



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
(Comillas ICADE)

Modelo de Riesgo de Crédito Sectorial: Industria de la Construcción Residencial

Clave: 201905141

Autor: José Luis Romero Herrero

Director: María Lourdes Fernández Rodríguez

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, José Luis Romero Herrero, estudiante de E2 + Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado “Modelo de Riesgo de Crédito Sectorial: Industria de la Construcción”, declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
2. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 15/01/2024

Firma: José Luis Romero Herrero

ÍNDICE DE CONTENIDO

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Motivación y justificación del tema	1
1.2 Objetivos y metodología	3
1.3 Esquema de trabajo	3
CAPÍTULO 2. MARCO CONCEPTUAL	4
2.1 Relevancia de los Modelos de Riesgo de Crédito.....	4
2.2 Desarrollo de los Modelos de Riesgo de Crédito.....	5
2.3 Beneficios y limitaciones de la incorporación de variables Macroeconómicas en MRC	8
2.4 Relevancia y estudios previos del sector de la construcción residencial	11
CAPÍTULO 3. ANÁLISIS SECTORIAL	15
3.1 Análisis de Cadena de Valor	15
3.2 Identificación de Variables Sectoriales	18
CAPÍTULO 4. DESCRIPCIÓN Y RESULTADOS DEL MODELO	23
4.1 Descripción y Muestra de Datos del Modelo Inicial	23
4.2 Descripción y Muestra de Datos del Modelo Desarrollado.....	25
4.3 Resultados del Modelo Desarrollado.....	28
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES	33
CAPÍTULO 6. BIBLIOGRAFÍA	35

RESUMEN

Los modelos de riesgo crediticio ofrecen beneficios significativos al mejorar el proceso de cuantificación del riesgo. A pesar de su importancia y su evolución a través del tiempo, la inclusión de variables macroeconómicas en estos modelos sigue siendo un tema relativamente nuevo y debatido. Este estudio aborda esta línea de investigación mediante el desarrollo de un modelo de riesgo crediticio de aplicación específica a la industria de la construcción residencial. Como parte del análisis, se han identificado cuatro variables macroeconómicas clave del sector para su posterior incorporación al modelo desarrollado, y tras validar este con datos de distintas empresas pertenecientes a la industria objeto de estudio, se ha encontrado que la inclusión de las variables seleccionadas mejora significativamente la capacidad predictiva del modelo de riesgo crediticio. Este trabajo no solo destaca la contribución predictiva de las variables macroeconómicas sectoriales, sino que también proporciona un marco replicable para su identificación e incorporación en diferentes industrias.

Palabras Clave: Modelos de riesgo de crédito, variables macroeconómicas, modelos sectoriales, capacidad predictiva, cadena de valor, sector de construcción residencial, impago de deudas.

ABSTRACT

Credit risk models offer significant benefits by improving the risk quantification process. Despite their importance and evolution over time, the inclusion of macroeconomic variables in these models remains a relatively new and debated topic. This study addresses this research area by developing a sector-specific credit risk model tailored to the residential construction industry. As part of the analysis, four key macroeconomic variables of the sector have been identified for their subsequent incorporation into the developed model. After validating the latter with data from various companies within the industry under study, it has been found that the inclusion of these variables, significantly enhances the predictive capacity of the credit risk model. This study not only highlights the predictive contribution of sector-specific macroeconomic variables but also provides a replicable framework for their identification and incorporation across different industries.

Key Words: Credit Risk Models, macroeconomic variables, predictive capacity, sector-specific models, value chain, residential construction sector, debt default.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación y justificación del tema

Desde la década de los sesenta, el número de estudios relacionados con el desarrollo de herramientas capaces de medir el riesgo de crédito al que se enfrenta una compañía ha ido creciendo en cantidad y calidad. La utilidad práctica de estos modelos es extensa y se encuentra ampliamente documentada en la mayoría de los trabajos. Entre otros aportes, se ha visto que la correcta medición del riesgo de crédito de compañías dota de mayor seguridad a las entidades bancarias encargadas de otorgar préstamos a las mismas. Al mismo tiempo, permite la toma de medidas cautelares por parte de las compañías para prevenir eventuales impagos en las deudas que han contraído. Estas herramientas ayudan de forma eficaz a disminuir los costes potenciales de impagos societarios para el sector financiero y la economía real. La utilidad y el desarrollo de los modelos de riesgo de crédito (MRC) se vio acentuada en 2008 con la aparición de la crisis financiera que tuvo como consecuencia la introducción de materia regulatoria referente al riesgo crediticio societario¹.

Hasta el momento actual y con el objetivo de aumentar la capacidad predictiva de los MRC, distintos investigadores han estudiado la importancia de las variables (ratios financieros) que se incluyen en los mismos. Además, también se ha analizado la eficacia de las distintas relaciones funcionales² que se utilizan para determinar, mediante las variables del modelo, la probabilidad de impago de una empresa.

Ramas más recientes de la literatura de este campo, han analizado el impacto que supone la inclusión de variables macroeconómicas y sectoriales en los modelos desarrollados, sobre su capacidad explicativa y predictiva. Estos avances, aunque potencialmente útiles, se encuentran en una situación embrionaria pues las variables que se han intentado incorporar, son de una naturaleza generalista, y carecen de un estudio exhaustivo y fundamentado acerca del raciocinio detrás de su inclusión.

Este Trabajo Fin de Grado (TFG) pretende continuar con dichas investigaciones de una manera más rigurosa, mediante la construcción de un MRC de aplicación específica al sector de la construcción residencial en España.

¹ Véase Basilea I, II y III

² Véase LOGIT, PROBIT, redes neuronales

El sector de la construcción residencial recoge aquellas actividades relacionadas con los procesos de ampliación, renovación y construcción de viviendas habitables, y como tal es un componente clave en el desarrollo socioeconómico de las naciones. La capacidad de medir la fortaleza financiera de las sociedades que componen dicho sector es por tanto una competencia con una utilidad práctica inmensa para agentes económicos con especial interés en el desempeño de la industria (prestamistas, accionistas, empleados, administraciones públicas etc.), y para la sociedad en su conjunto.

Hasta dónde llega el conocimiento del autor no se ha desarrollado hasta la fecha ningún modelo de riesgo crediticio específico al sector de la construcción residencial y los análisis que se han realizado del mismo, no se han instrumentado con el objetivo de contribuir a la capacidad predictiva de los MRC. Este TFG pretende ser innovador en ambos sentidos y establecer una metodología, replicable a otras industrias, para la inclusión de variables sectoriales en los MRC, contribuyendo al desarrollo de la capacidad predictiva de estos. Además, cabe resaltar que, en el panorama actual español, el sector de la construcción residencial goza de especial relevancia dada la crisis de este tipo de vivienda, a la cual tendrá que afrontar el país en los años venideros. Esto es otro de los factores que justifican la exposición de un MRC de aplicación específica a este sector.

Para llevar a cabo este Trabajo Fin de Grado, se partirá de un análisis detallado sobre el sector de la construcción residencial en España, en el cual se identificarán las variables sectoriales que se han de incluir en el MRC. La herramienta que se usará para abordar esta tarea será el análisis de la Cadena de Valor. Esta es propia del ámbito del estudio estratégico de las industrias y permite discernir las dinámicas subyacentes del sector, guiando en la búsqueda de variables relevantes al desempeño de este. Una vez seleccionadas las variables, se añadirán a un modelo funcional cuyo rendimiento ya se haya comprobado. Incluidas estas, se procederá a analizar el efecto de la incorporación de dichas variables en la capacidad predictiva del modelo, aplicado este sobre una base de datos de empresas españolas privadas pertenecientes al sector objeto de estudio, y proporcionada por una entidad financiera de primer nivel, cuyo nombre no se divulgará por motivos de confidencialidad.

1.2 Objetivos y metodología

El objetivo principal de la investigación es la realización de un análisis detallado sobre el sector de la construcción residencial y la identificación de variables sectoriales que informen sobre el desempeño actual y futuro de dicha industria. Una vez cumplido este objetivo, se pretende estudiar el efecto de la incorporación de las variables sectoriales en la capacidad predictiva de un MRC de aplicación específica al sector.

La metodología seguida en esta investigación tendrá componentes inductivos y deductivos dado que el análisis sectorial de la industria considerará elementos metodológicos predominantemente cualitativos y a su vez, el estudio del efecto de la incorporación de variables sectoriales seguirá una metodología cuantitativa.

1.3 Esquema de trabajo

En la introducción (Capítulo 1) se aborda la justificación del tema, así como los objetivos y la metodología empleada en este. A continuación se ha realizado una revisión bibliográfica acerca de la importancia y el desarrollo de los modelos de riesgo de crédito y del sector de la construcción residencial, a partir de artículos académicos y trabajos de investigación, empleando la base de datos Scopus, el portal de difusión Dialnet y Google Académico (Capítulo 2). Posteriormente, se lleva a cabo una exploración detallada del sector de la construcción residencial, a raíz de la cual se identifican las variables informativas de dicha industria (Capítulo 3). Las características y la composición de la muestra de datos del modelo inicial y el desarrollado quedan recogidas en el Capítulo 4. En este además, se expone el procedimiento de validación que se ha seguido, y el análisis de los resultados obtenidos al aplicar el programa sobre los datos. Finalmente, se presentan las conclusiones de la investigación realizada (Capítulo 5).

CAPÍTULO 2. MARCO CONCEPTUAL

2.1 Relevancia de los Modelos de Riesgo de Crédito

En la actualidad, los modelos de riesgo de crédito desempeñan un papel crucial en la economía, especialmente en el ámbito de las entidades financieras.

La mayoría de las instituciones financieras emplean herramientas de análisis de riesgo crediticio tanto para respaldar la toma de decisiones en la concesión de préstamos, como para determinar las reservas necesarias para cubrir los riesgos asociados a sus activos (Fernández Castaño & Pérez Ramirez, 2005). De esta manera, estas entidades son capaces de disminuir la probabilidad de incurrir en costos futuros asociados con la concesión de préstamos que eventualmente se vuelven incobrables.

Este enfoque no solo beneficia a las propias instituciones financieras al reducir sus pérdidas por incumplimiento, sino que también contribuye al bienestar económico general, al evitar los efectos adversos de una gran cantidad de préstamos en mora, en términos de estabilidad financiera y disponibilidad de crédito (May, 2014).

Entre sus otras funcionalidades, Bakshi, Madan & Xiaoling Zhang (2006) señalan que, al ayudar en la medición del riesgo crediticio, los MRC permiten una determinación más precisa de la prima que debe incluirse en los intereses de los préstamos concedidos. Esto contribuye a una gestión más efectiva del riesgo asumido por parte de las entidades financieras pues permite a estas ser más concisas a la hora de determinar qué tipo de interés han de cobrar sobre distintos créditos.

Además, al aplicarse a instrumentos de deuda cotizada en mercados públicos, una mejora en la cuantificación de la prima de riesgo que se ha de asignar a dichos activos incrementa la eficiencia informativa del mercado. Como señala Pagan en su artículo (*The rise and fall and rise... of the business cycle*, 1996), la eficiencia de los mercados es un requisito fundamental para una asignación de capital eficiente en la economía y, por ende, para un crecimiento sostenible. Por lo tanto, esto aporta otro ejemplo de cómo los beneficios asociados con el uso y desarrollo de modelos de riesgo de crédito no se limitan solo a las entidades financieras, sino que se extienden a todos los agentes económicos.

En su conferencia, López, Sánchez y Monelos (2015) respaldaron esta idea al demostrar que el interés en el desarrollo de modelos de riesgo de crédito ha provenido históricamente de diversos actores, como acreedores y empleados de las empresas bajo

estudio, quienes dependen directa o indirectamente de la solvencia y continuidad de dichas sociedades. Caballo Trebol (2013) profundizó en esta idea en su investigación al sugerir que los MRC podrían ser empleados por diversas entidades como un indicador temprano de dificultades financieras. Esto les permitiría tomar medidas preventivas para evitar enfrentarse a tales situaciones.

La importancia y utilidad práctica de las herramientas de análisis de riesgo crediticio también ha sido certificada por varios organismos reguladores, que han actualizado y ampliado la normativa en este sentido. El ejemplo más destacado es el acuerdo del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea II, que recomienda el uso de modelos internos de medición del riesgo crediticio (*Internal Rating Based Models*) por parte de las entidades bancarias (Sanz & Fernández, 2004).

La considerable utilidad e importancia de los modelos de riesgo de crédito ha generado por tanto un interés creciente entre distintos investigadores, los cuales han contribuido mediante sus estudios al notable desarrollo experimentado por estas herramientas desde la década de 1960.

2.2 Desarrollo de los Modelos de Riesgo de Crédito

Los primeros modelos de riesgo de crédito fueron propuestos por Beaver (1966) y Altman (1968). Beaver demostró la viabilidad de estas herramientas al proporcionar la evidencia empírica que mostraba cómo empresas en dificultades y con independencia de su naturaleza, compartían un perfil estadístico similar. Por su parte, Altman desarrolló el renombrado modelo Z-score, el cual, a pesar de tener limitaciones, arrojó buenos resultados en la muestra de control considerada.

Desde entonces, ha habido numerosos avances significativos en este campo. La mayoría de estos se han centrado en las variables independientes del modelo ((Gombola, 1983); (Frydman, Altman, & Kao, 1985)) y en la relación funcional que las conecta con la variable dependiente definida ((Gentry, Newbold, & Whitford, 1985); (Mensah, 1984); (Tam & Kiang, 1992).) No obstante, de forma más reciente algunos autores han profundizado más al investigar la capacidad predictiva de modelos de riesgo crediticio que incorporan tanto variables contables y de mercado, como variables macroeconómicas.

Dentro de este grupo de autores, Somoza (2001) fue uno de los primeros investigadores en examinar la capacidad predictiva de los MRC que integran dichos ratios. En su estudio, desarrolló una herramienta en la que integró tres variables de este tipo. La primera se basó en el trabajo de Ohlson (1980) y consistió en el logaritmo del activo total de la sociedad correspondiente, dividido por el deflactor del producto interior bruto (PIB) del año anterior. La segunda variable, denominada SECTORratio, incorporó efectos de interacción para cada uno de los ratios financieros del modelo, multiplicando estos por la correspondiente variación en la producción sectorial. La última variable, conocida como RATMERatio, se formuló dividiendo cada uno de los ratios del modelo por el valor medio de ese mismo ratio para todas las observaciones contenidas en la muestra.

Las conclusiones de este estudio resultaron decepcionantes ya que no se encontró un efecto significativo claro de las variables definidas en la capacidad predictiva del MRC. Somoza sugirió como posibles explicaciones de estos resultados a fallos en la construcción de las variables sectoriales, las cuales no constaban de un análisis explicativo acerca de las razones de su inclusión, y una alta volatilidad presente en las mismas.

Más de una década después, Tinoco y Wilson (2013) continuaron el trabajo iniciado por Somoza al desarrollar su propia herramienta de riesgo crediticio. En su estudio, incorporaron como variables del modelo el Índice de Precios *Retail* (IPR) y el Tipo de Interés Deflactado de Letras del Tesoro a 3 meses de Reino Unido, ambas medidas en términos anuales. Al comparar los resultados de su herramienta con algunos modelos tradicionales, como el Z-score de Altman (1968), descubrieron que este último mostraba un desempeño inferior. De esta forma, en contra de las conclusiones obtenidas por su precursor, los autores pudieron respaldar la contribución positiva al modelo de la inclusión de variables macroeconómicas y de mercado. Sin embargo, estos mismos autores resaltaron también que la contribución marginal de las variables macroeconómicas era menos evidente en comparación con las variables de mercado.

Al mismo tiempo que realizaban Tinoco y Wilson su investigación, otros autores (Albornoz & Giner, 2013) compararon la capacidad predictiva de MRC específicos al sector de la construcción e inmobiliario junto a MRC generalistas, distinguiendo estos según se hubiesen ajustado sobre una muestra de empresas pertenecientes exclusivamente

al sector bajo estudio, o sociedades de diferentes sectores industriales. Los resultados que obtuvieron demostraron que en el caso del sector inmobiliario el modelo específico tenía una mayor capacidad predictiva pero no en el caso de la construcción. No obstante, el modelo que consideraron solo incluía una variable sectorial que tomaba como valor 1 o 0 según fuesen los datos de la sociedad posteriores o anteriores respectivamente, a la gran crisis financiera de 2007. Las autoras también constataron la escasez de modelos sectoriales específicos a la industria de la construcción y la importancia del desarrollo de estos.

El análisis del efecto de la inclusión de variables macroeconómicas en los modelos de riesgo crediticio también ha sido abordado por otros autores. Sin embargo, la mayoría de estos estudios se han centrado en la vertiente explicativa de los modelos, dando mayor énfasis a la significación de las variables macroeconómicas y sus relaciones con variables agregadas representativas de impagos empresariales. ((Davis, 1995), (Guillén-Franco & Peñafiel-Chang, 2018), (Pesaran, Schuermann, Treutler, & Weiner, 2003), (Vallcorba & Delgado, 2007), (Delgado & Saurina, 2004), (González-Hermosillo & Pazarbasioglu, 1997), (Altman & Hotchkiss, 2006), (Wilson, 1998)). Las conclusiones obtenidas por estos estudios reflejan similitudes con las expuestas en las investigaciones anteriores. A pesar de confirmar la existencia de una relación entre las variables macroeconómicas y la variable dependiente, los autores no han logrado determinar con certeza la magnitud de dicha relación, ni han podido demostrar si estas variables podrían contribuir significativamente a mejorar la capacidad predictiva de los MRC.

La revisión de la literatura muestra por tanto que, a pesar de los posibles beneficios que podría conllevar la incorporación de variables macroeconómicas en la capacidad predictiva de los MRC, hasta la fecha, no se han podido demostrar mejoras significativas en estos de manera concluyente. Esta limitación se debe a la naturaleza general de las variables macroeconómicas utilizadas en los modelos, las cuales se incluyen sin un análisis detallado que justifique su selección sobre otras alternativas.

2.3 Beneficios y limitaciones de la incorporación de variables Macroeconómicas en MRC

La incorporación de variables macroeconómicas en MRC se espera que contribuya a que estos sean más generalizables, explicativos y por ende predictivos ya que el desempeño de las compañías está muchas veces correlacionado con el rendimiento del sector en el que operan (Chava & Jarrow, 2004). Por tanto, al incluir variables macroeconómicas, relevantes al sector objeto de estudio, se prevé que estas podrían dar más información acerca del ejercicio de la actividad de la sociedad en el futuro y, de la probabilidad de que esta afronte un impago en sus deudas.

Además es importante destacar que una de las mayores limitaciones que encuentran los MRC actuales, es que al aplicarlos a una base de datos diferente a la que se utilizó en la fase de entrenamiento y validación del modelo, los resultados que se obtienen empeoran significativamente (López, Sánchez, & Monelos, 2015) La explicación de este suceso se debe a que las relaciones entre las variables independientes y la probabilidad de impago de una sociedad, son diferentes y guardan distinta importancia, según el periodo temporal que se esté considerando. Como tal, un MRC entrenado sobre un contexto temporal distinto del que se recoge en la muestra de validación, será incapaz de realizar estos pertinentes ajustes, lo que conllevará a que obtenga peores resultados predictivos. Una posible solución a esta limitación es la incorporación de efectos de interacción entre variables sectoriales y las variables independientes del modelo.

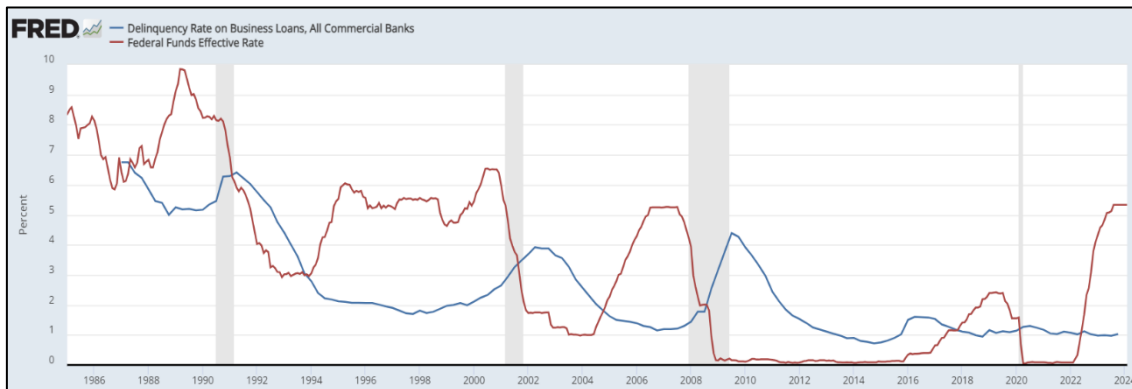
Aunque añadir variables macroeconómicas en los MRC puede ser beneficioso, no todas las variables de este tipo deben ser consideradas. Como ya se ha mencionado, la actividad de muchas empresas depende del desempeño del sector en el que operan y por tanto, los ajustes a las relaciones funcionales de las variables de estas compañías se deberían realizar en base a información específica relativa a su sector. Los valores que toman las variables macroeconómicas generales pueden afectar a distintos sectores de manera diferente y su efecto puede variar según el contexto económico que se esté considerando. Por tanto, la inclusión de variables macroeconómicas generales en MRC obviaría las particularidades expuestas, así dificultando la aplicabilidad de los pertinentes ajustes.

Por ejemplo, cambios en los tipos de interés tienden a afectar negativamente a la mayoría de los sectores de la economía. Sin embargo, el efecto que tienen sobre entidades bancarias puede ser positivo al recibir éstas mayores ingresos sobre los préstamos que han concedido a tipo variable. Además, el impacto que tienen los cambios en los tipos de interés sobre sectores específicos de la economía depende de otros muchos factores como puede ser el endeudamiento de los agentes económicos en esta.

Por tanto, la inclusión de esta variable en un MRC podría no aportar un mayor poder explicativo y predictivo al no presentar un impacto consistente sobre la estabilidad financiera de las sociedades objeto de estudio. Las variables sectoriales, sin embargo, no suelen presentar estas mismas limitaciones. Cabe destacar que, además, muchas variables macroeconómicas están retardadas y por tanto, la información que proporcionan hace referencia a un periodo temporal anterior y no necesariamente al actual o al futuro, que es el que verdaderamente interesa en este análisis.

Como demostración estadística de estos fenómenos, se ha realizado en este TFG un análisis en el cual se han comparado a través del tiempo los niveles de impago de deudas a sociedades, otorgadas por bancos comerciales en Estados Unidos junto al tipo de interés de referencia de la economía estadounidense (*Fed Funds Rate*). Los datos de estas series temporales se han extraído de la base de datos de la Reserva Federal de *ST. Louis, USA* (Federal Reserve Bank of St. Louis, 2024) y se muestran en la Figura 1.

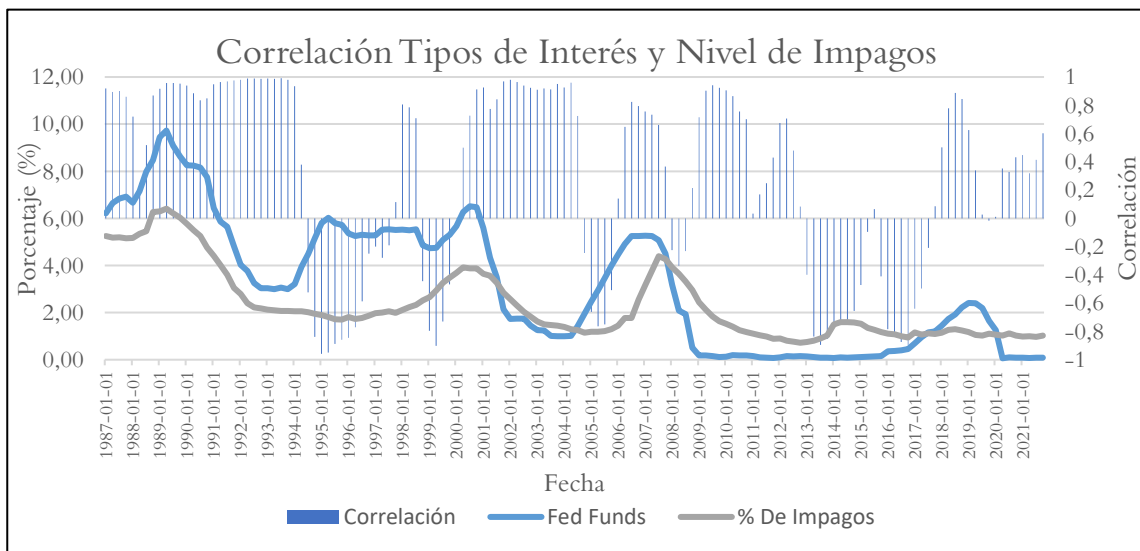
Figura 1: Porcentaje (%) de impago de deudas industriales otorgadas por entidades bancarias comerciales y tipo de interés de referencia en Estados Unidos



Fuente: Reserva Federal de *ST Louis, USA*

En la figura se aprecia una correlación entre ambas series temporales, no obstante, el efecto de los tipos de interés en los niveles de impago aparece retardado aproximadamente 2 años. Para comprobar la correlación entre ambas series, se ha procedido al cálculo del Coeficiente de Correlación de Pearson (S., 2014) con la serie de porcentaje (%) de impagos retardada. El resultado obtenido (0,83) avala la existencia de una relación entre ambas variables. Sin embargo, esta correlación no necesariamente ha sido constante a través del tiempo. Por tanto, para determinar la estabilidad de la relación observada entre los tipos de interés y el nivel de impago societario, se ha calculado la correlación entre ambas utilizando una media móvil de dos años. Los resultados de este análisis aparecen recogidos en la Figura 2.

Figura 2: Correlación (media móvil 2 años) entre nivel de impagos de deudas industriales concedidas por entidades bancarias comerciales y tipo de interés de referencia en Estados Unidos



Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico se puede observar que la correlación entre las dos series no ha sido consistente a través del tiempo y en cambio, ha variado en magnitud y en signo, llegando a tomar valores cercanos a 1 y a su vez a 0 según el contexto temporal que se esté considerando. Con lo cual, la contribución a la capacidad predictiva de MRC, que aporta la variable de tipos de interés dependerá del entorno económico bajo estudio. Se espera que esta característica sea común en las variables macroeconómica generales reduciendo así la utilidad de estas de cara a su inclusión en MRC.

Este TFG pretende por tanto abordar las limitaciones expuestas al incluir en el MRC desarrollado variables sectoriales, fundamentadas bajo un exhaustivo análisis de la industria. Al focalizarse estas en ámbitos locales y al aportar relaciones consistentes a través del tiempo con la probabilidad de impago societario, se espera que estas variables no estén sujetas a los mismos obstáculos que las variables macroeconómicas generales.

2.4 Relevancia y estudios previos del sector de la construcción residencial

El sector de la construcción residencial ha sido escogido como objeto de estudio de este TFG dada su relevancia histórica y actual en la economía, y por la potencial utilidad que ofrece el desarrollo de un MRC específico a él.

El sector de la construcción residencial ha sido históricamente uno de los sectores más importantes dentro de la economía por diferentes razones.

En primer lugar, la Declaración Universal de Derechos Humanos de 1948 (Naciones Unidas, 1948) y el Pacto Internacional de Derechos Económicos, Sociales y Culturales de 1966 (Naciones Unidas, 1966), reconocieron el derecho a una vivienda como uno de los derechos humanos fundamentales. Ambos documentos consideraron el acceso a la vivienda como uno de los requisitos indispensables para que cada ser humano pudiese disponer de un nivel de vida adecuado. De esta manera, en estos escritos se puso implícitamente en valor el sector de la construcción residencial, al ser uno de los principales responsables de proveer a la ciudadanía de este servicio y por ende de este derecho esencial.

Desde un punto de vista puramente económico, la construcción residencial además ha sido, y continúa siendo, una actividad esencial para el desarrollo de las naciones.

Desde el comienzo de la revolución industrial en 1760, la producción económica comenzó un proceso de urbanización, en el cual las fábricas y los empleados que trabajaban en las mismas se empezaron a concentrar en centros urbanos conocidos actualmente como ciudades (Balbuena, 2019). El Banco Mundial estima que el porcentaje de la población global que vivía en zonas rurales en 1960 era del 66%. En 2022, este porcentaje se habría

visto reducido un 23% hasta el nivel actual, que supone aproximadamente un 43% de la población mundial (Banco Mundial, 2024). Esta tendencia ha sido aún más pronunciada en economías desarrolladas (Banco Mundial, 2022).

Uno de los grandes retos de esta migración poblacional y de su consiguiente efecto en la expansión económica de los países, fue la construcción de alojamientos necesarios para los ciudadanos que se desplazaban desde zonas agrícolas a las ciudades. La industria encargada de afrontar este desafío fue el sector de la construcción residencial el cual vio su producción real incrementada a través de los años.

Actualmente, en España y en la mayoría de las economías desarrolladas, este proceso de migración está en un estado avanzado. Según revela un estudio del Ministerio de Agricultura Pesca y Alimentación sobre la Demografía de la Población Rural en España (2021), en 2020, aproximadamente el 85% de la población del país habitaba ya en zonas urbanas. Esto podría llevar a la conclusión que el sector de construcción residencial no es actualmente tan relevante en estas economías. Sin embargo, la influencia que tiene sobre la tasa de natalidad y, por lo tanto, según el modelo de Robert Solow (1956), sobre el crecimiento económico a largo plazo de estos países, hace que este sector siga siendo vital desde un punto de vista económico.

En su reconocido trabajo, “Contribución a la Teoría del Crecimiento Económico” (1956), Robert Solow desarrolló un modelo que pretendía explicar los determinantes del crecimiento económico a largo plazo de una nación. El modelo, conocido actualmente como el Modelo de Crecimiento de Solow-Swan toma la siguiente forma:

$$Y = A \times F(K, L)$$

- Y representa el Producto Interior Bruto real
- A representa la productividad total de los factores (PTF), la cual recoge la eficiencia con la cual los factores de producción se pueden utilizar.
- F(K, L) representa la función de producción, la cual describe como el capital (K) y la mano de obra (L) se combinan en el proceso productivo.

Una de las conclusiones obtenidas por el trabajo de Solow es que en el largo plazo, el crecimiento económico de una nación depende, entre otros factores, de la acumulación de capital y mano de obra. Esta última es a su vez fruto del tamaño de la población activa de la economía bajo estudio. Con lo cual, se puede afirmar, según este modelo, que la tasa de natalidad actual y futura de un país ejerce un efecto sobre su crecimiento económico a largo plazo.

Desde su desarrollo inicial, se han realizado diferentes estudios estadísticos que han certificado las relaciones detalladas en el modelo de Solow ((Dao, 2012), (Headey & Hodge, 2009), (Chien, 2015)). Estos han demostrado que existe una relación significativa entre el crecimiento de la población y el de la economía, sin embargo, distintos factores; como la edad media de la población, la igualdad económica y otros más, influyen sobre la importancia de esta y sobre su signo. Aún así, la influencia directa que ejerce el sector de la construcción residencial sobre la demografía (Dettling & Kearney, 2014) hace que este sea relevante al convertirle en uno de los elementos clave del crecimiento económico.

Además, cabe destacar que en el contexto actual, el sector de la construcción en España supuso aproximadamente un 4,7% del PIB en 2023 (Sánchez, 2023), y dio empleo a 1.491.300 personas en 2022 (make anywhere, 2022) , acrecentando así su relevancia. Por tanto, se puede concluir que el sector de la construcción residencial ha sido y sigue siendo importante desde un punto de vista socioeconómico.

Recientemente, la importancia atribuida a este sector se ha incrementado en las economías desarrolladas. Esto se debe a que se espera que estos países tendrán que enfrentar en el futuro cercano, una crisis inmobiliaria como resultado de la escasa inversión en constructoras residenciales, surgida a raíz de la gran crisis financiera de 2008.

Una de las repercusiones más graves que tuvo la crisis financiera de 2008 fue la quiebra masiva de compañías constructoras debido al desplome en los precios de los activos inmobiliarios (Gabinete de Estudios Económicos Axesor, 2010). Desde entonces, la inversión en ese sector se ha visto gravemente afectada lo que ha causado una reducción considerable en la oferta de viviendas y por tanto un crecimiento en los precios de las mismas (CaixaBank, 2024). La inflación en los precios de la vivienda no se ha visto acompañada por un incremento equivalente en la riqueza de la población, medida esta

como un aumento de los salarios. El efecto inmediato de esta situación es que se ha dificultado en gran medida el acceso a la vivienda para la población, especialmente para las generaciones más jóvenes (Tamayo, 2024).

De cara a afrontar este desafío, las administraciones públicas están adoptando diferentes medidas como, por ejemplo, otorgar financiación a generaciones más jóvenes para permitirles un acceso digno a la vivienda (Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana, 2022). Sin embargo, en el medio/largo plazo, la medida más efectiva que se debe y pretende adoptar consiste en promover y realizar una mayor inversión en el sector de construcción residencial para así aumentar el nivel de oferta del mismo.

Por lo tanto, el desarrollo de un MRC específico al sector de la construcción residencial permitiría, en primer lugar, aumentar la estabilidad financiera de las compañías que forman parte del mismo, pues ayudaría a estas a tomar medidas que mejoren su situación de solvencia y liquidez, para evitar escenarios de dificultad financiera en la forma de impagos sobre su deuda. A su vez, el modelo haría que las inversiones realizadas en este sector fuesen más eficientes desde el punto de vista de asignación de capital, al evitar la otorgación de financiación a compañías que potencialmente van a producir impagos y que podrían afrontar una consecuente quiebra.

Con lo cual, se puede afirmar que un MRC específico al sector de la construcción residencial, mejoraría el funcionamiento de este sector y por tanto ayudaría en el aporte de los beneficios socioeconómicos asociados a este, en un momento de gran importancia para la población, dada la crisis de vivienda que se prevé tendrán que afrontar las economías desarrolladas.

Como ya se ha mencionado, distintos autores ((Martín García, González Arias, & Mendoza Rivas, Análisis estratégico de la promoción inmobiliaria en España, 2011), (Méndez, 2012)) ya han realizado estudios sobre el funcionamiento socioeconómico de este sector. Sin embargo, ninguno de estos estudios se ha instrumentado con el objetivo de identificar variables sectoriales que se puedan utilizar para aumentar la capacidad predictiva de MRC, como es el objetivo de este TFG.

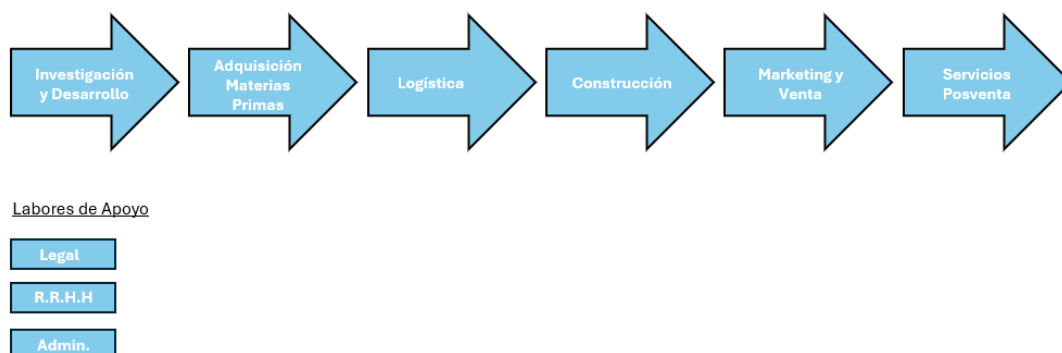
CAPÍTULO 3. ANÁLISIS SECTORIAL

3.1 Análisis de Cadena de Valor

Para comenzar el proceso de identificación de variables informativas del desempeño actual y futuro del sector de la construcción residencial, se ha realizado un análisis de la cadena de valor de esta industria. Este, dará una idea comprensible de las actividades comúnmente desempeñadas por las compañías del sector, y por ende de las variables que afectan a los resultados de las mismas.

Para realizar dicho análisis se han utilizado como referencia las cuentas anuales de Neinor (2024), Metrovacesa (2024) y Aedas (2024), todas compañías españolas cotizadas del sector de la construcción. Se han escogido estas sociedades dado que son las promotoras cotizadas que más viviendas construyeron en España en 2021 (Ruiz, 2022). En sus cuentas anuales, se relatan las actividades que realizan actualmente estas compañías y se destacan sus últimos resultados anuales. Utilizando estas cuentas se ha construido la cadena de valor del sector de la construcción residencial, la cual se muestra en la Figura 3.

Figura 3. Cadena de Valor del Sector de Construcción Residencial



Fuente: Elaboración propia

La primera actividad desempeñada por las compañías de la construcción residencial es Investigación y Desarrollo. Esta consiste en escoger las parcelas de tierra que se van a adquirir, y en colaborar con los arquitectos para diseñar los planos de las viviendas que se construirán sobre los terrenos.

Legalmente, cada terreno está adecuado a un uso específico según sus características (Slow Studio, 2019). En algunos casos, la administración puede autorizar cambios en la misma siempre y cuando el terreno esté adecuado para soportar los usos que se le pretende dar (Blog Terrenos, 2022). El componente legal detrás de este proceso es extenso lo que hace que una de las labores de apoyo esenciales de compañías en este sector sea aquella realizada por el equipo legal.

Las compañías del sector de la construcción residencial suelen realizar la labor de selección del terreno antes de recibir órdenes de compra sobre las viviendas que se pretenden construir en él, para reducir el tiempo entre que reciben la oferta de compra y pueden entregar la vivienda. Estos terrenos adquiridos se pueden mantener inventariados, para disponer rápidamente de ellos en caso de recibir una orden de compra para la construcción de una residencia en la zona, o se pueden explotar directamente comenzando el proceso de construcción sobre ellos.

El coste asociado a la adquisición de los terrenos ha representado históricamente la mayor partida de gastos en la cuenta de resultados de las constructoras. Por ello, el precio de los terrenos es uno de los medidores más importantes del desempeño de estas sociedades. De cara a reducir el impacto que tiene la adquisición de las parcelas, las constructoras en algunos casos no obtienen la propiedad de estos terrenos en su totalidad sino que consiguen opciones de compra sobre ellos en forma de un contrato, evitando así el desembolso total de su valor de mercado hasta una fecha futura.

Dado que la mayoría de las residencias unifamiliares de un tamaño aproximado de 100 metros cuadrados, tardan de media entre 8 y 12 meses en construirse (Procomo, 2023), la decisión de qué terrenos debe la constructora adquirir y sobre cuales debe la sociedad empezar el proceso de construcción, se hace en base a sus previsiones futuras de oferta y demanda en la zona bajo estudio, y por ende al valor de mercado al cual estiman podrán vender estas. Los factores que suelen influir en el precio de las viviendas están relacionados con las características de estas y con la zona en la cual están construidas (Acanto inmobiliaria, 2020). Así, variables asociadas al área incluyen por ejemplo, la seguridad, la renta media y la proximidad a los medios de transporte de la zona. Como ya se ha mencionado anteriormente, el coste de adquisición de los terrenos impacta sustancialmente en los resultados de las constructoras y por lo tanto en la rentabilidad de sus proyectos. Todos estos factores hacen que el proceso de I+D sea determinante en los resultados de estas sociedades.

Seleccionado el terreno y con los planos de la vivienda que se desea edificar, la compañía procederá a la adquisición de las materias primas que se necesitan para la construcción. Estas suelen ser en la mayoría de los casos ladrillo, hormigón, madera y piedra (Meproza Construcciones, 2020). Fluctuaciones en el precio de estas también surtirán un efecto sobre la rentabilidad de las construcciones que realicen estas compañías. Adquiridas las materias primas, se deben transportar desde su lugar de origen hasta la zona de construcción. Esta actividad está representada en la cadena de valor por el eslabón denominado logística.

La siguiente actividad de la cadena de valor de las constructoras consiste en la construcción de la vivienda. Esta actividad se suele externalizar a terceras partes y además es en la cual se concentran los gastos de mano de obra pues requiere de la contratación de los obreros encargados de la construcción junto a personal de apoyo como puede ser el arquitecto del proyecto, el *Project Manager* etc. Finalizada la construcción, la vivienda se venderá al consumidor final o se mantendrá inventariada hasta su futura venta. La venta de la propiedad bajo construcción se puede realizar una vez finalizada la edificación o antes y/o durante este proceso. En los casos en los que la venta se ejecutó antes o durante la construcción, se suele pedir al comprador que deposite una cuantía monetaria que represente el compromiso realizado. El importe total de la vivienda en estos casos se entrega una vez el comprador haya recibido el préstamo hipotecario correspondiente y/o cuando se haya terminado la construcción. El conjunto de viviendas que mantiene la sociedad en su balance, sin un compromiso de venta, se denominan especulativas, y además de estar disponibles para su futura adquisición, cumplen una labor de exposición al consumidor del producto final que se quiere ofertar.

La mayoría de las ventas y del proceso de marketing realizado por las constructoras, se lleva a cabo por agentes inmobiliarios. Estos suelen ser sociedades cuya actividad consiste en la intermediación entre el comprador y vendedor de un activo inmobiliario. En este caso, el vendedor es la sociedad constructora. Como contraprestación de su actividad, el agente inmobiliario suele cobrar una comisión calculada en base a un porcentaje sobre el precio de venta del activo.

Muchos de los compradores de viviendas residenciales no tienen la capacidad económica para hacer frente al desembolso requerido para adquirir la totalidad del activo inmobiliario. Por tanto, estos agentes deben financiar la compraventa del activo mediante un préstamo hipotecario. En España, aproximadamente, el 42% de las viviendas

adquiridas en 2022 se financiaron utilizando un crédito hipotecario (Regidor, 2023). Por lo tanto, la capacidad de la población para obtener este tipo de financiación, a un coste asequible será determinante en la demanda final de las viviendas que se construyan, y por tanto, del precio de estas. Esta capacidad estará influenciada entre otros factores, por los tipos de interés de la economía, la cantidad de ahorros y la disposición económica de la ciudadanía, los niveles de liquidez de los proveedores de financiación y los niveles de estabilidad financiera en el momento de otorgar el préstamo.

La última etapa en la cadena de valor de las constructoras residenciales es el servicio posventa. Este consiste en monitorear el estado de las viviendas ya vendidas para asegurarse de que no hayan ocurrido defectos en la construcción. Es especialmente importante para aquellas constructoras que ofrecen garantías o seguros adicionales a sus clientes, aunque todas las empresas lo realizan para evitar los costos relacionados con posibles litigios.

Dentro de las labores de apoyo, ya se ha mencionado el importante rol que juega la actividad Legal. A su vez, las actividades de Administración y Recursos Humanos también son relevantes pues influyen directamente en los costes de adquisición de terrenos y mano de obra respectivamente, los cuales son a su vez dos de los principales gastos a los cuales deben hacer frente las constructoras y por lo tanto hace que sean determinantes de los resultados futuros de estas.

3.2 Identificación de Variables Sectoriales

Una vez realizado el análisis de la industria de la construcción residencial, se ha procedido a utilizar este como guía de cara a seleccionar las variables sectoriales que se incluirán en el MRC. Los ratios identificados como fruto de este proceso han sido los siguientes:

1. Precios del Suelo

Al representar una de las mayores partidas de gasto en la cuenta de resultados de las constructoras, el precio del suelo se ha considerado una de las variables sectoriales que se deben incluir en el MRC. Los incrementos en los precios del suelo tendrán un efecto sobre el desempeño de las constructoras residenciales al suponer para estas un mayor gasto en el que deben incurrir. Las compañías con márgenes de beneficios ajustados, verán crecer en principio su probabilidad de afrontar una situación de impago, si los costes de adquisición de los terrenos sobre los cuales desean edificar aumentan. Parte de este

incremento, se lo podrán transmitir al consumidor, manteniendo así sus beneficios estables, sin embargo, la elasticidad precio de la demanda de los consumidores con respecto a las viviendas depende de muchos otros factores y por tanto no se puede asumir que las constructoras puedan transmitir a los compradores la totalidad de estos incrementos (Hanushek & Quigley, 1980). La parte de esta partida que sean incapaces de repercutir surtirá un efecto considerable sobre la solvencia, liquidez y por tanto, probabilidad de impago de la constructora. Al mismo tiempo, una disminución en el precio del suelo también puede señalar una menor demanda de viviendas por parte del consumidor final y por tanto una menor actividad del sector. En principio esto también podría ser causa de un incremento en la probabilidad de impago de las constructoras, al suponer menores ingresos y un empeoramiento de los márgenes al distribuirse los costes fijos sobre un número inferior de unidades.

Las cifras de esta variable se han extraído de una base de datos elaborada por el Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible, en la cual se proporciona un histórico de los precios medios del metro cuadrado de suelo urbano por comunidades autónomas y provincias en España (Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible, 2024).

2. Viviendas iniciadas en los últimos 12 meses

La segunda variable seleccionada ha sido el número de viviendas que han sido iniciadas por las compañías constructoras en los últimos 12 meses. Como ya se ha resaltado, el tiempo medio que se tarda en construir una vivienda ronda entre los 8 y 12 meses. Las compañías del sector toman por tanto sus decisiones de construcción en base a las previsiones que realizan sobre las condiciones de oferta, demanda y el precio al cual serán capaces de vender en el futuro la vivienda edificada. Uno de los mayores determinantes de este valor de mercado, es la oferta de bienes residenciales disponibles para la venta en la zona. La situación actual del sector de la construcción residencial señala la importancia de la oferta de viviendas pues ha demostrado como una falta de inversión realizada por las compañías puede desencadenar en significativas subidas en los precios de estos bienes inmuebles.

El número de viviendas que han sido iniciadas en los últimos 12 meses sirve como una aproximación a la nueva oferta de la cual dispondrá el sector en los siguientes periodos. Esta a su vez tendrá un impacto considerable sobre los precios de los inmuebles y por tanto de los resultados de las constructoras. Aun así, el impacto específico que ejercerá

esta variable dependerá de otros factores como por ejemplo, la oferta actual de bienes de segunda mano en el mercado y las condiciones de demanda en este. A su vez, el número de viviendas iniciadas también puede servir como una aproximación de la demanda esperada del sector en periodos venideros. Como ya se ha mencionado, una menor demanda de bienes residenciales puede tener un impacto considerable sobre la probabilidad de impago de las constructoras, haciendo así relevante la información proporcionada por esta variable.

Las cifras de esta variable se han obtenido de publicaciones de indicadores del mercado inmobiliario en España proporcionadas por el Instituto Nacional de Estadística (Instituto Nacional de Estadística, 2024).

3. Tipo de interés de los nuevos préstamos vivienda (%)

La tercera variable que se ha decidido incorporar en el MRC, es el tipo de interés de los nuevos préstamos vivienda.

Como ya se ha mencionado anteriormente, en 2022, aproximadamente el 42% de las viviendas adquiridas se financiaron utilizando préstamos hipotecarios. El coste asociado a estos instrumentos que debe hacer frente el consumidor es el tipo de interés de la deuda. En los créditos a personas físicas, este tipo de interés a pagar se suele fijar como la suma de un tipo de referencia, vigente en el momento de concesión del préstamo más una prima correspondiente al riesgo que asume el prestamista, en base a la calidad crediticia del prestatario. Este diferencial además puede ser fijo o variable durante la vida del préstamo. Un mayor tipo de interés corresponde a un mayor gasto al que debe hacer frente el consumidor. Por tanto, en condiciones habituales, dado el gran número de viviendas financiadas utilizando préstamos hipotecarios, un incremento de tipos o un nivel elevado en estos, hará que la demanda por nuevas residencias disminuya considerablemente, lo que a su vez causará bajadas en los precios de estos activos inmobiliarios.

Para las constructoras, una disminución en los precios de las viviendas se correspondería con menores ingresos en sus cuentas de resultados. Esto repercutiría directamente en los márgenes de beneficio de estas sociedades y en su habilidad para hacer frente a los pagos correspondientes a las deudas que han contraído. La variable que mide los tipos de interés de los nuevos préstamos viviendas es por tanto información relevante en la medición del riesgo crediticio societario de compañías procedentes al sector de la construcción residencial.

Las cifras de esta variable se han extraído de publicaciones de indicadores del mercado inmobiliario en España proporcionadas por el Colegio de Registradores de España (2023).

4. Retrasos en los pagos hipotecarios en los últimos 12 meses

La última variable identificada para el MRC es el nivel de retrasos en los pagos hipotecarios en los últimos 12 meses, medidos estos como porcentaje (%) de la población total. Esta se ha tomado como indicador temprano de futuros impagos y consecuentes ejecuciones hipotecarias.

Cuando el prestatario de un crédito hipotecario es incapaz de hacer frente a los pagos de la deuda que se le ha otorgado, el prestamista procede a ejecutar su hipoteca, haciéndose así dueño de la vivienda que se estableció como colateral del préstamo (ILUSTRE COLEGIO DE ABOGADOS DE MADRID, 2017). Para cubrir las pérdidas asumidas por el impago, el prestamista intentará vender la vivienda que se ha ejecutado. Sin embargo, en muchos casos, dada la naturaleza ilíquida de los bienes inmobiliarios, esta venta del activo se ha de realizar con un descuento sobre el valor inicial que se utilizó como referencia al conceder el préstamo, causando así pérdidas en el balance del acreedor. La mayoría de los acreedores de crédito hipotecarios en España, son entidades bancarias. Cuando estas experimentan pérdidas por impagos, ven reducida su capacidad de otorgar nuevos créditos. Si los impagos se extienden a un gran número de créditos, las consiguientes ventas generalizadas de los activos inmobiliarios podrían empezar un ciclo de fuertes bajadas de precios y extensas pérdidas para los bancos.

Para las constructoras de viviendas residenciales, esto supondría una situación precaria pues tendrían que hacer frente simultáneamente a una menor demanda en sus productos finales, debido a condiciones de financiación más restrictivas, y a un menor precio en los bienes inmuebles que construyan. El efecto dañino en los márgenes de estas sociedades fruto de la combinación de estos factores tendría un gran alcance en los resultados de la empresa y en su probabilidad de impago.

Por tanto, la última variable sectorial que se ha considerado para el MRC es la tasa interanual de retrasos en los pagos hipotecarios en los últimos 12 meses la cual proporciona una aproximación de cuantos préstamos hipotecarios se han impagado y a su vez el número de ejecuciones hipotecarias que se esperan. Las cifras de esta variable se han extraído de las estadísticas sobre hipotecas aportadas por el Instituto Nacional de Estadística (Instituto Nacional de Estadística, 2024).

Las cuatro variables seleccionadas tienen un efecto retardado en los resultados de las compañías del sector de la construcción residencial pues sus consecuencias se materializan tiempo después de su aparición. De esta manera, cumplen con el propósito establecido de que las variables identificadas sean indicativas del desempeño futuro de la entidad y no del pasado. Además, todas las variables identificadas son específicas al sector de la construcción residencial y por tanto en principio no deberían presentar las mismas limitaciones expuestas de las variables macroeconómicas generalistas, aportando así a la capacidad explicativa y predictiva del MRC desarrollado.

CAPÍTULO 4. DESCRIPCIÓN Y RESULTADOS DEL MODELO

4.1 Descripción y Muestra de Datos del Modelo Inicial

El modelo inicial que servirá como referencia del que se desarrollará en este TFG es el elaborado en la tesis doctoral de Caballo Trebol (2013).

El objetivo de su investigación era el desarrollo de un MRC que pudiera servir como apoyo a entidades crediticias en el proceso de toma de decisión de la concesión de préstamos a empresas privadas, y que consecuentemente pudiera reducir el error incurrido en las mismas. Para ello el autor partió de una revisión de la literatura sobre los trabajos que abordaban temas acerca del desarrollo de herramientas de análisis de riesgo de crédito. Utilizando esta revisión bibliográfica y su propio aporte original, definió un MRC de 20 variables que seguía la relación estadística funcional LOGIT (Enguñados, 1994).

Las variables consideradas en este modelo se definieron utilizando los estados contables de las sociedades objeto de estudio, y se clasificaron en seis grupos, atendiendo a su significado financiero. Estos ratios, junto a sus respectivas categorías, se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1: Variables independientes del modelo desarrollado en la tesis doctoral de Caballo Trebol

Categoría	Variables	Categoría	Variables
Flujo de Caja	Flujo de Caja libre / Deudas a Corto Plazo	Circulante	Evolución Periodos Medios de Maduración
	Flujo de Caja libre / Deudas a Corto y Largo Plazo		Variable de ALTMAN
	Flujo de Caja libre / Deudas a Corto Plazo		Ratio de las Necesidades Operativas de Fondo
	Flujo de Caja libre / Deudas a Corto y Largo Plazo		Necesidades Operativas de Fondo / Pasivo Total
	Flujo de Caja libre sin CAPEX / Deudas a Corto Plazo		Riesgo de Liquidez
	Flujo de Caja libre sin CAPEX / Deudas a Corto y Largo Plazo		BAIT / Pasivo Circulante
Económicas	BAIT / Activo total medio	Endeudamiento	Deudas a Corto Plazo / Deudas a Corto y Largo Plazo
	Beneficio Neto / Fondos propios medios		Deudas a Largo Plazo / Deudas a Corto y Largo Plazo
	Return on Equity / Return on Assets		* CAPEX (Inversiones en activos fijos)
	BAIT / Ventas		* BAIT (Beneficio antes de intereses e impuestos)
	Beneficio Neto / Ventas		
	Costes fijos / Ventas		

Fuente: Elaboración Propia

La muestra de datos que se usó en este trabajo fue proporcionada por una entidad financiera de primer nivel y consistió en los estados contables de 686 empresas privadas españolas, provenientes de diferentes sectores, para los años 2004-2007, y los registros judiciales y ficheros de incumplimiento de pago de estas mismas sociedades, para los años 2008-2009. Por motivos de confidencialidad, y al estar supeditado al cumplimiento de la ley de protección de datos, el autor no pudo revelar el nombre de esta entidad.

En este estudio, la variable dependiente pretendía medir una situación de incapacidad de la sociedad para hacer frente a sus obligaciones de pago en los dos años siguientes a sus últimos estados contables. Como tal, se consideró cualquier incidencia en los registros y/o ficheros de pago como señal de una empresa que había impagado (1) en la muestra y la ausencia de incidencias (0), como un indicativo de sociedad en situación de solvencia y liquidez.

Como relación funcional que une las variables independientes con la dependiente del modelo, el autor escogió utilizar una regresión logística. Esta considera relaciones lineales entre las variables independientes del programa y la variable dependiente, definida como el logaritmo de la razón de las probabilidades, probabilidad del suceso contemplado (existencia de impago (1)) y probabilidad de su complementario (no existencia de impago (0)). Como tal, la relación LOGIT toma la siguiente forma:

$$\log\left(\frac{P}{1-P}\right) = Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k = LOGIT$$

- P representa la probabilidad del suceso contemplado
- β_i representa el coeficiente asociado a la variable independiente X_i
- X_i representa la variable independiente correspondiente al subíndice i
- 1 - P representa la probabilidad del suceso complementario

La razón por la cual el autor escogió esta relación funcional fue la naturaleza de su estudio. Al buscar el cálculo de la probabilidad de un suceso, uno de los requisitos de la relación funcional a utilizar era que devolviese valores acotados entre 0 y 1, lo que le

llevó a descartar la regresión lineal múltiple como relación funcional. A su vez, las variables independientes de su programa eran algunas de tipo numéricas y otras de tipo categóricas. Esto provocó el descarte del análisis discriminante, pues sus hipótesis restrictivas no eran cumplidas por los datos considerados. Por lo tanto, la única relación funcional que tenía carácter explicativo, y cumplía con los requisitos del estudio era la regresión logística.

Una vez definidos los ratios financieros y la relación funcional del modelo desarrollado, se aplicó este sobre la muestra de datos. En el proceso de validación, el autor fue capaz de obtener unos resultados predictivos satisfactorios, rondando el 85% de acierto global y manteniendo un buen equilibrio entre la sensibilidad y especificidad de los resultados. Este rendimiento fue mejor que el obtenido por modelos tradicionales sobre la misma muestra y, además, se pudo demostrar la robustez del modelo desarrollado al tener este un resultado favorable cuando se aplicó sobre distintas submuestras de los datos originales.

El modelo desarrollado por Caballo Trebol, se ha escogido como modelo base de este TFG, pues supone un programa funcional y considera los desarrollos realizados hasta la fecha en el campo de estudio de los MRC. De esta manera, al utilizarlo se podrán aislar los efectos de las variables, de potenciales fallos en el programa original, y además, se podrán analizar los mismos sobre un modelo actualizado, dotando así a este TFG de una mayor relevancia.

4.2 Descripción y Muestra de Datos del Modelo Desarrollado

El modelo que se ha desarrollado en este TFG es una variante del que fue elaborado en la tesis doctoral de Caballo Trebol. Como tal ha consistido inicialmente en los mismos 20 ratios financieros y la misma relación funcional (LOGIT) que utilizó el autor en su investigación.

Sin embargo, dado el considerable número de variables independientes en el programa, y el limitado tamaño muestral del que se ha dispuesto, se ha optado por realizar un Análisis de Componentes Principales (*PCA*) (Greenacre, y otros, 2022) a las variables originales. Este se ha hecho para evitar un sobreajuste en el modelaje y por la alta correlación presente entre los ratios financieros.

La técnica PCA agrupa la información contenida en los datos, desechando aquella que es redundante y reduciendo la dimensionalidad de la muestra. Fruto de este análisis, se ha decidido sustituir las variables originalmente definidas por sus 15 primeros componentes principales, los cuales recogen el 91% de la variación presente en los ratios financieros. Aparte de estos componentes principales, se han añadido a la muestra las variables sectoriales identificadas, de manera que el modelo final que se ha desarrollado consta de 23 variables en total; de las cuales 15 corresponden a las componentes principales de los ratios originales, definidos por Caballo Trebol, y 8 corresponden a los valores de las cuatro variables sectoriales para los años 2010 y 2011.

La muestra que se ha considerado en este estudio es también una adaptación de la utilizada en el trabajo de Caballo Trebol. Esta se ha obtenido de la misma entidad financiera de primer nivel que le proporcionó al autor los datos para su investigación. Dado el carácter de confidencialidad mantenido en esta última, en este trabajo tampoco se podrá revelar el nombre de dicha entidad.

La base de datos considerada consta de 3641 empresas privadas españolas de las cuales se han obtenido los estados financieros para el periodo comprendido entre los años 2010-2011.

Estos estados han sido los que se han utilizado para la definición de las variables independientes del modelo. En este estudio la variable dependiente también pretende medir una situación de incapacidad de la sociedad para hacer frente a sus obligaciones de pago en los dos años siguientes (2012-2013) al periodo que componen los años 2010-2011. Por lo tanto, la variable dependiente de los datos ha sido definida mediante el uso de registros judiciales y ficheros de incumplimiento de pago, en los cuales se ha considerado cualquier incidencia en estos documentos como señal de una empresa que ha impagado (1) en la muestra y la ausencia de incidencias (0), como un indicativo de empresa en situación de solvencia y liquidez.

Dado que la herramienta de riesgo de crédito a desarrollar pretende ser específica al sector de la construcción residencial, se han filtrado la totalidad de las empresas contenidas en la muestra, provenientes de diferentes sectores, mediante su código de Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CNAE), para que la muestra a utilizar sólo

considere sociedades cuya actividad empresarial estuviese altamente relacionada con la construcción residencial (CNAE = 41). Por tanto, la muestra final que se ha utilizado considera 90 empresas de las que el 29% impagaron sus deudas en el periodo de 2012-2013.

Los datos que se han considerado en la investigación corresponden a un periodo temporal previo al actual. Esto supone inicialmente una limitación, pues hace que los resultados obtenidos estén menos actualizados, así restándoles relevancia. Aún así, se ha decidido utilizar esta muestra pues se ha dado una mayor importancia sobre su posible contemporaneidad, a que los datos utilizados fueran proporcionados por la misma entidad y, compartiesen el mismo formato, que aquellos considerados por Caballo Trebol.

Al mantener la misma estructura y provenir de la misma fuente, el estudio realizado ha evitado potenciales limitaciones asociadas con la construcción, limpieza y trato de base de datos. De esta manera, los hallazgos del trabajo muestran explícitamente el efecto de la inclusión de variables sectoriales en la capacidad predictiva de los MRC, y no se encuentran afectados por factores exógenos, como pueden ser el uso de sistemas contables distintos en las empresas de la muestra. Consecuentemente, la decisión tomada permite a esta investigación abordar de manera más efectiva su objetivo principal.

Definida la muestra de datos, los ratios financieros, y realizado el análisis de componentes principales, se ha procedido a aplicar el modelo, sin las variables sectoriales, sobre la base de datos de esta investigación. Los resultados que se han obtenido se muestran en la Tabla 2 y presentan un nivel de acierto global del 62% con una sensibilidad del 57% y una especificidad del 63%.

Tabla 2: Matriz de confusión, especificidad y sensibilidad para el Modelo Base

		Modelo Base PREDICHO	
		0	1
OBSERVADO	0	12	7
	1	3	4

Sensibilidad	57,14%
Especificidad	63,16%
Acierto	61,54%

Fuente: Elaboración propia

Estos resultados son significativamente menores a los obtenidos por Caballo Trebol en su trabajo. Una posible explicación de este hallazgo es el desencadenamiento de la crisis inmobiliaria en España en 2008 ya que tuvo graves repercusiones sobre la economía española en los años siguientes (Álvarez Alba, 2017) y en especial sobre las sociedades que formaban parte del sector de la construcción. Según la consultora Axesor, en el periodo de tiempo entre 2007 y agosto 2010, 153.048 empresas del sector de la construcción liquidaron su actividad comercial (Gabinete de Estudios Económicos Axesor, 2010).

Desde una perspectiva financiera, es posible que los ratios de muchas de estas empresas señalaran una situación de solvencia y liquidez en los años previos a su quiebra. Aún así, a raíz de la burbuja inmobiliaria, causada entre otros factores por los criterios laxos en la concesión de créditos así como, el desplome de los precios de las viviendas, y la consiguiente recesión económica en España, un gran porcentaje de estas empresas podrían haber empezado a sufrir dificultades para hacer frente a sus obligaciones de pago debido a un mal desempeño del sector en su conjunto, independientemente de los resultados que estaban obteniendo en los años precedentes.

Al considerar exclusivamente información proporcionada por ratios contruidos sobre los estados contables de las sociedades, es posible que el modelo original no esté siendo capaz de capturar estas dinámicas sectoriales, y su efecto sobre la solvencia de las empresas de la industria. Por tanto, esto esclarecería la disminución en el desempeño del rendimiento del modelo y contribuye a justificar la importancia de la inclusión de variables sectoriales de cara a afrontar esta limitación.

4.3 Resultados del Modelo Desarrollado

Para determinar el aporte predictivo de las variables sectoriales, se han entrenado dos modelos distintos sobre el mismo conjunto de datos.

La primera herramienta, denominada modelo base, consiste en el modelo inicial ya descrito y como tal contiene únicamente las 15 componentes principales de los datos originales. El segundo modelo, denominado modelo sectorial, ha sido el objeto de desarrollo de este TFG, y contiene las 15 componentes principales y las variables

sectoriales seleccionadas. Al validar estos programas sobre los mismos datos, las diferencias que se observen entre ambos corresponderán a las diferencias en la capacidad predictiva de estos y no al muestreo realizado.

Para el proceso de validación, se han realizado distintos muestreos aleatorios en los cuales se ha separado la base de datos en un conjunto de entrenamiento y otro de validación. El conjunto de entrenamiento contenía el 70% de los datos y se utilizó para ajustar los parámetros de los modelos, mientras que el conjunto de validación contenía el 30% y se usó a su vez para comprobar la verdadera capacidad predictiva de los programas.

Al testar la capacidad predictiva de ambos modelos, los resultados demuestran que el programa que incluye las variables sectoriales obtiene consistente y significativamente mejores métricas predictivas que el modelo base. La Tabla 3 presenta la matriz de confusión y el consecuente acierto general, especificidad y sensibilidad de ambos modelos, en uno de los muestreos aleatorios realizados.

Tabla 3: Matriz de confusión, especificidad y sensibilidad para el Modelo Base y Sectorial respectivamente sobre la misma muestra de datos.

		Modelo Base PREDICHO		Modelo Sectorial PREDICHO	
		0	1	0	1
OBSERVADO	0	10	9	15	4
	1	3	4	2	5
		Sensibilidad	57,14%	Sensibilidad	71,43%
		Especificidad	52,63%	Especificidad	78,95%
		Acierto	53,85%	Acierto	76,92%

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar, el modelo con variables sectoriales predice mejor un 17% de las instancias totales con respecto al modelo base. Este resultado se descompone en una mejoría del 14% sobre los impagos y del 16% sobre los no impagados, obteniendo así el modelo con variables sectoriales una sensibilidad del 71%, una especificidad del 79% y un acierto general del 77% sobre esta muestra.

Al ser estos valores diferentes según el muestreo que se realice, se ha procedido a comprobar la significación estadística de los resultados, considerando 10.000 muestreos aleatorios.

Para cada uno de estos muestreos, se han entrenado y validado los modelos base y sectorial, y se han comparado sus métricas de desempeño.

Los indicadores principales que se han considerado en este proceso han sido el acierto global y la sensibilidad del modelo. Este último se ha considerado más importante que la especificidad, pues dada la índole del tema bajo estudio, el coste asociado al error Tipo II (clasificar como sana una empresa que termina impagando) se reconoce como más alto que aquel del error Tipo I (clasificar erróneamente una empresa que no impaga).

El punto de corte o *cutoff*, se ha identificado como otro de los factores que influyen en el valor que toman estas métricas. Este hace referencia al nivel de probabilidad que se utiliza como umbral para clasificar las observaciones de los datos. De esta manera, si la probabilidad asignada a la instancia es mayor que el *cutoff*, se clasificará esta como impago (1), y si es menor, como que no impagará (0). Como tal, para hacer que los resultados obtenidos sean más fiables, se ha comparado el desempeño de los modelos bajo dos puntos de corte distintos. Estos se han seleccionado basándose en el porcentaje de impagos en la muestra total (29%) y en el porcentaje esperado de impagos en la muestra de validación (13%).

Además, también se ha considerado como indicador de desempeño, al área bajo la curva de respuesta (*AUC*) de los programas. Esta es otra métrica que mide la capacidad predictiva de los modelos de clasificación, y su atractivo reside en que considera los resultados del modelo para todos los posibles puntos de corte.

Por tanto, para cada uno de los 10 000 muestreos aleatorios realizados, se han calculado para ambos modelos las métricas anteriormente identificadas. Después, se ha procedido al cómputo de la serie de diferencias, definida esta como el resultado de restar para cada muestreo, la métrica del modelo base, a la obtenida por el modelo sectorial. A continuación se ha calculado el valor medio de dichas diferencias. El signo de este indicará cuál de los dos modelos ha obtenido consistentemente mejores resultados, de manera que, si el valor medio es positivo, se considerará que el modelo sectorial ha obtenido un mejor rendimiento, y si es negativo, el modelo base será el que presente un mejor desempeño.

Para calcular la significación estadística de la media observada de las diferencias, se ha empleado el test *t-student* pareado (Martínez, 2020). Se ha considerado este método idóneo para el problema en cuestión, pues se utiliza en la práctica para determinar la

significación estadística de una serie de diferencias entre dos valores calculados sobre una misma muestra.

Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 4. Tal y como se puede observar, para todas las métricas consideradas, y los distintos puntos de corte, el valor medio de las diferencias es positivo, y según el p-valor, estadísticamente significativo. Como tal, el modelo sectorial obtiene en comparación al modelo base un mejor rendimiento predictivo de instancias y de impagos.

Tabla 4: Valor medio y test de significación estadístico de la serie de diferencias, entre el modelo base y sectorial, del acierto general, sensibilidad, y AUC.

		Test de Significación Acierto Global y Sensibilidad	
		$Cutoff = 0,29$	$Cutoff = 0,13$
Acierto Global	Valor Medio	0,05	0,11
	Desviación Típica	0,10	0,10
	T-Statistic	4300,10	10503,31
	P- Valor	0,00	0,00
Sensibilidad	Valor Medio	0,00	0,14
	Desviación Típica	0,21	0,32
	T-Statistic	41,38	4344,50
	P-Valor	0,00	0,00

		Test de Significación Area Bajo la Curva	
AUC	Valor Medio		0,01
	Desviación Típica		0,11
	T-Statistic		10,37
	P-Valor		0,00

Fuente: Elaboración propia

Como comprobación adicional de los hallazgos, se ha realizado un análisis del modelo sectorial en su vertiente explicativa. Este también ha confirmado las conclusiones obtenidas al demostrar que las variables Viviendas Iniciadas, Retrasos Hipotecarios y Tipos de Interés resultaron estadísticamente significativas, para un nivel de confianza del 10% y 1% respectivamente, en el ajuste del modelo sobre la muestra.

Por lo tanto, se demuestra que estos ratios contribuyen a explicar la situación de impago de las sociedades contenidas en los datos, y como tal aumenta la capacidad predictiva del modelo desarrollado. La Tabla 5, presenta la significación de las variables consideradas en el modelo sectorial.

Tabla 5: Coeficientes, desviación estándar, estadístico z, y p-valor para las variables del modelo sectorial desarrollado.

Deviance Residuals:					
	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-1.68592	-0.54240	-0.07419	0.42471	2.32835
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-5.01414	3.21403	-1.560	0.1187	
PC1	-1.21323	1.09873	-1.104	0.2695	
PC2	0.20916	0.69217	0.302	0.7625	
PC3	-1.46233	0.91408	-1.600	0.1096	
PC4	2.40039	1.14858	2.090	0.0366 *	
PC5	-2.22740	1.33197	-1.672	0.0945 .	
PC6	-1.89133	1.17887	-1.604	0.1086	
PC7	2.03361	1.27312	1.597	0.1102	
PC8	-3.81323	2.05161	-1.859	0.0631 .	
PC9	2.45629	1.78946	1.373	0.1699	
PC10	1.77871	1.12016	1.588	0.1123	
PC11	0.96450	1.02729	0.939	0.3478	
PC12	-1.37023	0.96582	-1.419	0.1560	
PC13	-2.30603	1.13493	-2.032	0.0422 *	
PC14	-0.06621	0.81338	-0.081	0.9351	
PC15	2.36769	1.64023	1.444	0.1489	
PDS_1	65.88570	42.87911	1.537	0.1244	
PDS_2	-14.61698	25.22305	-0.580	0.5622	
VI_1	-158.26860	241.60383	-0.655	0.5124	
VI_2	-431.64567	254.43296	-1.697	0.0898 .	
TI_1	0.40465	22.76915	0.018	0.9858	
TI_2	-213.81957	101.68266	-2.103	0.0355 *	
RH_1	1.53477	0.91210	1.683	0.0924 .	
RH_2	-0.69475	0.59479	-1.168	0.2428	

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 77.849 on 63 degrees of freedom
Residual deviance: 43.490 on 40 degrees of freedom
AIC: 91.49

Number of Fisher Scoring iterations: 8

Fuente: Elaboración propia

En conclusión, los resultados demuestran de manera fidedigna que las variables sectoriales identificadas, cuya incorporación se ha fundamentado mediante un análisis riguroso de la industria de la construcción residencial, aumentan la capacidad predictiva del MRC desarrollado, haciendo que este sea más generalizable, predictivo y por ende funcional de cara a cumplir con los objetivos establecidos.

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES

Los beneficios asociados al uso de los modelos de riesgo de crédito son numerosos y se extienden a diferentes agentes económicos. Al mejorar la cuantificación del riesgo crediticio, estas herramientas reducen la probabilidad de tener que afrontar en el futuro costes relacionados al impago de deudas y sus consiguientes efectos negativos sobre la estabilidad financiera y la disponibilidad de crédito.

La destacada utilidad de los modelos de riesgo de crédito ha acrecentado su interés entre distintos investigadores, los cuales han contribuido a su desarrollo desde la década de 1960. Los avances que se han realizado en este campo se han focalizado en el análisis de las variables independientes del modelo y la relación funcional que las une con la variable dependiente.

Además, recientemente, distintos autores también han estudiado los efectos de la incorporación de variables macroeconómicas en estos modelos, bajo la creencia de que la misma podría contribuir a hacer que estas herramientas fuesen más explicativas y por ende, más predictoras de futuras situaciones de impago. Sin embargo, los resultados obtenidos por estos trabajos no han sido concluyentes al no haber sido capaces de probar que la inclusión de variables de este tipo suponga una consistente mejoría en la capacidad predictiva de los MRC.

En este TFG, se ha atribuido esta limitación a la naturaleza de las variables macroeconómicas incluidas en los modelos desarrollados hasta la fecha. Estas, han sido en su mayoría de carácter general y, por tanto, según se ha demostrado mediante la realización de un análisis de correlaciones, no han sido capaces de aportar relaciones consistentes con la variable dependiente considerada en los MRC.

Con el objetivo de afrontar este obstáculo, en este estudio se ha desarrollado un modelo de aplicación específica al sector de la construcción residencial. Este ha incluido cuatro variables macroeconómicas explicativas del desempeño actual y futuro de la industria, que han sido identificadas mediante un análisis estratégico de la cadena de valor del sector. La industria que se ha escogido es la de la construcción residencial por la

importancia socioeconómica de esta y por los potenciales beneficios de aumentar la precisión de la medición de riesgo crediticio de las sociedades que la forman.

Las variables identificadas han sido las siguientes: precio del suelo, tipos de interés hipotecario, número de viviendas iniciadas en los últimos 12 meses y retrasos en los pagos hipotecarios. Estas se han incluido en un modelo funcional y actualizado a la época. Consecuentemente, el modelo se ha validado sobre una muestra de estados contables de 90 sociedades para los años 2010-2013, junto a sus correspondientes registros de impago para el mismo periodo considerado.

A partir de los resultados obtenidos tras la comparación del modelo desarrollado con el mismo modelo sin las variables macroeconómicas, se puede concluir que el primero predice mejor situaciones de impago afrontadas por las empresas en un periodo de 2 años posteriores a la última fecha de los estados contables. Este hallazgo ha sido validado empleando distintas pruebas estadísticas.

Por lo tanto, en este TFG se han cumplido los dos objetivos establecidos ya que se han identificado variables relevantes al desempeño del sector de la construcción residencial, y se ha demostrado que su inclusión en MRC hace que estos sean más generalizables y predictivos. La consecución de estos hitos contribuye al desarrollo de estas herramientas y por ende a los beneficios que ofrecen.

Los procedimientos aplicados en este trabajo resultan de gran interés al ser replicables a otras industrias. En futuras líneas de investigación se podrían identificar otras variables macroeconómicas de los sectores objeto de estudio, para su posterior incorporación en MRC de aplicación específica.

CAPÍTULO 6. BIBLIOGRAFÍA

- Acanto inmobiliaria. (15 de Diciembre de 2020). *¿Qué factores influyen en el precio de una vivienda?*
- Aedas Homes. (Marzo de 2024). *Aedas Homes*. Obtenido de Accionistas & Inversores: https://www.aedashomes.com/inversores/informacion-economico-financiera/informacion-periodica/presentacion-resultados?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=essnaedas&gad_source=1&gclid=CjwKCAjwkuqvBhAQEiwA65XxQGTEj6OvNuQT9UIOwmnzG76FOp5yE57qzulDTTi
- Albornoz, B. G., & Giner, B. (2013). Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: Modelos generales versus específicos. *UNIVERSIA BUSINESS REVIEW*.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Wiley Finance.
- Álvarez Alba, J. (2017). *Crecimiento y estallido de la burbuja inmobiliaria en España: causas y consecuencias*.
- Bakshi, G., Madan, D., & Zhang, F. X. (Julio de 2006). Investigating the Role of Systematic and Firm-Specific Factors in Default Risk: Lessons from Empirically Evaluating Credit Risk Models. *The Journal of Business*, 79, 1955-1987.
- Balbuena, I. I. (18 de Octubre de 2019). Proceso de Urbanización. *Medium*.
- Banco de España. (2024). *Banco de España*. Obtenido de Estadísticas económicas generales: <https://www.bde.es/webbe/es/estadisticas/temas/estadisticas-economicas-generales.html>
- Banco Mundial. (2022). *Datos Banco Mundial*. Obtenido de Población rural (% de la población total): <https://datos.bancomundial.org/indicador/SP.RUR.TOTL.ZS?view=map>
- Banco Mundial. (21 de Febrero de 2024). *World Bank Open Data - Banco Mundial*. Obtenido de Población rural (% de la población total): <https://datos.bancomundial.org/indicador/SP.RUR.TOTL.ZS?end=2022&start=1960&view=chart>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 71 – 111.
- Blog Terrenos. (15 de Mayo de 2022). Uso terciario de una casa o un terreno: qué es y qué base legal tiene en España. *Terrenos.es*.
- Caballo Trebol, Á. (2013). *Medición de riesgo de crédito: Desarrollo de una nueva herramienta*. Madrid: Universidad Pontificia Comillas.
- CaixaBank. (2024). *Informe Sectorial Inmobiliario*.

- Chava, S., & Jarrow, R. (2004). Bankruptcy Prediction with Industry Effects. *Review of Finance*, 8, 537-569.
- Chien, Y. (2015). What Drives Long-Run Economic Growth? *On The Economy Blog. Federal Reserve Bank of St. Louis*.
- Clair, R. T. (1992). *Loan Growth and Loan Quality: Some Preliminary Evidence from Texas Banks*. Dallas: Federal Reserve Bank of Dallas.
- Colegio de Registradores de España. (2023). *Estadísticas de la propiedad*. Obtenido de Estadística Registral Inmobiliaria (ERI): https://www.registradores.org/actualidad/portal-estadistico-registral/estadisticas-de-propiedad#portlet_com_liferay_journal_content_web_portlet_JournalContentPortlet_INSTANCE_92PKQIzgTNBS
- Dao, M. Q. (2012). POPULATION AND ECONOMIC GROWTH IN DEVELOPING COUNTRIES. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 2(1).
- Davis, E. P. (1995). *Debt, Financial Fragility, and Systemic Risk*. Oxford University Press.
- Delgado, J., & Saurina, J. (2004). *Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas*. Madrid: Dirección General de Regulación Banco de España.
- Dettling, L., & Kearney, M. S. (2014). House prices and birth rates: The impact of the real estate market on the decision to have a baby. *Journal of Public Economics*, 110, 82-100.
- Enguñados, A. M. (1994). Los Modelos de Predicción del Fracaso Empresarial: Una aplicación empírica del LOGIT. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(78), 203-233.
- Enguñados, A. M. (1994). Los Modelos de Predicción del Fracaso Empresarial: Una Aplicación Empírica del LOGIT. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(78), 203-233.
- Federal Reserve Bank of St. Louis. (2024). *Economic Data*. Obtenido de <https://fred.stlouisfed.org/series/DRBLACBS#0>
- Fernández Castaño, H., & Pérez Ramirez, F. O. (2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 4(6), 55-75.
- Frydman, H., Altman, E., & Kao, D. (1985). Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. *Journal of Finance*, 269-291.
- Gabinete de Estudios Económicos Axesor. (2010). *LA CRISIS DE LA CONSTRUCCIÓN HA ACABADO CON 150.000 EMPRESAS EN ESPAÑA*.
- Gentry, J., Newbold, P., & Whitford, D. (1985). Predicting bankruptcy, if cash flows is not the bottom line, what is? *Financial Analysts Journal*, 41(5), 47-55.
- Gombola, M. a. (1983). A note on cash flow and classification patterns of financial ratios. *The Accounting Review*, 105-113.
- González-Hermosillo, B., & Pazarbasioglu, C. (1997). *Determinants of Banking Systems Fragility: A Case Study of Mexico*. International Monetary Fund.

- Greenacre, M., Groenen, P. J., Hastie, T., D'Enza, A. I., Markos, A., & Tuzhilina, E. (2022). Principal component analysis. *Nature Reviews Methods Primers*.
- Guillén-Franco, E., & Peñafiel-Chang, L. (2018). Modelos predictor de la morosidad con variables macroeconómicas. *Revista Ciencia UNEMI*, 11(26), 13-24.
- Hanushek, E. A., & Quigley, J. M. (Agosto de 1980). What is the Price Elasticity of Housing Demand? *The Review of Economics and Statistics*, 62(3), 449-454.
- Headey, D. D., & Hodge, A. (2009). The Effect of Population Growth on Economic Growth: A Meta-Regression Analysis of the Macroeconomic Literature. *Population and Development Review*, 35(2), 221-248.
- ILUSTRE COLEGIO DE ABOGADOS DE MADRID. (2017). *EL PROCEDIMIENTO DE EJECUCIÓN HIPOTECARIA*. Madrid.
- Instituto Nacional de Estadística. (Marzo de 2024). *Indicadores de calidad de vida*. Obtenido de Retrasos en los pagos : https://www.ine.es/ss/Satellite?L=es_ES&c=INESeccion_C&cid=1259944566313&p=1254735110672&pagename=ProductosYServicios%2FPYSLayout¶m1=PYSDetalleFichaIndicador¶m3=1259947308577
- Instituto Nacional de Estadística. (Marzo de 2024). *INEbase*. Obtenido de Índice de Precios de Vivienda: <https://www.ine.es/jaxiT3/Tabla.htm?t=25171&L=0>
- López, M. R., Sánchez, C. P., & Monelos, P. d. (2015). PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA Y FRACASO FINANCIERO: MEDIO SIGLO DESPUÉS DE BEAVER (1966). AVANCES Y NUEVOS RESULTADOS. Cartagena.
- make anywhere. (2022). *Construcción en España: retos, perspectivas y tendencias en el sector*.
- Mare, D. (2012). Contribution of macroeconomic factors to the prediction of small bank failures. *4th International IFABS Conference*. Valencia.
- Martín García, R., & González Arias, J. (s.f.).
- Martín García, R., González Arias, J., & Mendoza Rivas, M. Á. (2011). Análisis estratégico de la promoción inmobiliaria en España. *Revista Venezolana de Gerencia*(54), 233-254.
- Martínez, C. G. (2020). *COMPARACIÓN ESTADÍSTICA DE MODELOS PREDICTIVOS*.
- May, A. D. (2014). Corporate liquidity and the contingent nature of bank credit lines: Evidence on the costs and consequences of bank default. *Journal of Corporate Finance*, 29, 410-429.
- Méndez, R. M. (2012). ANÁLISIS ESTRATÉGICO EN LAS PEQUEÑAS EMPRESAS DE LA CONSTRUCCIÓN EN PUEBLA MÉXICO. *REVISTA INTERNACIONAL ADMINISTRACION & FINANZAS*, 5(4).
- Mensah, Y. (1984). An examination of the stationary of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380-395.
- Mepresa Construcciones. (2020). *Tipos de materiales de construcción: propiedades y usos en la construcción*.

- Metrovacesa. (Marzo de 2024). *Metrovacesa*. Obtenido de Resultados Trimestrales: <https://metrovacesa.com/accionistas-e-inversores/informacion-economico-financiera/resultados-trimestrales>
- Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible. (2024). *Ministerio - Actividad*. Obtenido de Estadística de precios de suelo urbano: <https://apps.fomento.gob.es/BoletinOnline2/?nivel=2&orden=36000000>
- Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana. (2022). Real Decreto 42/2022. *Boletín Oficial del Estado*.
- Naciones Unidas. (1948). La Declaración Universal de los Derechos Humanos. *Asamblea General de las Naciones Unidas*. París.
- Naciones Unidas. (1966). Pacto Internacional de Derechos Económicos, Sociales y. *Asamblea General de las Naciones Unidas*. Nueva York.
- Neinor Homes. (Marzo de 2024). *Neinor Homes*. Obtenido de Informes financieros: <https://www.neinorhomes.com/accionistas-e-inversores/informacion-economico-financiera/informes-financieros/>
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-31.
- Pagan, A. (1996). The rise and fall and rise... of the business cycle. *CEPR Discussion Papers* (349), 36.
- Pesaran, M. H., Schuermann, T., Treutler, B.-J., & Weiner, S. M. (2003). *Macroeconomic Dynamics and Credit Risk: A Global Perspective*. Center for Economic Studies.
- Procomo. (4 de Julio de 2023). *Tiempo medio de construcción de una casa*.
- Qu, Y. (2008). Macroeconomic factors and probability of default. *European Journal of Economics Finance and Administrative Sciences*, 192-215.
- Regidor, R. (25 de Abril de 2023). Casi seis de cada diez viviendas se compra ya sin hipoteca ante la subida de tipos. *The Objective*.
- Ruiz, A. S. (5 de Enero de 2022). ¿Qué empresas construyen más viviendas en España? *Cinco Días*.
- S., J. D. (2014). Correlación. *Revista Chilena de Anestesia*, 43, 150-153.
- S.G. ANÁLISIS, COORDINACIÓN Y ESTADÍSTICA (MINISTERIO DE AGRICULTURA, PESCA Y ALIMENTACIÓN). (2021). DEMOGRAFÍA DE LA POBLACIÓN RURAL en 2020. *AgrInfo*.
- Sánchez, C. (4 de Mayo de 2023). *El Confidencial*. Obtenido de Economía: Adiós, ladrillo: el peso de la construcción en el PIB se hunde a mínimos históricos (4,7%)
- Sanz, R. A., & Fernández, F. P. (Septiembre de 2004). BASILEA II: CONTENIDOS FUNDAMENTALES E IMPLICACIONES. *CUADERNOS DE INFORMACIÓN ECONÓMICA*(182).
- Saurina-Salas, J. (1998). *Determinantes de la Morosidad de las Cajas de Ahorro Españolas*. Banco de España.

- Slow Studio. (4 de Diciembre de 2019). *PROCESO DE DISEÑO*. Obtenido de TIPOS DE SUELO: URBANO, URBANIZABLE, NO URBANIZABLE: <https://www.slowstudio.es/research/tipos-de-suelo-urbano-urbanizable-no-urbanizable>
- Solow, R. M. (1956). A Contribution to the Theory of Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 70(1), 65–94.
- Somoza López, A. (2001). LA CONSIDERACIÓN DE FACTORES CUALITATIVOS MACROECONÓMICOS Y SECTORIALES EN LOS MODELOS DE PREDICCIÓN DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL. *PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA*, 89/90, 402-426.
- Tam, K., & Kiang, M. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38, 926-947.
- Tamayo, M. (27 de Febrero de 2024). De Viena a Madrid: radiografía de la crisis de acceso a la vivienda. *EjePrime*.
- Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.
- Vallcorba, M., & Delgado, J. (2007). *Determinantes de la Morosidad Bancaria en una Economía Dolarizada. El Caso Uruguayo*. Madrid: Banco de España .
- Wilson, T. C. (1998). *Portfolio Credit Risk*. New York: Federal Reserve Bank New York Economic Policy Review.
- Yuna Winaya, G., Muliarta RM, K., Ayu Nyoman Budiasih, I. G., & Nyoman Wiratmaja, I. D. (2020). Analysis of Altman Z-score and Zmijewski Bankruptcy Prediction in Telecommunication Sub-sectors registered in Indonesia Stock Exchange in 2016-2018. *American Journal of Humanities and Social Sciences Research (AJHSSR)*, 4(1), 313-322.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 24, 59-82.