



Universidad Miguel Hernández

Facultad de Ciencias Sociales y Jurídicas de Elche

Grado en Administración y Dirección de Empresas

Trabajo Fin de Grado



“*CREDIT SCORING*: SUS ORÍGENES, APLICACIONES Y  
TÉCNICAS MÁS CONOCIDAS”

**Curso Académico 2020/2021**

Alumno: Alejandro Pomares Murphy

Tutor: Agustín Pérez Martín

# ÍNDICE

<b>1. Introducción</b> .....	3
1.1 Resumen.....	3
1.2 Objetivos.....	4
<b>2. Credit Scoring</b> .....	5
2.1 Origen.....	5
2.2 Ventajas y desventajas.....	7
2.3 Las técnicas del credit scoring.....	8
2.4 Variables.....	14
2.5 Aplicaciones.....	16
2.6 Calificaciones crediticias: método FICO.....	17
<b>3. Basilea</b> .....	20
<b>4. Modelos paramétricos</b> .....	33
4.1 Los modelos lineales.....	33
4.1.1 Análisis discriminante.....	34
4.1.2 Probabilidad lineal.....	36
4.2 Los modelos no lineales.....	37
4.2.1 Modelo logit.....	37
4.2.2 Modelo probit.....	39
<b>5. Modelos no paramétricos</b> .....	40
5.1 Programación lineal.....	40
5.2 Redes neuronales.....	41
5.3 Árboles de regresión y clasificación (CART).....	42
<b>6. Conclusiones</b> .....	44
<b>7. Bibliografía</b> .....	47

# 1. Introducción

## 1.1 Resumen

Durante mucho tiempo las instituciones bancarias han estado concediendo créditos, asumiendo el riesgo de que estos no fueran devueltos. El problema de la morosidad fue adquiriendo mayor importancia en los países más desarrollados. El volumen de agentes económicos que no devolvían un préstamo era cada vez mayor. La concesión de créditos siempre ha sido uno de los negocios principales de las entidades financieras al beneficiarse de los intereses que estos conllevan. Pero cuando la morosidad va en aumento, los bancos corren el riesgo de entrar en quiebra al soportar grandes cantidades de pérdidas. Había que encontrar una solución para resolver estos problemas de insolvencia. En este trabajo se habla sobre ello, sobre el *Credit Scoring* y el uso de técnicas que permiten recopilar información, analizarla y valorar el riesgo asociado a cada solicitud de crédito. De esta forma las instituciones bancarias evitan a los clientes que consideran potencialmente morosos. En cuanto al contenido a tratar, se divide el trabajo en cinco apartados.

Primer apartado: *Credit Scoring*. Se va a explicar sus orígenes, las ventajas y desventajas, con qué variables se pueden trabajar, las posibles técnicas y aplicaciones, y por último, el método FICO.

Segundo apartado: Basilea. Se va a tratar la historia y la importancia de los acuerdos de Basilea en el sistema financiero.

Tercer apartado: Modelos paramétricos. Se va a hablar sobre los modelos lineales que incluyen el análisis discriminante y la probabilidad lineal; y los modelos no lineales donde se encuentra el modelo *logit* y el *probit*.

Cuarto apartado: Modelos no paramétricos. Donde se incluye la programación lineal, las redes neuronales y los árboles de clasificación y regresión (CART).

Quinto apartado: Conclusiones. Se demuestra si se han alcanzado los objetivos o no.

## 1.2 Objetivos

Este trabajo es informativo y bibliográfico y con ello se pretende definir el *credit scoring*, sus orígenes y la relevancia que tiene en la economía. Para ello se ha de cumplir con los siguientes objetivos.

En primer lugar, se va a hablar sobre los orígenes del *credit scoring*, es decir, cómo surgieron las técnicas que hoy en día se aplican en el sector financiero y cuándo fueron introducidas en España. Para ello se va a citar a aquellos autores que emplearon y desarrollaron dichas técnicas y cuyas investigaciones fueron relevantes para que estos métodos fueran introducidos en la economía. Una vez se ha establecido el origen, se va a proceder a disertar sobre el funcionamiento que tiene el *credit scoring* en el sector financiero y cómo se aplica a éste. Posteriormente, se va a comentar el origen y la utilidad del método FICO, como también a diferenciar los modelos paramétricos y no paramétricos, donde se va a ver las ventajas y desventajas de las siguientes técnicas: análisis discriminante lineal, probabilidad lineal, logit, probit, programación lineal, redes neuronales y árboles de decisión o clasificación.

Otro objetivo fundamental es contar la historia del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, ya que tiene un papel muy importante a la hora de supervisar y regular los bancos para un mejor funcionamiento y control del sector. Se va a detallar el origen del Comité y la relevancia que tienen los Acuerdos de Basilea.

Mediante el cumplimiento de estos objetivos se pretende conseguir que el lector entienda cómo funciona el *credit scoring*, cómo surgió y por qué son tan importantes el uso de estas técnicas para el sector financiero.

## 2. Credit Scoring

### 2.1 Origen

El *credit scoring* es un sistema de calificación de créditos que intenta automatizar la toma de decisiones en cuanto a conceder o no una determinada operación de riesgo, normalmente un crédito. El origen data de 1941, Durand (1941) aplicó a las finanzas, las técnicas desarrolladas por el estadístico Sir Ronald Aylmer Fisher (1936) en su estudio “Análisis discriminante lineal” utilizado para clasificar irises y luego esqueletos utilizando sus medidas físicas. Los datos fueron recolectados, en 1935, por el botánico Edgar Anderson, con el objetivo de cuantificar la variación geográfica de estas flores en la Península de Gaspé, en Canadá. El conjunto de datos original consta de 50 muestras de cada una de las tres especies de iris (*setosa*, *versicolor* y *virginica*) sobre las que se midieron la longitud y el ancho de los sépalos y pétalos, en centímetros. Posteriormente, el biólogo y estadístico Ronald Fisher, utilizó estos datos, para desarrollar un modelo lineal discriminante para distinguir las especies entre sí. Durand, posteriormente aplicó la técnica mediante el análisis de buenos y malos préstamos usando datos de la edad, género, estabilidad, ocupación, industria y activos del prestatario.

De acuerdo a Lewis (1992), en 1946 E. Wonderlick desarrolló una “Guía de *Credit Score*” aunque nunca fue realmente aplicada en su institución, y luego en 1956 se desarrolló uno de los *credit scorings* más conocidos por Fairy Isaac, donde se aplicó el *credit scoring* para un requerimiento de los Hoteles *Hilton*.

Los primeros métodos fueron desarrollados durante los años 50 y 60, pero no fueron introducidos en la economía hasta los 70 debido al elevado coste de la tecnología. Uno de los ejemplos más famosos de la puntuación se puede ver en el estudio de Altman (1968), donde se desarrolla la Z de Altman o Z-Score con el fin de predecir quiebras de empresas mediante sus ratios financieros. Si bien el estudio de Altman no se enmarca dentro del ámbito del *credit scoring*

como era visto inicialmente para aceptar o rechazar solicitudes de crédito, se observa un aporte a la medición de riesgos ya que se intenta pronosticar la quiebra de empresas. Años después Altman (2002) retoma el tema y escribe sobre los modelos de *credit scoring* en el marco de Basilea II analizando dos de las técnicas de *credit scoring* más utilizadas Z-Score y KMV, que se van a ver más adelante. Este estudio es motivado por la gran cantidad de quiebras de empresas en los Estados Unidos durante principios de los años 2000.

El *credit scoring* adquirió una mayor relevancia durante los años 90 debido a las grandes mejoras de los recursos estadísticos y computacionales. Estas técnicas deciden quién es sujeto de crédito, cuánto crédito se le otorga y en qué condiciones. El *credit scoring* determina el riesgo de prestarle a un determinado cliente un crédito bancario. Muchas de las técnicas conducen a una *scorecard*, que son modelos matemáticos que intentan proporcionar una estimación cuantitativa de la probabilidad de que un cliente muestre un comportamiento definido (por ejemplo, incumplimiento del préstamo, quiebra o un nivel más bajo de morosidad) con respecto a su posición crediticia actual o propuesta con un prestamista. Los cuadros de mando se construyen y optimizan para evaluar el archivo crediticio de una población homogénea (por ejemplo, archivos con morosidad, archivos muy recientes, archivos que tienen muy poca información), donde las características de los clientes reciben un puntaje. La suma de los puntajes determina si el riesgo del cliente de ser un mal cliente es demasiado grande para ser aceptado por esa institución en particular o se le debe cargar una tasa de interés en particular. A mayor probabilidad de insolvencia por parte del cliente, mayor serán los intereses que ha de pagar. Otros métodos no conducen a una *scorecard* pero en cambio indican directamente la probabilidad que hay de que el cliente sea bueno y entonces valga la pena concederle el préstamo.

En España, la aparición de estas técnicas se sitúa alrededor de 1983. Hasta la fecha se venían utilizando métodos tradicionales basados en el análisis del patrimonio y la capacidad de pago, como únicos criterios para juzgar el perfil económico, psicológico y legal del solicitante. Estos presentaban tres grandes inconvenientes: el proceso de evaluación era subjetivo, el análisis de la

situación se efectuaba secuencialmente, en lugar de permitir un análisis simultáneo de todas las variables y, por último, cabe señalar que el proceso era lento, lo que implicaba un elevado coste y una muy mala imagen.

Dada la coyuntura del sistema bancario español, y la creciente necesidad de poner en marcha un complejo proceso de estrategias que permita una adaptación a los cambios del entorno, resulta indispensable contar con nuevas técnicas que faciliten la correcta toma de decisiones en materia crediticia y, de este modo, se permite entre otras cuestiones: reducir el tiempo de respuesta, disminuir la tasa de morosidad, la posibilidad de una gestión masiva pero segura, y unos costes no financieros mínimos.

## 2.2 Ventajas y desventajas

Entre las ventajas del *credit scoring* cabe destacar las siguientes:

- El banco invierte menos tiempo y recursos en procesar las solicitudes de crédito. De esta forma se consigue reducir los costos y aumentar el volumen de préstamos otorgados.
- Permite evaluar con objetividad, aplicando a todos los usuarios los mismos criterios.

También se encuentran las siguientes desventajas:

- Al ser un proceso automatizado, pueden dejarse de lado circunstancias particulares. Hay personas que podrían ser sujetas de crédito por su nivel de ingresos, pero, por ejemplo, no cuentan con un amplio historial en el sistema financiero.
- La evaluación crediticia se reduce a un número, dejando de lado aspectos cualitativos como la disposición de la persona a cumplir con sus obligaciones financieras. Se basa en el pasado, pero no puede prever todo lo que sucederá en el futuro, como la pérdida de un empleo, así lo explica Westreicher (2018).

Posteriormente se va a ver como las ventajas y desventajas pueden variar en función a la metodología escogida.

## 2.3 Las técnicas del credit scoring

Para evaluar el riesgo de crédito o la conveniencia de otorgar uno, hay una gran variedad de metodologías disponibles. Primero se va a hablar sobre los modelos KMV y Z-Score. Seguidamente, se detallan las técnicas paramétricas y no paramétricas.

En cuanto al modelo KMV; su nombre se debe a la simplificación en siglas de sus autores: Kecholfer, McQuown y Vasicek. En él se estima la probabilidad de incumplimiento mediante la utilización de técnicas de simulación con la información obtenida de los mercados. Fue desarrollado a inicios de la década de los noventa por la calificadora Moody's y es una extensión del modelo de Merton, que toma en cuenta el comportamiento crediticio de los deudores.

Este es un modelo de diversificación basado en las correlaciones del mercado de acciones que permite estimar la probabilidad de incumplimiento entre activos y pasivos. El modelo KMV toma ideas del modelo de Frecuencias de Incumplimiento Esperado (EDF), además de considerar la diversificación requerida en los portafolios de deuda. El modelo KMV define la probabilidad de incumplimiento como una función de la estructura del capital de la firma, la volatilidad del rendimiento esperado de los activos y su valor actual. Las EDF son específicas de una empresa y pueden ser transformadas hacia cualquier sistema de calificación para derivar la calificación equivalente del acreditado.

La plataforma de calificación interna de Moody 's KMV se adapta a una amplia variedad de modelos de calificación de riesgo. De manera específica, se utiliza para implementar modelos de riesgo en la red de préstamos local y global de un banco, y para gestionar los requisitos de información del proceso de clasificación crediticia.

Es la opinión de Moody's KMV que toda institución de préstamos, ya sea que se le exija o no cumplir con las regulaciones, debe considerar cuidadosamente las cuestiones relacionadas con la política de crédito y las recomendaciones realizadas por el Comité de Basilea dentro del contexto de gestión de riesgo y de medición de rentabilidad del cliente. Moody's KMV ofrece varios productos y servicios que ayudan a los bancos a desarrollar soluciones que satisfacen los requisitos regulatorios y contribuyen a la mejora del rendimiento de los negocios:

- Risk Advisor™ y RiskAnalyst™ de Moody's KMV permiten a las instituciones crear e implementar modelos de calificación interna basados en criterios tanto cuantitativos como cualitativos.
- BaselCalc™ de Moody's KMV brinda a los bancos un cálculo optimizado del capital regulatorio exigido en cualquier jurisdicción que se informe.
- RiskCalc® de Moody's KMV, CreditEdge® de Moody's KMV y Credit Monitor® de Moody's KMV generan medidas de crédito de la frecuencia esperada de incumplimiento (EDF) para prestatarios individuales.
- LossCalc™ de Moody's KMV proporciona estimaciones de pérdida en caso de incumplimiento.
- Professional Services de Moody's KMV brinda servicios de implementación, elaboración de modelos, asesoramiento en carteras y evaluaciones comparativas para el sector bancario

Respecto al modelo Z-Score, se utiliza para predecir cuándo una empresa se acerca a un problema de insolvencia y ha servido de base para posteriores modelos. Aparte de medir la probabilidad de quiebra de una empresa, muestra con sus índices muchas de las cuestiones críticas y riesgos a los que frecuentemente se enfrentan las empresas. El Altman Z-Score es un sencillo método de análisis de la fortaleza financiera de una empresa. La fórmula fue creada en 1968 por Edward Altman. Esta conocida fórmula está compuesta por distintos ratios financieros ponderados según la relevancia que poseen para predecir la bancarrota de una compañía. La fórmula es la siguiente:

$$Z = 1,2 \cdot X_1 + 1,4 \cdot X_2 + 3,3 \cdot X_3 + 0,6 \cdot X_4 + 1,0 \cdot X_5$$

Donde:

$X_1$  = capital de trabajo / activos totales. Mide los activos líquidos en relación con el tamaño de la empresa.

$X_2$  = ganancias retenidas / activos totales. Mide la rentabilidad que refleja la edad y el poder adquisitivo de la empresa.

$X_3$  = ganancias antes de intereses e impuestos / activos totales. Mide la eficiencia operativa además de los factores fiscales y de apalancamiento. Reconoce las ganancias operativas como importantes para la viabilidad a largo plazo.

$X_4$  = valor de mercado del patrimonio / valor contable del pasivo total. Agrega una dimensión de mercado que puede mostrar la fluctuación del precio de los valores como una posible señal de alerta.

$X_5$  = ventas / activos totales. Medida estándar para la rotación total de activos (varía mucho de una industria a otra).

La probabilidad de quiebra de una empresa depende del valor que obtengamos al aplicar la fórmula. Existen tres escenarios posibles:

- Z-Score > 2,99: Zona segura. Cuando el resultado de la fórmula es superior a 2,99, la empresa posee buena salud financiera y no debería tener ningún problema.
- Z-Score entre 1,89 y 2,99: Zona gris. En esta zona existe probabilidad de quiebra en los próximos años si la salud financiera de la empresa no mejora.
- Z-Score < 1,89: Zona peligrosa. La empresa tiene una alta probabilidad de declararse en quiebra en el corto y medio plazo.

Se comprobó la efectividad de esta fórmula durante un periodo de prueba de más de 30 años, y la fórmula fue efectiva entre un 82% y 94% de las compañías analizadas. Por otro lado, durante ese periodo el porcentaje de falsos negativos fue de un 15%.

En un plazo de 2 años, la fórmula Altman Z-Score tiene una precisión del 72% al detectar empresas en situación de quiebra, mientras que el porcentaje de “falsos negativos” es de solo el 6%.

Así que se afirma que esta fórmula cuenta con una alta probabilidad de acierto y, por lo tanto, es una fórmula efectiva (Porté Beck, 2020).

De acuerdo con lo establecido por Kim (2005), las principales técnicas, paramétricas y no paramétricas, utilizadas en la construcción de modelos de *credit scoring* son el análisis discriminante, modelos de probabilidad lineal, modelos *logit*, modelos *probit*, programación lineal, redes neuronales y árboles de decisión. Posteriormente en los apartados 4 y 5 se diserta detenidamente sobre cada una de ellas, clasificándolas en modelos paramétricos y no paramétricos.

La diferencia fundamental entre los modelos paramétricos y no paramétricos es la siguiente. Si se supone que la variable dependiente  $Y$  puede ser explicada mediante la expresión  $Y = f(x_1, x_2, \dots, x_k) + \varepsilon$ , donde  $x_i$  son las variables explicativas,  $\varepsilon$  la perturbación aleatoria y  $f(x)$  la función que determina la relación existente entre las variables utilizadas. Los modelos paramétricos suponen conocida la forma funcional de  $f(x)$  (por ejemplo, lineal,  $f(x) = ax + b$ ), reduciéndose el problema a determinar los parámetros que la definen ( $a$  y  $b$ , en el caso mencionado). En cambio, los modelos no paramétricos no tratan de encontrar los parámetros de una función conocida, más bien emplean formas funcionales flexibles que aproximen la función objetivo. Es decir, el problema reside en calcular los parámetros de una función. Los métodos paramétricos parten de una forma funcional conocida, centrándose el problema en la estimación de los parámetros de los que depende el modelo y que permiten un mejor ajuste de los datos. En ambos casos, es necesario estimar los parámetros de los que depende la forma funcional elegida. En el caso de los modelos paramétricos, la elección de dicha forma funcional se establece a priori, por lo que una elección inadecuada se traducirá en un modelo que no ajuste los datos. Dadas las características del *credit scoring*, donde es difícil suponer una relación funcional clara entre las variables del problema, los

modelos paramétricos podrían parecer que no poseen la flexibilidad suficiente para ajustarse a todo tipo de situaciones. Por otra parte, y en lo que respecta a su capacidad predictiva, existen estudios que demuestran su inferioridad frente a los modelos no paramétricos (Tam y Kiang, 1992). Los modelos no paramétricos tratan de aproximar la función de clasificación mediante el empleo de formas funcionales flexibles, sin suponer ninguna estructura funcional a priori.

La decisión de cuál modelo se debe de utilizar en *credit scoring* depende de las características particulares de cada uno de los casos que son objeto de estudio. En otras palabras, el método de *credit scoring* que se utilice depende de los datos que se posean, el tamaño de la muestra objeto de estudio, las características de la población, las variables que se deseen considerar y la sensibilidad para discriminar a los diferentes grupos.

Cuando los métodos de *credit scoring* fueron desarrollados en los años 1950 y 1960, los únicos métodos usados eran métodos estadísticos: discriminación estadística y métodos de clasificación. A día de hoy los métodos estadísticos siguen siendo los más utilizados. La ventaja que tienen es que se pueden usar las propiedades de los estimadores y las herramientas de los intervalos de confianza y del testeo de hipótesis. Estas técnicas estadísticas posibilitan identificar y descartar características que son irrelevantes y asegurar que las características importantes estén en la *scorecard*.

La primera técnica usada fue el análisis discriminante lineal basado en el trabajo de Fisher (1936). Este puede ser considerado como una forma de regresión lineal lo que llevó a la investigación de otras formas de regresión con supuestos menos restrictivos. El método más exitoso de estos es la regresión logística, siendo este el modelo estadístico más común. Otro método utilizado en los últimos 20 años es el método de partición recursiva o árboles de clasificación. En este método, se segmenta el conjunto de postulantes en un número de diferentes subgrupos dependiendo de sus atributos y entonces se clasifica cada subgrupo en satisfactorio o no satisfactorio. Si bien este método no da un peso a cada atributo da una forma de decidir si un nuevo postulante

debe ser clasificado como satisfactorio o no satisfactorio. En este método hay diferentes formas de segmentar siendo las más comunes el estadístico de Kolmogorov-Smirnov, el índice básico de impureza, el índice de Gini, el índice de entropía y maximizar la media suma de cuadrados.

Hasta 1980 los métodos disponibles eran sólo estadísticos. Freed and Glover (1981a, 1981b) se dieron cuenta que encontrar la función lineal de las características que mejor discrimina entre grupos puede ser modelado como un problema de programación lineal. El enfoque de la programación lineal mide la bondad del ajuste tomando la suma de los errores absolutos. Si uno quiere tomar el número de casos en los cuales la discriminación es incorrecta como medida de bondad de ajuste, entonces se debe introducir variables enteras en el programa lineal, y esto lleva a modelos de programación entera. En los 70 se realizó mucha investigación en el área de inteligencia artificial y se trataba de programar computadoras para que replicaran habilidades humanas. Uno de los intentos más exitosos fueron sistemas expertos. En ellos se le daba a la computadora una base de datos de información de algún campo del conocimiento obtenida por expertos en el campo y un mecanismo para generar reglas. El programa de computadora usaba esta combinación para analizar nuevas situaciones y encontrar formas de tratar estas nuevas situaciones de tal manera que las decisiones sean tan buenas como los expertos podrían lograrlo. Se construyeron sistemas pilotos para diagnóstico médico y como esto es esencialmente un problema de clasificación se aplicaron estas ideas de sistemas expertos para *credit scoring*. En los 80 otra variante de inteligencia artificial recibió atención: las redes neuronales. Las redes neuronales son formas de modelar el proceso de decisión como un sistema de unidades de procesamiento conectadas entre ellas cada una de las cuales da un *output* cuando recibe un *input*. Si los inputs son las características del cliente y el *output* es si su desempeño crediticio es bueno o malo se puede usar este enfoque en *credit scoring*. Para el logro de los objetivos, la muestra de observaciones se divide aleatoriamente en dos submuestras: una primera, conocida como muestra de entrenamiento, que se utiliza para la obtención de las funciones discriminantes, y una segunda, denominada muestra de test, que sirve para determinar la capacidad predictiva del modelo obtenido.

## 2.4 Variables

Existe una enorme diversidad de variables que se pueden considerar para el desarrollo de un modelo *scoring*. La información socio-demográfica podría incluir variables cualitativas como el estado civil, la educación, el tipo de vivienda, entre muchas otras, y cuantitativas como el ingreso, la edad, la capacidad de pago declarada, entre otras. En las diversas aplicaciones de modelos de *credit scoring*, el tipo de variables utilizadas varía significativamente según se trate de modelos para la cartera *retail* (individuos y PyMEs), donde generalmente se usan variables socioeconómicas o datos básicos del emprendimiento productivo, o de grandes empresas (*corporates*).

A partir de un análisis exhaustivo realizado por los autores, Espin García y Rodríguez Caballero (2013) se ha encontrado que las variables mostradas en el cuadro, han resultado ser eficientes en la predicción de la probabilidad de incumplimiento. Un análisis descriptivo de estas variables siempre será necesario para poder identificar sesgos e irregularidades entre los datos, así como su estructura, con el fin de encontrar posibles cortes poblacionales, siempre teniendo en cuenta una visión correcta del negocio.

Lo anterior, debe tomarse en cuenta sobre todo para evitar tener inferencias estadísticamente correctas, pero de escasa o nula relevancia. Un ejemplo sencillo de ello podría ser que al correr un modelo predictivo se obtenga un resultado final en donde la población más joven, y con muy altos ingresos, es aquella que presenta el menor nivel de riesgo de toda la población bajo estudio. Si bien estadísticamente pudiera ser correcto al momento de correr una regresión, por ejemplo, es muy probable que la población que se encuentra en este segmento sean solo unas cuantas personas, o en el peor de los casos, se tenga presencia de errores de medición.

Una condición importante que deben mostrar las variables explicativas es que no presenten una alta correlación significativa, lo que favorece a una mejor segmentación en la población. De la siguiente tabla 2.1, las variables de

capacidad de pago calculada y capacidad de pago declarada entre ingreso, son variables calculadas, cuya finalidad es hacer comparaciones e incluir indicadores que pudieran reflejar de una forma más adecuada el comportamiento de los clientes. Las variables empleadas en esta tabla 2.1 son orientativas, pero no limitativas.

Inicialmente, se deben desarrollar grupos de segmentación para encontrar una eficiente separación entre las poblaciones mencionadas usando técnicas multivariadas, específicamente, se pueden usar técnicas de árboles de decisión, para posteriormente utilizar algún tipo de modelo lineal que sirva para puntear los resultados que de la primera parte emanan.

**Tabla 2.1:** Variables cualitativas y cuantitativas

<b>GRUPO</b>	<b>VARIABLES</b>
<b>Variables Cualitativas</b>	Sexo Estado Educación Tipo de vivienda Profesión Estado civil
<b>Variables Cuantitativas</b>	Ingreso Edad Capacidad de pago calculada Capacidad de pago declarada /ingreso Número de dependientes económicos Tiempo empleo actual Tiempo empleo anterior Tiempo en vivienda actual Tiempo en vivienda anterior Número de vehículos

## 2.5 Aplicaciones

Los métodos estadísticos y no estadísticos de clasificación descritos en el apartado 2.3, pueden ser usados para decidir si se debe otorgar crédito a nuevos clientes y para decidir cuál de los actuales clientes están en peligro de impago en el corto o mediano plazo. Este último uso es un ejemplo de *scoring* de comportamiento que es modelar la forma de repago y comportamiento del uso del crédito de los clientes.

Estos modelos son usados por los prestamistas para ajustar los límites de crédito y decidir sobre las políticas de comercialización a ser aplicadas a cada cliente. También se puede modelar el repago y el uso del crédito de los clientes utilizando cadenas de Markov cuyos parámetros son estimados utilizando datos de una muestra de antiguos clientes. Esta idea puede ser combinada con programación dinámica para desarrollar modelos de procesos de decisión de Markov para optimizar la política de límites de crédito.

Si bien el *credit scoring* es una técnica usualmente utilizada en los productos masivos de la banca (para el otorgamiento) Thomas (2000), señala que las técnicas de *credit scoring* evolucionaron de evaluar a personas a evaluar a microempresarios (empresas de una persona) ya que en empresas de muy pequeña escala la diferencia es pequeña. Por otro lado, el *credit scoring* para administración de riesgos puede ser utilizado en cualquier tipo de individuo y empresa. También son útiles para el seguimiento de la cartera de préstamos en vigor que tiene una entidad financiera y así poder ajustar sus activos sujetos a riesgos. Según Thomas, Edelman y Crook (2002), las entidades financieras al momento de evaluar la capacidad crediticia de sus clientes siempre tienen en cuenta variables de tipo cualitativo y cuantitativo. Los estudios de personas naturales toman variables enfocadas a las características de la persona, la descripción del ser resultando en una infinidad de variables cualitativas (por ejemplo: género, estrato, tipo de vivienda, municipalidad, raza), o cuantitativas (por ejemplo: ingresos, egresos, patrimonio, salario, número de personas a cargo, número de vehículos); mientras que un estudio de *credit score* para una

persona jurídica, como lo muestra Gonçalves y Braga (2008) se usa variables de indicadores financieros: la razón corriente, la liquidez, activos, encaje bancario, cobertura en pasivos, provisión, rentabilidad de activos y patrimonio entre otros. Las entidades financieras pueden emplear estos modelos en la originación, es decir, para resolver solicitudes de crédito. Se trata de modelos reactivos o de *application scoring*. También se emplean para administrar el portafolio de créditos, en cuyo caso se trata de modelos de seguimiento, proactivos o de *behavioural scoring*, y se pueden emplear para: administrar límites de tarjetas y cuentas corrientes, analizar la rentabilidad de los clientes, ofrecer nuevos productos, monitorear el riesgo y detectar posibles problemas de cobranza, entre otras aplicaciones. En el caso de los modelos de *application scoring*, las entidades financieras generalmente determinan un *cut off* o punto de corte para determinar qué solicitudes se aceptan (por tener un puntaje mayor o igual al *cut off*) y cuáles no.

## 2.6 Calificaciones crediticias: método FICO

Una de las tareas más importantes de una entidad financiera es evaluar adecuadamente el riesgo y la capacidad de pago de los demandantes de crédito. El *credit score*, la puntuación de crédito de un cliente, condiciona tanto la obtención o denegación de un crédito como el tipo de interés del mismo y los límites crediticios. Los sistemas utilizados por los bancos se basan en indicadores internos sobre relaciones previas con los clientes, transacciones pasadas, información disponible sobre renta y riqueza, etcétera. En muchos casos los modelos son propios de cada entidad. El procedimiento más conocido y estandarizado de producción de *credit score* es el llamado FICO (Fair, Isaac and Company) generado por la Fair Isaac Corp. en Estados Unidos.

El *score* de crédito FICO es una puntuación de 300 a 850 que evalúa el nivel de riesgo que tiene el solicitante a la hora de devolver un préstamo. Antes de su creación, las entidades financieras apenas contaban con información, y

valoraban internamente si concedían o no el crédito al solicitante. El primer sistema se creó en 1958 y en 1970 se aplicó a tarjetas de crédito bancarias. Aunque la fórmula exacta para su cálculo es desconocida, los pesos aproximados de los distintos componentes del FICO son los siguientes, según Moral Rincón (2014):

- A. Historial de pagos anteriores: 35 por 100. Pagos retrasados de facturas o créditos (hipotecas, tarjetas de crédito, préstamos para la adquisición de automóviles, etc.) causan una reducción del FICO. El principal indicador de solvencia es si la persona ha cumplido siempre a tiempo con sus obligaciones financieras.
- B. Utilización de crédito: 30 por 100. La ratio de la deuda actual sobre el límite total de crédito disponible. Existe menos probabilidad de impago si la persona ha consumido un menor porcentaje de su línea de crédito disponible.
- C. Extensión del historial crediticio: 15 por 100. A medida que el historial crediticio aumenta, si no se producen impagos, el FICO aumenta. Cuanto más tiempo el individuo haya utilizado productos de financiamiento se le otorgará un mayor puntaje.
- D. Tipos de crédito utilizados: 10 por 100. Un historial crediticio con múltiples tipos de créditos (hipotecario, al consumo, etcétera) supone un FICO elevado. Si la persona ha gestionado responsablemente varias clases de préstamos, se considerará que la probabilidad de incumplimiento es menor.
- E. Búsqueda reciente de crédito o cantidad de crédito obtenido recientemente: 10 por 100. Múltiples solicitudes de nuevo crédito pueden perjudicar el FICO. Acumular muchas solicitudes de deuda puede bajar la puntuación del *credit scoring*.

Los componentes del FICO muestran por qué resulta complicado conseguir un crédito o una tarjeta, al menos en Estados Unidos, con un historial crediticio breve o sin historial. Asimismo en países con poco desarrollo financiero, donde

no existen agencias especializadas que proporcionen informes crediticios, es complicado gestionar el riesgo y, por tanto, es difícil que muchas familias accedan al mismo. Este método se centra en el análisis de datos en general y en los servicios de calificación crediticia en particular. El ingeniero William Fair y el matemático Earl Isaac, fundadores de *Fair, Isaac and Company*, vendieron su primer sistema de puntuación de crédito dos años después del nacimiento de la compañía. El sistema FICO tuvo una buena acogida. Lanzó su sistema a 50 prestamistas estadounidenses. Este método de puntuación, FICO, entendido como medición del riesgo de crédito al consumo, actualmente se ha convertido en un complemento de los préstamos de consumo en Estados Unidos.



### **3. Basilea**

La historia del Comité de Basilea comienza en 1974. Fue creado por los gobernadores de los bancos centrales de los países que formaban el G 10 en ese momento. Actualmente, participan representantes de las autoridades monetarias de Bélgica, Canadá, Francia, Alemania, Italia, Japón, Luxemburgo, Países Bajos, España, Suecia, Suiza, Reino Unido y EE.UU.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS, por sus siglas en inglés) es el organismo encargado a nivel mundial de la regulación prudencial de los bancos y, en particular, de su solvencia. Los estándares de regulación bancaria que acuerda el Comité no son legalmente vinculantes, pero su implantación se basa en el compromiso de sus miembros para adoptarlos. De este modo, el Comité promueve la igualdad de condiciones para todos los competidores bancarios a nivel internacional. Asimismo, el Comité constituye el principal foro internacional de cooperación en materia de supervisión bancaria.

El principal objetivo del BCBS es fortalecer la regulación, la supervisión y las prácticas de los bancos a nivel internacional, con el fin de mejorar su solvencia, liquidez, gobernanza y gestión del riesgo, y así conseguir una mayor estabilidad financiera mundial. Para ello, entre otras, desarrolla las siguientes actividades:

- Establecer y promover estándares globales de regulación bancaria, monitorizando su implementación.
- Intercambiar información sobre el sector bancario, identificando riesgos asociados.
- Intercambiar experiencias, enfoques y técnicas entre supervisores y bancos centrales.
- Colaborar con otros organismos internacionales del sector financiero, así como con bancos centrales y supervisores de países que no son miembros del Comité.

Uno de los ejemplos más relevantes de la actividad del Comité de Basilea es el llamado Acuerdo de Basilea, que establece los estándares internacionales de regulación bancaria prudencial. El primer Acuerdo de Basilea (Basilea I) data de 1988. Posteriormente vio la luz, en el año 2004, Basilea II, que modificaba varios aspectos del anterior. Más recientemente, en diciembre de 2017, se finalizó el proceso de revisión en profundidad de Basilea II, acordándose un nuevo marco de regulación prudencial, conocido como Basilea III.

En la actualidad, las prioridades del BCBS incluyen, entre otras, finalizar las iniciativas de regulación en curso, así como desarrollar nuevos estándares sobre aspectos específicos; evaluar los efectos de las reformas regulatorias acordadas, después de una década de intenso cambio regulatorio; identificar y vigilar los nuevos riesgos; promover una supervisión sólida; e impulsar la implementación completa y consistente de las reformas dentro de los plazos acordados.

El BCBS está compuesto por representantes de 28 jurisdicciones, entre los que se encuentran bancos centrales y autoridades con responsabilidad en la supervisión bancaria. Además, en el BCBS participan, como observadores, diversos organismos internacionales y algunos países.

El Banco de España es miembro del BCBS desde 2001. El resto de jurisdicciones que son miembros del Comité son: Alemania, Arabia Saudí, Argentina, Australia, Bélgica, Brasil, Canadá, China, República de Corea, Estados Unidos, Francia, Hong Kong, India, Indonesia, Italia, Japón, Luxemburgo, México, Países Bajos, Reino Unido, Rusia, Singapur, Sudáfrica, Suecia, Suiza, Turquía y Unión Europea (Banco Central Europeo y Mecanismo Único de Supervisión).

Un objetivo importante del trabajo del Comité era cerrar las brechas en la cobertura de supervisión internacional para que ningún establecimiento bancario escapase a la supervisión y que la supervisión fuera adecuada y coherente en todas las jurisdicciones miembros. Un primer paso en esta dirección fue el documento publicado en 1975 que llegó a conocerse como el

"Concordato". El Concordato estableció principios para compartir la responsabilidad de supervisión de las sucursales, subsidiarias y empresas conjuntas de los bancos en el extranjero entre las autoridades de supervisión anfitrionas y matrices (o locales). En mayo de 1983, el Concordato fue revisado y reeditado como "*Principios para la supervisión de establecimientos bancarios en el extranjero*".

En abril de 1990 se publicó un suplemento del Concordato de 1983. Este suplemento, "*Intercambios de información entre supervisores de participantes en los mercados financieros*", tenía como objetivo mejorar el flujo transfronterizo de información prudencial entre supervisores bancarios. En julio de 1992, ciertos principios del Concordato fueron reformulados y publicados como "*Normas mínimas para la supervisión de los grupos bancarios internacionales y sus establecimientos transfronterizos*". Estas normas fueron comunicadas a otras autoridades de supervisión bancaria, a las que se invitó a respaldarlas.

En octubre de 1996, el Comité publicó un informe sobre la supervisión de la banca transfronteriza, elaborado por un grupo de trabajo conjunto que incluía supervisores de jurisdicciones que no pertenecen al G10 y centros extraterritoriales. El documento presenta propuestas para superar los impedimentos a la supervisión consolidada eficaz de las operaciones transfronterizas de los bancos internacionales. Posteriormente, respaldado por supervisores de 140 países, el informe ayudó a forjar relaciones entre los supervisores en los países de origen y de acogida.

La participación de supervisores que no pertenecen al G10 también desempeñó un papel fundamental en la formulación de los principios básicos del Comité para una supervisión bancaria eficaz en el año siguiente. El impulso para este documento provino de un informe de 1996 de los ministros de finanzas del G7 que pedía una supervisión eficaz en todos los mercados financieros importantes, incluidos los de las economías de mercados emergentes. Cuando se publicó por primera vez en septiembre de 1997, el documento establecía 25 principios básicos que el Comité de Basilea creía que deberían existir para que un sistema de supervisión fuera eficaz. Después de

varias revisiones, la más reciente en septiembre de 2012, el documento ahora incluye 29 principios, que cubren los poderes de supervisión, la necesidad de intervención temprana y acciones de supervisión oportunas, las expectativas de supervisión de los bancos y el cumplimiento de las normas de supervisión.

### **Basilea I: el Acuerdo de Capital de Basilea**

Una vez sentadas las bases para la supervisión de los bancos con actividad internacional, la adecuación del capital pronto se convirtió en el foco principal de las actividades del Comité. A principios de la década de 1980, el inicio de la crisis de la deuda de América Latina aumentó la preocupación del Comité de que los coeficientes de capital de los principales bancos internacionales se estaban deteriorando en un momento de crecientes riesgos internacionales. Respaldados por los gobernadores del G10, los miembros del Comité resolvieron detener la erosión de los estándares de capital en sus sistemas bancarios y trabajar hacia una mayor convergencia en la medición de la adecuación del capital. Esto resultó en un amplio consenso sobre un enfoque ponderado para la medición del riesgo, tanto dentro como fuera de los balances de los bancos.

El Comité reconoció firmemente la necesidad imperiosa de un acuerdo multinacional para fortalecer la estabilidad del sistema bancario internacional y eliminar una fuente de desigualdad competitiva derivada de las diferencias en los requisitos de capital nacionales. Los gobernadores del G10 aprobaron un sistema de medición de capital comúnmente conocido como *Acuerdo de Capital de Basilea* y lo entregaron a los bancos en julio de 1988.

El acuerdo de 1988 exigió una relación mínima de capital a activos ponderados por riesgo del 8% para fines de 1992. En última instancia, este marco se introdujo no solo en los países miembros, sino también en prácticamente todos los países con bancos internacionales activos. En septiembre de 1993, el Comité emitió una declaración confirmando que los bancos de los países del G10 con negocios bancarios internacionales importantes estaban cumpliendo con los requisitos mínimos establecidos en el acuerdo.

El acuerdo siempre tuvo la intención de evolucionar con el tiempo. Se modificó en noviembre de 1991 para definir con mayor precisión las provisiones generales o las reservas generales para insolvencias que podrían incluirse en el cálculo de suficiencia de capital. En abril de 1995, el Comité emitió otra enmienda, que entraría en vigencia a fines de ese año, para reconocer los efectos de la compensación bilateral de las exposiciones crediticias de los bancos en productos derivados y ampliar la matriz de factores adicionales. En abril de 1996, se publicó el documento *“Interpretación del acuerdo de capital para la compensación multilateral de transacciones de cambio de divisas de valor a plazo”*, en el que se explica cómo los miembros del Comité pretendían reconocer los efectos de la compensación multilateral.

El Comité también perfeccionó el marco para abordar riesgos distintos al riesgo crediticio, que fue el tema central del acuerdo de 1988. En enero de 1996, luego de dos procesos consultivos, el Comité emitió la *“Enmienda al Acuerdo de Capital para incorporar los riesgos de mercado”* (o Enmienda de Riesgo de Mercado), que entró en vigencia a fines de 1997. Esto fue diseñado para incorporar dentro del acuerdo un requisito de capital para los riesgos de mercado que surgen de la exposición de los bancos a divisas, valores de deuda negociados, acciones, materias primas y opciones. Un aspecto importante de la Enmienda de Riesgo de Mercado fue que, por primera vez, se permitió a los bancos utilizar modelos internos (modelos de valor en riesgo) como base para medir sus requerimientos de capital de riesgo de mercado, sujetos a estrictos estándares cuantitativos y cualitativos. Gran parte del trabajo preparatorio para el paquete de riesgo de mercado se llevó a cabo conjuntamente con los reguladores de valores.

### **Basilea II: el nuevo marco de capital**

En junio de 1999, el Comité emitió una propuesta para un nuevo marco de adecuación de capital para reemplazar el acuerdo de 1988. Esto dio lugar a la publicación de un marco de capital revisado en junio de 2004. Generalmente conocido como "Basilea II".

Los cambios en el sector bancario hicieron necesaria la revisión del Acuerdo de Capital del Comité de Basilea y como consecuencia se propuso el lanzamiento de un nuevo acuerdo con un esquema más sensible al riesgo.

Su fundamento es que los requerimientos de capital sean más sensibles al riesgo, especialmente al riesgo de crédito. La propuesta del nuevo acuerdo hace más énfasis en los modelos internos de medición de riesgo de crédito de cada banco, la revisión del supervisor y la disciplina del mercado.

El Comité cree que las ventajas de un sistema en el cual el capital está más cercano al riesgo asumido superan claramente sus costes, con el resultado de que el sistema bancario sea más seguro y más eficaz. Uno de los principios que subyacen en Basilea II es hacer converger al capital regulatorio y al capital económico. El nivel de capital económico dependerá de varios factores, en primer lugar, de las características específicas de su negocio (tipo de operaciones de activo, sector) y su política de expansión; y en segundo lugar del nivel de tolerancia ante el riesgo de quiebra por parte de los accionistas y directivos. El capital regulatorio es el establecido por el regulador con el objeto de minimizar el riesgo de quiebra y los problemas de riesgo sistémico.

El acuerdo consta de dos grandes bloques: el ámbito de aplicación y los tres pilares. El primero de ellos se refiere a las entidades a las que se aplica el coeficiente y a la forma que adquiere esa aplicación: en el ámbito consolidado, subconsolidado e individual. El segundo bloque contiene el nuevo acuerdo propiamente tal y está, a su vez, dividido en los ya famosos tres pilares: Requerimientos mínimos de capital, Proceso de revisión del supervisor y Disciplina de Mercado.

- **Pilar 1, Requerimientos mínimos de capital**

En este pilar se definen los recursos propios mínimos, manteniéndose el 8% del capital en relación con los riesgos asumidos. La definición del capital no varía, y en el denominador se añade el riesgo operativo (inicialmente un 20% de ese 8%) y se cambia el tratamiento del riesgo de crédito. La revisión se

centra en la medición del riesgo, es decir, el denominador de la ratio de capital. Los métodos para la medición del riesgo de crédito están más desarrollados. Se propone una medida para el riesgo operativo, mientras que la medición del riesgo de mercado no registra cambios. Para la medición del riesgo de crédito se proponen dos opciones. La primera es el método estándar y la segunda el método basado en *rating* internos (IRB *Internal Rating-Based approach*), este último con dos variables Básico (*Foundation*) y Avanzado (*Advanced*). Este pilar conforma lo que es el coeficiente de solvencia. Un coeficiente de solvencia es una exigencia legal de mantener un nivel mínimo determinado de recursos propios en relación con alguna medida del riesgo en que incurre una entidad. Los riesgos a los que están sometidos los bancos son muy diversos. En el acuerdo del 88 se aborda inicialmente solo el riesgo de crédito, el más importante para la banca, y, en una revisión posterior, se incorporó también el riesgo de mercado de las operaciones contabilizadas en la cartera de negociación de un banco. Basilea II, además de los anteriores, exige capital para cubrir el riesgo operacional y trata el riesgo de interés y los demás riesgos a través de la llamada revisión supervisora (o Pilar 2, ver más adelante).

Los requerimientos de capital se calculan mediante la siguiente fórmula:

$$\frac{\text{Capital Regulatorio}}{\text{Requerimientos (riesgo de crédito + riesgo de mercado + riesgo operacional)}} \geq 8\%$$

El capital regulatorio debe suponer como mínimo un 8 % de la suma de los requerimientos por riesgo de crédito, de mercado y operacional. El porcentaje del 8 % es el mismo del acuerdo de 1988, pero la forma de medir y, por consiguiente, calcular las necesidades de capital de los distintos riesgos es muy distinta.

- **Pilar 2, Proceso de revisión del supervisor**

El segundo pilar es una de las novedades del nuevo acuerdo, aunque en buena medida refleja las prácticas seguidas por los supervisores en su control de la solvencia de la banca. Las entidades tienen que tener un nivel mínimo de recursos propios calculados de acuerdo con el contenido del Pilar 1; las autoridades supervisoras deben asegurarse de que, además, las entidades disponen de unos sistemas internos adecuados para calcular el capital económico necesario en relación con sus riesgos, independientemente del nivel legal mínimo exigido, y deben ser capaces de analizar el perfil de riesgos de cada entidad, con la finalidad de conocer si el nivel de solvencia alcanzado es adecuado. Los supervisores deben garantizar que los bancos tienen procesos adecuados para calcular la adecuación de su capital a partir de una exhaustiva evaluación de sus riesgos. Los gestores de la entidad deben desarrollar procesos de evaluación interna del capital y fijar objetivos de capital en función del perfil de riesgo particular. Los supervisores evaluarán la idoneidad de estos procesos. Se basa en cuatro principios:

1. Los bancos deben tener procedimientos para evaluar su solvencia en relación con los riesgos asumidos y tener una estrategia para mantener un nivel adecuado de capital.
2. El supervisor debe revisar la evaluación del banco y su estrategia de gestión de riesgos, y actuar en el caso en que no los considere adecuados.
3. Los supervisores deben esperar que los bancos mantengan un capital por encima del mínimo y deben tener capacidad de imponer niveles superiores al mínimo.
4. Los supervisores deben intervenir con rapidez para impedir que el capital descienda por debajo de los niveles consistentes con el perfil de riesgos de cada entidad.

- **Pilar 3, Disciplina de Mercado**

El tercer y último pilar, novedoso como el segundo, refleja bastante bien las recomendaciones internacionales que se han elaborado, o que están en proceso de elaboración en distintos organismos, sobre el tema. También refleja los requerimientos impuestos por muchas autoridades nacionales, aunque, lógicamente, adaptados al acuerdo en cuestión. Establece el deber de los bancos de revelar detalles sobre su nivel y estructura de capital, sobre su perfil de riesgos y sobre sus sistemas de medición y control de dichos riesgos. Se intenta aprovechar la disciplina de mercado a través de una mayor transparencia de los bancos. Una publicidad efectiva es esencial para garantizar que los participantes en el mercado tengan una mejor comprensión de los perfiles de riesgo de los bancos y de la adecuación de su capital. Se hacen unos requerimientos más detallados para el reconocimiento por parte del supervisor de las metodologías internas para el riesgo de crédito, las técnicas de reducción de riesgo de crédito y la titulización de activos. La disciplina que impone el mercado es siempre aconsejable, por eso el acuerdo establece la obligación de que los bancos informen sobre los riesgos asumidos y sobre los sistemas de gestión de riesgos que el banco tiene implantados. En la medida en que las entidades opten por sistemas de cálculo de requerimientos de capital más avanzados, mayor será la información que deberán revelar.

La idea básica de Basilea es que los tres Pilares deben funcionar conjuntamente, que no es posible basarse únicamente en uno o dos de ellos, sin tener presente el tercero. Las entidades tienen que tener un nivel mínimo de recursos propios calculados de acuerdo con el contenido del Pilar 1; las autoridades supervisoras deben asegurarse de que, además, las entidades disponen de unos sistemas internos adecuados para calcular el capital económico necesario en relación con sus riesgos, independientemente del nivel legal mínimo exigido, y deben ser capaces de analizar el perfil de riesgos de cada entidad, con la finalidad de conocer si el nivel de solvencia alcanzado es adecuado; este es el Pilar 2. Finalmente, bancos y supervisores deben dar suficiente información al mercado para asegurar una cierta disciplina emanante del mismo (Pilar 3), reforzando de esta manera los dos pilares anteriores.

Tras la publicación de junio de 2004, que se centró principalmente en la cartera bancaria, el Comité centró su atención en la cartera de negociación. En estrecha cooperación con la Organización Internacional de Comisiones de Valores (IOSCO), el organismo internacional de reguladores de valores, el Comité publicó en julio de 2005 un documento de consenso llamado “*La aplicación de Basilea II a las actividades comerciales y el tratamiento de los efectos del doble incumplimiento*”, que rige el tratamiento de las carteras de negociación de los bancos en el nuevo marco. Este nuevo texto se integró con el texto de junio de 2004 en un documento completo publicado en junio de 2006: “*Basilea II: Convergencia internacional de medición de capital y estándares de capital: un marco revisado*”.

### **Basilea III: respuesta a la crisis financiera de 2007-09**

El sector bancario entró en la crisis financiera con demasiado apalancamiento y reservas de liquidez inadecuadas. Estas debilidades estuvieron acompañadas de una mala gobernanza y gestión de riesgos, así como estructuras de incentivos inadecuadas. La peligrosa combinación de estos factores quedó demostrada por la fijación de precios errónea de los riesgos de crédito y liquidez y el crecimiento excesivo del crédito.

En respuesta a estos factores de riesgo, el Comité de Basilea emitió los “*Principios para una sólida gestión y supervisión del riesgo de liquidez*”. En julio de 2009, el Comité emitió un nuevo paquete de documentos para fortalecer el marco de capital de Basilea II, en particular con respecto al tratamiento de ciertas posiciones complejas de titulización, vehículos fuera de balance y exposiciones de la cartera de negociación. Estas mejoras fueron parte de un esfuerzo más amplio para fortalecer la regulación y supervisión de los bancos con actividad internacional, a la luz de las debilidades reveladas por la crisis del mercado financiero.

En septiembre de 2010, el Grupo de Gobernadores y Jefes de Supervisión (GHOS) anunció estándares de capital mínimo global más elevados para los bancos comerciales. Esto siguió a un acuerdo alcanzado en julio sobre el

diseño general del paquete de reforma de capital y liquidez, ahora denominado "Basilea III". En noviembre de 2010, los nuevos estándares de capital y liquidez fueron aprobados en la Cumbre de Líderes del G20 en Seúl y posteriormente acordados en la reunión del Comité de Basilea de diciembre de 2010.

Las normas propuestas fueron publicadas por el Comité a mediados de diciembre de 2010 (y han sido revisadas posteriormente). Las versiones de diciembre de 2010 se establecieron en "*Basilea III: Marco internacional para la medición, estándares y monitoreo del riesgo de liquidez*" y "*Basilea III: Un marco regulatorio global para bancos y sistemas bancarios más resilientes*". El marco mejorado de Basilea revisa y fortalece los tres pilares establecidos por Basilea II y lo amplía en varias áreas. La mayoría de las reformas se implementaron gradualmente entre 2013 y 2019:

- Requisitos más estrictos para la calidad y cantidad del capital regulatorio, en particular reforzando el papel central del capital común.
- Una capa adicional de capital común, el colchón de conservación de capital, que, cuando se incumple, restringe los pagos para ayudar a cumplir con el requisito mínimo de capital común.
- Un colchón de capital anticíclico, que impone restricciones a la participación de los bancos en los auges crediticios de todo el sistema con el objetivo de reducir sus pérdidas en los colapsos crediticios.
- Un índice de apalancamiento: una cantidad mínima de capital de absorción de pérdidas en relación con todos los activos de un banco y las exposiciones fuera de balance, independientemente de la ponderación del riesgo.
- Requisitos de liquidez: un índice de liquidez mínimo, el índice de cobertura de liquidez (LCR), destinado a proporcionar suficiente efectivo para cubrir las necesidades de financiamiento durante un período de estrés de 30 días; y un índice a más largo plazo, el índice de financiación estable neta (NSFR), destinado a abordar los desajustes de vencimientos en todo el balance general.

- Requisitos adicionales para los bancos de importancia sistémica, incluida la capacidad de absorción de pérdidas adicionales y acuerdos reforzados para la supervisión y resolución transfronterizas.

A partir de 2011, el Comité centró su atención en las mejoras en el cálculo de los requisitos de capital. Los requisitos de capital basados en el riesgo, establecidos en el marco de Basilea II se ampliaron para cubrir:

- En 2012, requisitos de capital para las exposiciones de los bancos a las contrapartes centrales (inicialmente un enfoque intermedio, posteriormente revisado en 2014).
- En 2013, requisitos de margen para derivados compensados de forma no centralizada y requisitos de capital para la participación de los bancos en fondos.
- En 2014, un enfoque estandarizado para medir las exposiciones al riesgo de crédito de contraparte, mejorando las metodologías anteriores para evaluar el riesgo de crédito de contraparte asociado con transacciones de derivados.
- En 2014, un marco más sólido para calcular los requisitos de capital para las titulaciones, así como la introducción de grandes límites de exposición para restringir la pérdida máxima que un banco podría enfrentar en caso de una quiebra repentina de una contraparte.
- En 2016, un marco de riesgo de mercado revisado que siguió a una revisión fundamental de los requisitos de capital de la cartera de negociación.
- Un marco consolidado y mejorado para los requisitos de divulgación que refleje el desarrollo de las normas de Basilea.

El Comité completó sus reformas posteriores a la crisis de Basilea III en 2017, con la publicación de nuevas normas para el cálculo de los requisitos de capital por riesgo de crédito, riesgo de ajuste de la valoración del crédito y riesgo operativo. Las reformas finales también incluyen un coeficiente de apalancamiento revisado, un colchón de coeficiente de apalancamiento para los bancos de importancia sistémica mundial y un piso de producción, basado en los enfoques estandarizados revisados, que limita la medida en que los

bancos pueden utilizar modelos internos para reducir los requisitos de capital basados en el riesgo. Estas reformas finales abordan las deficiencias del marco regulatorio anterior a la crisis y proporcionan una base reguladora para un sistema bancario resistente que respalde la economía real.

Un objetivo clave de las revisiones fue reducir la variabilidad excesiva de los activos ponderados por riesgo (RWA). En el pico de la crisis financiera mundial, una amplia gama de partes interesadas perdió la fe en los índices de capital ponderado por riesgo, informados por los bancos. Los propios análisis empíricos del Comité también destacaron un grado preocupante de variabilidad en el cálculo de los APR (tasa efectiva anual) por parte de los bancos. Las revisiones del marco regulatorio ayudarían a restaurar la credibilidad en el cálculo de los APR al mejorar la solidez y la sensibilidad al riesgo de los enfoques estandarizados para el riesgo crediticio y el riesgo operativo, restringiendo los enfoques modelados internamente y complementando el marco basado en el riesgo con un coeficiente de apalancamiento revisado y piso de salida.



## 4. Modelos paramétricos

Las técnicas paramétricas de *credit scoring* se fundamentan en supuestos específicos acerca de la población que es objeto de estudio, sobre la cual se obtiene la muestra y se desea hacer algún tipo de inferencia. Así lo explican los autores Banda Ortiz y Garza Morales (2014). Es decir, las técnicas paramétricas de *credit scoring* utilizan una función de distribución de probabilidad conocida para explicar el comportamiento que tendrán las personas que solicitan un crédito. Dichas técnicas son robustas siempre y cuando el conjunto de variables que se introducen en el modelo siga la distribución propuesta, ya que de otro modo el modelo no se ajustará correctamente a los datos que son el objeto de estudio. Las técnicas paramétricas se clasifican en lineales y no lineales. En las técnicas paramétricas lineales de *credit scoring* se encuentran el análisis discriminante y los modelos de probabilidad lineal. En cambio, de las técnicas paramétricas no lineales de *credit scoring* se va a comentar el modelo *logit* y el modelo *probit*, que son los más utilizados en España.

### 4.1 Los modelos lineales

Los modelos lineales predicen un objetivo continuo basándose en relaciones lineales entre el objetivo y uno o más predictores. Los modelos lineales son relativamente simples y proporcionan una fórmula matemática fácil de interpretar para la puntuación. Las propiedades de estos modelos se entienden bien y normalmente pueden crearse con bastante rapidez en comparación con otros tipos de modelos (como redes neuronales o árboles de decisión) del mismo conjunto de datos.

### 4.1.1 Análisis discriminante

La técnica de análisis discriminante de *credit scoring* surge con Fisher (1936), posteriormente se desarrollaron trabajos que buscaban distinguir entre los clientes que cumplían con el pago de sus créditos de aquellos que no lo hacían (Durand, 1941; Myers y Forgy, 1963). Altman (1968) desarrolló la metodología para predecir la falta de solvencia. Falbo (1991) planteó las razones financieras más utilizadas en la literatura sobre predicción de riesgo de solvencia en las empresas. Recientemente se han desarrollado modelos híbridos que combinan el análisis discriminante y redes neuronales (Lee, Chiu, Lu y Chen, 2002).

El análisis discriminante es una técnica estadística multivariante factible que permite analizar de manera simultánea el comportamiento de diferentes variables independientes, con el propósito de clasificar a los clientes que solicitan un crédito a las instituciones microfinancieras (IMF) en grupos previamente definidos por la institución y que son, normalmente, excluyentes entre sí. Con la utilización de la técnica de análisis discriminante se busca lograr la combinación lineal óptima de las variables independientes de tal forma que se establezca claramente la diferencia entre los grupos previamente definidos (sujetos de crédito o no sujetos de crédito). La principal ventaja de este método consiste en definir las características que existen en cada grupo y que tiene buen rendimiento en muestras grandes. Las probabilidades a posteriori son fáciles de obtener y además, está disponible en muchos paquetes de programas estadísticos. Entre los inconvenientes se encuentran la rigidez que tienen para el cumplimiento de las hipótesis del modelo, las suposiciones de normalidad e igualdad de varianza no siempre se cumplen en las variables del modelo, y las dificultades que presentan para calcular la probabilidad de que los clientes que solicitan un crédito no cumplan con el pago de sus obligaciones. Las variables independientes representan las características diferenciadoras de cada individuo, siendo éstas las que

permiten realizar la clasificación. Indistintamente se denominan variables clasificadoras, discriminantes, predictivas, o variables explicativas. Puertas Medina y Martí Selva (2013) señalan que el análisis discriminante tiene como objetivos: obtener las mejores combinaciones lineales de variables independientes que maximicen la diferencia entre los grupos. Predecir, en base a las variables independientes, la pertenencia de un individuo a uno de los grupos establecidos a priori. De este modo se evalúa la potencia discriminadora del modelo. El objetivo del análisis discriminante consiste en encontrar las combinaciones lineales de variables independientes que mejor discriminan los grupos establecidos, de manera que el error cometido sea mínimo. Para ello sería necesario maximizar la diferencia entre los grupos (variabilidad entre grupos) y minimizar las diferencias en los grupos (variabilidad intragrupos), obteniendo así el vector de coeficientes de ponderación que haga máxima la discriminación.

Con objeto de asegurar la potencia discriminadora del modelo es necesario establecer fuertes hipótesis de partida que van a suponer una limitación para el análisis de cualquier problema de clasificación que se presente. Éstas son:

- Las K variables independientes tienen una distribución normal multivariante.
- Igualdad de la matriz de varianzas-covarianzas de las variables independientes en cada uno de los grupos.
- El vector de medias, las matrices de covarianzas, las probabilidades a priori, y el coste de error son magnitudes todas ellas conocidas.
- La muestra extraída de la población es una muestra aleatoria.

Tan sólo bajo estas hipótesis la función discriminante obtenida será óptima. Las dos primeras hipótesis (la normalidad y de igualdad de la matriz de varianzas y covarianzas) difícilmente se verifican en muestras de carácter financiero, cuestión que no impide al análisis discriminante obtener buenas estimaciones, aunque realmente éstas no puedan considerarse óptimas. Estas dos y la última hipótesis se establecen también para los modelos lineales.

#### 4.1.2 Probabilidad lineal

La técnica de *credit scoring* basado en probabilidad lineal se desarrolla a partir del trabajo de Orgler (1970) que utilizó el análisis de regresión en un modelo para préstamos comerciales. Plotnicki (2005) elaboró un modelo lineal para predecir la probabilidad de incumplimiento de las pymes. La probabilidad lineal es una técnica estadística que considera el modelo clásico de regresión lineal y se fundamenta en la utilización de mínimos cuadrados ordinarios en donde la variable dependiente es una variable binaria o *dummy*, que toma un valor de 1 si el cliente incumple con el pago de sus obligaciones y el valor de 0 si el cliente cumple con el pago. La ecuación de regresión resultante es una función lineal de las variables explicativas. Una de las ventajas del *credit scoring* basado en probabilidad lineal es que se pueden interpretar fácilmente los resultados y que poseen un alto poder predictivo. No obstante, existen problemas importantes al momento de estimar la variable *dummy*.

Los autores Artís Ortuño y Guillén Estany (2013) describen el modelo de probabilidad lineal de la siguiente forma:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i, i = 1, \dots, N,$$

donde  $X_i$  es el vector que registra los valores que toman las variables explicativas para el individuo  $i$ -ésimo (suponiendo un total de  $k - 1$  variables explicativas y un término independiente) y “B” es el vector de parámetros de dimensión  $k$ . Para cada individuo podemos escribir el modelo anterior de la siguiente manera:

$$Y_i = X_i B + u_i, \quad i = 1, \dots, N, \text{ donde } X_i = \begin{bmatrix} 1 \\ X_{2i} \\ \vdots \\ X_{ki} \end{bmatrix} \text{ y } B = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Se supone que  $Y_i$  puede tomar los valores 0 y 1, respectivamente, para cada individuo, y que estos valores se pueden explicar por una combinación lineal de regresores más un término de perturbación aleatorio. Debido a que la variable

dependiente sólo puede tomar dos valores posibles, si mantenemos la hipótesis sobre el término perturbación, que dice que se comporta según una distribución de probabilidad normal, habrá una serie de inconvenientes de este modelo porque ambos comportamientos no son compatibles. Aunque este modelo es muy simple, en la práctica no es muy utilizado a causa de sus características y aún menos si se utiliza el método de estimación de los mínimos cuadrados ordinarios.

## 4.2 Los modelos no lineales

### 4.2.1 Modelo logit

Wiginton (1980) es uno de los primeros autores que utiliza la técnica de credit scoring basado en modelos logit. Posteriormente, Campbell y Dietrich (1983) utilizan esta técnica para desarrollar un modelo explicativo del porqué no se cumple con el pago de las hipotecas. Por su parte Steenackers y Goovaerts (1989) elaboraron un modelo de clasificación estadística aplicable a los préstamos personales a partir de los modelos logit. Así mismo, Lawrence y Arshadi (1995) aplicaron estos modelos al problema de la cartera de créditos en un banco. Los modelos logit son una técnica estadística multivariante que utiliza una variable dependiente categórica, en donde la estimación de los parámetros se realiza por el método de máxima verosimilitud. La función de distribución que utilizan estos modelos es una función de distribución normal. Con esta metodología, la clasificación de una persona que solicita un crédito se realiza con base en el desempeño que muestran las variables independientes de cada solicitante. Los modelos logit son modelos binarios que toma un valor de 1 si el cliente incumple con el pago de sus obligaciones y el valor de 0 si el cliente cumple con el pago.

Entre las ventajas del *credit scoring* basado en modelos logit se encuentran la facilidad que existe en su cálculo y que no se requiere establecer una hipótesis inicial respecto al comportamiento de las variables. Entre los inconvenientes de estos modelos está la dificultad en la interpretación de los parámetros. Si se

presentara una situación en la que el sujeto tuviera que elegir entre tres o más alternativas mutuamente excluyentes (modelos de elección múltiple), tan sólo se tendría que generalizar el proceso. El modelo logit queda definido por la siguiente función de distribución logística obtenida a partir de la probabilidad a posteriori aplicada al análisis discriminante mediante el teorema de Bayes,

$$P_i = P(Y = 1/X) = F(Z_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta Z_i)}}$$

Donde:

- $\beta_0$  representa los desplazamientos laterales de la función logística.
- $\beta$  es el vector de coeficientes que pondera las variables independientes y del que depende la dispersión de la función.
- $X$  es la matriz de variables independientes.

Al igual que el modelo discriminante, el logit es un modelo multivariante paramétrico en el que existen variables categóricas tanto en el conjunto de variables explicativas como en de las variables dependientes. Frente al análisis discriminante presenta la gran ventaja de que no sería necesario establecer ninguna hipótesis de partida: no plantea restricciones ni con respecto a la normalidad de la distribución de variables, ni a la igualdad de matrices de varianzas-covarianzas. Ahora bien, en caso de verificarse dichas hipótesis, el modelo discriminante obtendría mejores estimadores que el logit, pues según afirma Efron (1975) «...bajo estas circunstancias, los estimadores logísticos resultan bastante menos eficientes que los de la función discriminante». La mayoría de los problemas financieros con los que nos enfrentamos utilizan alguna variable cualitativa, imposibilitando de este modo el cumplimiento de la hipótesis de normalidad, siendo el modelo logit con los estimadores de máxima verosimilitud claramente preferible. En este sentido, Press y Wilson (1978) enumeran los distintos argumentos existentes en contra de la utilización de los estimadores de la función discriminante, presentando, asimismo, dos problemas de clasificación cuyas variables violan dicha restricción. Ambos problemas se resolvieron mediante el análisis discriminante y el logit quedando claramente demostrada la superioridad de este último.

## 4.2.2 Modelo probit

Boyes, Hoffman y Low (1989) son de los primeros autores que utilizan la técnica de *credit scoring* basado en modelos probit para evaluar la probabilidad de que un cliente no pagará un préstamo y el beneficio que obtendría la institución por cada cliente al que se le otorgara un crédito. Más tarde, Cheung (1996) utilizó esta técnica para estimar la calificación de deuda pública. Tsaih, Liu y Lien (2004) la emplearon en una institución que concede préstamos a pymes y Bonfim (2009) la aplicó en una institución financiera de Portugal. Los modelos probit, al igual que los modelos logit, son una técnica estadística multivariante que utiliza una variable dependiente categórica, en donde la estimación de los parámetros se realiza por el método de máxima verosimilitud. La principal diferencia que existe entre los modelos logit y probit es que estos últimos utilizan una función de distribución normal. Los modelos probit no lineales eliminan las limitaciones que plantean los modelos probit lineales a través de la reproducción del comportamiento de la función de probabilidad. Entre las ventajas del *credit scoring* basado en modelos probit está el que no se requiere establecer una hipótesis inicial respecto al comportamiento de las variables y que muestran la probabilidad de que un cliente no cumpla con el pago de sus obligaciones. Entre los inconvenientes de estos modelos se encuentra la dificultad en la interpretación de los parámetros y que el proceso de estimación tiende a ser complicado.

## 5. Modelos no paramétricos

Las técnicas no paramétricas de *credit scoring* establecen supuestos generales, como por ejemplo la simetría o continuidad de la distribución, respecto a la distribución de la población, sobre la que se obtiene la muestra y se desea hacer algún tipo de inferencia. Se recomienda el uso de técnicas no paramétricas cuando existe un escaso número de integrantes en la muestra y/o cuando por el nivel de medición de las variables no es adecuado hacer supuestos sobre las distribuciones de la población subyacente. De entre todas las técnicas no paramétricas que hay, voy a mencionar las siguientes: programación lineal, las redes neuronales y los árboles de decisión.

### 5.1 Programación lineal

Entre los primeros trabajos que plantearon el uso de esta técnica se encuentran Showers y Chakrin (1981) y Kolesar y Showers (1985) que aplicaron la programación lineal a la actividad bancaria. Posteriormente, trabajos como los de Glover, Keene y Dunea (1988) desarrollaron técnicas para predecir la probabilidad de que un cliente no hiciera frente al pago de sus obligaciones. Lam, Choo y Wedley (1996) crearon un modelo de programación lineal con variantes que se fundamenta en los modelos ya contrastados.

La programación lineal es una técnica no paramétrica que permite ordenar en categorías previamente establecidas a los clientes que solicitan un crédito, considerando el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados. Entre las ventajas del *credit scoring* basado en programación lineal se encuentra su flexibilidad, que admite una gran cantidad de variables, que no necesita establecer supuestos previamente a su formulación y que presenta una mayor validez cuando no es factible determinar a priori la relación funcional que existe entre las variables del modelo. Entre los inconvenientes que tiene este modelo están su difícil comprensión y que sus predicciones no son exactas.

## 5.2 Redes neuronales

Entre los primeros trabajos que se plantea el uso de esta técnica para el problema de *credit scoring* se encuentra el de Davis, Edelman y Gammerman (1992) que utilizaron redes neuronales para clasificar a los clientes que solicitaban un crédito. Posteriormente, Ripley (1994) describió algunas de las aplicaciones de esta técnica en las decisiones de otorgamiento de crédito. Pérez y Fernández (2007) utilizan el modelo de redes neuronales, en el cual, mediante algoritmos de aprendizaje, el modelo reconoce secuencias de patrones, simulando el comportamiento del cerebro humano. Este tipo de modelos se entrenan, se autoorganizan, aprenden y olvidan; pero su gran problema es que no se sabrá cuál fue el criterio que utilizó para obtener el resultado, situación que los mismos autores llaman caja negra; pues resolverá el problema pero no sabrá como lo solucionó. Las redes neuronales son una técnica no paramétrica que permite incluir diferentes variables, o características, de la operación de crédito con el fin de determinar la probabilidad de que un cliente no cumpla con el pago de sus obligaciones. El *credit scoring* basado en redes neuronales está conformado por una serie de procesadores simples (nodos), que se encuentran interconectados entre sí por un gran número de conexiones (sinapsis), las cuales son usadas para almacenar información que estará disponible para ser usada por la institución en un momento determinado. Si como nodos de entrada se consideran las características y/o variables de un crédito, se tendrá como nodo de salida la aceptación o rechazo de dicho crédito. Cada nodo tiene como objetivo responder a cada una de las señales de entrada. Entre las ventajas del *credit scoring* basado en redes neuronales se encuentra su flexibilidad, su alto nivel de predicción cuando existen muestras poblacionales pequeñas y su aprendizaje no supervisado, es decir, no hay un conocimiento a priori y trata los objetos de entrada como un conjunto de variables aleatorias. Entre los inconvenientes que tiene este tipo de modelos están su difícil comprensión y que no presenta explícitamente las probabilidades que un cliente cumpla o no con el pago del crédito. Cabe señalar que la elaboración de modelos de *credit scoring* mediante redes neuronales es complicado, debido a que el proceso

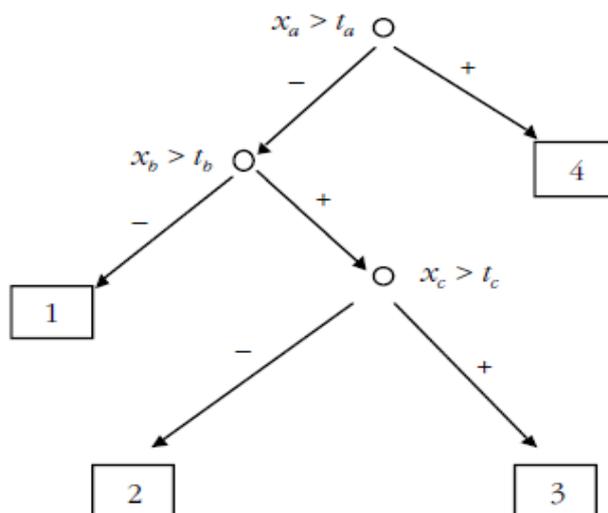
interno de aprendizaje divide los datos en muestra de training y testing. La comprensión de lo que ocurre dentro del modelo requiere de conocimientos muy especializados.

### 5.3 Árboles de regresión y clasificación (CART)

Friedman (1977) es de los primeros autores que emplea la técnica de los árboles de decisión al *credit scoring*. Posteriormente, Makowski (1985) y Carter y Carlett (1987) aplicaron modelos de árboles de decisión para clasificar a los clientes que solicitaban un crédito. Los árboles de decisión son una técnica no paramétrica de clasificación binaria que permite clasificar a los solicitantes de un crédito en categorías previamente establecidas. La utilización de árboles de decisión de *credit scoring* utiliza la selección de variables para la aceptación o negación de una solicitud de crédito, que se genera mediante la ejecución de un proceso interno que es automático. La técnica de árboles de decisiones permite la división óptima de la muestra, de tal forma que la variable respuesta indique diferentes perfiles de riesgo. Entre las ventajas del *credit scoring* basado en árboles de decisión se encuentran que representa una relación visual entre las variables, su flexibilidad, su firme estructura a transformaciones de las variables independientes, su interpretabilidad, al ser de fácil comprensión de los resultados obtenidos, y además, no se requiere establecer supuestos previos a la construcción del modelo acerca de la distribución de la población objeto de estudio. Entre los inconvenientes que tiene este modelo están el sobreaprendizaje y que no presenta explícitamente las probabilidades que un cliente no cumpla con el pago del crédito. El modelo CART (Classification and Regression Trees), utilizado por Friedman (1977), es una técnica cuya función trata en dividir sucesivamente la muestra original en submuestras procurando que éstas sean cada vez más homogéneas, utilizando para ello reglas univariantes que permitan determinar cuál es la variable independiente que mejor discrimina la muestra. Su utilización en problemas de clasificación es relativamente reciente si lo comparamos con otros modelos; cabe citar los trabajos de Breiman (1984), Frydman (1985) y Marais (1984).

CART presenta una estructura en forma de árbol compuesto por una sucesión de nodos y ramas que constituyen respectivamente los grupos y divisiones que se van realizando de la muestra original. Cuando ya no sea posible realizar ninguna otra división que mejore la homogeneidad de los subgrupos se llega a un nodo terminal, que será la clase asignada por el modelo. El error total del árbol se calculará sumando los correspondientes a cada uno de estos nodos terminales. El principal problema con el que se enfrenta este modelo es la complejidad de su estructura, que es común para todos los modelos no paramétricos, y puede llevar a un desembocamiento en el sobreaprendizaje de las observaciones que componen la muestra. Por este motivo, en la construcción de los modelos CART no solamente se persigue crear conjuntos homogéneos, sino que también se pretende obtener aquella estructura que presente una complejidad óptima. El modelo, como vemos en la Figura 1, se estructura en forma de árbol compuesto de una sucesión de nodos y ramas que constituyen, respectivamente, los grupos y divisiones que se van realizando de la muestra original. Cada uno de los nodos terminales representa aquel grupo cuyo coste esperado de error sea menor, es decir, aquellos que presenten menor riesgo. El proceso finaliza cuando sea imposible realizar una nueva división que mejore la homogeneidad existente. El riesgo total del árbol se calcula sumando los correspondientes a cada uno de los nodos terminales.

**Figura 1: Árboles de Clasificación**



## 6. Conclusiones

El motivo por el cual he realizado este trabajo es simplemente con fines educativos e informativos. Para ello he tenido que aportar una gran cantidad de referencias bibliográficas que considero que serán de gran ayuda para el lector. Con el objetivo de que el lector pueda obtener una clara visión sobre el *credit scoring*, partiendo desde una base de conocimiento nula sobre este tema. He recopilado toda la información que he considerado relevante para la comprensión de dicho tema, que ayudará a comprender la importancia y el impacto que tiene el *credit scoring* en la economía y en la sociedad actual. Soy consciente de que no he nombrado todas las técnicas paramétricas y no paramétricas, tan solo he citado aquellas que considero que son las más comunes, menos complejas y más sencillas de comprender. A pesar de eso considero que este trabajo aporta todo lo necesario para entender cómo funciona y para qué sirve el *credit scoring*. Por lo tanto, se puede concluir que el trabajo cumple con los objetivos planteados:

1. Se ha definido qué es el *credit scoring*. Se ha conocido su origen gracias al trabajo de Durand (1941) por aplicar las técnicas estadísticas de Fischer (1936) a la economía. Durante el resto del siglo XX se ha visto cómo diferentes autores y científicos han ido desarrollando diferentes técnicas que han permitido mejorar el sector financiero. En España no fue hasta 1983 que se implementaron dichas técnicas, que permitieron sustituir a las tradicionales basadas en el análisis del patrimonio, siendo éstas subjetivas, lentas y costosas.
2. Se ha comentado las diferentes funciones, aplicaciones y técnicas del *credit scoring* y el por qué ha adquirido tanta importancia para el sector bancario. Así como sus ventajas y desventajas.
3. Se ha contado la historia del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. En el cual se detalla el origen y la importancia de sus acuerdos, así como los pilares de Basilea II, al tener un papel muy importante a la hora de supervisar y regular los bancos.

4. Se ha visto lo que es el método FICO, cómo funciona y para qué sirve. También se ha hablado de algunas técnicas del *credit scoring*, clasificándolas en modelos paramétricos y no paramétricos.
5. Tras haber nombrado las distintas técnicas estadísticas y matemáticas que se emplean en el *credit scoring*, se ha resumido sus ventajas y desventajas en las siguientes tablas 6.1 y 6.2 respectivamente.

**Tabla 6.1:** Ventajas y desventajas (modelos paramétricos)

<b>Modelos paramétricos</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Análisis discriminante	Buen rendimiento en muestras grandes  Probabilidades a posteriori son fáciles de obtener	Rigidez para el cumplimiento de las hipótesis  Difícil calcular la probabilidad de impago de un cliente
Probabilidad lineal	Resultados fáciles de interpretar  Alto poder predictivo	Problemas importantes al estimar la variable <i>dummy</i>
Logit	Flexible y fácil de calcular  No requiere establecer una hipótesis inicial respecto al comportamiento de las variables	Dificultad de interpretación de los parámetros
Probit	Muestran la probabilidad de impago de un cliente  No requiere establecer una hipótesis inicial respecto al comportamiento de las variables	Dificultad en la interpretación de los parámetros  Proceso de estimación tiende a ser complicado

**Tabla 6.2:** Ventajas y desventajas (modelos no paramétricos)

<b>Modelos no paramétricos</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Programación lineal	<p>Flexible</p> <p>Admite gran cantidad de variables</p> <p>No necesita establecer supuestos previos a su formulación</p>	<p>Difícil comprensión</p> <p>Predicciones no exactas</p>
Redes neuronales	<p>Flexible</p> <p>Alto nivel de predicción cuando las muestras son pequeñas</p> <p>Aprendizaje no supervisado</p>	<p>Difícil comprensión</p> <p>No presenta explícitamente las probabilidades de que un cliente cumpla o no con el pago</p> <p>Requiere conocimientos muy especializados</p>
Árboles de decisión	<p>Flexible</p> <p>Representa una relación visual entre las variables</p> <p>Firme estructura a transformaciones de las variables independientes</p> <p>Fácil de comprender</p> <p>No requiere establecer supuestos previos a la construcción del modelo</p>	<p>Sobreaprendizaje</p> <p>No presenta explícitamente las probabilidades de que un cliente cumpla o no con el pago</p>

## 7. Bibliografía

Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-610.

Altman, E. (2002). Revisiting Credit Scoring Models in a Basel II Environment," in Credit Rating: Methodologies, Rationale, and Default Risk. *London Risk Books*.

Artís Ortuño, M., & Guillén Estany, M. (2013, septiembre). *Variables dependientes cualitativas*.

Banco de España. (n.d.). *El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS)*.

Banda Ortiz, H., & Garza Morales, R. (2014). Aplicación teórica del método Holt-Winters al problema de credit scoring de las instituciones de microfinanzas. *Revista de Investigación y Análisis*, 15(2), 5-21.

Bank for International Settlements. (n.d.). *History of the Basel Committee*.

Bank for International Settlements. (2001, enero). *New Basel Capital Accord*. Bank for International Settlements.

Bonfim, D. (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking and Finance*, 33(2), 281-299.

Bonilla, M., Olmeda, I., & Puertas, R. (1999). *Clasificación Crediticia Mediante Modelos de Agregación*.

Bonilla, M., Olmeda, I., & Puertas, R. (2003). Modelos paramétricos y no paramétricos en problemas de credit scoring. *Revista española de financiación y contabilidad*, 32(118), 833-869.

- Boyes, W. J., Hoffman, D. L., & Low, S. A. (1989, enero). A econometric analysis of the bank credit scoring problem. *Journal of Econometrics*, 40(1), 3-14.
- Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. J., & Olshen, R. A. (1984). *Classification and Regression Trees*. Taylor & Francis.
- Campbell, T., & Dietrich, J. (1983). The determinants of default on insured conventional residential mortgage loans. *The Journal of Finance*, 38(5), 1569-1581.
- Carter, C., & Carlett, J. (1987). Assessing credit card applications using machine learning. *IEEE Expert. Fall*, 71-79.
- Cheung, S. (1996). Provincial credit ratings in Canada: An ordered probit analysis. In *Working Paper Bank of Canada*.
- Dabós, M., & Universidad de Belgrano. (n.d.). *Credit Scoring*.
- Davis, R. H., Edelman, D. B., & Gamberman, A. J. (1992, enero 1). Machine-learning algorithms for credit-card applications. *IMA Journal of Management Mathematics*, 4(1), 43-51.
- de Miguel Domínguez, J. C., Miranda Torrado, F., Pallas Gonzalez, J., Peraza Fandiño, C., & Universidad de Santiago de Compostela. (n.d.). *La medición del riesgo de crédito y el nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea*.
- Domínguez, J., Torrado, F., González, J., & Fandiño, C. (2003). *La medición del riesgo de crédito y el nuevo acuerdo de capital del Comité de Basilea*.
- Durand, D. (1941, enero). Risk Elements in Consumer Installment Financing. *National Bureau of Economic Research*.

- Edwin Torrico, S., & Universidad Privada Boliviana. (2014, noviembre 20). *Macro Credit Scoring as a Proposal for Quantifying Credit Risk*.
- Efron, B. (1975). The efficiency of logistic regression compared to normal discriminant analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 70(352), 892-898.
- Espin García, O., & Rodríguez Caballero, C. V. (2013). *Metodología para un scoring de clientes sin referencias crediticias*.
- Falbo, T. (1991). El impacto de los abuelos en los resultados de los niños en China. *Revisión de matrimonio y familia*, 16(3-4), 369-376.
- Fisher, R. A. (1936). *The use of multiple measurements in taxonomic problems* (Vol. 7). Ann. Eugenics.
- Freed, N., & Glover, F. (1981a). A linear programming approach to the discriminant problem. *Decision Sci.*, 12, 68-74.
- Freed, N., & Glover, F. (1981b). Simple but powerful goal programming formulations for the discriminant problem. *European J. Oper. Res.*, 7, 44-60.
- Friedman, J. H. (1977). A recursive partitioning decision rule for nonparametric classification. *IEEE Transaction on Computer*, 26(4), 404-509.
- Frydman, H., Altman, E., & Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *The Journal of Finance*, 40(1), 269-291.
- Glover, F., Keene, S., & Duea, B. (1988). A new class of models for the discriminant problem. *Decision Sciences*, 19(2), 269-280.

Gonçalves, R., & Braga, M. (2008). Determinantes de risco de liquidez em cooperativas de crédito: uma abordagem a partir do modelo logit multinomial. *Revista de Administração Contemporânea*, 12(4), 1019-1041.

Gutierrez Girault, M. A., & Banco Central de la República Argentina. (2007, octubre). *Modelos de credit scoring: qué, cómo, cuándo y para qué*.

Kim, J. (2005, mayo). *A Credit Risk Model for Agricultural Loan Portfolios Under The New Basel Capital Accord*. Texas.

Kolesar, P., & Showers, J. L. (1985, febrero). A robust credit screening model using categorical data. *Management Science*, 31(2), 122-133.

Lam, K., Choo, E., & Moy, J. (1996). Minimizing deviations from the group mean: A new linear programming approach for the two-group classification problem. *European Journal of Operational Research*, 358-367.

Lawrence, E., & Arshadi, N. (1995). A multinomial logit analysis of problem loan resolution choices in banking. *Journal of Money, Credit and Banking*, 27(1), 202-216.

Lee, T.-S., Chiu, C.-C., Lu, C.-J., & Chen, I.-F. (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 245-254.

Lewis, E. (1992). *An Introduction to Credit Scoring* (2nd ed.). Athena Press.

Makowski, P. (1985). Credit scoring branches out: decision tree-recent technology. *Credit World*, 30-37.

Marais, M. L., Patell, J., & Wolfson, M. (1984). The experimental design of classification models: An application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 87-114.

Moody's KMV Company. (2017, febrero 18). Tratamiento de Cuestiones Planteadas por el Método Basado en Calificaciones Internas del Nuevo Convenio de Capital de Basilea. *Plataforma de Calificación Interna de Moody 's KMV y Métodos Basados en Calificaciones Internas (MÉTODO IRB) de Basilea II*.

Moral Rincón, M. J. (Ed.). (2014). *Nuevos Negocios Bancarios*.

Myers, J. H., & Forgy, E. W. (1963, septiembre). The Development of Numerical Credit Evaluation Systems. *Journal of the American Statistical Association*, 58(303), 799-806.

Orgler, Y. (1970). A credit scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit & Banking*, 435-445.

Pérez, F., & Fernández, H. (2007). Las Redes Neuronales y la Evaluación del Riesgo de Crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 6(10), 77-91.

Plotnikci, B. (2005). Modelo de comportamiento y predicción de incumplimiento crediticio: el caso de empresas pyme en argentina. *Temas de Management*, 15-19.

Porté Beck, D. (2020, mayo 26). *Altman Z-Score: la fórmula para detectar empresas en riesgo de quiebra*. Bolsaexpertos.

Press, J., & Wilson, S. (1978, diciembre). Choosing between logistic regression and discriminant analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 73(364), 699-705.

Puertas Medina, R., & Martí Selva, M. L. (2013). Análisis del Credit Scoring (R. Ratner Rochman, Ed.). *Revista de Administración de Empresas*, 53(3), 303-315.

Ripley, B. D. (1994). Neural networks and related methods for classification. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 56(3), 409-437.

Rodríguez Guevara, D. E., Becerra Arévalo, J. A., & Cardona Valencia, D. (2017). Modelos y metodologías de credit score para personas naturales: una revisión literaria. *Revista CEA*, 3(5), 13-28.

Saavedra García, M. L., & Saavedra García, M. J. (2018, octubre). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca.

Showers, J. L., & Chakrin, L. M. (1981, diciembre). Reducing uncollectable revenue from residential telephone customers. *Interfaces*, 11(6), 21-34.

Steenackers, A., & Goovaerts, M. (1989, marzo). A credit scoring model for personal loans. *Insurance: Mathematics and Economics*, 8(1), 31-34.

Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992, julio 1). Aplicaciones gerenciales de redes neuronales: el caso de las predicciones de quiebras bancarias. *Ciencias de la gestión.*, 38(7), 926-947.

Thomas, L. (2000). A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 149-172.

Thomas, L. C., Edelman, D. B., & Crook, J. N. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*. SIAM.

Tsaih, R., Liu, J., & Lien, Y.-L. (2004, octubre). Credit scoring system for small loans. *Decision Support System*, 38(1), 91-99.

Vargas Zuñiga, F. (2001). *Introducción al Pilar 1 de Basilea II*. Banco de España.

Westreicher, G. (2018, septiembre 07). *Comité de Basilea*. Economipedia.com.

Westreicher, G. (2018, septiembre 10). *Calificación Crediticia (Credit Scoring)*. Economipedia.

Wiginton, J. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(3), 757-770.

