



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

El Big Data en la valoración de Credit Default Swaps

Autor: César Barrasa Fuertes

5° E-3 A

Tutor: Leandro S. Escobar Torres

Madrid
Junio de 2022

RESUMEN

En la actualidad el Big Data esta creciente a una velocidad vertiginosa y ya constituye una herramienta fundamental para el desarrollo tecnológico de un gran número de sectores diferentes, como por ejemplo el sanitario o el sector público. También tiene un gran papel dentro del sector financiero, con nuevas maneras de gestionar la ingente cantidad de datos de hoy en día, para ponerla al servicio de disciplinas como la valoración de activos.

En el presente trabajo se analizan esas aportaciones que realiza el Big Data a los modelos de valoración, poniendo el foco en un tipo de derivado financiero muy popular a la vez que complejo, los *Credit Default Swaps*.

El análisis se centrará en las mejoras que puede suponer el uso de técnicas de *data analytics* o *Machine Learning* a la hora de hacer mas eficientes y fiables los modelos de predicción de impago, los cuales están directamente relacionados con los modelos de valoración de CDS.

Para terminar, se propone un modelo de valoración de CDS basado en el estudio de la diversas fuentes académicas y la revisión de otros modelos como el *Market Standard Pricing Model*, uno de los más usados a nivel global.

PALABRAS CLAVE

Credit Default Swaps, CDS, Big Data, *data analytics*, *Machine Learning*, derivados financieros, modelo de valoración, *Market Standard Pricing Model*.

ABSTRACT

Big Data is currently growing at breakneck speed and is already a fundamental tool for the technological development of a large number of different sectors, such as healthcare or the public sector. It also plays a major role in the financial sector, with new ways of managing the huge amount of data today, to put it at the service of disciplines such as asset valuation.

This paper analyses these contributions of Big Data to valuation models, focusing on a very popular and complex type of financial derivative, Credit default swaps.

The analysis will focus on the improvements that the use of data analytics or Machine Learning techniques can bring about when it comes to making default prediction models more efficient and reliable, which are directly related to CDS valuation models. Finally, a CDS valuation model is proposed based on the study of various academic sources and the review of other models such as the Market Standard Pricing Model, one of the most widely used globally.

KEY WORDS

Credit Default Swaps, CDS, Big Data, data analytics, Machine Learning, financial derivatives, valuation model, Market Standard Pricing Model.

ÍNDICE

1.LISTADO DE ABREVIATURAS.....	5
2.INTRODUCCIÓN	6
3.METODOLOGÍA	8
4.MARCO TEÓRICO.....	9
4.1. Definición de derivado y su clasificación	9
4.1.1. Derivados en mercados organizados	10
4.1.2. Derivados en mercados no organizados	13
4.2. Swaps, definición y tipos de swaps.....	14
4.2.1. Definición de swap.....	14
4.2.2 Tipos de swaps	16
4.2.3. Credit Default Swaps. Introducción al concepto.....	17
4.2.3 Definición de Credit Default Swap	18
4.2.4. Mercados y tipos de Credit Default Swaps	19
5. MODELOS DE VALORACIÓN DE CREDIT DEFAULT SWAPS.....	21
5.1. <i>Market Standard Pricing Model</i>	21
6. EL BIG DATA. INTRODUCCIÓN AL CONCEPTO	26
6.1. El Big Data en la valoración de activos	32
6.2. El Big Data en la valoración de <i>Credit Default Swaps</i>	35
7. CONCLUSIÓN	37
8.BIBLIOGRAFÍA.....	39

1.LISTADO DE ABREVIATURAS

- CDS: *Credit Default Swaps*.
- CE: Comisión Europea.
- CNMV: Comisión Nacional del Mercado de Valores.
- IRS: *Interest Rate Swaps*.
- OTC: *Over The Counter*.

2.INTRODUCCIÓN

Los derivados financieros son productos que levan consigo una gran utilidad para el inversor, tanto profesional como particular. Productos derivados como opciones, *forwards* o *swaps* están presentes en las carteras de muchos, aunque con diversas funciones, entre las que destacan la de cobertura, la búsqueda de oportunidades de beneficio a través del arbitraje o la propia especulación.

No obstante, al tratarse de productos complejos que además pueden devengarle pérdidas muy importantes a los inversores que decidan venderlos o adquirirlos, deben ser siempre contratados por inversores conocedores del mercado y de los riesgos que poseen, las operaciones que dependen de un activo subyacente como los derivados, que, además, permiten un nivel muy alto de apalancamiento. Esto no ha ocurrido así históricamente y se han dado casos en los que sobre todo inversores particulares, sufrieron unas pérdidas importantes en relación a la contratación de derivados sin conocer¹ adecuadamente los productos y su riesgo.

Los Credit Default Swaps son un tipo de derivados financieros de crédito que en el último medio siglo se han asentado en los mercados financieros como uno de las opciones más utilizadas a la hora de cubrir el riesgo de un gran abanico de carteras.

La profundidad del mercado y la complejidad de estos productos financieros fueron una de las razones por las que tras la crisis de las *sub-prime* del 2008, los reguladores incidieran significativamente en la importancia del control exhaustivo de estos derivados. De hecho, tras la posterior crisis de deuda soberana, su uso descendió notablemente alcanzando en el año 2014 su pico más bajo. Sin embargo, desde entonces las gráficas se están recuperando y su uso vuelve a ser cada año más extendido en los mercados mundiales.

El riesgo generalmente alto de estos productos financieros, especialmente de los *Credit Default Swaps* es elevado y por eso, hay un gran interés en desarrollar modelos adecuados para evaluar su riesgo y valorar estos activos de una manera precisa.

¹ En relación a esto se debe aclarar, que el papel de las entidades bancarias, especialmente durante los años previos a la crisis del 2008, ha sido altamente criticado y objeto de numerosas declaraciones de nulidad ante los tribunales. Esto se debe a que en muchas de esas contrataciones de derivados ofrecidas por la entidad, al cliente no se le había informado de una manera adecuada acerca de los riesgos de estos productos.

En consonancia con lo anterior, en el presente trabajo no solo se busca estudiar los modelos de valoración existentes de *Credit Default Swaps*, sino también estudiar el uso e implementación de una herramienta tan útil como el Big Data, la cual ya ha aportado resultados muy favorables en otros sectores además de en finanzas.

A día de hoy el avance del Big Data y las técnicas de data analytics puede calificarse como vertiginoso, especialmente en los últimos diez años. Una gran cantidad de técnicas de análisis y procesamiento masivo de datos han emergido, lo cual se percibe como una gran oportunidad a la hora de analizar variables como el riesgo de *default* en los CDS, abriendo la posibilidad a nuevos modelos de valoración mucho más eficientes que los presentes.

Por ello, los objetivos principales de este trabajo académico pueden resumirse en cuatro puntos fundamentales:

- El estudio del entorno y los mercados de derivados, entendiendo las diferencias entre ellos, y sus distintos mercados y características.
- La elaboración de una definición y clasificación precisa del concepto de Credit Default Swap y sus tipos.
- El análisis del *Market Standard Pricing Model*, el modelo de valoración de CDS más usado en términos generales. Además, se busca desarrollar un modelo de valoración propio, que de una manera sencilla refleje las variables más importantes a la hora de valorar adecuadamente un CDS.
- El desarrollo del concepto de Big Data y el examen de diferentes técnicas que pueden ser de utilidad a la hora de realizar modelos de valoración de activos.
- El examen de distintos aspectos y técnicas de Big Data que puedan aportar nuevos puntos de vista y mejorar los actuales modelos de valoración específicamente de los CDS.

3.METODOLOGÍA

En cuanto a la metodología aplicada al desarrollo y redacción de este trabajo, se deben destacar varios pilares fundamentales, a través de los cuales se buscaba otorgar al trabajo del rigor técnico propio de un trabajo académico de semejante importancia.

En la primera parte del trabajo, centrada en la presentación de los distintos tipos de derivados y el desarrollo del término de *Credit Default Swap* y su clasificación se han usado diversos recursos bibliográficos obtenidos principalmente a través de *Google Scholar* o el portal virtual de la biblioteca de Comillas.

Estos recursos van desde libros de texto, que tratan el tema de los derivados financieros, hasta informes de instituciones públicas como la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV) o la Comisión Europea (CE) pasando por una gran cantidad de trabajos y ensayos académicos.

Para la segunda parte del trabajo, centrada en los modelos de valoración de *Credit Default Swaps* la metodología se ha basado en el estudio pormenorizado del *Market Standard Pricing Model*, uno de los modelos mas usados a nivel mundial, a partir de la bibliografía publicada por el equipo de Lehman Brothers. A su vez, y de cara al desarrollo del modelo propio de valoración de CDS, se ha obtenido la base teórica del mismo a través de distintas fuentes, como, por ejemplo, informes sobre modelos de grandes empresas financieras como JP Morgan Chase.

Para finalizar, en el tercer bloque del trabajo centrado en el Big Data y su aplicación en la valoración de derivados crediticios como los CDS, se han usado principalmente fuentes bibliográficas obtenidas de la biblioteca de Comillas, fuentes muy recientes entre las que se destacan una serie de informes que desarrollan las nuevas técnicas de *data analytics* y explicando su posible aplicación a la valoración del riesgo de crédito.

4.MARCO TEÓRICO

4.1. Definición de derivado y su clasificación

En primer lugar, se debe comenzar con la **definición de derivado** y la que ofrece la Comisión Nacional del Mercado de Valores es clara a la vez que precisa, calificándolos como activos financieros cuyo valor proviene de la evolución del precio de otro activo, generalmente denominado como “activo subyacente”². Estos activos subyacentes poseen una variada naturaleza y van desde acciones hasta materias primas, divisas o tipos de interés.

Los **primeros derivados** (futuros y opciones) se originaron en la antigüedad para cubrir a los comerciantes de las fluctuaciones adversas de los precios de las materias primas (materias primas, metales preciosos, productos agrícolas y otros). Más tarde, a finales del siglo XIX y principios del XX, surgieron los futuros financieros con **valores o divisas** como activos subyacentes, para cubrir los riesgos asociados a los tipos de cambio, los tipos de interés y los precios de las acciones.³

Existen muchos tipos distintos de derivados financieros, pero, en definitiva, todos pueden agruparse bajo una serie de **caracteres comunes**:

- Son contratos cuya **liquidación** se llevará a cabo en una **fecha futura** y determinada en el momento de convergencia de voluntades inicial.
- Su valor siempre va vinculado al del **activo subyacente**.
- Los derivados financieros tienen un componente de **riesgo elevado**. Al tener su raíz en el apalancamiento poseen un riesgo más elevado que otros activos, debido a que la inversión realizada en primera instancia es limitada en comparación, con la exposición al activo subyacente que se obtiene, generando mayores resultados tanto beneficios como pérdidas.

Por otro lado, los productos derivados pueden ser objeto de transacción en mercados organizados o no organizados, y a partir de esto se procede a realizar su clasificación. Cabe diferenciar esta situación a cuando se distinguían entre **derivados regulados y no regulados** ya que esta denominación propia de ciertos trabajos y artículos

² CNMV, (2020), Guía de la CNMV, Que debería saber sobre los futuros financieros.

³ MOLINA DÍAZ, E. (2021). El mercado de derivados financieros en los últimos cincuenta años. *Economía y Desarrollo*, 165(2).

académicos antiguos, ha quedado obsoleta al estar todos los derivados financieros regulados en mayor o menor medida. Tras esta aclaración se procede a realizar la clasificación de derivados:

Derivados en mercados organizados	Derivados en mercados no organizados
<ul style="list-style-type: none"> • Futuros • Opciones 	<ul style="list-style-type: none"> • Contratos <i>Forward</i> • Swaps

Fuente: Elaboración Propia

4.1.1. Derivados en mercados organizados

Este tipo de derivados puede ser **definidos** como “contratos financieros que negocian sobre un activo subyacente, tienen una estructura estándar para facilitar la compraventa entre distintos inversores y así reducir el riesgo de liquidez, y presentan la información de manera clara y transparente.”⁴.

Dentro de los derivados de mercados organizados se encuentran principalmente los futuros y las opciones:

4.1. 1.a. Futuros

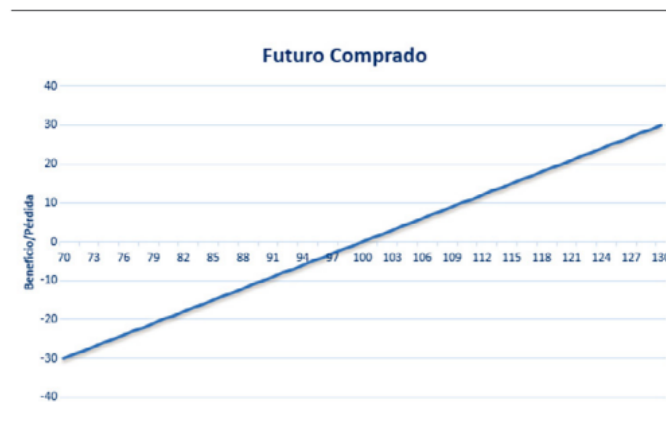
La Comisión Nacional del Mercado de Valores define los futuros como “contratos a plazo negociados en un **mercado organizado**, por el que las partes acuerdan la compraventa la cantidad concreta de un valor en una **fecha futura predeterminada** (fecha de liquidación), a un precio convenido de antemano” (CNMV, 2020)⁵. Estos valores que son objeto del contrato a plazo van desde activos financieros (renta fija, acciones, índices) hasta *commodities* como por ejemplo materias primas.

⁴ ARILLA I. (junio 2020). Análisis de los derivados financieros en España. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/37157/TFG%20%20Arilla%20Gordon%2c%20Inaki.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

⁵ CNMV, (2020), Guía de la CNMV, *Que debería saber sobre los futuros financieros*.

A continuación, se presenta un gráfico que expone el beneficio o las pérdidas de una compra de un futuro sobre un activo a un precio fijo de 100. Si a la hora de liquidar el futuro el precio es superior a 100, el comprador está obligado a comprar más barato (al precio estipulado de 100), generando unos **beneficios** que siguen la progresión mostrada en la imagen. Pero si el precio por el contrario baja, tendrá **pérdidas** al estar obligado a comprarlo más caro del valor actual de mercado.

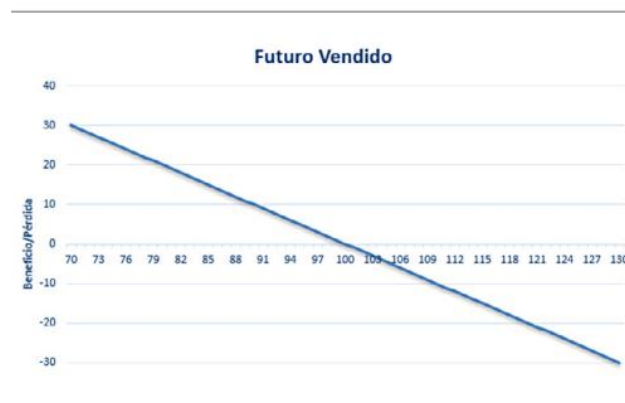
GRÁFICO 1: PERFIL DE BENEFICIO/PÉRDIDA DE UN FUTURO COMPRADO.
Fuente: Elaboración propia.



Fuente: Guía de la CNMV, *Que debería saber sobre los futuros financieros* (2020)

Por el contrario el vendedor, tal y como se presente en este segundo gráfico, solo obtiene beneficios cuando el precio del activo en el momento de la liquidación es inferior a 100 y obtendrá pérdidas cuando el valor del activo esté por encima de 100.

GRÁFICO 2: PERFIL DE BENEFICIO/PÉRDIDA DE UN FUTURO VENDIDO.
Fuente: Elaboración propia.



Fuente: Guía de la CNMV, *Que debería saber sobre los futuros financieros* (2020)

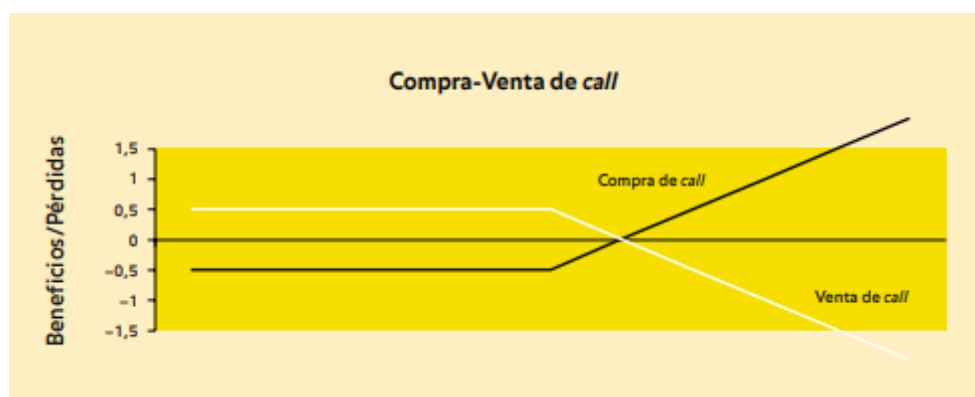
Desde un punto de vista teórico y partiendo de los contratos de futuros menos complejos, se llega a la conclusión de que las pérdidas del vendedor no tienen límite, debido a que el precio del activo podría subir **de manera infinita**, mientras que las pérdidas que contempla el comprador del futuro están contenidas como máximo al 100% del valor de liquidación.

4.1.1.b. Opciones

Según GREY, un contrato de opciones confiere al tenedor “el **derecho, aunque no a obligación**, de llevar a cabo una transacción en fecha futura a un precio predeterminado” (2003)⁶. Existen opciones de venta o *puts* y opciones de compra o *calls*. Los *calls* proporcionan al tenedor de la opción el **derecho** a comprar el activo subyacente a un precio determinado en el momento fijado para la ejecución del contrato, por lo que se convierten en un producto ideal para mercados con expectativas alcistas.

GREY, destaca el **carácter asimétrico** de este producto derivado debido al hecho de que mientras el comprador de la opción tiene un derecho de elección sobre si ejecutar la compra o venta del activo el vendedor se ve obligado a hacerlo, si el comprador quiere ejecutarlo. Esta asimetría en la naturaleza del contrato genera la necesidad de una prima, que es el precio que le cuesta al comprador adquirir esa opción, lo que en casos como el de bancos o instituciones financieras permite generar un flujo entrante de efectivo a cambio de tomar posiciones, cosa que no permiten los futuros⁷.

A continuación, se adjunta un esquema de posibles beneficios o pérdidas de una opción *call* y de un *put*:



Fuente: Guía de la CNMV, *Que debería saber sobre los futuros financieros* (2020)

⁶ GRAY, S. T., & Place, J. (2003). *Derivados financieros*. Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos.

⁷ Id.

En el caso del comprador de una **opción call**, sus beneficios pueden ser **ilimitados** cuando la pérdida máxima que puede obtener de la operación es el valor de la prima. Por el contrario, el **vendedor del call** ingresa la prima, pero sus **pérdidas** pueden ser **ilimitadas**. Esto se resume en el hecho de que el vendedor de la opción se sitúa en una posición con mucho más riesgo que el comprador.

Por otro lado, se debe mencionar que existen dos tipos de opciones en relación a su término o ejecución. En primer lugar, se encuentran las opciones de **estilo europeo** las cuales solo pueden ser liquidadas o ejecutadas por el comprador en el momento señalado para su vencimiento. Sin embargo, las opciones del **tipo americano** pueden ser liquidadas por el comprador en cualquier momento hasta la fecha límite. Por el momento, en el MEFF solo cotizan opciones de estilo americano si el subyacente son acciones y de estilo europeo cuando el subyacente es el IBEX 35⁸.

4.1.2. Derivados en mercados no organizados

Inicialmente, todos los derivados eran productos OTC (Over The Counter) porque no se negociaban en los sistemas de negociación estandarizados al no haber Bolsas donde se negociase con estos productos financieros y, por ello también, presentaban un alto riesgo crediticio. Por lo tanto, hasta el establecimiento de las primeras bolsas de valores y los mercados financieros posteriores, en el mundo solo se realizaban transacciones bilaterales y privadas (OTC).

El mercado de derivados OTC o como lo define la **Comisión Europea**, mercado extrabursátil, constituye una relevante alternativa a los mercados de derivados organizados a nivel nacional e internacional. Estos son **mercados no estandarizados**, principalmente de naturaleza bancaria los cuales, no cotizan en ninguna bolsa de valores oficial. Cabe afirmar que, aunque los derivados extrabursátiles se negocien fuera de las Bolsas nacionales e internacionales, sus activos subyacentes generalmente si cotizan en una bolsa de valores (Villamil, 2014)⁹.

4.1.2.a. *Forwards*.

Los *forwards* son contratos entre dos partes donde las partes contratantes se **obligan** a comprar o vender respectivamente un activo determinado, en una fecha y a un precio fijos. A diferencia de los futuros, los forwards son operaciones extrabursátiles al

⁸ CNMV. *Guía de la CNMV, Que debería saber sobre los futuros financieros (2020)*

⁹ Magnier Villamil, G. (2014). Mercados over-the-counter de productos derivados.

ser transaccionados en mercados OTC, generalmente entre el cliente y su banco (Mavila, 2001)¹⁰. Existen una **gran variedad** de contratos *forward*, pero de manera breve se destacan los *forwards* de divisas o los *Forward Rate Agreements* (FRA). (No sé si desarrollarlos o no).

Por último, se procede a desarrollar más en profundidad los swaps, instrumentos derivados que al igual que los contratos *forward* tienen un **carácter extrabursátil** y por lo tanto son considerados derivados de mercados no organizados.

4.2. Swaps, definición y tipos de swaps.

4.2.1. Definición de swap

En primer lugar, se debe destacar la **dificultad** existente en el ejercicio de definición de un concepto como *swap*. Esto es debido no solo a los constantes cambios en la naturaleza del concepto, sino también a la cantidad de elementos y figuras incluidos dentro del mismo, que **evitan** así el poder enumerar una serie de **características comunes**, que lo definan de una manera concreta y precisa. En este epígrafe del trabajo, se procederá a dar una definición partiendo del concepto de permuta financiera, y se desarrollaran varias clases de *swaps*.

Tal y como se ha mencionado anteriormente, el **carácter difuso** del *swap* hace que la mejor manera de aproximar su definición sea a través del concepto de permuta financiera. Esta figura recogida en el ordenamiento jurídico español puede asimilarse a la permuta la cuál es definida en el **artículo 1538 del Código Civil Español** como un “contrato por el cual cada uno de los contratantes se obliga a dar una cosa para recibir otra”.¹¹ En el caso del *swap* o permuta financiera, la “cosa” a intercambiar serían flujos de caja en diferentes momentos temporales.

Sin embargo, hay una parte de la doctrina que **rechaza** esta comparación. Autores como CAZORLA¹² o VEGA VEGA defienden las relevantes diferencias entre el *swap* y la figura de la permuta tal y como está recogida en el ordenamiento jurídico español. Estas críticas se centran tanto en el hecho de que la permuta se encuentra regulada como un **contrato típico** el *swap* no, siendo un contrato atípico. Además, VEGA VEGA afirma

¹⁰ MAVILA, D. (2001). Productos Derivados: El Forward. Lima, Perú.

¹¹ Código Civil Español, art. 1538.

¹² CAZORLA, L., El contrato de swap o permuta financiera, en “Estudios jurídicos sobre derivados financieros” (obra colectiva), Civitas, 2013, p.417-419.

que el *swap*, a pesar de poseer ciertos elementos comunes, “poco o nada tiene que ver con el contrato de permuta que nuestros Código Civil y de Comercio regulan”¹³.

A pesar de estas críticas, la definición que se usará en el presente trabajo es la que **enlaza** el *swap* con la permuta financiera, ya que se considera que los argumentos enunciados por ese sector de la doctrina, no son suficientemente fuertes por sí mismos, y así lo considera la gran mayoría del sector académico.

LAMOTHE enuncia una **primera definición** del concepto entendiendo el *swap* como un “contrato por el que dos entidades, llamadas contrapartes, acuerdan intercambiar dos corrientes de flujos de caja, según una regla predeterminada y durante un cierto periodo de tiempo”.¹⁴

Por otro lado, el legislador español también realiza su labor en la concesión de estos productos financieros en la **Ley del Mercado de Valores**: “Podemos decir que los SWAP son contratos en los que las partes acuerdan intercambiar entre sí flujos de caja futuros que obtendrán sobre un determinado nominal pactado en el contrato, y que se referencia a alguna variable, como puede ser un tipo de interés, una determinada divisa, etc”.¹⁵

Por último, se debe remarcar la aportación llevada a cabo por ZOMORANO quién desarrolla una **definición muy completa** del término:

“[...] contrato bilateral en virtud del cual cada una de las partes se obliga a entregar a la otra, en los términos pactados, sumas de dinero determinadas o determinables según unos parámetros objetivos, y calculados sobre un capital de referencia invariable; cantidades que ora se hacen depender de las que cada una de las partes debe, a su vez, a un tercero (deuda jurídicamente independiente del swap), ora provienen de créditos de los que cada una de las partes es titular (y en este supuesto no existen deudas con terceros que motivan la conclusión del swap)”.¹⁶

Por tanto, la **definición** que se tendrá como referencia es aquella que identifica el *swap* como un “producto financiero complejo, en el que las partes, con el objetivo de reducir el riesgo ligado a los tipos de interés o al tipo de cambio de divisas, pactan un

¹³ VEGA VEGA, J., El contrato de permuta financiera (SWAP), Aranzadi, Navarra, 2002, p.30.

¹⁴ LAMOTHE, P. y SOLER, J., Swaps y otros derivados OTC en tipos de interés, McGraw-Hill, Madrid, 1996, p.24.

¹⁵ Real Decreto Legislativo 4/2015, de 23 de octubre, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley del Mercado de Valores.

¹⁶ ZAMORANO, S., El contrato de swap como instrumento financiero derivado, Publicaciones del Real Colegio de España, Bolonia, 2003, p.63-64.

intercambio de flujos monetarios en un período de tiempo determinado, aplicando a cada uno de esos flujos un tipo de interés pactado desde el principio.

4.2.2 Tipos de swaps

Tal y como se ha mencionado en el apartado anterior, dependiendo del **subyacente** sobre el que opere el *swap* pueden distinguirse diferentes tipos de permutas financieras, entre las que destacamos¹⁷:

- **Swaps de divisa:** Según HINOJOZA y QUIROZ los *swaps* de divisas “constituyen un intercambio de principales e intereses de préstamos en distintas monedas. A su vencimiento, se produce el intercambio de los principales al tipo original. De tal manera que los flujos de intereses se calculan con referencia a los tipos fijos, conociéndose esta operación como *plain vanilla currency swap*.¹⁸
- **Swaps de tipos de interés o IRS:** Estos *swaps* surgieron de la necesidad de los bancos de una financiación variable a largo plazo debido a que gran parte de sus depósitos a corto plazo iban vinculados a un tipo de interés variable. Por otro lado, las empresas tenían facilidad en encontrar esa financiación variable a largo plazo, pero, por diversos motivos de planificación corporativa preferían una financiación fija.

De esta convergencia de necesidades entre entes corporativos y financieros surgieron estos swaps, donde las partes intercambian los intereses nominales a una tasa fija por aquellos propios de una tasa variable o flotante en los periodos establecidos. Se pueden dar swaps de tasa fija contra variable, o tasa variable contra tasa variable. Además, cabe destacar que, aunque comenzó como una forma de contrato entre bancos y empresas, a día de hoy también se encuentra disponible a particulares.

- **Swaps crediticios:** Son aquellos cuyo objetivo es realizar cierta cobertura sobre el activo subyacente, compuesto por el riesgo de crédito de ciertas obligaciones

¹⁷ A pesar de que no van a ser explicados en detalles, se deben destacar también los *swaps* de materias primas o swaps deuda/naturales. Estos últimos son un tipo de derivados financieros creados en la década de los 80, pero que se están popularizando recientemente, los cuales ponen sobre la mesa una propuesta muy interesante para el desarrollo de los países subdesarrollados y en vías de desarrollo a medio y largo plazo. Estos *swaps* constituyen un método de gestión de la deuda soberana de estos países que no implica el consumo de sus recursos naturales de forma masiva a corto plazo, con el objetivo de preservar estos activos naturales. Poseen un funcionamiento muy complejo el cuál podría ser objeto de otro trabajo de investigación por sí solo, esa es la razón por la que no se profundiza más en ellos.

¹⁸ HINOJOZA, D. M., & QUIROZ, A. L. (2010). Permuta financiera SWAP. *Industrial Data*, 13(1), 40-44.

de pago y transfiriendo este riesgo a la otra parte, a cambio del pago de una suma monetaria, en los plazos establecidos en el contrato. Dentro de este grupo, se encuentran los derivados objeto de este trabajo, los *Credit Default Swaps*¹⁹, los cuales serán desarrollados con más profundidad en el apartado posterior.

4.2.3. Credit Default Swaps. Introducción al concepto

De manera introductoria, previo al desarrollo de una adecuada **definición** de *Credit Default Swap*, se propone señalar algunos aspectos importantes del riesgo, y más concretamente del riesgo de crédito, íntimamente relacionado con estos derivados financieros.

HARO (2005), en su clasificación de tipos de riesgo, define el **riesgo crediticio** como la probabilidad de incumplimiento o *default* de la otra parte del contrato²⁰. Este riesgo ha sido tradicionalmente más temido por inversores y operadores financieros. Sin embargo, la aparición de productos derivados como los *Credit Default Swaps*, han dejado patente la posibilidad de **gestionar** este tipo de riesgo de una manera **rentable** para el inversor. Esto ha supuesto un gran avance no solo en los horizontes de inversión sino en la mentalidad de los inversores, quienes incorporan estas nuevas posibilidades en sus carteras en la medida de su aversión al riesgo²¹.

A modo de contexto histórico, los CDS fueron creados en 1994 por el banco estadounidense JP Morgan, con el objetivo de transferir la **exposición al riesgo de crédito** de su balance. Desde entonces la importancia de estos derivados de crédito ha crecido exponencialmente hasta alcanzar en marzo de 2022 la cifra de 811.000 millones de dólares en operaciones solo dentro de la plataforma Tradeweb, una de las más grandes a nivel mundial.²²

Si bien es cierto que es innegable la creciente **importancia** de estos derivados en los mercados actuales, se debe resaltar que también existe cierta **crítica** o escepticismo hacia los mismos. Principalmente se debe al mal uso y las pérdidas multimillonarias que han generado en fechas como la **crisis de las sub-prime** entre 2007 y 2008, o el caso del

¹⁹ De ahora en adelante *CDS*.

²⁰ HARO, A. d. (2005). Medición y control de riesgos financieros. México D.F: Limusa.

²¹ Se debe señalar, que los productos derivados y más aquellos que operan sobre el riesgo crediticio, poseen un alto nivel de riesgo, hecho que se puso de manifiesto de manera más significativa durante la crisis financiera del 2008. El objetivo de la frase en cuestión dentro del cuerpo del trabajo, hace referencia a que cada vez más inversores que están dispuestos a asumir más riesgo con el objetivo de obtener más rentabilidad, han ido abriendo sus carteras a derivados como los CDS.

²² BARNES. D. (11 de abril de 2022). Tradeweb sees credit default swap volume double in March. The Desk. <https://www.fi-desk.com/tradeweb-sees-credit-default-swap-volume-double-in-march/>

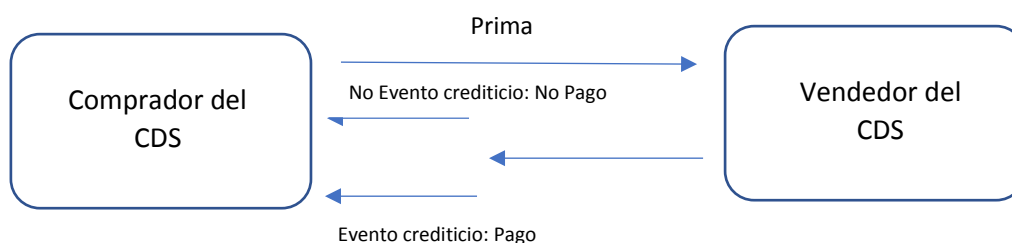
“*London Whale*”, un *trader* que reportó unas pérdidas de al menos 6200 millones de dólares para JP Morgan en 2012. Todo esto unido a la crisis de deuda soberana del hizo que después de casi treinta años, el volumen del mercado de CDS llegó a su punto más bajo y desde entonces, aún se está recuperando de esa caída.

4.2.3 Definición de Credit Default Swap

Tras esta breve introducción al concepto se procede a desarrollar una **definición** de CDS:

El Deutsche Bank en un informe que realiza acerca de estos productos financieros los define como **derivados** que “permiten a las partes contratantes negociar o cubrir el **riesgo** de que una entidad subyacente, ya sea una empresa o un prestatario soberano, **incumpla**.”²³

Por esa **cobertura del riesgo** que realiza el vendedor, el comprador debe pagar una prima generalmente fija, pero puede ser variable, dependiendo de lo que acuerden las partes que celebran el contrato. A cambio, la parte vendedora de la “protección crediticia” asume la pérdida financiera en aquel caso en el que el subyacente incumpla o el prestatario de referenciarse declare insolvente.



Esquema básico CDS. Fuente: Elaboración propia

El pago de la prima se suele realizar de **manera periódica** hasta el término del contrato o hasta que tenga lugar un evento crediticio. En relación a esto último y de cara a un entendimiento claro del término “evento crediticio” se procede a citar a la Asociación Internacional de Swaps y Derivados o ISDA, la cual, en su informe de 2014, enumera una lista cerrada de posibles casos calificables como “eventos crediticios”²⁴:

- Bancarrota: La apertura de un procedimiento de liquidación en relación con la

23 WEISTROFFER, C., Speyer, B., KAISER, S., & MAYER, T. (2009). Credit default swaps. Deutsche bank research, 27.

24 ISDA (2014). ISDA Legal Guidelines for Smart Derivatives Contracts: Credit Derivatives. <https://www.isda.org/a/ur4TE/Guidelines-for-Smart-Contracts-CDS.pdf>.

entidad de referencia u otros acontecimientos relacionados con la insolvencia.

- Incumplimiento de pago: La falta de pago de la Entidad de Referencia en virtud de cualquiera de sus obligaciones pertinentes una vez que haya expirado el período de gracia correspondiente.
- Aceleración de la obligación: Situación, excluida la falta de pago, en la que una obligación relevante de la Entidad de Referencia se hace inmediatamente y pagadera antes de su fecha de terminación.
- Incumplimiento de la obligación: Una situación, excluida la falta de pago, en la que una obligación relevante de la Entidad de Referencia pueda ser declarada vencida y pagadera antes de su fecha de terminación.
- Repudio/Moratoria Un funcionario autorizado de la Entidad de Referencia o una autoridad gubernamental repudia, o declara una moratoria respecto a cualquiera de las obligaciones de la Entidad de Referencia. El repudio o la moratoria es seguida por un impago o una reestructuración en un plazo determinado.
- Reestructuración Cambio en los términos de una obligación de deuda de la Entidad de Referencia, que hace que sea menos favorable para los titulares de esa obligación.
- Intervención gubernamental: Acciones o anuncios de una autoridad gubernamental que dan lugar, entre otros hechos, a la reducción del tipo o de intereses o el importe del principal a pagar por una Entidad de referencia, una expropiación u otro acontecimiento que cambie obligatoriamente el titular beneficiario de la obligación o una cancelación, conversión o canje obligatorios de las obligaciones de la Entidad de Referencia.

4.2.4. Mercados y tipos de Credit Default Swaps

Tal y como se ha mencionado con anterioridad, el mercado de derivados crediticios y, más concretamente, el de los *Credit Default Swaps*, ha crecido **exponencialmente** desde su creación en 1884 por parte de JP Morgan. De acuerdo a datos²⁵ de la *Risk Magazine Credit Derivatives Survey*, en 2003 el total del mercado de estos productos financieros ya a 2.3 billones de dólares²⁶.

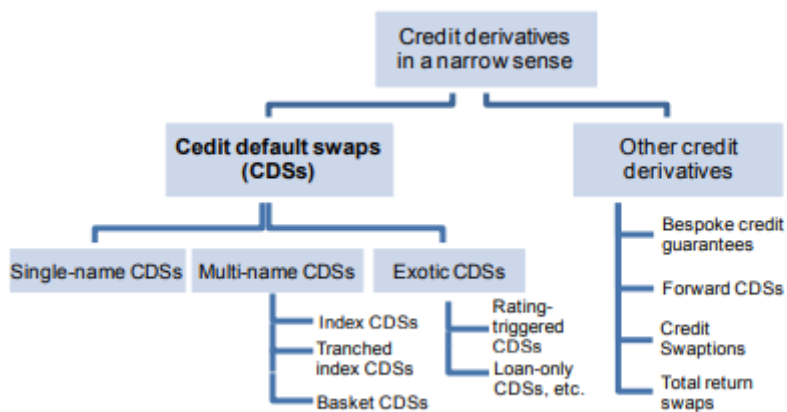
Se debe añadir que la crisis de las sub-prime entre 2007 y 2008 mermó significativamente este crecimiento, debido a la mala prensa y las críticas que recibieron

²⁵ Datos estimados, debido a la dificultad de obtener datos precisos en mercados *Over The Counter*.

²⁶ *Risk Magazine Credit Derivatives Survey*. February 2003.

por parte un sector de los inversores, especialmente particulares por las **grandes pérdidas** que les habían ocasionado. Ya en 2009 el valor estimado del mercado de los CDS era de 30 billones de dólares, (frente a los 58 que alcanzó en su pico en 2007). El mercado de CDS alcanzó su pico en 2014 y, desde 2016 se ha ido recuperando hasta la actualidad.

Por otro lado, estas tendencias difieren un poco dependiendo del tipo de *Credit Default Swap* que se trate. Es por eso, que de cara al desarrollo del trabajo se procede a presentar un esquema que presenta una clasificación de los distintos tipos de CDS. Esto se hará a partir de un esquema incorporado por el Deutsche Bank en su informe de CDS²⁷:



Fuente: Credit default swaps. Deutsche bank research, p.14.

Tal y como se muestra en el esquema, dentro de los CDS hay ciertos tipos entre los que destacan los *Single-name* y los *Index* CDS. Esta es la diferenciación mas usada en la literatura académica pero no se deben dejar de lado a los **CDS exóticos**, derivados de crédito generalmente mas complejos con características muy particulares y definidas.

²⁷ WEISTROFFER, C., SPEYER, B., KAISER, S., & MAYER, T. (2009). Credit default swaps. Deutsche bank research, 27.

5. MODELOS DE VALORACIÓN DE CREDIT DEFAULT

SWAPS

La **valoración** de un derivado como los CDS no es tarea fácil, principalmente debido a que a la complejidad de encontrar un modelo de valoración que recoja todas las variables adecuadas para obtener un precio realmente preciso, se le debe añadir el factor del **posible** evento crediticio.

El hecho de añadir el **elemento probabilístico** al modelo complica significativamente el proceso en comparación con la modelización para activos de renta fija, por ejemplo, que, a primera vista, podrían tener una estructura de flujos de caja similar a los CDS.

El evento crediticio, definido con más detalle en el apartado anterior, recoge una serie de supuestos que desencadenan en el pago del valor de la deuda²⁸ por parte del vendedor del CDS, supuestos cuya aparición en el horizonte temporal de la operación no es segura, y que, por ello, está **sujeta a una probabilidad**.

Esta probabilidad del evento crediticio debe considerarse como uno de los **pilares** de un modelo correcto, de forma que tanto los pagos por parte del comprador de la protección crediticia como el pago del *protection leg* por parte del vendedor del CDS están sujetas a que suceda o no el evento en cuestión.

A continuación, se procede a presentar el *Market Standard Pricing Model*

5.1. *Market Standard Pricing Model*

A continuación, se presenta uno de los modelos mas usados a la hora de valorar un CDS de una manera sencilla y rápida, a la vez que eficaz. El *Market Standard Pricing Model* se encuentra claramente desarrollado en el trabajo de Dominic O'Kane y Stuart Turnbull en su artículo en 2003²⁹.

²⁸ Más adelante se explicará el significado de esta expresión de una manera mas detallada y precisa ya que, el pago que debe realizar el vendedor de la protección crediticia no suele ser del cien por cien de la misma, sino que, de manera generalizada, se tiene en cuenta un valor de recuperación del activo el cual ronda el 40% del activo, que se resta al total de la protección que debe pagar el vendedor del CDS. De esta manera la *protection leg* que define la literatura académica como la cantidad que debe pagar el vendedor de la protección crediticia en caso de que suceda un evento que desencadene el pago en cuestión, será de cien por cien del valor de la deuda menos el valor de recuperación.

²⁹ O'KANE, TURNBULL S. (2003). Valuation of Credit Default Swaps.

Cabe señalar, que en este apartado se procede a resaltar de una manera breve los apartados más significativos de este modelo, y si se busca profundizar en el mismo, al igual que en los fundamentos matemáticos del modelo se remite directamente al artículo donde queda explicado más en detalle.

En primer lugar, se hace especial hincapié en el hecho de que se trata de un modelo de valoración de carácter **reducido**³⁰, es decir, que el modelo se centra el proceso del evento de crédito, a partir de modelar directamente la propia probabilidad del evento de crédito. La probabilidad de *default* o similar si se usa este enfoque, se puede obtener a partir de los precios de mercado del propio CDS.

El hecho de usar un modelo reducido otorga también la flexibilidad necesaria para ajustar los precios de instrumentos de crédito como los CDS que poseen diferentes fechas de vencimiento, siendo idóneos para valorar no solo CDS sino también derivados de crédito más exóticos y complejos.

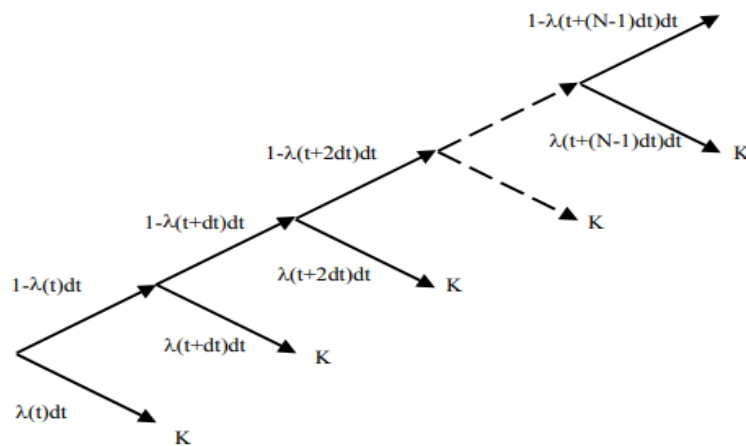
Una vez aclarado el tipo de aproximación que se realiza con el *Market Standard Pricing Model* se procede a explicar los **aspectos principales** de este modelo de valoración de CDS, el cuál es uno de los más usados en el mercado.

Primero, y en relación con el desarrollo del elemento probabilístico del evento de crédito, se señala que la aproximación teórica más usada dentro de los modelos reducidos, es la enunciada por JARROW AND TURNBULL en 1995 donde se entiende el propio evento de crédito como el primer evento de un proceso de **Poisson** que sucede en un tiempo τ y cuya probabilidad se entiende como:

³⁰ Frente al modelo reducido se encuentra el tipo de modelo estructural, el cual entiende el evento crediticio como la consecuencia directa de algo acontecido en el umbral de la compañía. Es decir, que el valor de sus activos sea insuficiente para hacer frente al pago de sus deudas, siendo extensiones tal y como señalan O'Kane.D. Turnbull S. en el informe citado anteriormente, del modelo de Merton del valor de la firma de 1974, y remiten al trabajo de O' Kane y Schloegl en 2001, para un análisis más completo. Este tipo de aproximación de modelización es usada habitualmente en el mercado de renta fija para indicar el margen al que un bono corporativo debería cotizar. Sin embargo, la razón por la que se descarta este tipo de modelos para activos como los CDS es por su limitación clara en relación con la necesidad de información interna de la compañía, la cuál solo se puede obtener de manera cuatrimestral haciéndolos tremendamente difíciles de calibrar. Por último, la razón definitiva sería tal y como se declara en el artículo citado a lo largo de este apartado, “carecen de la flexibilidad necesaria para ajustarse exactamente a una estructura temporal de los diferenciales; y no pueden extenderse fácilmente a los precios de los derivados de crédito” (O' Kane. Turnbull ,2003).

$$\Pr [\tau < t + dt | \tau \geq t] = \lambda(t)dt^{31}$$

Es decir, esta interpretación declara que la probabilidad de que se produzca un impago en el intervalo de tiempo $[t, t+dt)$ condicionada al hecho de sobrevivir hasta el momento t , “**es proporcional** a una función dependiente del tiempo $\lambda(t)$, conocida como **tasa de riesgo** o *Hazard rate*³², y a la longitud del intervalo de tiempo dt y la longitud del intervalo de tiempo dt ”³³. Por lo tanto, se podría entender la modelización del evento de crédito de un período determinado como un simple **árbol binomial** en el que la supervivencia cuenta con una probabilidad $1-\lambda(t)dt$ y la recepción de un valor de recuperación R con una probabilidad $\lambda(t)dt$.



Árbol binomial en la modelización de un evento de crédito, con un pago de K cuando se cumpla el mismo. Fuente: O’KANE. TURNBULL S. (2003).

Sin embargo, este razonamiento se queda corto a la hora de aplicarlo a modelos de valoración de activos como los CDS, donde no hay una fecha de pago concreta, sino que el comprador de la protección crediticia realiza una serie de pagos en su horizonte temporal de manera periódica hasta que finalice el contrato o ocurra el citado evento crediticio. Por ello, se presenta la ecuación que recoge el modelo de probabilidad de Poisson anterior para una **supervivencia continua**. Se debe entender que el cálculo de la probabilidad de supervivencia continua se calcula hasta el tiempo T condicionado a la

³¹ JARROW AND TURNBULL (1995), “Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk”, Journal of Finance, Vol 50 (1995), 53-85.

³² En el trabajo DE O’KANE y TURNBULL se hace referencia a la necesidad de suponer que el proceso de determinación u obtención de la tasa de riesgo es un proceso determinista. Por consiguiente, esta suposición hace que la tasa de riesgo sea independiente de la tasa de recuperación además de los tipos de interés.

³³ O’KANE. TURNBULL S. (2003). Valuation of Credit Default Swaps.

supervivencia hasta el tiempo t_v considerando el límite $dt \rightarrow 0$, quedando el modelo de la siguiente manera:

$$Q(t_v, T) = \exp\left(-\int_{t_v}^T \lambda(s) ds\right)$$

Una vez desarrolladas las ideas anteriores que hacen que la valoración que realiza este modelo de los *CDS* sea correcta y precisa, se va a continuar exponiendo el resto del modelo, comenzando por el cálculo de la denominada *premium leg*. Esta puede definirse como el conjunto de pagos que realiza el comprador del CDS hasta su vencimiento o la aparición del evento crediticio.

Sin entrar en todo el desarrollo matemático que conlleva una explicación detallada³⁴, se presenta la ecuación que los autores del artículo académico usan para el cálculo de la *premium leg*.

$$\text{Premium Leg PV}(t_v, t_N) = S(t_0, t_n) \sum_{n=1}^N \Delta(t_{n-1}, t_n, B) Z(t_v, t_n) Q(t_v, t_n)$$

- $\Delta(t_{n-1}, t_n, B)$ se entiende como la fracción de recuento de días entre las fechas donde se lleva a cabo el pago de la prima t_{n-1} y t_n , en la base B .
- $Q(t_v, t_n)$ es la probabilidad de supervivencia de la entidad de referencia, la que está íntegramente relacionada con el crédito subyacente, desde la valoración tiempo t_v hasta el pago de la prima t_n . Es un elemento importante en el modelo ya que incluye en el cálculo del precio el riesgo de que la entidad no sobreviva en el horizonte temporal de la operación.
- $Z(t_v, t_n)$ es el factor de descuento del Libor desde la fecha de valoración hasta la fecha de pago de la prima n en cuestión.

Sin embargo, a esta ecuación se le debe incluir de una manera imperativa el efecto de **la prima acumulada**. De tal manera que, una vez incluida en la ecuación, esta quedaría de la siguiente manera:

³⁴ Para más detalle, véase el artículo entero, O'KANE. TURNBULL S. (2003). Valuation of Credit Default Swaps.

$$S(t_0, t_N) \sum_{n=1}^N \int_{t_{n-1}}^{t_n} \Delta(t_{n-1}, s, B) Z(t_V, s) Q(t_V, s) \lambda(s) ds$$

Ahora, en relación con el cálculo de la denominada rama de protección o *protection leg*. Esta puede ser definida como el pago realizado por el vendedor de la protección crediticia al tener lugar el evento crediticio.

Es cierto, tal y como se ha hecho constar anteriormente, que no suele ser del 100% del valor de la deuda, ya que se suele tener en cuenta lo que en el modelo se denomina como R, el **valor de recuperación** que, expresado en porcentaje constituye la parte del valor del activo que se puede recuperar tras el *default*. Por lo tanto, la ecuación que define el valor de la rama de protección es:

$$(1 - R) \sum_{m=1}^{M \times t_N} Z(t_V, t_m) (Q(t_V, t_{m-1}) - Q(t_V, t_m))$$

Para finalizar se procede a presentar el **modelo final** para calcular el valor de mercado de un CDS. Cabe destacar que la valoración tiene lugar en la fecha de pago de una de las primas para facilitar los cálculos matemáticos. El valor de mercado o *Market to Market Value* sería:

$$MTM(t_V, t_N) = \pm [S(t_V, t_N) - S(t_0, t_N)] \times RPV01(t_V, t_N).$$

Donde RPV01 equivale a:

$$RPV01 = \sum_{n=1}^N \Delta(t_{n-1}, t_n, B) Z(t_V, t_n) \left[Q(t_V, t_n) + \frac{1_{PA}}{2} (Q(t_V, t_{n-1}) - Q(t_V, t_n)) \right]$$

En la ecuación $1_{PA} = 1$ si la prima acumulada es parte del contrato y 0 si no lo es. Por otro lado, el valor de $S(t_V, t_N)$ se obtiene de:

$$(1 - R) \sum_{m=1}^{M \times t_N} Z(t_V, t_m) (Q(t_V, t_{m-1}) - Q(t_V, t_m)) = S(t_V, t_N) \times RPV01(t_V, t_N)$$

4.2 Desarrollo de un modelo de valoración simple

Poniendo en conjunto todo lo aprendido a lo largo del desarrollo de este trabajo en este apartado se va a explicar un **modelo propio**, de carácter más simple que el *Market*

Standard Pricing Model pero capaz de responder a todas las variables y requisitos para una valoración adecuada de un **activo complejo** como es un CDS. Asimismo, se debe señalar que en términos matemáticos en el presente modelo se adoptan los **mismos supuestos** que en el *Market Standard Pricing Model*, explicadas a lo largo del apartado anterior como, por ejemplo, el hecho de que el cálculo del valor de CDS, se lleva a cabo en uno de los momentos de pago de la prima, para evitar un desarrollo y operaciones matemáticas que no aportan nada relevante a la hora de realizar este trabajo.

$$S \cdot \sum_{i=1}^m t \cdot Psv(t_0, t_m) \cdot Z(t_0, t_m) = (1 - R) \cdot \sum_{i=1}^m (Psv(t_0, t_{m-1}) - Psv(t_0, t_m)) \cdot Z(t_0, t_m)$$

Donde:

- S corresponde al valor del spread pagado por el comprador, expresado en puntos básicos.
- t es el tiempo total de la operación hasta su vencimiento, en años.
- Psv es la probabilidad de supervivencia de la entidad en cuestión ante un posible evento crediticio.
- R corresponde a la Tasa de Recuperación. Sobre esta cabe mencionar que esa establecido de manera general que ronda el 40% del valor.
- Z se trata del factor de descuento del Libor desde la fecha de valoración hasta la fecha del pago de ese flujo de caja en cuestión, tal y como tiene en cuenta el *Market Standard Pricing Model*.

6. EL BIG DATA. INTRODUCCIÓN AL CONCEPTO

En primer lugar, y de cara al comienzo del presente apartado se procede a introducir y estudiar el concepto de *Big Data*, concepto relativamente reciente el cual está cobrando una gran relevancia en muchos campos tanto prácticos como académicos.

MALTBY (2011) en un muy preciso y acertado estudio bibliográfico afirma que el término en cuestión posee un carácter muy **difuso**. Esto se debe a que en una gran cantidad de trabajos académicos de una gran cantidad de áreas diferentes los términos *Big Data* y *Big Data analytics* se usan de una **manera intercambiable**, haciendo referencia al hecho de que el término “*Big Data*” no solo “al problema de la sobrecarga de

información, sino también a las herramientas de análisis utilizadas para gestionar la avalancha de datos y convertirla en una fuente de información productiva y utilizable”³⁵.

Esto se observa fácilmente cuando se comparan las definiciones otorgadas por distintos entes **gubernamentales o corporativos**. Por ejemplo, la Comisión Europea³⁶ define *Big Data* como:

“grandes cantidades de diferentes tipos de datos producidos por varios tipos de fuentes, como personas, máquinas o sensores. Estos datos pueden ser información climática, imágenes por satélite, fotografías y vídeos digitales, datos de transición o señales de GPS. El Big Data puede incluir datos personales: es decir, cualquier información relacionada con un individuo, y puede ser cualquier cosa, desde un nombre, una foto, una dirección de correo electrónico, datos bancarios, publicaciones en redes sociales, información médica o la dirección IP de un ordenador.”

Por otro lado, la empresa Oracle³⁷ define *Big Data* como:

“Conjuntos de datos más grandes y complejos, especialmente de nuevas fuentes de datos. Estos conjuntos de datos son tan voluminosos que el software tradicional de procesamiento de datos no puede gestionarlos... datos que contienen una mayor variedad, que llegan en la variedad se refiere a los numerosos tipos de datos disponibles. Los tipos de datos tradicionales estaban estructurados y encajaban perfectamente en una base de datos relacional. Con el auge del Big Data, los datos se presentan en nuevos tipos de datos no estructurados. Los tipos de datos no estructurados y semiestructurados, como el texto audio y vídeo, requieren un preprocesamiento adicional para derivar el significado y soportar los metadatos. Con el Big Data habrá que procesar grandes volúmenes de datos no estructurados y de baja densidad. Pueden ser datos de valor desconocido, como las fuentes de datos de Twitter, los flujos de clics en una página web o una aplicación móvil, o los equipos con sensores. Para algunas organizaciones, pueden ser decenas de terabytes de datos. Para otras, pueden ser cientos de petabytes. ... La velocidad es la rapidez con la que se reciben los datos y (quizás) se actúa sobre ellos.”

³⁵ Maltby, D. (2011, October). Big data analytics. In *74th Annual Meeting of the Association for Information Science and Technology (ASIST)* (pp. 1-6).

³⁶ European Commission Publications Office (2018). Directorate-General for Justice and Consumers, *the EU Data Protection Reform and Big Data..* <https://data.europa.eu/doi/10.2838/190200>

³⁷ Oracle. *What is Big Data.* <https://www.oracle.com/big-data/what-is-big-data/>

Como se puede observar, existen diferentes aproximaciones al término Big Data, cada una desde un punto de vista distinto, dotando de más o menos importancia a características que para otros son irrelevantes o vitales respectivamente. Es aquí donde sale a relucir el **carácter difuso** de este término el cuál una parte de la doctrina identifica con las grandes cantidades de **datos** existentes a día de hoy, mientras que la otra lo relaciona con las **técnicas** para revelar patrones dentro de esos datos³⁸.

Esta falta de **precisión** a la hora de enunciar una definición es criticada por NISSIM (2022) quien además señala que, en el ámbito de las finanzas, el más relevante de cara a los objetivos de este trabajo, esta práctica está muy **extendida**³⁹. Esto hace que, de cara no solo a la revisión de fuentes bibliográficas vinculadas con el Big Data, sino a la hora de exponer las conclusiones, se necesite ser **preciso** con el uso del término para no llevar a error en un futuro.

En línea con lo expuesto con anterioridad, hay otras definiciones que se enfocan en el **contexto** de los datos, por ejemplo, la dictada por PATRICK RUSSOM (2011). RUSSOM defiende que para que un conjunto de datos pueda ser clasificado como Big Data debe contar con **las tres Vs**: Volumen, Variedad y Velocidad⁴⁰:

- Volumen: Hace referencia a que debe tratarse de un conjunto de datos con un volumen significativo.
- Variedad: Russom señala que los datos no solo deben ser abundantes, sino también ser variados, combinando distintas fuentes y formatos, de una manera estructurada o no estructurada⁴¹.
- Velocidad: Esta variable está relacionada con la velocidad a la que se generan los datos. La principal razón por la que en la actualidad ha ingentes cantidades de datos es principalmente, por la velocidad a la que se generan estos.

Tras la presentación del concepto, y dentro de la definición de Big Data desde el punto de vista del Data Analytics, MALTBY destaca una serie de **técnicas** que se usan a

³⁸ FAVARETTO, M., DE CLERCQ, E., SCHNEBLE, C. O., & ELGER, B. S. (2020). What is your definition of Big Data? Researchers' understanding of the phenomenon of the decade. PloS one, 15(2), e0228987.

³⁹ NISSIM, D. (2022). Big data, accounting information, and valuation. The Journal of Finance and Data Science. Volume 8. Pages 69-85, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405918822000034>

⁴⁰ RUSSOM, P. (2011). TDWI Best Practices Report: Big Data Analytics (Best Practices) (pp. 1–35). The Data Warehouse Institute (TDWI). Retrieved from <http://tdwi.org/research/2011/09/best-practices-report-q4-big-data-analytics.aspx?tc=page0>

⁴¹ Id.

la hora de analizar y clasificar el Big Data, aportando una visión más enfocada en el *data analytics*, indicando que el uso de cada una depende del **tipo de datos** con los que se cuente y lo que se quiera hacer con ellos en ese momento. Las principales técnicas de análisis de datos son:

- Reglas de asociación o *Association rule learning*: Está técnica de *data analytics* busca encontrar relaciones o patrones entre distintivas variables dentro de un grupo de datos. CHEN, CHIANG, y STOREY argumentan que puede usarse de una manera eficaz en la minería de datos y “sustenta la base de sistemas de recomendación automática como el de Netflix o Amazon”⁴²(2012).
- Minería de datos: Traducida del inglés *data mining*: MANYIKA et al (2011) define esta técnica como “la combinación de una manera sistemática de métodos de estadística y aprendizaje automático” cuyo principal objetivo es detectar y resaltar patrones dentro de una gran masa de datos⁴³. Autores como PICCIANO (2012) lo consideran como uno de los procesos más relevantes a la hora de tomar decisiones basadas en datos, especialmente en situaciones donde hay tal cantidad, que la información puede estar oculta. Es en ese momento es donde destaca el papel de la minería de datos capaz de encontrar patrones e información oculta dentro de las filas de datos que aporten ideas relevantes a la hora de tomar decisiones⁴⁴.
- Análisis de grupos *Cluster analysis*: MANYIKA et Al (2011) lo definen como un subgrupo o tipo de minería de datos que se centra en la clasificación y división en subgrupos de datos dentro de un archivo o conjunto de datos. La idea fundamental que destacan los autores es que las características que usa para realizar la clasificación no son conocidas ni dadas previamente, y esta técnica se encarga de buscar esas características comunes dentro de cada subgrupo y las analiza y estudia⁴⁵.

⁴² CHEN, H., CHIANG, R. H. L., & STOREY, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.

⁴³ MANYIKA, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity (pp. 1–143). The McKinsey Global Institute.http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/big_data_the_next_frontier_for_innovation

⁴⁴ PICCIANO, A. G. (2012). The Evolution of Big Data and Learning Analytics in American Higher Education. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 9– 20.

⁴⁵ MANYIKA, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity (pp. 1–143). The McKinsey Global Institute.http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/big_data_the_next_frontier_for_innovation

- Colaboración abierta o Crowdsourcing: Es una herramienta cuya función principal es la recolección de datos, a diferencia del resto que se centra más en la clasificación o el análisis. Esta recolección suele realizarse de fuentes abiertas a través de herramientas abiertas en red.
- *Machine learning*: Esta es una de las técnicas de *data analysis* más importantes de cara o solo al presente sino también al futuro. Esto se debe al hecho de que el *machine learning* consiste en la creación de algoritmos que hagan evolucionar al ordenador, llegando más allá que su función primaria la cual se basa simplemente en la ejecución de ordenes previamente insertadas en su código, tal y como indican MANYKA et Al (2011)⁴⁶.
- Análisis de texto: MALTBY (2011)⁴⁷ define esta herramienta como aquella que es capaz de obtener datos en información de una gran cantidad de texto. A día de hoy son de las herramientas mas usadas y más útiles al haber ingentes cantidades de información en forma de texto en internet, desde emails hasta en redes sociales como Twitter.

Una vez presentadas estas herramientas a través de las cuales opera el data análisis o el Big Data, dependiendo de la definición que se use, se debe señalar que la aparición del Big Data y su tratamiento y estudio, constituye u terreno de beneficios y oportunidades para muchos sectores. A continuación, se van a explicar de manera breve varios de ellos:

- Sector sanitario: Aunque a primera vista no lo parezca, el sector sanitario es uno de los sectores con mas potencial en cuanto al uso del Big Data. MILLER (2011) en su trabajo, explica como el Big Data puede usarse en materia de investigación biomédica, aunque añade, que aún queda bastante camino por recorrer en términos de recolección masiva de datos que permita tener una base consistente⁴⁸. Sin embargo, la investigación no es el único fin para el Big Data, otro reto, aún más ambicioso que el anterior, pero posible a largo plazo bajo el punto de vista de SIEMENS AND LONG (2011), es la diagnosis. Defienden que, analizando el

⁴⁶ Id.

⁴⁷ MALTBY, D. (2011, October). Big data analytics. In *74th Annual Meeting of the Association for Information Science and Technology (ASIST)* (pp. 1-6).

⁴⁸ MILLER, K. (2011). Big Data Analytics in Biomedical Research. *Biomedical Computation Review*, 14–21.

historial médico, farmacéutico o del seguro de una persona, podría conseguirse un diagnóstico más fiable que el obtenido usando la opinión de un solo doctor⁴⁹.

Este uso del Big Data en el sector médico tiene un alto riesgo también como dice MILLER (2011), ya que un pequeño error en biomedicina puede suponer un cambio en la dosis de un paciente y un error fatal para él. Es por eso que este uso debe ser implantarse de una manera progresiva y con cuidado, ya que al aumentar los datos se puede aumentar el riesgo de falsos positivos, lo cual es peligroso para los pacientes⁵⁰.

- Sector Público: El sector público también es otro de los sectores donde el uso del Big Data puede dar muy buenos resultados. Esto se debe principalmente al fácil acceso a una gran cantidad de datos de una manera sencilla⁵¹. CHEN, CHIANG, AND STOREY (2012) han destacado la utilidad del Big Data en procesos de movilización de voto, estadísticas nacionales, o planteamiento de diferentes políticas⁵².

Además de los anteriores, el Big Data puede ser increíblemente útil en el mundo de la **economía y las finanzas**. Esto será estudiado más adelante, centrándonos en los derivados de crédito y más concretamente en los CDS, objeto del presente trabajo.

No obstante, primero se considera relevante hacer una breve mención a los inconvenientes o siendo más preciso, las **dificultades** que cuenta la implementación del Big Data al día a día, independientemente del sector del que se trate. MALTBY (2011) destaca entre otros:

En primer lugar, manifiesta el importante papel de la **privacidad** y la **protección de datos**. Una gran parte de los datos recogidos provienen directamente de los particulares quienes en muchos casos no están de acuerdo con ceder sus datos personales y demandan una regulación sobre los mismos. Es cierto que hay regiones con leyes mas restrictivas que otras, como puede ser el caso de Europa, que se toma muy en serio la protección de

⁴⁹ SIEMENS, G., & LONG, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30–32,

⁵⁰ MILLER, K. (n.d.). Big Data Analytics in Biomedical Research. *Biomedical Computation Review*, (Winter 2011/2012), 14–21

⁵¹ Esto va a depender totalmente de las políticas de protección de datos de cada región, ya que hay regiones como Europa que protegen mucho más los datos de los individuos que, por ejemplo, Estados Unidos.

⁵² CHEN, H., CHIANG, R. H. L., & STOREY, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.

datos, pero es cierto que el desarrollo y la implementación de sistemas de Big Data se ve ralentizada por este hecho.

En segundo lugar, se encuentra la **seguridad**, estando directamente relacionado con la protección de datos. De manera lógica se entiende que, al tener ingentes cantidades de datos personales, especialmente en casos del sector sanitario o público, se debe hacer un gran esfuerzo en protegerlos. Esto requiere una gran **inversión** en ciberseguridad para proteger los datos de los particulares, lo cual puede ser un obstáculo importante para la implementación de técnicas de *data analytics*.

Por último, se hace referencia al coste del **capital humano y técnico**, un aspecto que MALTBY (2011) considera muchas veces como olvidado pero el hecho de implementar estas técnicas no tiene que suponer siempre una bajada de costes, se debe tener en cuenta el coste de los expertos en esta materia, de la que ahora mismo, hay mucha demanda en el mercado⁵³. En relación con el capital técnico, no se debe olvidar el alto coste que tiene el montaje de un sistema informático capaz de procesar todo el *input* de datos que conlleva el *Big Data*⁵⁴.

6.1. El Big Data en la valoración de activos

Los avances en Big Data que han acontecido especialmente en la última década dejan patente el hecho de que supone una gran oportunidad de mejora de cara a toda la metodología de valoración de activos. Así lo afirma NISSIM (2022) que argumenta que la aplicación de diversas técnicas de data analytics y de Machine Learning, permiten obtener una información mucho más fiable desde el punto de vista contables, lo que implica un conocimiento más profundo de la compañía o el activo a valorar⁵⁵.

A continuación, se presentan una serie de estudios que demuestran la gran versatilidad y utilidad que puede tener los procesos de Big Data en diferentes aspectos de la valoración de activos.

Una de las funciones más destacadas de estos procesos, es la posibilidad de predecir errores en las cuentas o fraude por parte de la directiva de la compañía. Además,

⁵³ MALTBY, D. (2011, October). Big data analytics. In 74th Annual Meeting of the Association for Information Science and Technology (ASIST) (pp. 1-6).

⁵⁴ TSAI, C. W., LAI, C. F., CHAO, H. C., & VASILAKOS, A. V. (2015). Big data analytics: a survey. *Journal of Big data*, 2(1), 1-32.

⁵⁵ NISSIM, D. (2022). Big data, Accounting Information, and Valuation. *The Journal of Finance and Data Science*.

hay estudios que demuestran que a través del *Machine Learning* se puede mejorar la calidad de los informes de auditoría o las estimaciones contables.

Uno de los estudios a destacar es en el que a través de un **kernel**⁵⁶, se demuestra la posibilidad de realizar un mapeo implícito y en condiciones normales, no lineal para obtener y resaltar características útiles para **detectar el fraude** dentro de la compañía⁵⁷. A través del uso de máquinas virtuales de soporte y el núcleo financiero del software, supo detectar el 80% de los casos de fraude y el 90,6% de casos no fraudulentos dentro de una base de datos empírica.

Otro de los estudios con gran relevancia práctica consiste en el desarrollo de un modelo predictivo de **revisiones de estados financieros**, a través de la aplicación a más de 3500 casos reales de revisión, de técnicas de Machine Learning como Árboles de Decisión, clasificadores Naïve Bayes⁵⁸, redes neuronales artificiales o máquinas de vectores de apoyo entre otros⁵⁹.

BAO ET AL (2020)⁶⁰ han desarrollado un **modelo de predicción de fraude** a través del estudio y análisis de datos contables puros usando técnicas de Machine Learning y un método de ensamblaje, frente al de regresión usado en modelos anteriores.

Otro de los ámbitos donde destaca más el uso del Big Data es en la **predicción de beneficios** de una compañía. Es otro de los ámbitos donde los modelos usados con Big Data mejoran el rendimiento de los modelos tradicionales. Estos modelos pueden partir desde una gran cantidad de datos distintos como se explica en NISSIM (2022), desde datos cuantitativos de la firma, hasta reportes financieros, comunicados de prensa o reportes de analistas, pasando por ficheros XBRL⁶¹.

⁵⁶ *Kernel* es un término con el que se conoce al núcleo o parte central y fundamental de un software.

⁵⁷ CECCHINI M, AYTUG H, KOEHLER GJ, PATHAK P. Detecting management fraud in public companies. *ManagSci.* 2010;56(7):1146–1160.

⁵⁸ Los clasificadores Naïve Bayes, explicados de manera breve, son usados en la teoría de la probabilidad y se basan en asumir que la presencia o ausencia de una característica no depende de la presencia o no presencia de otra.

⁵⁹ DUTTA I, DUTTA S, RAAHEMI B. Detecting financial restatements using data mining techniques. *Expert Syst Appl.* 2017; 90:374–393.

⁶⁰ BAO, Y., KE, B., LI, B., YU, Y.J. and ZHANG, J. (2020), Detecting Accounting Fraud in Publicly Traded U.S. Firms Using a Machine Learning Approach. *Journal of Accounting Research*, 58: 199-235.

⁶¹ Tipo de fichero exigido por la legislación estadounidense, en el que determinadas empresas estadounidenses deben rellenar sus datos e informes, permitiendo así una homogeneización en la obtención de una gran cantidad de datos financieros corporativos.

Uno de los mejores ejemplos dentro de esta categoría es el modelo llevado a cabo por ANAND ET AL (2019)⁶² que busca generar **predicciones** en los cambios direccionales (aumentos o disminuciones) en el ROE, ROA o RNOA (*return on net operating assets*) y operaciones de *cash-flows* a través del *Machine Learning*. La precisión en la predicción de este método es entre un 7% y un 14% más alta que usando los métodos tradicionales y posee una característica fundamental y distintiva, no se ve afectado por los *outliers*.

El tercer aspecto donde el uso de métodos de Machine Learning y Big Data es significativamente eficiente, es en la predicción de distintos tipos de **riesgo** de una compañía o activo.

Dentro de los distintos modelos, se busca destacar el desarrollado por DONOVAN et al (2021)⁶³, por su relación con la **predicción de posibles eventos de crédito** dentro de la compañía a través de datos cualitativos, lo que, de primeras, resulta sorprendente, pero en realidad se puede considerar lógico si se han seguido los apartados y modelos anteriores. Este modelo, predice el riesgo de evento de crédito a través de información de carácter cualitativo, obtenida en bases de datos de conferencias y llamadas corporativas. Los autores han demostrado que este modelo muestra mejores resultados a la hora de predecir los eventos de créditos que los desarrollados anteriormente con métodos tradicionales, lo cual supone otro argumento consistente a favor del uso del Big Data para desarrollar estos modelos predictivos.

Para finalizar el presente apartado, se quiere resaltar la conclusión a la que llega NISSIM⁶⁴ (2022) en su trabajo, ya que se considera tremendamente acertada de cara a entender el uso que se le debe dar a estos nuevos métodos. NISSIM destaca el increíble avance que supone el Big Data y el Machine Learning en el mundo de la valoración contable, citando una gran cantidad de modelos que superan a sus correspondientes “rivales” tradicionales. Sin embargo, pone de manifiesto la necesidad de comprender el carácter complementario de ambos, modelos tradicionales y de Big Data.

⁶² ANAND, V., BRUNNER, R., IKEGWU, K., & SOUGIANNIS, T. (2019). Predicting profitability using machine learning. Available at SSRN 3466478.

⁶³ DONOVAN, J., JENNINGS, J., KOHARKI, K. et al. Measuring credit risk using qualitative disclosure. *Rev Account Stud* 26, 815–863 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09575-4>.

⁶⁴ NISSIM, D. (2022). Big data, Accounting Information, and Valuation. *The Journal of Finance and Data Science*. p.7.

“Los métodos de big data y ML deben complementar, no sustituir a los datos y análisis tradicionales. Aunque los big data, los datos alternativos y las herramientas analíticas modernas son cada vez más importantes, no deben sustituir a un marco sólido que incorpore la estructura económica, financiera y contable y que utilice la abundante información financiera y no financiera que ya está disponible⁶⁵”.

6.2. El Big Data en la valoración de *Credit Default Swaps*.

Tras la presentación del Big Data y de sus usos en la valoración de activos, en este apartado se pretende analizar el papel del *Big Data* y el *data analytics* en la valoración de *Credit Default Swaps*.

Los CDS son derivados inicialmente propios de mercados OTC, lo cual podría complicar la obtención de grandes cantidades de datos con el objetivo de juntarlos, analizarlos o modelizarlos usando el Big Data.

Sin embargo, gracias a la labor en la regulación de los mercados de CDS de **ISDA**, definida como la “Asociación Internacional de Swaps y Derivados que opera y regula actualmente los mercados de derivados con el propósito de ofrecer mayor seguridad y eficiencia a los miembros que forman parte además de ser un marco de referencia en los mercados Over the Counter.”⁶⁶, la obtención de datos es más sencilla, a través de sus **repositorios centrales de datos**.

Ahora, en cuanto a la **integración de modelos** de Big Data en el ámbito de los derivados de crédito, y más concretamente en el de los CDS, se deben resaltar varios trabajos relevantes:

En primer lugar, ASPERGIS (2015)⁶⁷ lleva a cabo un estudio con una base de datos de CDS, y unos modelos ARIMA y ARIMAX de Machine Learning, cuyo objetivo es determinar la **influencia** de los boletines de noticias en el mercado de CDS de países europeos con alto riesgo de Default en ese momento, como Grecia, Portugal o España. El

⁶⁵ NISSIM, D. (2022). Big data, Accounting Information, and Valuation. *The Journal of Finance and Data Science*, p.15.

⁶⁶ RODRÍGUEZ D, R. (2018). Los Credit default swaps (CDS) como herramienta para la gestión del riesgo. p.48.

⁶⁷ APERGIS, N (2015), Forecasting Credit Default Swaps (CDSs) spreads with newswire messages: Evidence from European countries under financial distress, *Economics Letters*, Volume 136, Pages 92-94, ISSN 0165-1765, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.08.032>.

resultado fue afirmativo, lo cual nos presenta ante una variable que puede tenerse en cuenta, a la hora de valorar un CDS de deuda soberana sobre uno de estos países.

Con un enfoque distinto, pero fundamental para este trabajo, se encuentra el trabajo desarrollado por YILDIRIM, OKAY, y ÖZDEMİR (2021)⁶⁸. El objetivo principal se centra en el desarrollo de dos modelos de *Machine Learning* para **calcular la probabilidad de default** y su aplicación en un conjunto de empresas de Turquía. Además, con su segundo modelo demuestran que estos modelos y su efecto y eficiencia, **pueden ser mejorados** a través de la aplicación de herramientas como la Teoría de Graph.

Este trabajo tiene unas implicaciones importantes ya que demuestra y desarrolla dos modelos los cuales pueden formar parte **de otro mas complejo** que valore CDS de una manera mucho mas precisa. Esto se debe a que el cálculo de la probabilidad de *default* es una **variable clave** en los modelos de valoración de CDS, y claramente la más difícil de calcular correctamente. Por ello, la posibilidad de usar modelos como los propuestos en este trabajo para obtener un modelo final mucho más preciso con la ayuda del Big Data, es algo remarcable.

Sin embargo, lo expuesto en el anterior párrafo sigue en consonancia con lo argumentado antes, argumentado en las conclusiones de NISSIM (2022), que es la necesidad de **combinar** los modelos tradicionales con el uso y las ventajas que nos otorga el Big Data, ya que como se observa, el Big Data otorga mucho más valor a modelos de valoración cuando se usa como una herramienta en combinación con los datos y el análisis tradicional⁶⁹.

Para finalizar el presente apartado se va a tratar uno de los usos del Big Data⁷⁰ que más relevancia práctica puede tener de cara a la valoración de CDS. Se basa en el hecho de que problemas en los datos acarrearán directamente complicaciones en los modelos de predicción del *default*⁷¹. RUSSEL et al (2012) con su trabajo realizan un complejo y

68 YILDIRIM, M., OKAY, F. Y., & ÖZDEMİR, S. (2021). Big data analytics for default prediction using graph theory. *Expert Systems with Applications*, 176, 114840.

69 NISSIM, D. (2022). Big data, Accounting Information, and Valuation. *The Journal of Finance and Data Science*, p.15.

70 En este caso, el concepto de Big Data no tendrá relación con ninguna técnica de *data analytics* sino que hará referencia a la concepción de Big Data como grandes cantidades de datos.

71 RUSSELL, H., DWYER, D., & TANG, Q. K. (2012). The effect of imperfect data on default prediction validation tests. *The Journal of Risk Model Validation*, 6(1), 77.

detallado análisis estadístico sobre los efectos que tiene el hecho de no usar datos “limpios” en modelos de predicción de *default*. Evalúan el impacto de sucesos como la falta aleatoria de *defaults* en la base de datos, falsos *defaults* aleatorios, errores en la clasificación de un dato como *default* o no, o la falta de *defaults* que sí responde a un patrón o característica común.

Tras el análisis estadístico de los efectos, llegan a la conclusión que los falsos *defaults* aleatorios y la falta de datos de impagos con un patrón son los que mas afectan a los modelos de valoración de una manera negativa, seguido por los errores en la clasificación de un dato como *default* o no, calibran de más el modelo⁷².

Este estudio demuestra la importancia de una base de datos “limpia” para que los modelos de predicción de impagos trabajen correctamente. Es en este aspecto donde la implementación del Big Data puede suponer una mejora significativa en los datos usados para los modelos de predicción de *default* y por ello, una mayor eficiencia de los mismos.

No solo a través del uso de grandes bases de datos recolectados acorde a los estándares del Big Data, las cuales podrían reducir el efecto que tiene en el modelo de un falso *default* al aumentar la cantidad de verdaderos impagos, sino también, a través de técnicas de recolección específicas que pueden ayudar a mejorar la calidad de los datos de manera sostenible en el tiempo. El hecho de que a través del Big Data se pueda mejora de una manera significativa la eficiencia de los modelos de predicción de impagos hacen que, de manera automática los modelos de valoración de CDS sean de por sí, más óptimos⁷³.

7. CONCLUSIÓN

Tras finalizar el presente trabajo que analiza el papel del Big Data en la valoración de *Credit Default Swaps* se procede a presentar las principales **conclusiones** obtenidas en el siguiente apartado:

En primer lugar, el Big Data tiene razones para ser anunciado como el **futuro**. En este trabajo se han podido enunciar una ínfima parte de todos los usos y aplicaciones para esta tecnología. Además, la **facilidad** para adaptarse y aportar valor a sectores totalmente

⁷² RUSSELL, H., DWYER, D., & TANG, Q. K. (2012). The effect of imperfect data on default prediction validation tests. *The Journal of Risk Model Validation*, 6(1), 77.

⁷³ Se debe recordad que el uso de modelos para predecir la probabilidad de *default* del subyacente es uno de los pilares en cualquier modelo de valoración de CDS.

diferentes como pueden ser, el sanitario, el sector público o por supuesto, el sector financiero debe ponerse en valor. Cabe señalar que aún queda mucho avance tecnológico por hacer, y el Big Data aún lucha contra sus propias **barreras** técnicas, logísticas y de capital, pero el impacto que genera allá donde se implanta una tecnología basada en el Big Data o el *data analytics* justifica, la inversión a corto, medio y largo plazo en este fenómeno.

Tal y como se ha demostrado en el trabajo, el Big Data también ofrece un enorme **abanico** de pasividades en la valoración de activos. Además, no lo hace únicamente desde un punto de vista cualitativo, sino que también, se han desarrollado técnicas de *data analytics* capaz de multiplicar o incluso descubrir el valor de **datos cualitativos** que hace una década hasta los analistas más experimentados hubieran catalogado como inservibles o al menos, como imposibles de almacenar y medir.

En consecuencia, también se ha podido analizar a lo largo de esta pieza académica, las grandes aportaciones realizadas por el Big Data y el *Machine Learning* en lo que constituía el eje central del trabajo que es, la valoración de CDS. Dentro de las diversas posibilidades analizadas, cabe resaltar aquellas que involucraban mejoras significativas en los modelos de **predicción de default** al ser esto, uno de los pilares fundamentales en cualquier modelo de valoración de un CDS.

Además, tras el estudio pormenorizado de los CDS, una de las características a señalar es su inmensa **complejidad**, especialmente si se tratan con CDS exóticos, los cuales difieren un mucho aspecto de los *vanilla*. Este hecho fuerza a la reflexión sobre su uso por particulares, llamando especialmente a la **revisión histórica** y la **reflexión** sobre políticas bancarias, cuanto menos poco éticas, que han tenido lugar en nuestro país, concretamente previo a la crisis del 2008, que buscaban la venta masiva de estos derivados con un alto nivel de riesgo a cualquier cliente, incluso a aquellos que claramente no poseían ni los medios ni los conocimientos para entenderlos realmente.

Para terminar el apartado de las conclusiones, se afirma que las posibilidades que otorga el Big Data en ámbitos de valoración de activos como los CDS son muy prometedores y deben ser fruto de más investigación, pero de cara a desarrollo de modelos de valoración óptimos y verdaderamente eficientes el Big Data debe **combinarse**, no

sustituir, a las técnicas de análisis y valoración tradicionales, como argumenta NISSIM (2022) en su trabajo⁷⁴.

8.BIBLIOGRAFÍA

- ANAND, V., BRUNNER, R., IKEGWU, K., & SOUGIANNIS, T. (2019). Predicting profitability using machine learning. Available at SSRN 3466478.
- APERGIS, N (2015), Forecasting Credit Default Swaps (CDSs) spreads with newswire messages: Evidence from European countries under financial distress, *Economics Letters*, Volume 136, Pages 92-94, ISSN 0165-1765, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.08.032>.
- ARILLA I. (junio 2020). Análisis de los derivados financieros en España. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/37157/TFG%20%20Arilla%20Gordon%2c%20Inaki.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- BARNES. D. (11 de abril de 2022). Tradeweb sees credit default swap volume double in March. The Desk. <https://www.fi-desk.com/tradeweb-sees-credit-default-swap-volume-double-in-march/>
- CAZORLA, L., El contrato de swap o permuta financiera, en “Estudios jurídicos sobre derivados financieros” (obra colectiva), Civitas, 2013, p.417-419.
- CHEN, H., CHIANG, R. H. L., & STOREY, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.
- CNMV, (2020), Guía de la CNMV, Que debería saber sobre los futuros financieros.
- CNMV.Guía de la CNMV. Que debería saber sobre los futuros financieros (2020). https://www.cnmv.es/DocPortal/Publicaciones/Guias/GUIA_OPCYFUT.PF.
- Código Civil Español, art. 1538.
- DONOVAN, J., JENNINGS, J., KOHARKI, K. et al. Measuring credit risk using qualitative disclosure. *Rev Account Stud* 26, 815–863 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09575-4>.

⁷⁴ NISSIM, D. (2022). Big data, Accounting Information, and Valuation. *The Journal of Finance and Data Science*, p.15.

- European Commission Publications Office (2018). Directorate-General for Justice and Consumers, the EU Data Protection Reform and Big Data.. <https://data.europa.eu/doi/10.2838/190200>
- FAVARETTO, M., DE CLERCQ, E., SCHNEBLE, C. O., & ELGER, B. S. (2020). What is your definition of Big Data? Researchers' understanding of the phenomenon of the decade. *PloS one*, 15(2), e0228987.
- GRAY, S. T., & Place, J. (2003). Derivados financieros. Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos. <https://www.cemla.org/PDF/ensayos/pub-en-69.pdf>.
- HARO, A. d. (2005). Medición y control de riesgos financieros. México D.F: Limusa.
- HINOJOZA, D. M., & QUIROZ, A. L. (2010). Permuta financiera SWAP. *Industrial Data*, 13(1), 40-44.
- ISDA (2014). ISDA Legal Guidelines for Smart Derivatives Contracts: Credit Derivatives. <https://www.isda.org/a/ur4TE/Guidelines-for-Smart-Contracts-CDS.pdf>.
- JARROW AND TURNBULL (1995), "Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk", *Journal of Finance*, Vol 50 (1995), 53-85.
- LAMOTHE, P. y SOLER, J., Swaps y otros derivados OTC en tipos de interés, McGraw-Hill, Madrid, 1996, p.24.
- Magnier Villamil, G. (2014). Mercados over-the-counter de productos derivados. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/357/TFG000167.pdf?sequence=1>.
- MALTBY, D. (2011, October). Big data analytics. In 74th Annual Meeting of the Association for Information Science and Technology (ASIST) (pp. 1-6).
- MANYIKA, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity (pp. 1–143). The McKinsey Global Institute.http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/big_data_the_next_frontier_for_innovation
- MAVILA, D. (2001). Productos Derivados: El Forward. Lima, Perú.
- MILLER, K. (2011). Big Data Analytics in Biomedical Research. *Biomedical Computation Review*, 14–21.

- MOLINA DÍAZ, E. (2021). El mercado de derivados financieros en los últimos cincuenta años. *Economía y Desarrollo*, 165(2). <https://www.cnmv.es/portal/Inversor/Derivados.aspx>.
- NISSIM, D. (2022). Big data, Accounting Information, and Valuation. *The Journal of Finance and Data Science*, p.15.
- O'KANE. TURNBULL S. (2003). Valuation of Credit Default Swaps.
- Oracle. What is Big Data. <https://www.oracle.com/big-data/what-is-big-data/>
- PICCIANO, A. G. (2012). The Evolution of Big Data and Learning Analytics in American Higher Education. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 9– 20.
- Real Decreto Legislativo 4/2015, de 23 de octubre, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley del Mercado de Valores.
- Risk Magazine Credit Derivatives Survey. February 2003.
- RODRÍGUEZ D, R. (2018). Los Credit default swaps (CDS) como herramienta para la gestión del riesgo. p.48.
- RUSSELL, H., DWYER, D., & TANG, Q. K. (2012). The effect of imperfect data on default prediction validation tests. *The Journal of Risk Model Validation*, 6(1), 77.
- RUSSOM, P. (2011). TDWI Best Practices Report: Big Data Analytics (Best Practices) (pp. 1–35). The Data Warehouse Institute (TDWI). Retrieved from <http://tdwi.org/research/2011/09/best-practices-report-q4-big-data-analytics.aspx?tc=page0>
- SIEMENS, G., & LONG, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30–32,
- TSAI, C. W., LAI, C. F., CHAO, H. C., & VASILAKOS, A. V. (2015). Big data analytics: a survey. *Journal of Big data*, 2(1), 1-32.
- VEGA VEGA, J., El contrato de permuta financiera (SWAP), Aranzadi, Navarra, 2002, p.30.
- WEISTROFFER, C., Speyer, B., KAISER, S., & MAYER, T. (2009). Credit default swaps. *Deutsche bank research*, 27.
- YILDIRIM, M., OKAY, F. Y., & ÖZDEMİR, S. (2021). Big data analytics for default prediction using graph theory. *Expert Systems with Applications*, 176, 114840.

- ZAMORANO, S., El contrato de swap como instrumento financiero derivado, Publicaciones del Real Colegio de España, Bolonia, 2003, p.63-64.