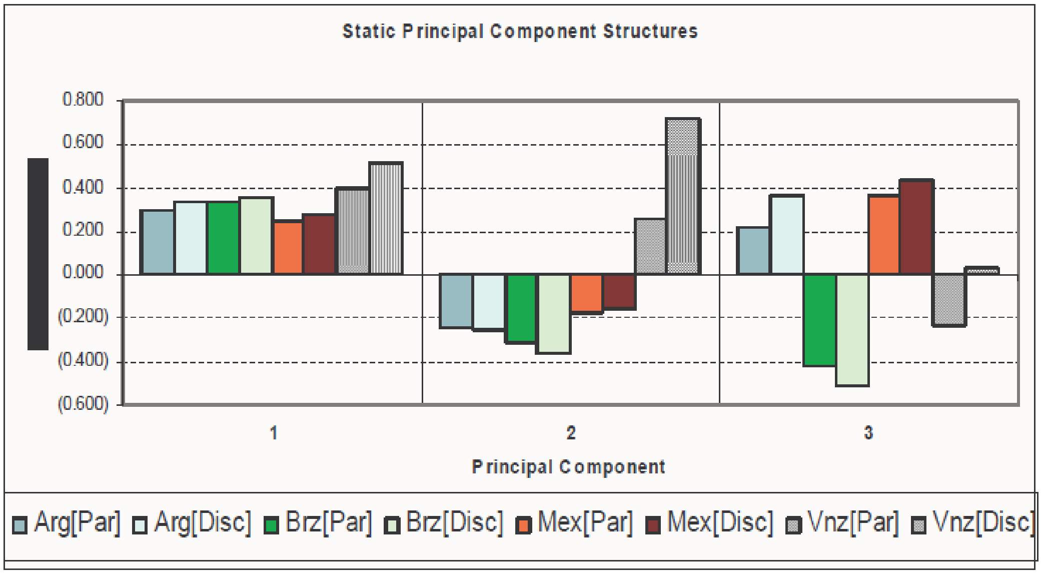
Esto (imagen) es un estudio de la evolución del espectro sobre la deuda latinoamericana en los años 90' y es muy interesante porque uno empieza con datos diarios de precios, en este caso de spread de bonos, y mira ocho bonos en cuatro países: Argentina, Brasil, México y Venezuela.

Ejemplo historico: la deuda Latinoamericana en los 90



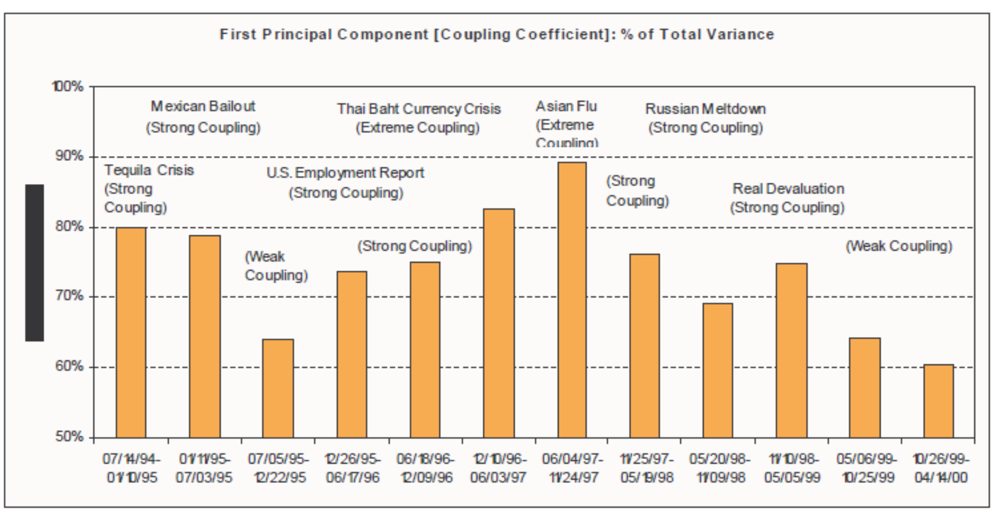
En el espectro (imagen), en el primer autovector todo se mueve junto, es el riesgo latinoamericano. En el segundo, son todos contra Venezuela, que sigue siendo más o menos así, pero en esa época era diferente porque Venezuela emitía mucha menos deuda que los otros países de la región. En el tercer autovector, los países van para cualquier lado, pero observen que la matemática sabe detectar países, porque cada país tiene dos bonos, uno par y uno *discount*, y vean que cuando uno hace el análisis espectral los países están del mismo lado, y si hubiera un autovector que tenga los países en lados diferentes, entonces uno puede ignorarlo, sabiendo que no representa nada significativo.

Static PCA: first three factors

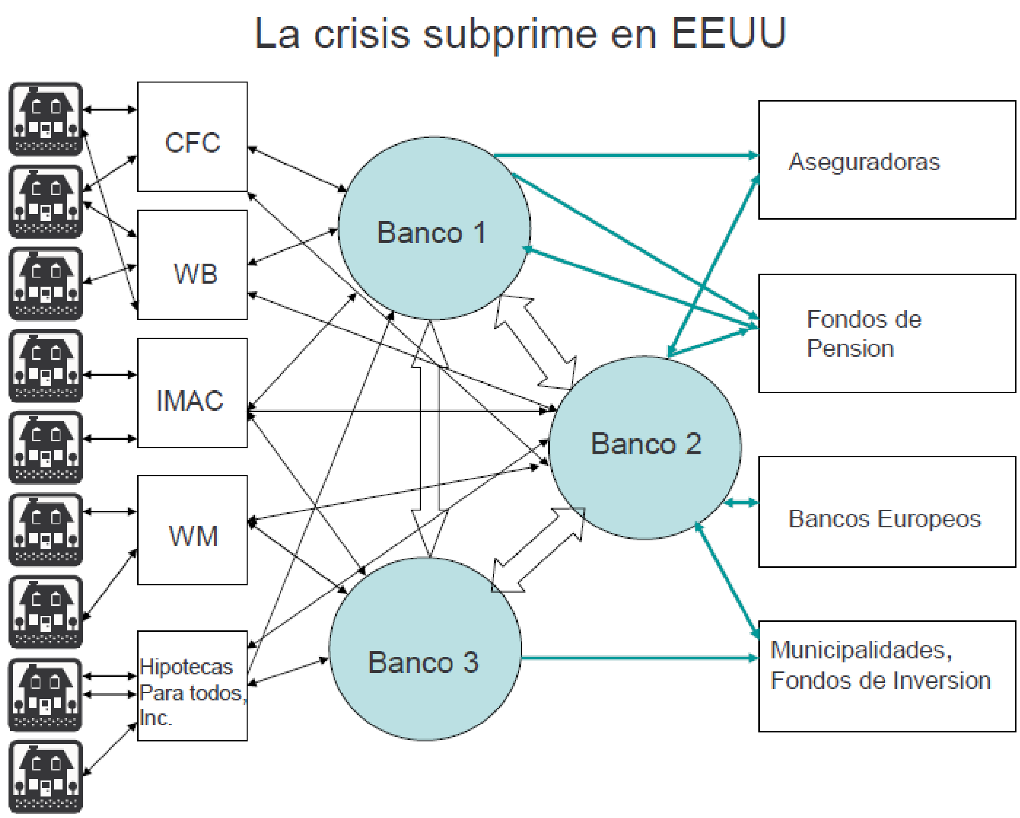


La evolución del primer autovalor (imagen) también es interesante. En el Tequila, por ejemplo, en 1994, se ve cómo subió 80% la varianza explicada por el primer autovector, lo cual muestra que los inversionistas no sabían distinguir entre los países de Latinoamérica. Después tenemos una época benigna, después viene la crisis de fin de 1998, y ahora se ve más diversidad en el mercado: los inversores saben reconocer más, y el primer autovalor baja.

Evolucion del 1er autovalor

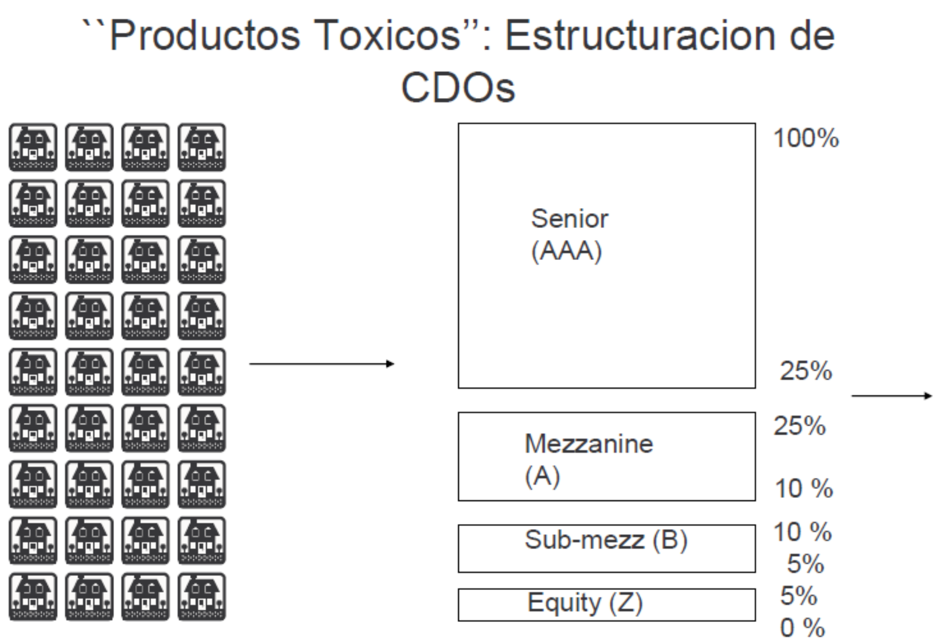


La correlación entre activos financieros es una ``correlación de goma''. Además hay que tener cuidado porque cuando uno menos lo espera, por cuestiones de liquidez por ejemplo, los activos se vuelven mucho más correlacionados de lo que pensábamos. Es decir, la correlación es complicada!



Lo que quiero ahora es hablar finalmente de la crisis subprime que es el tercer elemento de esta charla. Vamos a repasar qué es la crisis del subprime americano. Tenemos un mercado hipotecario muy grande, la gente quiere comprar casas, aunque no tenga dinero. Hay otros elementos de la red, por ejemplo "Hipotecas Para Todos Inc." que son compañías que simplemente le prestan dinero a la gente contra las hipotecas. Estos serían los bancos hipotecarios. Pero ni siquiera son siempre bancos. Carlos Cabrelli (aquí presente) y yo abriríamos hipoteticamente una empresa que se llamaría "Hipotecas Para Todos" entonces nos dedicamos a emitir hipotecas. Pero, ¿por qué podemos? Porque hay un banco que nos presta la plata para emitir hipotecas, un banco que en principio no tiene nada de banco hipotecario. Entonces, ¿cuál es la relación entre Hipotecas para Todos Inc. y el banco? La relación es que yo le vendo al banco las hipotecas, el banco me da dinero, yo cobro por mi trabajo de buscar personas que quieren comprar esas hipotecas, y se las doy al banco, que las guarda como activos. Pero el banco si hace eso un par de veces se queda sin dinero y no puede seguir, entonces el banco estructura las hipotecas (hay una cuestión de estructuración que les voy a explicar) y las vende a otros bancos o inversores. Esa estructuración tiene una cosa muy mágica, en sentido de la alquimia. Estas hipotecas cada vez tienen peor calidad. De hecho, Hipotecas para Todos inc. no gana con la calidad del préstamo, sino con el volumen de hipotecas emitidas. Después van a los bancos, y éstos las venden a los fondos de inversiones, aseguradoras, municipalidades, fondos de pensión de policías en Dinamarca, etcétera.

Entonces, ¿cómo se hace la alquimia? La alquimia se hace de una manera muy interesante y completamente nueva. Ahora todo el mundo lo sabe, pero en el 2002 no se sabía. El banco toma todas las hipotecas que ha recibido de Hipotecas para Todos Inc. y emite contra esas hipotecas por ejemplo cuatro papeles, cuatro bonos. Estos cuatro bonos son estructurados en el sentido de que el primer bono, el Z (imagen) recibe dinero hasta que quiebra el 5% de los préstamos. El de arriba recibe hasta que quiebra el 10%. El que le sigue hasta el 25%, y el de arriba de todo para de recibir intereses sólo si hay default del 25% de las personas que tomaron hipotecas. Esa especie de línea de defensa hace que una agencia calificadora puede pensar que la probabilidad de no pagar para el senior, el bono de más calidad, es muy chica, porque tendría que haber ¼ de todas las hipotecas que no paguen. Este tipo de ingeniería financiera se llama estructuración.

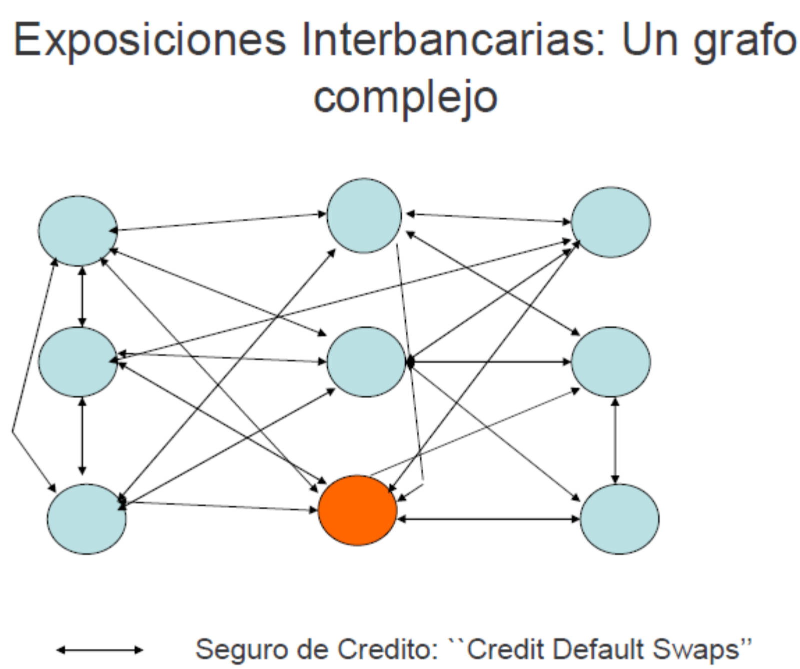


En una economía que funciona bien y donde todo el mundo puede hacer que estos activos sigan funcionando y no haya default, es una maravilla, porque entonces en un mundo de tasa de interés bajo, como lo es el mundo que teníamos y seguimos teniendo, los inversores y los fondos de pensión van a poder tomar estos bonos senior y cobrar 50 puntos básicos, 0,5% más, y está muy bien. El problema fundamental es qué pasa cuando, por ejemplo, los primeros dos bonos (Z, B) desaparecen. Eso es lo que nadie había pensado. Este análisis de probabilidades era un análisis estático. Ahora, si desaparecen los dos bonos de abajo, las defensas de abajo, lo que ocurre en general es que los AAA, que son los que tienen mayor calidad, tienen que bajar de calidad, porque claramente ahora están más cerca de ser afectados. Al bajar de calidad, los inversores tienen que venderlos porque los inversores solamente pueden tener papel de la mejor calidad. Al venderlos, generan una baja del precio y entonces ahí la cosa se va al revés.

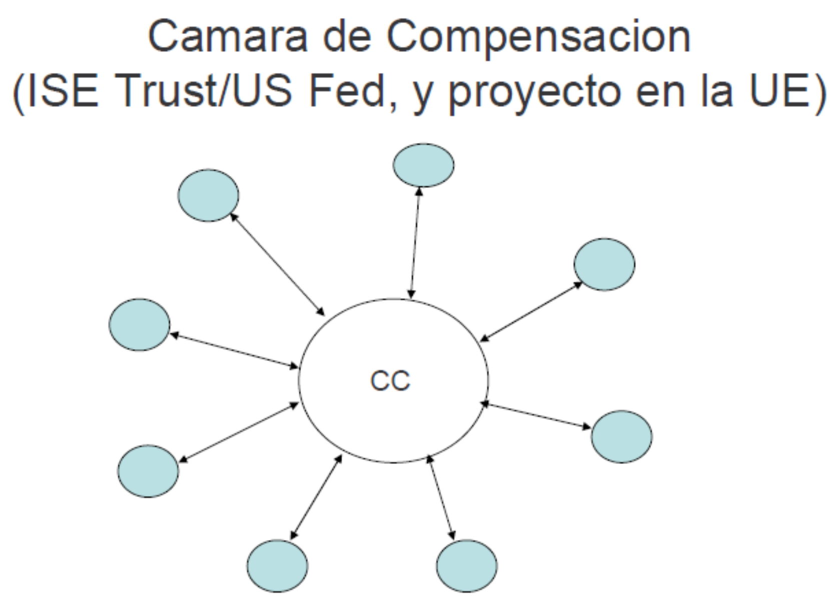
Veamos las dificultades con productos estructurados:

El mercadeo de los bonos estructurados fue siempre expresado en un lenguaje matemático bastante dudoso para mí, pero había que vivir con él porque lo único que se trataba de hacer era ver cómo construir estas cosas. Entonces, la valorización, si uno lo quiere hacer con matemática, depende de correlaciones entre eventos extremos. Una cosa es medir correlaciones entre acciones, que todos los días se mueven. Otra es medir correlaciones contra eventos extremos, sobre los cuales nadie sabe nada! Nadie sabe por ejemplo la probabilidad de que quiebren dos compañías distintas a la vez, y los que dicen que saben se están engañando. Después, hay un problema de liquidez. Tercero, el mercado depende mucho para vender estos bonos de las calificaciones (AAA, AA, etc.), lo cual no es adecuado para productos estructurados. Es decir, si una calificadora dice que el riesgo de Brasil es BBB o AA-, está midiendo la probabilidad de que Brasil pague su deuda. Otra cosa es calificar las partes, lo que se llama *tranches*, de productos estructurados. Estos están hechos básicamente para estar lo más cerca de la probabilidad de default posible. La gente dice "me van a dar calificación AAA si tengo probabilidad 0,01 de hacer default, entonces le voy a poner todo el papel de baja calidad que pueda hasta llegar a ese límite". En otras palabras, sería hacer que el bono senior cubra lo mayor posible.

Hay otra cosa que se puede hacer, que es mirar qué pasó con los bancos. Muchos se quedaron con exposiciones entre ellos. Los bancos pararon de prestar, y tienen contratos bilaterales, que son seguros de crédito. Ninguno sabía cuáles eran los contratos del otro banco porque esta todo bien tapado. Sabemos que hay una red y esta red no se sabe exactamente cómo es. Entonces, por ejemplo si este banco en rojo (imagen) es el que entra en default puede afectar a los otros bancos.

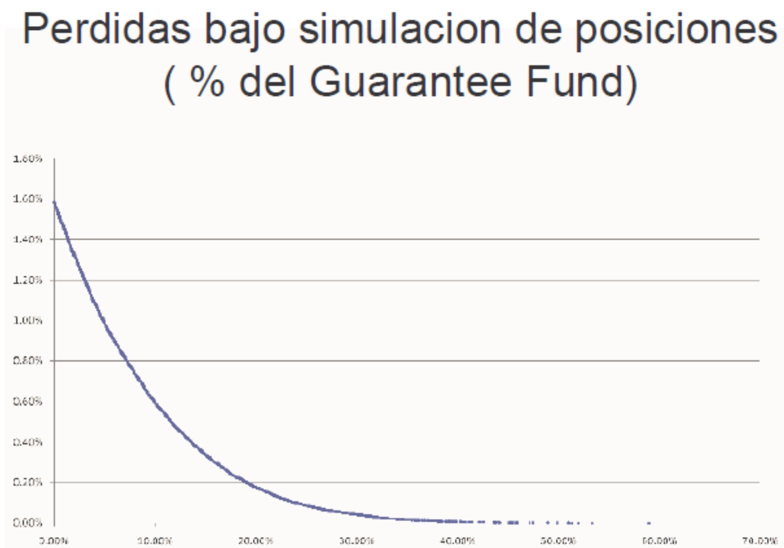


¿Cuál es el remedio que está pensando la gente para solucionar estas cosas? El remedio es lo que se llama una cámara de compensación. El gobierno americano acaba de aprobar una cámara de compensación para ciertos productos de crédito en Estados Unidos. Es una cosa muy política porque los bancos tienen que aceptar de alguna manera que cualquier contrato entre dos de ellos se pase a una cámara de compensación que toma el otro lado de la transacción de cada banco. Este tipo de cámara de compensación impone límites sobre la posición de cada banco y cauciones, y un fondo de garantía en caso de default. Este es uno de los remedios para sacarle opacidad a ese sistema de transacciones privadas entre bancos.



Ahora, ¿dónde entra la matemática en todo esto? La matemática en la que yo trabajé trataba de ver si las cauciones eran suficientes. ¿Cómo puedo saber si la cámara de compensación es suficientemente resistente para no ``explotar '' de nuevo? Los miembros de las cámaras de compensación afirmaron en 2009: ``con la cámara de compensación, las posiciones que nosotros tendríamos seria tal que en el período de la quiebra de Lehman Brothers no perdía dinero''. Entonces, el banco central dijo "hagan un poco más de trabajo". Lo que hicimos fue tomar las reglas propuestas por los arquitectos de la cámara de compensación, que en realidad son bancos, un consorcio de bancos, y simular configuraciones de mercado, simular diferentes exposiciones entre bancos, 100.000, 50.000, y después ver qué pasaría si tuviera que liquidar dos participantes. Y ahí, ver cuáles son los peores casos para la cámara de compensación.

Al final de este cálculo, uno tiene una especie de histograma. Sobre todos los escenarios que simulamos, hay un 1% donde no hay dinero suficiente para cubrir las pérdidas. Y después, están los más extremos. Esto es como pérdida bajo simulación en porcentaje del fondo de garantía. Entonces, uno puede ir y sacar los escenarios preguntarse qué pasó.



Lo que descubrimos es que no sólo los bancos que se exponen más al vender crédito unilateral ponen en riesgo a las cámaras de compensación. También afectan al riesgo sistémico los bancos que están, en principio, bien cubiertos (comprados y vendidos) pero que, en un momento de falta de liquidez, tienen que deshacerse de grandes posiciones.

Los bancos, (imagen) 6 y 7, están como comprados y vendidos, están equilibrados, tienen poco margen, y si tengo que deshacer sus posiciones en un momento de falta de liquidez, esto crea problemas.

WORST SCENARIO	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
Instrum. 1	-3650.5	2718.5	2237.5	-3288.5	1744.5
Instrum. 2	-1146.4	-1547.4	2970.6	-1129.4	419.6
Instrum. 3	-491.6	3142.4	-547.6	481.4	2472.4
Instrum. 4	2263	-718	-2858	-1325	-724
Instrum. 5	-378	-450	-174	11	392
Instrum. 6	-57.1	170.9	104.9	710.9	434.9
Instrum. 7	144.1	284.1	144.1	-347.9	-367.9
Instrum. 8	179.5	-116.5	186.5	169.5	-299.5
NET EXPOSURE	-3137	3484	2064	-4718	4072
LOSS BEFORE MARGIN	$138,426,530	$44,894,614	$58,381,840	$188,252,980	$79,538,277
MARGIN	-$65,873,155	-$44,894,614	-$29,164,467	-$129,564,724	-$79,538,277
LOSS AFTER MARGIN	72,553,375	0	29,217,373	58,688,256	0

WORST SCENARIO	CP6	CP7	CP8	CP9	CP10
Instrum. 1	1702.5	-2989.5	792.5	2007.5	-1274.5
Instrum. 2	2394.6	-3985.4	765.6	2549.6	-1291.4
Instrum. 3	-4537.6	-2400.6	3074.4	2952.4	-4145.6
Instrum. 4	-3292	3438	-104	901	2419
Instrum. 5	138	25	-93	-668	1197
Instrum. 6	-803.1	-645.1	-483.1	777.9	-211.1
Instrum. 7	192.1	254.1	-556.9	116.1	138.1
Instrum. 8	-384.5	149.5	-496.5	550.5	61.5
NET EXPOSURE	-4590	-6154	2899	9187	-3107
LOSS BEFORE MARGIN	$280,914,470	$304,510,830	$103,513,964	$108,830,733	$165,467,430
MARGIN	-$122,203,546	-$145,204,075	-$103,513,964	-$108,830,733	-$99,840,218
LOSS AFTER MARGIN	158,710,924	159,306,755	0	0	65,627,212
TWO LIQUIDATIONS	318,017,679				
GUARANTEE FUND	-$200,000,000				
SHORTFALL	59.01%				

Entonces, fuimos a la Reserva Federal y a la cámara de compensacion y les contamos el problema. Ellos dijeron que hay otra cosa que beneficia a las cámaras de compensacion, que es el Netting. Cuando miro las pérdidas del 6 y 7, puedo hacer que las posiciones se cierren entre ellas, porque tienen posiciones de signos opuestos. Cuando estas posiciones se abren, probablemente va a haber dos personas una contra la otra y las dos van a ser grandes. En ese caso la pérdida neta es mucho menor. El efecto del Netting, que es cerrar posiciones por la Cámara sin tener que ir al mercado, es bueno, porque cuando hay muchas quiebras, se van a "nettear" todas, y no va a haber que salir al mercado a liquidar posiciones. Y si hay pocas perdidas la caución es suficiente. Este es el método que estamos tratando de estudiar ahora en Europa.

Efectos de ``Netting''

	CP6	CP7	NET	P/L AFTER NETTING
Instrument 1	1702.5	-2989.5	-1287	-$35,006,400
Instrument 2	2394.6	-3985.4	-1590.8	-$74,889,000
Instrument 3	-4537.6	-2400.6	-6938.2	-$230,341,600
Instrument 4	-3292	3438	146	$2,715,600
Instrument 5	138	25	163	$50,614,200
Instrument 6	-803.1	-645.1	-1448.2	-$64,146,400
Instrument 7	192.1	254.1	446.2	$8,072,600
Instrument 8	-384.5	149.5	-235	-$11,162,500
NET EXPOSURE (mm$)	-4590	-6154	-10744	
P/L AFTER NETTING				**-$354,143,500**
RISK MARGIN + CC	-122,203,546	-145,204,075		**-267,407,621**
LOSS AFTER MARG.				**$86,735,879**
GUARANTEE FUND				**-$200,000,000**
EXCEEDENCE				**0%**

Si dos o mas participantes deben ser liquidados, se pueden cancelar posiciones opuestas. Esto se conoce como ``netting''.

Conclusiones:

- La crisis financiera pone en cuestión nuestra percepción del riesgo.

- Las colas de distribución son pesadas y los eventos extremos abundan y hay que saber modelizarlos. Las Student con 3 o 4 grados de libertad son las que realmente aproximan bien los datos de las colas de cosas financieras.

- Es delicado medir correlaciones de activos financieros, hay que limpiar las matrices y fluctúan mucho a través del ciclo financiero.

- El problema más interesante actualmente es entender el riesgo sistémico que usa elementos de teoría de redes. La teoría de redes existe para Internet y para muchas otras cosas. Nosotros tenemos que entender las interacciones del sistema financiero y usar métodos matemáticos para entender la red. Estamos todos atados en una red, y dicha red tiene que existir porque es así como vamos a salir adelante.

- Se necesita más matemática (no menos!), más profesionales, y nuevas ideas para entender y manejar el riesgo financiero en toda su complejidad.

Preguntas del público:

- Todo eso que usted nos contó y nos dijo, ¿cómo se puede aplicar en la Argentina?

Yo creo que es una pregunta muy difícil, porque Argentina ha pasado por episodios de riesgo bancario que siguen siendo estudiados mundialmente. Una palabra que se usa mucho en teoría de redes es la palabra *fragilidad*. El sistema financiero no puede ser frágil. Tenemos que buscar ideas. Sabemos ahora que ``corralitos'' y cosas que son muy frágiles y que desaparecen de un día para el otro son fatales. Tenemos que construir una red que sea robusta, en la que puedan quebrar algunos bancos o instituciones, pero no todas. A la vez, tenemos que estar confortables con la noción de tomar riesgo financiero. No podemos dejar que el Estado maneje todo y no estar comprometidos como empresarios o emprendedores a tomar ningún riesgo. Para eso estamos nosotros, no sólo los matemáticos, sino todas las personas pensantes, para ayudar a la gente a saber cómo volver a estimular la economía con préstamos, teniendo en cuenta el riesgo. Sin ser absolutos y decir cosas como “1 peso 1 dólar”, o “no hago esto, esto no lo hago” sino tratando de medir riesgo y oportunidad, y la Argentina tiene *muchas* oportunidades. El problema es que hay que empezar a enfocarse en cuáles son los riesgos que vale la pena tomar, y tomarlos con buena cultura de riesgo.

- Yo tengo una sensación muy extraña. Usted dice que primero se usó Gauss hasta que se llegó a la conclusión de que no servía, y se pasó a Student. Después reventó Student, y bueno, quizás Pareto. Me da la sensación de una falta de datos empíricos para configurar las funciones a las que se sigue. Es como si las probabilidades estuvieran corriendo desde atrás. ¿Qué solución hay para eso?

Yo creo que es una excelente pregunta, porque la definición misma de colas pesadas está muy ligada a la imposibilidad econometricamente de medir ese exponente. Por ejemplo, una cosa que me dijeron el otro día, que es muy interesante, es que si yo tengo una Gaussiana y sé que la observación va a ser 3 desviaciones estándar y me dicen dónde va a estar, y va a ser 3,01, va a estar ahí al lado, mientras que si tengo una cola pesada, puede estar muy lejos. Eso se traduce estadísticamente en que medir las colas es una cosa inestable. Sin embargo, tenemos resultados muy robustos sobre colas extremas, que son intertemporales. Los físicos ya sabían en el 99' y Mandelbrot supuestamente había medido el precio del algodón en el 69' y ya nos había avisado. De Pareto ni hablemos, porque es todavía anterior. Lo que pasa es que nosotros estamos usando los modelos matemáticos en los bancos de una manera muy poco inteligente. Los estamos usando nada más que para firmar un papel y seguir tomando riesgo. El gobierno no contrata buenos analistas financieros, se van todos a Wall Street. Entonces, hay todo un trabajo de valorización de esta profesión de riesgo, y realmente tratar de usar estos modelos de colas pesadas para ya entrar al problema sabiendo que la cola es pesada. Por ejemplo, yo ahora tengo un problema de bonos hipotecarios alemanes que estoy tratando de calibrar a una cola Student 3 y no sale, sale una cola Student 1. Esto le da a uno un método de empezar a mirar el riesgo y no de medir la varianza y decir "tomo dos varianzas y media, vamos muchachos" y después pasa lo que pasa. El señor Nassim Taleb, que es un amigo mío, es alguien que escribe mucho sobre eventos extremos. Siempre hay que saber que hay un evento extremo que no se puede medir. Acá se trata de buscar una metodología para poder tener un sistema financiero robusto. Los riesgos hay que asegurarlos siempre.

- ¿Quién se beneficia del sistema de red?

Yo creo que ya estamos en la red de interdependencias de mercado. Nosotros todos nos beneficiamos si hay crecimiento económico. Sabemos que sin deuda no hay crecimiento económico, entonces sin hipotecas no hay casas, no vamos a comprar departamentos sin plata: hay que pedir prestado! Entonces, se necesita tener una economía de riesgo. Una vez que uno acepta que el mundo es incierto y que hay riesgo, hay seguir las mejores prácticas. Yo creo que los matemáticos, si trabajan mucho y se dedican a esto, van a poder por lo menos desarrollar un lenguaje y una serie de métodos para que podamos discutir mejor el riesgo y que no nos agarremos siempre a una Gausiana. Yo creo que es un hecho conocido que si hay un poco de endeudamiento la economía va a ir mejor, desde que la gente sepa usar deuda para crecer.

Buenos Aires, Mayo de 2009.

Dedicado a mis padres, Marcela Mayol de Miguens y Ramon Avellaneda.