



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Grado

El riesgo de crédito en la crisis del 2008: causas y fallos en la evaluación. El caso Lehman Brothers.

Autor/es

Paula Gil Agud

Director/es

María Vargas Magallón

Facultad de economía y empresa, Campus Paraíso

2025

RESUMEN

El riesgo de crédito representa la posibilidad que tiene un acreedor de sufrir pérdidas derivadas de un impago, total o parcial, de los créditos concedidos a sus clientes o deudores en una operación financiera o comercial. A diferencia de otros riesgos financieros, el riesgo de crédito puede desencadenar una crisis de liquidez que afecte a la estabilidad del sistema financiero global. Este fenómeno resultó evidente en la crisis del 2008, cuando la baja calidad de los activos financieros respaldados por las hipotecas *subprime* en Estados Unidos terminó desestabilizando los mercados financieros globales.

Este trabajo analiza cómo el riesgo de crédito mal gestionado contribuyó a la crisis financiera, debido a los fallos de evaluación en los riesgos. Además, examina el caso de *Lehman Brothers*, cuya quiebra marcó el inicio de la recesión. Para evaluar si existían señales de alarma, se aplica el modelo Z'' -Score de Altman, que en efecto revela una situación financiera crítica compatible con la posterior quiebra de la entidad, lo cual es corroborado por la evolución de sus ratios financieros.

ABSTRACT

Credit risk refers to the potential losses a creditor may incur due to the total or partial default of the loans granted to clients or borrowers in financial or commercial transactions. Unlike other financial risks, credit risk can trigger a liquidity crisis that poses a threat to the stability of the financial system. The 2008 crisis exemplified this chain of effects when defaults on subprime mortgages in the United States destabilized global financial markets.

This paper analyzes how poorly managed credit risk contributed to the financial crisis, largely due to failures in risk assessment. It also focuses on the case of *Lehman Brothers*, whose bankruptcy became a pivotal moment at the onset of the recession. To explore whether early warning signs were present, the Altman Z'' -Score model is applied. Indeed, its application reveals a critical financial situation consistent with the entity's subsequent bankruptcy, which is further corroborated by the evolution of its financial ratios.

Tabla de contenido

1.	<i>INTRODUCCIÓN</i>	4
2.	<i>CREDIT SCORING</i>	8
	2.1. INTRODUCCIÓN AL CREDIT SCORING	8
	2.2. MODELOS DE CREDIT SCORING	10
	2.3. EVOLUCIÓN HISTÓRICA DE LOS MODELOS	13
	2.4. MODELOS ACTUALES Y NUEVAS TENDENCIAS	14
3.	<i>METODOLOGÍA</i>	17
	3.1. JUSTIFICACIÓN DEL MODELO SELECCIONADO (Z"-SCORE)	17
	3.2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DEL MODELO Z-SCORE	19
	3.3. RECOPIACIÓN DE DATOS Y CONSIDERACIONES DEL MODELO	21
	3.4. APLICACIÓN AL CASO LEHMAN BROTHERS	22
4.	<i>CONCLUSIÓN</i>	25
5.	<i>BIBLIOGRAFÍA</i>	26
6.	<i>ANEXOS</i>	29

1. INTRODUCCIÓN

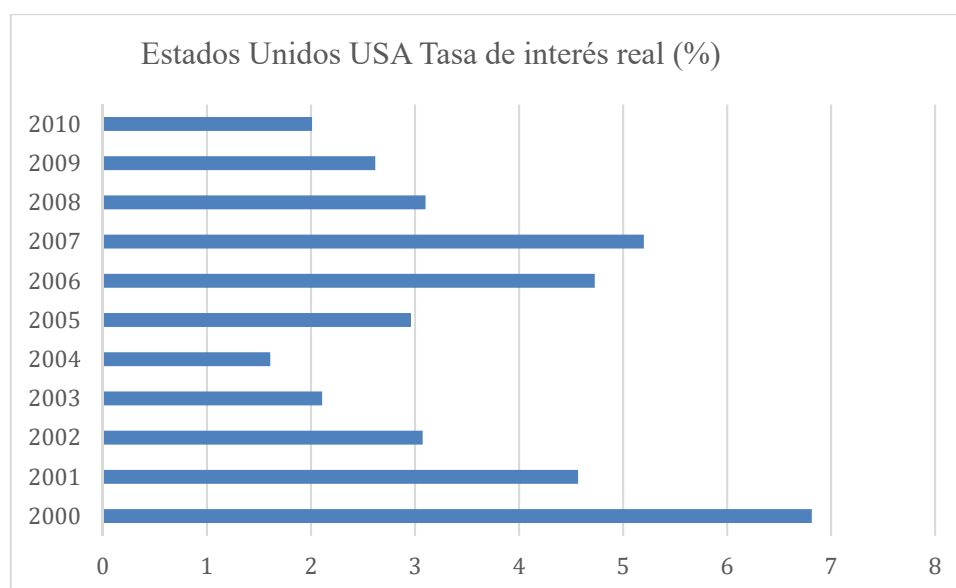
La crisis financiera del 2008 supuso un punto de inflexión en la economía mundial, transformando el sistema financiero global. Lo que empezó con un incremento de los impagos hipotecarios en los Estados Unidos, derivó en una profunda recesión global que supuso el colapso financiero más grave desde 1929.

La pérdida masiva de empleos, la quiebra de grandes bancos y la congelación de los mercados de crédito revelaron un sistema vulnerable que se había construido sobre la falta de transparencia, la excesiva asunción de riesgos y la falta de regulación efectiva. La expansión de productos financieros complejos y sus derivados, permitió que instituciones de gran tamaño asumieran riesgos sin una evaluación adecuada, generando un entorno en el que el riesgo de crédito fue sistemáticamente subestimado y transferido de forma opaca.

En los años noventa, la estimación del riesgo de crédito se basaba en el uso de modelos tradicionales que consideraban tanto la calidad crediticia del deudor, como las garantías y condiciones económicas. Aunque en este periodo ya existían ciertas señales de alarma, las entidades mantenían criterios relativamente prudentes de concesión. Sin embargo, a partir de los 2000 el sistema financiero se tornó cada vez más complejo. Tras el estallido de la burbuja tecnológica en 2001 y los atentados terroristas del 11-S, la Reserva Federal de Estados Unidos mantuvo los tipos de interés muy bajos, favoreciendo la expansión del crédito. Este entorno monetario expansivo, unido a la creciente burbuja inmobiliaria, alimentó la creencia de que el precio de la vivienda continuaría creciendo, y con ello, la subestimación del riesgo asociado.

En el gráfico 1 se muestra la evolución de los tipos de interés en Estados Unidos en el periodo 2000-2010, que llegaron prácticamente al 7% en 2000 mientras que en 2010 se situaban en el 2%.

Gráfico 1: Tasa de interés real (%) para Estados Unidos (2000-2010)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Banco Mundial

Al ser percibidos como de bajo riesgo, los préstamos hipotecarios eran también ofrecidos a personas con mayor riesgo de impago, lo que conocemos como hipotecas *subprime*. Estas eran agrupadas y convertidas en instrumentos financieros complejos clasificados según el riesgo y finalmente eran vendidas a inversores de todo el mundo, en un proceso llamado titulización, mediante el cual los activos líquidos como las hipotecas se transformaban en valores negociables en los mercados financieros, en un intento por dispersar el riesgo.

La titulización empezó siendo un proceso que permitía a los bancos transferir riesgos y liberar capital para así financiar nuevas operaciones. Pero a medida que pasaba el tiempo, la cantidad de hipotecas *subprime* creció, y los bancos en lugar de retenerlas, los seguían titulizando y vendiendo a otros inversores.

En este contexto, las agencias de calificación crediticia como S&P, Moody's y Fitch desempeñaron un papel fundamental al otorgar calificaciones infladas a productos financieros complejos, lo que contribuyó de manera significativa al desarrollo y magnificación de la crisis financiera. Estas agencias eran las encargadas de estudiar el riesgo de los productos financieros, y asignarles una calificación o "rating", (desde AAA para los activos más solventes, hasta CC o C para activos cuya pérdida estaba prácticamente asegurada). No obstante, en los años previos a la crisis, muchas

titulizaciones de baja calidad crediticia (con mayor riesgo), recibieron calificaciones por encima de lo esperado de acuerdo con su nivel de riesgo, es decir, que los ratings no reflejaban realmente el riesgo de estos activos. Esta situación se puede explicar en parte, por el modelo de negocio bajo el cual trabajaban estas agencias, ya que eran los emisores de deuda, bancos, instituciones financieras y empresas - entre otros- quienes les pagaban, lo que generaba un conflicto de interés. A esto se le sumó también los fallos que ya existían en los modelos de predicción del riesgo, que asumían escenarios de estabilidad permanente, así como la falta de transparencia.

Así, es como poco a poco se fueron distorsionando los incentivos u obligaciones de los prestamistas, ya que ahora el objetivo de estos no era recuperar el préstamo sino empaquetarlo y venderlo. De manera que títulos con un riesgo considerable eran vendidos en el mercado como inversiones sólidas y estables, y gracias a la falsa sensación de seguridad entre inversores eran comprados masivamente. A partir de ese momento, el riesgo ya no solo era soportado por la parte que había concedido el préstamo, sino que había sido distribuido entre muchos agentes, lo que desembocó en un desconocimiento general sobre quién estaba asumiendo realmente el riesgo, y la exposición a la que se estaban enfrentando (Serrano y Peñaranda, 2011).

A partir de 2004, la Reserva Federal de EE. UU. adoptó una política monetaria restrictiva y empezó a subir progresivamente los tipos de interés, pasando del 1% al 5,25% en dos años (Datosmacro, s.f.). Esta subida tuvo un efecto directo sobre el mercado hipotecario, encareciendo las cuotas de muchas hipotecas de tipo variable, entre ellas las *subprime*, que empezaron a resultar impagadas. El nivel de morosidad creció y provocó una caída en el valor de los activos respaldados por este tipo de hipotecas, es decir, los Mortgage-Backed Securities (MBS)¹ y los Collateralized Debt Obligations (CDO)², que estaban ampliamente distribuidos entre multitud de entidades. Como había un desconocimiento generalizado sobre quién tenía estos activos, en qué proporción y con qué grado de exposición, se generó una pérdida de confianza entre las instituciones financieras.

Debido a la incertidumbre el mercado interbancario se congeló, por lo que los bancos no podían seguir operando con normalidad. La situación empeoró con la quiebra de Lehman

¹ Los *Mortgage-Backed Securities* (MBS) son instrumentos financieros respaldados por agrupaciones de préstamos hipotecarios, es decir, representan una participación en esa agrupación de préstamos. Por otro lado,

² Los *Collateralized Debt Obligations* (CDO) son valores más sofisticados que agrupan varios tipos de deuda, y son divididos en diferentes “tramos” según el nivel de riesgo y rentabilidad, de manera que cada tramo tiene un orden de prioridad en el pago.

Brothers, que supuso la pérdida total de credibilidad de las instituciones financieras y las autoridades monetarias. El miedo se disparó y días más tarde empezó una venta masiva de activos financieros, que provocó una caída abrupta de los precios. Como resultado se produjo una destrucción de capital; los bancos y empresas perdían valor en Bolsa por el descenso en los precios (causado por el pánico) y sufrían pérdidas reales por los impagos.

Para gestionar la situación los Bancos Centrales respondieron con medidas de emergencia sin precedentes, como inyecciones masivas de liquidez o recortes rápidos en los tipos de interés, pero la situación ya era muy grave; el PIB mundial sufrió una variación negativa del -1,3% y millones de empleos se perdieron, dando comienzo a una gran recesión.

Toda esta situación muestra que lo que inicialmente era un problema de solvencia localizado, terminó en una crisis de liquidez global. A diferencia de otras crisis anteriores, esta tuvo origen en el mercado de deuda, que, hasta entonces, era considerado seguro y estable.

Más allá de las consecuencias económicas inmediatas, la crisis del 2008 generó un debate sobre la estabilidad del sistema financiero global, y el papel de los organismos reguladores. Con la intención de mejorar el sistema, durante los años posteriores se llevaron a cabo varias reformas, como Basilea III, la creación del Consejo de Estabilidad Financiera, o la creación de la Ley Dodd-Frank en Estados Unidos³. Sin embargo, la efectividad real de estas medidas es aún discutida debido a la todavía presencia de grandes bancos y aseguradoras cuya quiebra podría comprometer la estabilidad del sistema financiero, al favorecer dinámicas de endeudamiento masivo.

El análisis del riesgo de crédito en la crisis del 2008, es por lo tanto un enfoque necesario para entender cómo ciertas prácticas en el mercado pueden terminar derivando en consecuencias devastadoras, y para comprender los factores institucionales, regulatorios y de comportamiento que acompañan a ese proceso.

En este contexto, el trabajo pretende analizar el papel que desempeñó el riesgo de crédito en el desarrollo de la crisis, estudiando los mecanismos de evaluación de este riesgo a través de los cuales fue subestimado y transferido de forma opaca mediante innovaciones financieras como la titulización y los derivados del crédito. Se abordarán tanto factores

³ La Ley Dodd-Frank, fue promulgada en 2010 con el objetivo de reforzar la regulación financiera en Estados Unidos tras la crisis de 2008. Sus principales medidas incluían la creación de nuevas agencias reguladoras, la supervisión de instrumentos derivados, la regulación de agencias de calificación crediticia y mayores requerimientos de capital.

técnicos (malas prácticas de evaluación crediticia, modelos de riesgo defectuosos, etc.) como aspectos estructurales (conflicto de intereses, dependencia del apalancamiento, etc.). También se dedicará un capítulo específico al caso de Lehman Brothers, considerando su quiebra como punto de inflexión que evidenció la magnitud del riesgo acumulado. La hipótesis central del trabajo pretende mostrar, cómo el riesgo de crédito tradicionalmente abordado desde una perspectiva microeconómica, centrada en la evaluación de la capacidad de pago de prestatarios individuales, adquirió, una dimensión macroeconómica.

El presente trabajo se estructura en tres bloques; primero se describen los fundamentos del riesgo de crédito y los instrumentos medición; los modelos de *credit scoring*, en segundo lugar, se aplica el modelo Z'-Score de Altman al caso Lehman Brothers como análisis empírico, y finalmente se presentan las conclusiones.

2. CREDIT SCORING

Para entender cómo se evaluó el riesgo de crédito en los años previos a la crisis, es necesario conocer las herramientas que utilizaban las entidades financieras. Esta sección describe los principales modelos de *credit scoring*, su evolución histórica y las nuevas tendencias tecnológicas.

2.1. INTRODUCCIÓN AL CREDIT SCORING

En todas las operaciones que impliquen la concesión de un préstamo, la entidad que lo ofrece (el prestamista) debe enfrentarse al riesgo de que la otra parte (el prestatario), no cumpla con sus obligaciones de pago, es decir, que no recupere el dinero prestado (Bolsas y Mercados Españoles, s.f.). A esta posibilidad se le denomina riesgo de crédito, y es un factor fundamental en la gestión financiera. Este riesgo afecta directamente a las condiciones del préstamo (según la evaluación del solicitante), al coste del crédito y puede impactar en la solvencia y estabilidad de una entidad financiera (CESCE, s.f.). Si no es medido cautelosamente puede generar pérdidas inesperadas y significativas.

Para poder anticiparse a esta situación y facilitar la toma de decisiones, las entidades financieras han desarrollado a lo largo de los años diferentes herramientas para poder cuantificar este riesgo de manera objetiva, lo que se conoce como “credit scoring” (Banco Central de la República Argentina, s.f.).

Esta herramienta se basa en el análisis de variables cualitativas y cuantitativas sobre el cliente solicitante, con el fin de poder estimar su capacidad para devolver o no un crédito. La probabilidad de impago se calcula a través de modelos estadísticos, que permiten clasificar al solicitante en función de su riesgo crediticio.

Tradicionalmente, se han utilizado modelos como el análisis de regresión y los modelos de probabilidad no lineal, que emplean variables como los ingresos mensuales o la antigüedad laboral para establecer relaciones entre los datos. Mientras que la regresión permite predecir valores numéricos, como la cantidad de impago, los modelos *logit* o *probit* estiman la probabilidad de que un evento binario ocurra, en este caso la probabilidad de incurrir en impago.

Los modelos son entrenados con datos históricos de amplias bases de datos de clientes, para poder identificar patrones entre los clientes que sí cumplieron con su obligación y los que no, para poder generar puntuaciones de riesgo que faciliten la toma de decisiones.

Gracias a su capacidad de evaluación y su utilidad para la toma de decisiones en tiempo récord el *credit scoring* se ha consolidado como una herramienta fundamental no solo para bancos sino también para otras entidades financieras como aseguradoras, microfinancieras o tecnológicas financieras. Al aplicar criterios homogéneos, facilita la transparencia y la objetividad en la concesión del crédito. Además, debido a su carácter automatizado permite analizar múltiples escenarios en función del producto financiero y del historial del cliente, convirtiéndose en un recurso muy útil en contextos de alta demanda y digitalización. Su aplicación no se limita a aprobar o no un crédito, también permite ajustar las características de este, como el importe concedido, el tipo de interés aplicado o la exigencia de otras garantías.

A pesar de su extendido uso y de su eficacia en el sector financiero, los modelos tradicionales de *credit scoring* presentan ciertas limitaciones que deben ser revisadas. Al basarse en relaciones simples entre variables cuantitativas u otros datos estructurados, no consideran adecuadamente otros factores relevantes como posibles eventos o comportamientos que también afectan a la capacidad de pago, reduciendo la eficacia en la predicción de patrones dinámicos o complejos. Además, se trata de modelos estadísticos que no aprenden de forma automática, sino que deben ser entrenados con frecuencia. Todas estas limitaciones han impulsado el desarrollo de nuevos modelos más

flexibles y con mejor adaptación, basados en la inteligencia artificial y el *machine learning*, que permiten una mayor precisión.

Estas nuevas técnicas de evaluación del riesgo permiten analizar grandes volúmenes de datos y detectar patrones no lineales. El uso de la inteligencia artificial combinada con el *machine learning* permite incorporar el análisis de variables procedentes de datos no estructurados, como historiales de navegación o datos en redes sociales, lo que aporta mayor profundidad en la evaluación del perfil de un cliente. A diferencia de los modelos tradicionales, estos sistemas no necesitan ser entrenados manualmente, sino que aprenden y mejoran de forma autónoma, adaptándose al entorno.

A continuación, se analizarán los principales tipos de modelos utilizados para cuantificar este riesgo, especificando sus características y aplicaciones.

2.2. MODELOS DE CREDIT SCORING

Debido a la complejidad del riesgo de crédito, existen diferentes metodologías para su evaluación, con enfoques distintos en función del tipo de cliente o del producto financiero. Este apartado sigue una evolución lógica empezando por el análisis de los modelos estadísticos más simples y operativos, pasando a los modelos de calificación internos y, finalmente, a modelos estructurales más sofisticados.

- Modelos estadísticos

El objetivo principal de los modelos de *credit scoring* es automatizar la evaluación del riesgo de crédito, especialmente en operaciones de banca minorista, donde los créditos van dirigidos a personas físicas o a pequeñas empresas. A diferencia de los modelos internos, el *scoring* está diseñado para la toma de decisiones de forma rápida, estandarizada y a gran escala, a partir de información individual del solicitante.

Estos modelos se apoyan en variables socioeconómicas y financieras cuantificables, como el nivel de ingresos, la edad, la situación laboral, el historial de pagos o la propiedad de bienes. A partir de esta información, asignan una puntuación numérica que resume el perfil de riesgo del cliente y permite tomar decisiones.

Para estimar la probabilidad de que un cliente incurra en impago existen diferentes técnicas estadísticas. Entre ellas la más común es la regresión logística, que clasifica a los solicitantes en función de un resultado binario. Para ello se considera una variable

dependiente dicotómica, que adopta el valor 1 si el cliente es considerado solvente o 0 si es considerado como de alto riesgo. Esta herramienta permite incorporar múltiples variables explicativas y ofrece resultados fáciles de interpretar.

La regresión lineal es otra técnica relevante, especialmente en escenarios donde la finalidad es predecir un valor continuo como la pérdida esperada o el importe medio de impago. No obstante, no es un sistema diseñado para variables dicotómicas, lo que limita su uso en este contexto.

Aunque con menor frecuencia, también se emplean los árboles de decisión que ofrecen una clara interpretabilidad y reflejan relaciones no lineales entre variables. Se divide la base de datos en nodos mediante reglas lógicas basadas en las variables explicativas de modo que cada división busca maximizar la información, para finalmente construir una tabla de puntuación que facilita la toma de decisiones.

Por último, algunas entidades utilizan modelos basados en la suma de puntos, tal que cada solicitante recibe una puntuación fija basada en distintos factores personales y financieros. Es el caso, por ejemplo, del FICO SCORE⁴, donde una puntuación más alta refleja mejor solvencia. Este sistema se caracteriza por su simpleza operativa y fácil interpretación.

En conjunto estos modelos han permitido estandarizar la concesión de créditos especialmente en operaciones de importes bajos, ya que sus predicciones son limitadas ante perfiles complejos en contextos que evolucionan constantemente.

- Modelos de calificación interna (Rating-based)

Los modelos de calificación interna (IRS, *Internal Rating System*) también conocidos como rating-based, son herramientas que permiten a las entidades financieras valorar el riesgo de crédito de sus clientes mediante una clasificación interna, basada en un sistema de puntuación elaborado internamente por la entidad. A través de este mecanismo a cada prestatario se le asigna una calificación que refleja su probabilidad de impago basándose en su solvencia. Estas calificaciones internas, no solo se utilizan para tomar decisiones sobre la concesión del crédito y en la toma de decisiones comerciales (tipo de interés,

⁴ EL FICO SCORE, es una puntuación crediticia desarrollada por la empresa Fair Isaac Corporation. Se utiliza para evaluar la solvencia de un prestatario, siendo 300 la peor calificación y 850 la mejor. El cálculo se basa en factores como el historial de pagos o la duración del historial crediticio.

garantías), sino también para el cálculo de provisiones y capital regulatorio en cumplimiento con el marco de los Acuerdos de Basilea.

Este método se divide fundamentalmente en dos etapas, como detalla el Banco de España. En primer lugar, la entidad debe disponer de un sistema que, mediante la aplicación de ratios financieros y otros indicadores cuantitativos, permita segmentar a los prestatarios en función de su nivel de riesgo crediticio. Para ello se utilizan variables como la antigüedad del cliente, su historial de pagos, la estabilidad de sus ingresos y otros datos históricos relevantes. Los clientes agrupados en una misma categoría deben presentar perfiles similares y comparables.

En segundo lugar, la entidad debe estimar los parámetros de riesgo asociados a cada categoría de la clasificación, utilizando bases de datos históricas representativas. Los principales factores a calcular son:

- La probabilidad de impago (PD)
- La pérdida en caso de impago (LGD)
- La exposición al impago (EAD)
- El plazo de la operación (M)

En conjunto, estos parámetros permiten aproximar la pérdida esperada ($PD * LGD * EAD$), que a su vez es empleada para establecer las necesidades de capital.

Adicionalmente, para calcular la probabilidad de impago, se pueden aplicar dos enfoques temporales. El enfoque “*point-in-time*” refleja el riesgo actual en un momento concreto de la línea temporal, y el enfoque “*through-the-cycle*” calcula una media a lo largo del ciclo económico.

Este sistema de calificación interna constituye la base del enfoque IRB (*internal ratings-based*) establecido en Basilea II y III. Este enfoque permite una modalidad más básica, en la que la entidad calcula únicamente la PD, y otra más avanzada en la que se estiman el resto de los factores también, lo cual implica mayor complejidad. Aunque esta flexibilidad permite una valoración del riesgo más ajustada, puede derivar en fallos sistémicos si muchas entidades aplican modelos similares que reaccionan de forma homogénea ante determinados eventos económicos.

- Modelos Estructurales

Los modelos estructurales son uno de los enfoques más extendidos en el análisis del riesgo de crédito, especialmente para grandes empresas cotizadas. Su origen se encuentra en la teoría financiera moderna. Bajo este tipo de modelos una empresa incurre en suspensión de pagos cuando el valor de sus activos cae por debajo de cierto umbral, fijado por el nivel de sus obligaciones.

En 1974, Robert C. Merton desarrolló un modelo capaz de estimar la probabilidad de *default* basándose en el valor de mercado de los activos de una empresa. Para ello, utilizaba la teoría de valoración de opciones financieras.

El planteamiento sugiere que los accionistas de la empresa tienen una especie de “opción de compra” sobre los activos. De manera que, en el momento del vencimiento de la deuda, surgen dos escenarios: (1) El valor de los activos supera el importe de la deuda, por lo que los accionistas pagan la deuda y “conservan la empresa” y (2) si, en cambio, el valor de la deuda es mayor que el de los activos, lo racional por parte de los accionistas sería recibir el valor de los activos, pero no pagar, dejando que los acreedores asumieran la deuda, en cuyo caso la empresa entraría en impago.

Este modelo ha sido especialmente utilizado en el análisis de empresas cotizadas, donde el valor de mercado de los activos se puede observar. Aunque el modelo de Merton aporta una base teoría sólida para medir el riesgo de crédito, también presenta ciertas limitaciones. Es cierto que ofrece mayor precisión que otros modelos basados en datos históricos, ya que incorpora datos actuales sobre el precio de los instrumentos financieros y las condiciones del mercado. Esto permite aplicar su uso a distintos productos como bonos y acciones. Sin embargo, su estructura se construye sobre supuestos muy estrictos que simplifican la realidad y que si no se cumplen la precisión de los resultados disminuye notablemente.

2.3. EVOLUCIÓN HISTÓRICA DE LOS MODELOS

Una vez presentadas las principales tipologías de modelos para la evaluación del riesgo de crédito, es necesario entender cómo y por qué han evolucionado a lo largo del tiempo para poder anticipar su futuro desarrollo.

Los primeros modelos de evaluación del riesgo de crédito surgieron a finales de los años 50 (CNBC, 2021), cuando William Fair y Earl Isaac introdujeron los primeros modelos estadísticos para evaluar el riesgo de los solicitantes. Hasta entonces las decisiones se basaban solo en el criterio personal del prestamista, lo que generaba desigualdades. Estos

primeros *scorecards* asignaban puntos a variables como la estabilidad laboral o el historial de pagos, y marcaron el inicio de un enfoque más objetivo y automático.

Con el crecimiento del crédito al consumo los modelos de puntuación crediticia se expandieron en la banca estadounidense. Estas herramientas -en principio técnicas- se convirtieron en modelos más avanzados que analizaban grandes bases de datos durante los años 80, y se convirtieron en un estándar para la toma de decisiones para todo tipo de productos financieros.

Durante los años 90 y principios de los 2000, con el acuerdo de Basilea II (Banco de España, s.f), el sistema bancario empezó a incorporar modelos internos más sofisticados, basados en ratings internos -sistemas de calificación desarrollados por los propios bancos-. Estos modelos permitieron mejorar la precisión en los cálculos y una asignación de capital más ajustada al perfil de cada cliente. Sin embargo, al establecer un modelo homogéneo, surgió el riesgo de que muchas entidades reaccionaran de manera similar antes los cambios en el entorno.

La crisis de 2008 puso de manifiesto las limitaciones los modelos existentes, especialmente las de aquellos que se basaban únicamente en datos históricos que asumían estabilidad en los mercados. La confianza excesiva en su precisión matemática llevó a que se infravalorara la posibilidad de que ocurriesen eventos externos. A raíz de esta crisis los reguladores empezaron a exigir pruebas de estrés más exigentes y a revisar las metodologías, con el fin de incorporar enfoques más sensibles al riesgo sistémico.

Desde entonces, los modelos para evaluar el riesgo de crédito han seguido evolucionando, incorporando tecnologías avanzadas capaces de analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real. Esto ha dado paso a su vez a nuevas metodologías basadas en la inteligencia artificial y *machine learning* que representan la siguiente etapa en la gestión del riesgo de crédito.

2.4. MODELOS ACTUALES Y NUEVAS TENDENCIAS

Gracias a la inteligencia artificial y al *machine learning*, los nuevos modelos permiten analizar grandes volúmenes de datos, detectar patrones complejos y generar predicciones más precisas, incluso con múltiples variables interrelacionadas (Iberdrola, s.f.). Por otro

lado, la digitalización del sistema financiero y el desarrollo del *fintech*⁵ han permitido ampliar el acceso a bases de datos y facilitar la toma de decisiones más automáticas.

En primer lugar, el *machine learning* es una rama de la inteligencia artificial que, a través de algoritmos, permite a los ordenadores identificar patrones en datos masivos y elaborar predicciones (análisis predictivo). Este aprendizaje hace que los sistemas puedan realizar tareas específicas de forma autónoma, es decir, sin necesidad de ser programados.

Uno de los algoritmos más utilizados en el ámbito financiero es el *Random forest*, que permite manejar datos heterogéneos y detectar interacciones entre variables. Su funcionamiento se basa en la construcción de múltiples árboles, cada uno analiza distintas características del cliente, como ingresos, historial de impagos o nivel de endeudamiento, y genera una predicción individual. Los diferentes resultados obtenidos de cada árbol son combinados, y finalmente el modelo obtiene una decisión final. El *XGBoost*, o también llamado *boosting*, es una técnica similar ya que también se basa en los árboles de decisión, pero en este enfoque cada nuevo árbol corrige al anterior de manera secuencial, lo que permite al modelo ofrecer predicciones más sofisticadas.

Otra de las tendencias más prometedoras dentro del *machine learning*, son las redes neuronales artificiales (RNA), inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano. Estas redes tienen la capacidad de reconocer y aprender patrones complejos a partir de grandes volúmenes de información. Por ejemplo, pueden analizar simultáneamente el historial de pagos, las variaciones en los ingresos y el comportamiento digital de un cliente para estimar su probabilidad de impago. Sin embargo, uno de los principales inconvenientes de las RNA, es que suelen funcionar como una caja negra ya que no se conoce cómo procesan internamente los datos. Esto dificulta justificar las decisiones tomadas, especialmente desde un punto de vista regulatorio (Svitla Team, 2024).

Aunque los modelos de *machine learning* no se basan directamente en estructuras anteriores, no todos los avances han supuesto el abandono de los enfoques clásicos. De hecho, algunos de ellos combinan los modelos más tradicionales con técnicas más innovadoras, dando lugar a los modelos híbridos.

Estos modelos híbridos integran la estructura de un *scorecard* clásico con algoritmos de aprendizaje automático para así conservar la interpretabilidad del modelo y mejorar la

⁵ El término “Fintech” se refiere a la aplicación de tecnologías innovadoras en la prestación de servicios financieros, abarcando por ejemplo los pagos digitales (CNMV, 2020).

capacidad predictiva. De esta manera las entidades consiguen cumplir con las exigencias regulatorias sin renunciar a los métodos más avanzados.

Además, el auge de las *Fintech* ha permitido la exploración de datos alternativos como la geolocalización, el uso del teléfono móvil o la actividad en redes sociales para evaluar a clientes que no tienen un historial de crédito previo. La combinación del *big data* con el uso de la inteligencia artificial permite construir modelos de *scoring* más personalizados que se actualizan de forma continua y se adaptan mejor al comportamiento del usuario (Valero, 2020).

En definitiva, la evolución y diversificación de los modelos de *credit scoring* permite abordar el riesgo de crédito de manera más precisa y adaptada a la nueva realidad del sistema financiero.

Para facilitar la comparación entre los distintos enfoques de evaluación del riesgo de crédito, a continuación, se incluye una tabla resumen que sintetiza las principales características de cada uno de ellos.

Tabla 1: Comparación de los modelos para evaluar el riesgo de crédito

Tipo de método	Características principales	Ventajas	Limitaciones	Aplicación principal
Tradicional	Regresión, <i>logit</i> , árboles de decisión	Fácil de interpretar	Poca flexibilidad	Banca minorista
Interno (IRB)	Calificación interna	Precisión y alineación regulatoria	Riesgo de reacciones homogéneas	Banca corporativa
Estructural	Basado en el valor de los activos	Base teórica sólida	Supuestos restrictivos	Grandes empresas cotizadas
Machine learning	Algoritmos adaptativos, <i>big data</i>	Alta capacidad predictiva	Opacidad, dificultades regulatorias	<i>Fintech</i> , <i>scoring</i> avanzado

Fuente: Elaboración propia

Tras haber revisado la evolución de los principales modelos tradicionales de evaluación del riesgo de crédito, así como las tendencias actuales, en el siguiente apartado se procede a discutir y seleccionar la herramienta a aplicar para el análisis del caso Lehman Brothers.

3. METODOLOGÍA

Para alcanzar el objetivo de este trabajo - analizar el papel del riesgo de crédito en la crisis financiera de 2008 focalizado en el caso Lehman Brothers- se procede a continuación a realizar un estudio empírico que permita observar cómo ciertos indicadores financieros podrían haber anticipado señales de deterioro en la entidad financiera. El colapso de esta institución marcó el inicio de la recesión global y es un ejemplo clave de la mala gestión del riesgo de crédito y de los fallos en la evaluación y supervisión regulatoria.

Con este fin, se ha seleccionado el modelo el Z''-Score (Altman, 1983 como herramienta para evaluar el riesgo en la entidad en los cinco años previos a su quiebra (2003-2007). La primera variante, el Z-Score, está pensado para su aplicación en empresas manufactureras cotizadas, mientras que el Z''-Score está pensado para empresas tanto cotizadas como no cotizadas que prestan servicios, por lo que se ajusta exactamente al caso que queremos analizar, Lehman Brothers, una entidad financiera cotizada. Además, el uso de los modelos de Altman se justifica por su transparencia, simplicidad y capacidad de integrar múltiples dimensiones financieras, lo que los convierte en una herramienta muy útil para identificar tendencias de deterioro. En este trabajo, la aplicación de estos modelos tiene un carácter retrospectivo, enfocado a analizar tendencias y no a producir una predicción exacta.

El apartado se estructura en tres fases: justificación de la elección del modelo, descripción de sus fundamentos teóricos y presentación de la aplicación, para finalmente exponer los resultados obtenidos.

3.1. JUSTIFICACIÓN DEL MODELO SELECCIONADO (Z''-SCORE)

El análisis del riesgo de crédito en el contexto de la crisis del 2008 requiere de herramientas que permitan no solo medir la solvencia de una entidad en un momento

determinado, sino también identificar posibles señales de alarma con antelación. En este trabajo se ha optado por aplicar el modelo Z'-Score (Altman, 1983), pues como se ha indicado anteriormente, es una versión adaptada para empresas no industriales tanto cotizadas como privadas, por lo que es adecuado para su aplicación a una entidad financiera cotizada como Lehman Brothers. El modelo -en cualquiera de sus versiones- ha demostrado una amplia capacidad para discriminar entre empresas solventes y no solventes a partir de la información contenida en sus estados financieros (Altman et al, 1995, 2017; Altman, 2014).

Otra de las razones por la que justificamos su uso es la alineación con el objetivo del trabajo, ya que el modelo actúa como un sistema de alerta temprana que permite evaluar la salud financiera de la empresa a lo largo del tiempo. Además, el modelo combina varios ratios que reflejan aspectos fundamentales tanto de empresas como de entidades financieras, entre ellos la liquidez, el apalancamiento y la estructura operativa.

Cabe destacar que se trata de un enfoque ampliamente validado en el mundo académico, con décadas de uso en la evaluación del riesgo empresarial. El modelo cuenta con una tasa de éxito en la predicción del 80%-90% cuando es aplicado con un año de antelación (Almanaseer y Al-Oshaibat, 2018), y con una tasa de error de tipo II⁶ del 15%-20%.

Otro de los motivos para elegir el Z-Score de Altman frente a otros modelos de *scoring*, es su transparencia. A diferencia de otros modelos más recientes que incluyen inteligencia artificial o *machine learning*, cuyos procesos internos suelen ser opacos, el Z-Score ofrece resultados comprensibles y verificables. Esto permite no solo entender cómo se obtiene el diagnóstico, sino también comparar los valores de un año a otro y seguir la evolución de manera directa.

Asimismo, se han considerado y descartado otras metodologías alternativas como los modelos estructurales debido a su mayor complejidad, y a la falta de acceso a datos de mercado necesarios para su correcta aplicación.

Es importante señalar también que, si bien el modelo fue inicialmente concebido para empresas industriales, estudios posteriores han aplicado el Z-Score en el análisis de entidades financieras; es el caso de Chieng (2013). Estos precedentes respaldan su uso como herramienta de análisis histórico y estructural del riesgo crediticio. Además,

⁶ El error del tipo dos (error beta) ocurre cuando el análisis no detecta un problema existente. En este contexto implicaría no identificar a una empresa en riesgo de quiebra cuando en efecto esta próxima a la quiebra.

estudios posteriores como los de Altman y Hotchkiss (2006) han demostrado que se puede aplicar en contextos distintos al sector industrial.

A pesar de sus ventajas, es importante también señalar las limitaciones del modelo. Como se ha mencionado anteriormente, el Z-Score de Altman fue diseñado para su aplicación en empresas industriales estadounidenses, lo cual conlleva algunos matices a tener en cuenta; así, ciertas variables como el fondo de maniobra o las ventas totales pueden mostrar un comportamiento atípico en el sector bancario, dada la naturaleza de sus operaciones. No obstante, al analizar un abanico de cinco años se pueden evaluar tendencias más allá de evaluar valores absolutos.

3.2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DEL MODELO Z-SCORE

El modelo Z-Score se construye a partir de cinco ratios financieros combinados mediante una fórmula ponderada que estima el riesgo de insolvencia. Su base metodológica es el análisis discriminante multivariante que clasifica a las empresas en función de su perfil de riesgo.

La fórmula original es la siguiente (Altman, 1968):

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5 \quad [1]$$

En esta fórmula, cada término corresponde a un ratio específico:

Tabla 2: Ratios que componen el modelo Z-Score y su interpretación económica

Variable	Ratio	Explicación
X_1	Fondo de maniobra/ Total de activos	Mide la liquidez a corto plazo, es decir, la capacidad de la empresa para cubrir sus obligaciones inmediatas
X_2	Resultados retenidos/ Total de activos	Es un indicador del apalancamiento . Refleja

		la capacidad de autofinanciación y la política de reinversión de beneficios
X₃	EBIT/ Total de activos	Indica la rentabilidad operativa antes de impuestos en relación con los activos totales
X₄	Valor de mercado del patrimonio neto / Pasivo total	Es un indicador de la estructura financiera de la entidad
X₅	Ventas netas/ Total de activos	Es un indicador de actividad ; mide la eficiencia con la que se utilizan los activos para generar ingresos

Fuente: Elaboración propia

Altman desarrolló tres versiones del modelo, ajustando algunos ratios y coeficientes.

- Z-Score (Altman, 1968), fue inicialmente creado para empresas industriales cotizadas. El indicador de la estructura financiera (X₄) se basa en el valor de mercado del patrimonio. Utiliza la fórmula original previamente detallada.
- Z'-Score (Altman, 1983): Diseñado para empresas industriales no cotizadas. En el indicador de la estructura financiera, se sustituye el valor de mercado del patrimonio por su valor contable, al ser aplicado en empresas privadas.

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5 \quad [2]$$

- Z''-Score (Altman 1983): Está adaptado a empresas comerciales y de servicios, tanto cotizadas como privadas. En esta versión, se incluye una constante para el

caso de mercados emergentes y se elimina el indicador financiero de actividad (X_5) por su potencial efecto industria.

$$Z'' = 3,25 + 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4 \quad [3]$$

En definitiva, el uso del Z'' -Score es el más adecuado para analizar Lehman Brothers, ofreciendo una evaluación más robusta del perfil financiero de la empresa.

3.3. RECOPIACIÓN DE DATOS Y CONSIDERACIONES DEL MODELO

Para llevar a cabo el análisis con el modelo de Altman, se establece una metodología práctica para la obtención, tratamiento y aplicación de los datos financieros necesarios para calcular los ratios que componen la fórmula:

- Origen de los datos

Los datos han sido directamente extraídos de los informes anuales presentados por Lehman Brothers a la *Securities and Exchange Commission* (SEC) ⁷ durante los años seleccionados. Estos informes contienen los estados financieros auditados de la entidad, incluyendo el balance, la cuenta resultados y notas explicativas, lo que es vital para mantener la fiabilidad del análisis.

- Construcción de los ratios

Una vez recopilados los datos de las cuentas anuales de la entidad, se ha procedido al cálculo de todas las variables requeridas y a la posterior construcción de los ratios descritos en el apartado anterior. Todos los cálculos se han realizado en base anual para poder comparar la evolución de los resultados entre ejercicios.

- Consideraciones específicas

Dado que Lehman Brothers era una entidad financiera, ciertos ratios como el fondo de maniobra (X_1) o el ratio de valor de mercado sobre pasivos (X_4), deben ser interpretados con cierta cautela, ya que sus componentes pueden comportarse de manera distinta a los de una empresa industrial.

⁷ La SEC es la principal autoridad reguladora del mercado de valores en Estados Unidos, se encarga de supervisar y hacer cumplir las normas de este mercado.

El fondo de maniobra, en una entidad financiera refleja más la capacidad de gestionar deudas a corto plazo, como los depósitos, y no necesariamente la liquidez inmediata como en el caso de una empresa industrial.

Por ello, más que centrarse en los valores absolutos de cada año, el análisis pondrá énfasis en la evolución del Z-Score durante el periodo 2003-2007, prestando atención a si la evolución de los resultados sugiere un deterioro progresivo que pudiera haber anticipado señales de vulnerabilidad financiera.

3.4. APLICACIÓN AL CASO LEHMAN BROTHERS

A continuación, se exponen los resultados derivados de la aplicación del modelo Z"-Score al caso de Lehman Brothers durante el periodo 2003-2007. Los ratios requeridos han sido calculados a partir de los estados financieros oficiales (formularios 10-K), y se ha utilizado la fórmula estándar del modelo Z"-Score adaptado para empresas no manufactureras y que no se encuentran en mercado emergentes.

Con el fin de facilitar la comprensión del análisis, la Tabla 3 recoge los principales datos financieros empleados para el cálculo de los ratios.

Tabla 3: Principales magnitudes financieras de Lehman Brothers (2003-2007).

(Cifras expresadas en millones de dólares)

	2003	2004	2005	2006	2007
Fondo de maniobra	48136	61572	68404	88625	137045
Resultados retenidos	7129	9240	12198	15857	19698
EBIT	11104	3518	4829	5905	6013
Ventas netas	8647	11576	14630	17583	19257

Valor de mercado del patrimonio	19225	23140	34071	38756	33230
Total activos	312061	347334	410063	503545	691063
Total pasivos	297577	342248	393269	484354	668573

Fuente: Elaboración propia

Con base en estos datos, se ha procedido al cálculo de los cuatro ratios que componen el modelo de Altman en su versión Z'', así como el valor score. Los resultados se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 4: Resultados del modelo Z''-Score aplicado a Lehman Brothers (2003-2007)

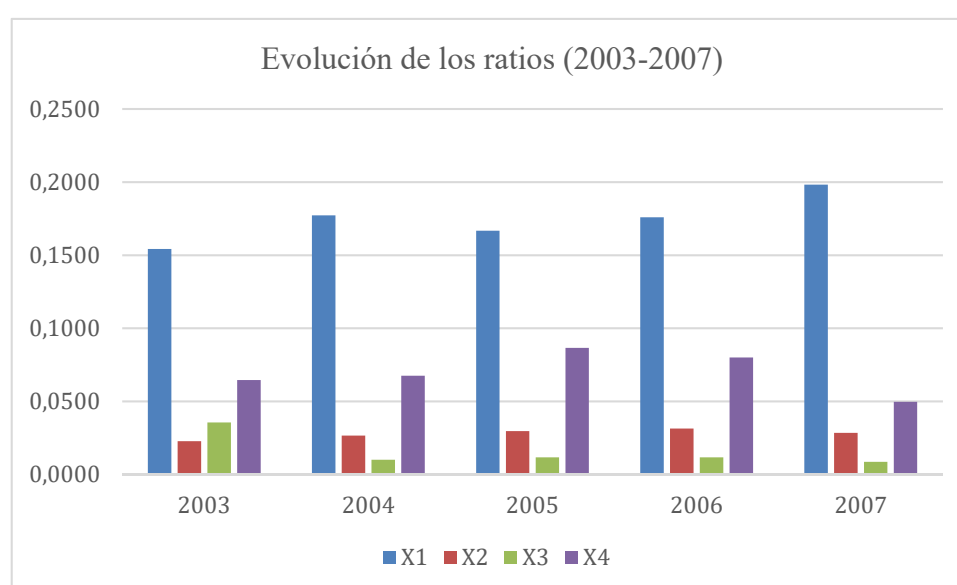
	2003	2004	2005	2006	2007
X₁	0,1543	0,1773	0,1668	0,1760	0,1980
X₂	0,0228	0,0266	0,0297	0,0315	0,0285
X₃	0,0356	0,0101	0,0118	0,0117	0,0087
X₄	0,0646	0,0676	0,0866	0,0800	0,0497
Z''-SCORE	1,3609	1,3514	1,3263	1,3831	1,4629

Fuente: Elaboración propia

El análisis de los resultados obtenidos para Lehman Brothers durante el periodo 2003 a 2007 revela una evolución que, aunque con ligeras variaciones, se mantiene en valores claramente alejados de la zona de seguridad⁸. En todos los ejercicios, el Z''-Score se sitúa dentro de la zona gris, muy próximo al umbral de *distress*. Esto indica que, incluso antes de estallar la crisis, la entidad presentaba una elevada vulnerabilidad financiera cuya situación era compatible con el riesgo de quiebra, que finalmente acabó materializándose en 2008.

A continuación, en el gráfico 2, mostramos la evolución de sus ratios:

Gráfico 2: Evolución de los ratios del modelo Z''-score para Lehman Brothers



Fuente: Elaboración propia

A partir del gráfico 2 podemos concluir lo siguiente:

- X1 (Fondo de Maniobra/ Activos totales): Se mantiene relativamente estable en el intervalo, con valores que oscilan entre 0,15 y 0,20, con una ligera mejora en 2007. Estos valores se corresponden con una liquidez aceptable.
- X2 (Resultados retenidos/ Activos totales): Muestra un ligero ascenso hasta el año 2006, que se traduce como una mejora en la capacidad de autofinanciación. No obstante, valores tan reducidos muestran una dependencia clara de financiación externa.

⁸ Para la versión Z''-Score, los valores superiores a 2,9 corresponden a empresas solventes (*safe zone*), los situados entre 1,23 y 2,9 indican una zona intermedia (*grey zone*) y los inferiores a 1,23 se asocian a una alta probabilidad de quiebra (*distress zone*)

- X3 (EBIT/ Activos totales): Registra una caída pronunciada tras 2003, situándose en niveles muy bajos, mostrando una estructura operativa deficiente, sobre todo para una empresa de tal tamaño, lo que podría augurar la quiebra que se produjo posteriormente.
- X4 (Ventas/ Activos totales): Se mantiene en niveles muy bajos durante todo el periodo analizado, lo cual es indicativo de una fuerte dependencia de la financiación ajena.

Los resultados del modelo Z'' aplicados al caso de Lehman Brothers muestran que la entidad permaneció de forma persistente en la zona gris, muy próxima a la zona de *distress*. Este pronóstico se confirma con el análisis detallado de la evolución de sus ratios financieros, donde se refleja una situación financiera frágil debido a una rentabilidad limitada, a un fuerte apalancamiento y a una dependencia excesiva de la financiación ajena. En conjunto, tanto el Z''-Score como el comportamiento de los indicadores clave ofrecían señales de alerta sobre la vulnerabilidad de la entidad, que terminaron siendo coherentes con el colapso de Lehman Brothers en 2008.

4. CONCLUSIÓN

El análisis del riesgo de crédito en el contexto de la crisis financiera de 2008 y su impacto en instituciones clave como Lehman Brothers, permite desentrañar los fallos en la gestión y evaluación del riesgo de crédito que contribuyeron significativamente al colapso del sistema financiero. A través de la aplicación del modelo Z''-Score de Altman, se ha analizado la salud financiera de esta entidad en los años previos a su quiebra.

El modelo Z''-Score muestra una alta exposición al riesgo de la entidad durante los años previos a la crisis, al igual que la evolución de sus ratios. Sin embargo, a pesar de las alarmas detectadas por el modelo, la interpretación de los resultados debe hacerse con cautela debido a las características propias de las instituciones bancarias, lo que limita la capacidad del modelo para evaluar el riesgo real de insolvencia.

El análisis de la crisis de 2008 destaca la importancia de una regulación adecuada y de la supervisión constante del riesgo de crédito. Si bien las reformas posteriores a la crisis, como Basilea III y la Ley Dodd-Frank, han sido un paso en la dirección correcta, el desafío de garantizar que las metodologías de evaluación del riesgo se adapten a la dinámica global y a los nuevos instrumentos financieros persiste.

En cuanto al futuro, este trabajo subraya la importancia de la evolución de los modelos de *credit scoring*. Aunque los modelos tradicionales ofrecen perspectivas valiosas, las nuevas tendencias como el *machine learning* o la inteligencia artificial ofrecen una capacidad mayor para predecir y prevenir riesgos. Sin embargo, estos nuevos avances deben ir acompañados de una mayor transparencia y supervisión, para evitar repetir los errores cometidos en el pasado. Por tanto, la evolución de estos modelos debe ir de la mano de la evolución del marco regulatorio.

En resumen, el riesgo de crédito mal gestionado puede no solo comprometer la estabilidad de instituciones, sino también desencadenar consecuencias macroeconómicas devastadoras. Por ello es crucial que tanto los responsables de las políticas económicas como los agentes reguladores trabajen en conjunto para mejorar los marcos regulatorios y los sistemas de evaluación del riesgo, y así prevenir futuros colapsos del sistema financiero.

5. BIBLIOGRAFÍA

Revistas científicas, libros y Tesis:

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Altman, E. I. (1983). *Corporate financial distress. A complete guide to predicting, avoiding, and dealing with bankruptcy*. Wiley Interscience. John Wiley and Sons.

Altman, E.I. (2014). Revisiting the Recidivism – Chapter 22 Phenomenon in the U.S. Bankruptcy System. *The Brooklyn Journal of Corporate, Financial y Commercial Law*, 8, 253.

Altman, E. I., Hartzell, J., y Peck, M. (1995). Emerging market corporate bonds: A scoring system. *Salomon Brothers, Emerging Market Reviews*.

Altman, E. I., y Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt* (3rd ed.). John Wiley & Sons.

Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K., y Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of

Altman's Z-score model. *Journal of international financial management & accounting*, 28(2), 131-171.

Almanaseer, S. R., y Al-Oshaibat, S. D. (2018). Validity of Altman Z-Score Model to Predict Financial Failure: Evidence From Jordan. *International Journal of Economics and Finance*, 10(8), 181.

Chieng, J. R. (2013). *Verifying the validity of Altman's Z" Score as a predictor of bank failures in the case of the Eurozone* (Tesis de maestría). National College of Ireland.

Webgrafía:

BANCO CENTRAL DE ARGENTINA. *Modelos de credit scoring: Qué, cómo, cuándo y para qué*. <https://www.bcra.gov.ar/Pdfs/Publicaciones/CreditScoring.pdf>

BANCO DE ESPAÑA. Aspectos críticos en la implantación y validación de modelos internos de riesgo de crédito. *Revista de Estabilidad Financiera*, (9), 31–49. https://www.bde.es/f/webbde/GAP/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/RevistaEstabilidadFinanciera/05/Fich/02_Implantacion_validacion.pdf

BANCO DE ESPAÑA. Serrano, J., y Peñaranda, A. (2011). Recargos de capital en carteras crediticias concentradas en un número reducido de acreditados. *Revista de Estabilidad Financiera*, (20), 9-24. https://www.bde.es/f/webbde/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/RevistaEstabilidadFinanciera/11/EFX0020_Internet.pdf

BANCO DE ESPAÑA. El nuevo acuerdo de capital «Basilea II» y su transposición europea: el proceso y la implementación. *Revista de Estabilidad Financiera*, (7), 11–28. Banco de España. https://www.bde.es/f/webbde/GAP/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/RevistaEstabilidadFinanciera/04/Fic/01_BasileaII_transposicion.pdf

BOLSAS Y MERCADOS ESPAÑOLES. (s. f.). *Qué es el riesgo de crédito y cómo evaluarlo*. <https://www.bolsasymercados.es/bme-exchange/es/Preguntas-Frecuentes/que-es-riesgo-credito>

CESCE. (s. f.). *Riesgo de crédito*. <https://www.cesce.es/es/seguros-de-credito/riesgo-de-credito>

CNBC. (2021, 14 de septiembre). *When did credit scores start?* . <https://www.cnbc.com/select/when-did-credit-scores-start/>

EXPANSION Datosmacro. (s. f.). *Tipos de la Reserva Federal de USA 2007*. <https://datosmacro.expansion.com/tipo-interes/usa?anio=2007>

IBERDROLA. (s. f.). *¿Qué es la Inteligencia Artificial?* Recuperado el 12 de agosto de 2025, de <https://www.iberdrola.com/conocenos/nuestro-modelo-innovacion/que-es-inteligencia-artificial>

Svitla Team. (2024, 13 de marzo). *Machine learning for credit scoring: Benefits, models, and implementation challenges*. Svitla Systems. <https://svitla.com/blog/machine-learning-for-credit-scoring/>

Valero, L. F. (2020, 28 de octubre). *FinTech and Big Data: New Models of Scoring*. Grupo Incofisa. <https://www.grupoincofisa.com/blog/fintech-and-big-data-new-models-of-scoring/>

6. ANEXOS

ANEXO 1. BALANCE DE SITUACIÓN DE LEHMAN BROTHERS (2003-2007)

BALANCE SHEET LEHMAN BROTHERS (in millions, except share data)	2003	2004	2005	2006	2007
Cash and cash equivalents	7.922	5.440	4.900	5.987	7.286
Cash and securities segregated and on deposit for regulatory and other purposes	3.100	4.085	5.744	6.091	12.743
Securities and other inventory positions owned	137.040	144.468	177.438	226.596	313.129
Securities received as collateral		4.749	4.975	6.099	
Securities purchased under agreements to resell	87.416	95.535	106.209	117.490	162.635
Securities borrowed	51.396	74.294	78.455	101.567	138.599
Receivables – Brokers, dealers and clearing organizations	4.875	3.400	7.454	7.449	11.005
Receivables – Customers	8.809	13.241	12.887	18.470	29.622
Receivables – Others	1.626	2.122	1.302	2.052	2.650
Property, equipment and leasehold improvements (net)	2.806	2.988	2.885	3.269	3.861
Other assets	3.510	3.562	4.558	5.113	5.406
Identifiable intangible assets and goodwill (net)	3.561	3.284	3.256	3.362	4.127
Total assets	312.061	357.168	410.063	503.545	691.063
Commercial paper and short- term debt	2.331	2.857	2.914	20.638	28.066

Securities and other inventory positions sold but not yet purchased	75.882		11.0577	125.960	149.617
Obligation to return securities received as collateral	3.406	4.749	4.975	6.099	
Securities sold under agreements to repurchase	107.304	105.956	116.155	133.547	181.732
Securities loaned	13.988	14.158	13.154	17.883	53.307
Other secured borrowings	14.544	11.621	23.116	19.028	22.992
Payables – Brokers, dealers and clearing organizations	3.067	1.705	1.870	2.217	3.101
Payables – Customers	27.666	37.824	47.210	41.695	61.206
Accrued liabilities and other payables	9.266	10.611	10.962	14.697	16.039
Long-term debt – Senior notes	41.303	53.561	62.309	21.412	29.363
Long-term debt – Subordinated indebtedness	2.226	2.925		81.178	123.150
Total liabilities	297.577	342.248	393.269	484.354	668.573
Preferred securities subject to mandatory redemption	1.310				
Preferred stock	1.045	1.345	1.095	1.095	1.095
Common stock (\$0.10 par value)	29	30	30	61	61
Additional paid-in capital	6.164	5.865	6.314	8.727	9.733
Accumulated other comprehensive income (net of tax)	-16	-19	-16	-15	-310
Retained earnings	7.129	9.240	12.198	15.857	19.698

Other stockholders' equity, net	1.031	741	765	-1.712	-2.263
Common stock in treasury, at cost	-2.208	-2.282	-3.592	-4.822	-5.524
Total stockholders' equity	13.174	14.920	16.794	19.191	22.490
Total liabilities and stockholders' equity	312.061	357.168	410.063	503.545	691.063

Elaboración propia a partir de las cuentas anuales de Lehman Brothers

ANEXO 2: CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS DE LEHMAN BROTHERS
(2003-2007)

CONSOLIDATED STATEMENT OF INCOME LEHMAN BROTHERS (in millions, except per share data)	2003	2004	2005	2006	2007
Principal transactions	4.272	5.699	7.811	9.802	9.197
Investment banking	1.722	2.188	2.894	3.160	3.903
Commissions	1.210	1.537	1.728	2.050	2.471
Interest and dividends	9.942	11.032	19.043	30.284	41.693
Asset management and other	141	794	944	1.413	1.739
Total revenues	17.287	21.250	32.420	46.709	59.003
Interest expense	8.640	9.674	17.790	29.126	39.746
Net revenues	8.647	11.576	14.630	17.583	19.257
NON-INTEREST EXPENSES					
Compensation and benefits	4.318	5.730	7.213	8.669	9.494
Technology and communications	598	764	834	974	1.145
Brokerage, clearance and distribution fees	367	453	548	629	859

Occupancy	319	421	490	539	641
Professional fees	158	252	282	364	466
Business development	149	211	234	301	378
Other	125	208	200	202	261
Other real estate reconfiguration charge	77	19			
September 11th related recoveries, net	0	0			
Regulatory settlement	0	0			
Total non-interest expenses	6.111	8.058	9.801	11.678	13.244
Income before taxes and cumulative effect of accounting change			4.829	5.905	6.013
Income before taxes and dividends on trust preferred securities	2.536	3.518			
Provision for income taxes	765	1.125	1.569	1.945	1.821
Dividends on trust preferred securities	72	24			
Income before cumulative effect of accounting change			3.260	3.960	4.192
Cumulative effect of accounting change				47	
Net income	1.699	2.369	3.260	4.007	4.192
Net income applicable to common stock	1.649	2.297	3.191	3.941	4.125
Earnings per basic common share (before cumulative effect)			6	7	8
Cumulative effect (basic)				0,09	
EARNINGS PER COMMON SHARE	7	8	6	7	8

Earnings per diluted common share (before cumulative effect)			5	7	7
Cumulative effect (diluted)				0,08	
Earnings per diluted common share	6	8	5	7	7
Dividends paid per common share			0	0	1

Elaboración propia a partir de las cuentas anuales de Lehman Brothers