

**GESTIÓN INTEGRAL DEL MULTIRRIESGO DE HOGAR DE LA
COBERTURA DE ROBO Y MODELIZACIÓN ACTUARIAL APLICANDO
TÉCNICA GLM (VARIABLES INTRÍNSECAS, EXÓGENAS Y DE
COMPORTAMIENTO).**

TESINA FIN DE MASTER

Pilar Martínez Ruiz-Andreu

**Tutores: José Miguel Rodríguez-Pardo del Castillo
Jesús Ramón Simón Del Potro**

Máster Universitario en Ciencias Actuariales y Financieras

Universidad Carlos III

Departamento de Economía de la Empresa, Departamento de Estadística



Mayo, 2016

Esta tesis es propiedad del autor. No está permitida la reproducción total o parcial de este documento sin mencionar su fuente. El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad del autor, quien declara que no ha incurrido en plagio y que la totalidad de referencias a otros autores han sido expresadas en el texto.

AGRADECIMIENTOS

En cualquier proyecto que emprendemos siempre nos acompañan personas que nos brindan su apoyo, su ayuda y su ánimo, y que de alguna manera contribuyen a que se haga realidad. Esta tesina contiene, en parte, un poco de cada una de ellas. A todas, mi más sincero agradecimiento.

A mis compañeros de AXA S.A. por todo el apoyo mostrado durante los meses en los que he completado el presente trabajo.

Al Dr. Javier Prado Domínguez, quien me orientó y animó a realizar el Master en Ciencias Actuariales y Financieras.

A mis tutores D. José Miguel Rodríguez Pardo y D. Jesús Ramón Simón del Potro, quienes continuamente han mostrado una gran cercanía, por su orientación, sus acertados consejos y su ayuda en la resolución de todos los obstáculos que se han ido presentando en la realización de este trabajo.

Me gustaría ofrecer mi singular agradecimiento a alguien a quien respeto y admiro, ya que no sólo me ha ayudado con el presente trabajo, sino que además ha mostrado una gran generosidad al brindarme la llave que me abre a una nueva etapa profesional.

Un especial agradecimiento a mis padres, que siempre me han manifestado su confianza y apoyo absoluto a lo largo de toda mi carrera y en definitiva, de mi vida.

RESUMEN

Se analizan la gestión integral del Seguro Multirriesgo de hogar y la garantía de robo en su conjunto, para diseñar una modelización actuarial aplicando la técnica GLM y el suavizado bayesiano por adyacencia.

Se utilizan herramientas estadísticas, tanto para la realización del análisis como de los modelos de predicción, para poder administrar y trabajar los datos de manera inteligente, con el fin de definir estrategias para la toma de futuras decisiones.

Se aplican diferentes tipologías de variables: intrínsecas al riesgo, geo-sociales y de comportamiento, cobrando especial importancia la creación y utilización de una nueva variable, el índice de criminalidad, inédita en el sector asegurador.

Palabras clave: GLM, Modelo Lineal Generalizado, Garantía de robo, Seguro de hogar, Tarificación, SAS, Emblem, modelización actuarial, Suavizado bayesiano por adyacencia, variables geosociales, variables de comportamiento.

ABSTRACT

Analyzing of an integrated management of multirisk home insurance and the theft guarantee as a whole, in order to design an actuarial model using techniques such as GLM and Bayesian smoothing by adjacency.

Statistical tools are used for the completion of the data analysis and for the prediction models, to be able to manage and process data intelligently, in order to define strategies for future decision making.

Different types of variables are applied, such as geo-social, behavioral, and variables that are inherent to the risk. Also, creation and use of a new variable - crime rate - which is unprecedented in the insurance sector.

Key Words: GLM, Generalized Linear Model, Theft guarantee, Home insurance, Statistical Analysis Software, Emblem statistical modeling software, pricing, actuarial modelling, Bayesian smoothing adjacency, geo-social variables, behavioral variables.

ÍNDICE

ÍNDICE DE TABLAS	7
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES	8
ÍNDICE DE GRÁFICOS	8
1. INTRODUCCIÓN	10
2. MARCO TEÓRICO	13
2.1. EL CONCEPTO DE SEGURO	13
2.2. LA LEGISLACIÓN SOBRE SEGUROS	14
2.3. LOS SEGUROS DE HOGAR	16
2.4. LA COBERTURA DE ROBO EN LOS SEGUROS DE HOGAR	20
2.4.1. EL CONCEPTO DE ROBO	22
2.4.2. LOS ROBOS DE VIVIENDAS EN ESPAÑA	25
2.4.3. LA COBERTURA DE ROBO	28
2.4.4. LA TRAMITACIÓN DEL ROBO EN LA VIVIENDA	33
2.5. BENCHMARKING	37
2.6. CANAL DIRECTO	39
2.7. LA TARIFICACIÓN DE LOS SEGUROS DE HOGAR	41
2.7.1. MODELO TRADICIONAL: CAPITAL POR TASA	41
2.7.2. MODELOS ACTUALES: MODELOS LINEALES GENERALIZADOS (GLM)	43
2.7.3. VARIABLES EXTRÍNECAS AL RIESGO EN LOS MODELOS	48
2.7.4. VARIABLES DE COMPORTAMIENTO	48
2.7.5. EL SUAVIZADO BAYESIANO POR ADYACENCIA	49
3. METODOLOGÍA	51
3.1. MARCO MUESTRAL	51
3.2. MUESTREO ALEATORIO	52
3.3. DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES Y ANÁLISIS	52
4. RESULTADOS	62
4.1. MODELO 1	62
4.2. MODELO 2	71
4.3. MODELO 3	77
4.4. AJUSTE DEL MODELO	84

4.5 SUAVIZADO BAYESIANO POR ADYACENCIA	86
5 CONCLUSIONES	92
FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	93
6 BIBLIOGRAFÍA	95
7 ANEXOS	97
ANEXO 1 – CÓDIGO ANÁLISIS DE VARIABLES Y TRATAMIENTO	98
ANEXO 2 – CÓDIGO ESTUDIAR NIVEL ASOCIACIÓN ENTRE VARIABLES	99
ANEXO 3 – TEST DE BONDAD DEL AJUSTE	102
ANEXO 4 – MUESTREO ALEATORIO	104
ANEXO 5 – RECODIFICACIÓN VARIABLES	105
ANEXO 6 – MODELO LINEAL GENERALIZADO	115
ANEXO 7 – RELATIVIDADES	116
ANEXO 8 – CÓDIGO PARA REALIZAR GRÁFICOS	117
ANEXO 9 – PROCEDIMIENTO PML	121
ANEXO 10 – CÓDIGO RESIDUOS	121

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tipología de los Seguros.	16
Tabla 2. Ministerio del Interior. Robos en domicilios en España. 2009-2014	26
Tabla 3. Cobertura de robo de las Compañías de Seguros AXA y Mapfre.....	30
Tabla 4. Comparativa en Rastreator sobre la Cobertura de Robo.....	32
Tabla 5. Siniestros por robo en la Compañía AXA en 2015.....	35
Tabla 6. Volumen e importe de la indemnización por robo de la Compañía AXA en 2015	35
Tabla 7. Cuadro comparativo de las principales coberturas de Seguro de Hogar	38
Tabla 8. Comparativa de ítems para tarificación e-commerce.....	39
Tabla 9. Distribuciones continuas de la familia exponencial.....	45
Tabla 10. Funciones ligadura para las distribuciones.....	46
Tabla 11. Número de datos Cartera de hogar AXA (2013-2015) utilizados para el estudio.	52
Tabla 12. Volumen de datos Cartera de hogar AXA (2013-2015) para entrenar modelo. ...	52
Tabla 13. Salida SAS del procedimiento de frecuencia del número de siniestros.	53
Tabla 14. Tabla distribución de frecuencia de la variable número de siniestros.	53
Tabla 15. Expuestos y frecuencia siniestral por periodo (2013-2015).	54
Tabla 16. Media y Varianza de la variable número de siniestros.....	54
Tabla 17. Información del modelo del Procedimiento Genmod.....	55
Tabla 18. Resumen de las medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste.....	56
Tabla 19. Distribución número de siniestros, exposición y frecuencia siniestral por periodo.	57
Tabla 20. Tabla resumen valores obtenidos del modelo para cada uno de los niveles de la variable índice de criminalidad.....	61
Tabla 21. Tabla con el nivel de exposición de cada uno de los niveles de la variable índice de criminalidad	61
Tabla 22. Información del Modelo 1 del Procedimiento Genmod.....	62
Tabla 23. Información de los niveles del Modelo 1 del Procedimiento Genmod.	63
Tabla 24. Estimación parámetros del Modelo 1 a través del procedimiento Genmod.	64
Tabla 25. Resultados análisis Type 3 del Modelo 1.	65
Tabla 26. Medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste del Modelo 1.....	65
Tabla 27. Información del Modelo 2 del Procedimiento Genmod.....	71
Tabla 28. Información de los niveles del Modelo 2 del Procedimiento Genmod.	71
Tabla 29. Estimación parámetros del Modelo 2 a través del procedimiento Genmod.	72
Tabla 30. Resultados análisis Type 3 del Modelo 2.....	72

Tabla 31. Medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste del Modelo 2.....	73
Tabla 32. Información del Modelo 3 del Procedimiento Genmod.....	77
Tabla 33. Estimación parámetros del Modelo 3 a través del procedimiento Genmod.	78
Tabla 34. Resultados análisis Type 3 del Modelo 3.....	78
Tabla 35. Medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste del Modelo 3.....	79

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Mapa del porcentaje de robos con fuerza en domicilios por CCAA en España. 2015. Fuente: Elaboración propia.	27
Ilustración 2. Mapa del porcentaje de robos con fuerza en domicilios por vivienda por CCAA en España. 2015. Fuente: Elaboración propia.	27
Ilustración 3. Imagen significación variable índice de criminalidad en el modelo emblem. Fuente: elaboración propia.....	60
Ilustración 4. Mapa de zonificación ajustada suavizada. Fuente: Elaboración propia.....	89
Ilustración 5. Mapa de residuos estandarizados. Fuente: Elaboración propia.....	90
Ilustración 6. Mapa de residuos estandarizados suavizados. Fuente: Elaboración propia. .	91
Ilustración 7. Mapa zonificación final suavizada. Fuente: Elaboración propia.	91

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Distribución siniestros de hogar por naturaleza de los mismos. Datos 2015.....	20
Gráfico 2. Volumen de siniestros en la Compañía AXA, 2015. Fuente: Elaboración propia	36
Gráfico 3. Coste de siniestros por capital contratado. Fuente: Elaboración propia.....	42
Gráfico 4. Distribución frecuencias del número de siniestros. Fuente: Elaboración propia.	53
Gráfico 5. Gráfico distribución observada y esperada a Poisson del número de siniestros. Fuente: Elaboración propia.....	55
Gráfico 6. Gráfico variable índice de criminalidad modelo Emblem. Fuente: Elaboración propia.	61
Gráfico 7. Variable Capital Joyas sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.....	67
Gráfico 8. Variable Capital Joyas agrupada. Fuente: Elaboración propia.	67
Gráfico 9. Variable Antigüedad de la vivienda sin agrupar Fuente: Elaboración propia.	68
Gráfico 10. Variable Antigüedad de la vivienda agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	68
Gráfico 11. Variable interaccionada Tipo de Vivienda y Capital Mobiliario agrupada. Fuente: Elaboración propia.	69
Gráfico 12. Variable Uso de la Vivienda sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.	69

Gráfico 13. Variable Uso de la Vivienda agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	70
Gráfico 14. Residuos Modelo 1. Fuente: Elaboración propia.....	70
Gráfico 15. Residuos Modelo 2. Fuente: Elaboración propia.....	73
Gráfico 16. Variable Comunidades Autónomas sin agrupar. Fuente: Elaboración propia...	74
Gráfico 17. Variable Comunidades Autónomas agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	74
Gráfico 18. Variable Densidad de hogares sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.....	75
Gráfico 19. Variable Densidad de hogares agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	75
Gráfico 20. Variable Paro sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.....	76
Gráfico 21. Variable Paro agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	76
Gráfico 22. Curva ROC de la garantía con robo y el total de la exposición de la cartera. Fuente: Elaboración propia.....	80
Gráfico 23. Curva ROC garantía de extensivos continente. Fuente: Elaboración propia.....	80
Gráfico 24. Residuos Modelo 3. Fuente: Elaboración propia.....	81
Gráfico 25. Variable Perfil Medofi sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.....	81
Gráfico 26. Variable Perfil Medofi agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	82
Gráfico 27. Variable Antigüedad de la Póliza (renovación) sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.....	82
Gráfico 28. Variable Antigüedad de la Póliza (renovación) agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	83
Gráfico 29. Variable tipo de carnet del tomador agrupada. Fuente: Elaboración propia.....	83
Gráfico 30. Comprobación de ajuste de la variable Antigüedad de la Vivienda. Fuente: Elaboración propia.....	84
Gráfico 31. Comprobación ajuste variable Capital Joyas. Fuente: Elaboración propia.....	84
Gráfico 32. Comprobación de ajuste de la variable interaccionada Tipo de Vivienda y Capital Mobiliario. Fuente: Elaboración propia.....	85
Gráfico 33. Comprobación de ajuste de la variable Comunidades Autónomas. Fuente: Elaboración propia.....	85
Gráfico 34. Comprobación de ajuste de la variable Densidad de Hogares. Fuente: Elaboración propia.....	85
Gráfico 35. Comprobación de ajuste de la variable Paro. Fuente: Elaboración propia.....	85
Gráfico 36. Comprobación ajuste de la variable Perfil Medofi. Fuente: Elaboración propia.	86
Gráfico 37. Comprobación de ajuste de la variable Antigüedad Póliza (renovación). Fuente: Elaboración propia.....	86
Gráfico 38. Comprobación de ajuste de la variable Tipo de Carnet del tomador. Fuente: Elaboración propia.....	86

1. INTRODUCCIÓN

Para Kenneth Arrow (1971) aunque el seguro es un tema de gran importancia en las economías de las naciones avanzadas, los economistas teóricos han tenido poco que decir sobre el tema. Opina además que la teoría del seguro se ha desarrollado virtualmente sin referencia a los conceptos económicos básicos de utilidad y productividad.

Según Borch (1990), uno de los teóricos del seguro más importantes, “no es posible dar una definición de seguro que sea corta y precisa y a la vez completamente satisfactoria”. En este sentido Tortella (2014:22) apunta que Broch “prefiere limitarse a señalar los elementos esenciales del seguro, que son la prima y la posibilidad de que ocurra un evento que dé lugar a la indemnización” ya que, en su opinión “son las piedras angulares del concepto de seguro”. Además precisa que el evento tiene carácter aleatorio y que existe una determinada probabilidad de que ocurra.

Aunque Arrow aseveró que el seguro tenía límites y no podía asegurarse todo lo concebible, en la actualidad se materializa en un contrato o acuerdo que puede tener por objeto toda clase de riesgos siempre que exista un interés asegurable y en este sentido, se erige en un medio para dar cobertura a esos posibles eventos.

El seguro de hogar se encuentra normalmente dentro del ramo de Multirriesgos y cubre todos los daños que se pueden producir en una vivienda. En España asegurar una vivienda, a diferencia de países como Francia o Suiza, no es obligatorio, aunque en el caso de existir una hipoteca se establece una obligación contractual que actúa bajo un régimen indemnizatorio especial.

Para evaluar esos riesgos la ciencia actuarial aplica modelos estadísticos y matemáticos con el fin de gestionar y evaluar el impacto financiero del riesgo, permitiendo además, el desarrollo de ordenadores de alta velocidad, realizar complejas evaluaciones de riesgo y analizar grandes cantidades de información. Y debido a que el mercado de los seguros es cada vez más competitivo, las aseguradoras buscan continuamente técnicas de tarificación más sofisticadas que permitan identificar los segmentos más rentables. Para ello utilizan modelos predictivos que posibilitan el análisis, tanto de los costes siniestrales como del comportamiento de la demanda.

En los datos que se recopilan con estas técnicas encontramos dos elementos básicos (Leonardi, s.f.): la métrica que representa lo que se está midiendo (frecuencia siniestral...) y los hechos que representan esa información obtenida (variables como el sexo, la edad...). La estructura del modelo, por otro lado, refleja la relación entre las distintas variables predictivas del conjunto de datos y la respuesta del proceso. De ahí que para construir un buen modelo haya que buscar un equilibrio entre su poder predictivo y su poder explicativo.

Hoy en día, el avance en este tipo de modelos ha provocado que se incorporen novedosas técnicas de clasificación geográfica y suavizado espacial.

En una información de la Agencia EFE, que la publicación Inversión y Finanzas¹ divulgó el 10 de mayo del 2016, podemos leer que la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones (DGSFP) ha pedido a las aseguradoras que revisen sus tarifas para cerciorarse de que cubren los compromisos contraídos con sus clientes y antes del próximo 31 de julio envíen un informe a la citada Dirección General.

Piden a cada compañía una revisión de "las bases técnicas, hipótesis actuariales e información estadística que aplican" para "asegurar la adecuada cobertura de las obligaciones asumidas por la entidad y la adecuación de las mismas a la normativa vigente desde 1 de enero de 2016", dado el actual escenario de bajos tipos de interés.

Como adelantaba el diario "Expansión"² se trata, entre otras cosas, de asegurarse de que las primas que cobran estas compañías a sus clientes "responden al principio de suficiencia técnica de la prima", es decir son "suficientes para cubrir las obligaciones asumidas por la aseguradora.

Dentro de la misma información se recuerda que, en el cálculo de las tarifas y por aplicación de la Directiva 2004/113 de la Comisión Europea, "no podrán establecerse diferencias de trato entre hombres y mujeres en las primas y prestaciones de las personas aseguradas cuando las mismas consideren el sexo como factor de cálculo. También deberán responder a los principios de equidad, indivisibilidad e invariabilidad".

Concluye el comunicado diciendo que la DGSFP manifiesta que las condiciones contractuales, las tarifas de sus primas y las bases técnicas no estarán sujetas a autorización administrativa ni deberán ser objeto de remisión sistemática al organismo, que, no obstante, podrá requerir esta información siempre que lo considere pertinente.

ALCANCE DEL TRABAJO

El objeto de nuestra investigación va a ser la cobertura de robo en el seguro de hogar ya que, dentro de este tipo de seguros, es una de las garantías que cuenta con una frecuencia siniestral más baja.

Una de las ventajas competitivas que puede diferenciar a una Compañía de Seguros es tener la capacidad de anticiparse al mercado. Para ello debe contar con la información necesaria y disponer de una herramienta de análisis adecuada. En este sentido, el desarrollo de un modelo predictivo logrará optimizar sus métodos actuariales permitiéndole abarcar un conjunto más amplio de variables relacionadas con el cliente y mejorar sus decisiones en cuanto a selección y tarificación.

La hipótesis de partida de nuestro trabajo es que es posible realizar un modelo predictivo con una garantía como la de robo, que tiene una baja frecuencia siniestral.

¹ Inversión y Finanzas. 10/05/2016. <http://www.finanzas.com/noticias/mercados/bolsas/20160510/aseguradoras-deberan-revisar-tarifas-3405934.html>

² Expansión. La dirección general de Seguros se dirige a las entidades para que justifiquen la suficiencia de sus precios en contexto actual. <http://www.expansion.com/mercados/2016/05/09/5730ec6ae2704ee9048b456b.html>

El alcance del trabajo no se limita a la realización de un modelo lineal generalizado, sino que también contiene el análisis de la garantía de robo en su vertiente legal, de suscripción, *benchmarking*, tratamiento siniestral y *pricing*, ya que nos parece fundamental entender la cobertura en su conjunto para poder concebir el modelo y aplicar el juicio experto.

Para la modelización actuarial, creamos un Modelo Lineal Generalizado (GLM) utilizando el software estadístico SAS y lo contrastamos con una segunda herramienta de cálculo actuarial, el programa Emblem. Y por último aplicamos la última tendencia del mercado, el suavizado Bayesiano por Adyacencia.

La utilización de estas herramientas nos facilitará la realización del análisis estadístico y los modelos de predicción nos permitirán administrar y trabajar los datos de manera inteligente, con el fin de definir estrategias para la toma de futuras decisiones.

Además el trabajo tiene en cuenta las mejores prácticas internacionales de *pricing* a la hora de aplicar las diferentes tipologías de variables: intrínsecas al riesgo, geo-sociales y de comportamiento. Cobra en este punto especial importancia la creación y utilización de una nueva variable, el índice de criminalidad, inédita en el sector asegurador.

El trabajo se compone de cuatro capítulos fundamentales.

- **MARCO TEÓRICO.** En este apartado exponemos los principales conceptos relacionados con nuestro objeto de estudio, así como el estado de la cuestión, el análisis del contexto jurídico de la cobertura de robo, la situación de esta garantía en la actualidad en España, las técnicas aplicadas para mejorar la competitividad en el ámbito actuarial y los diferentes modelos utilizados para la tarificación de los seguros de hogar. Este apartado establece las coordenadas teóricas básicas, a partir de las cuales vamos a elaborar el trabajo.
- **METODOLOGÍA.** Se exponen: la hipótesis de partida, los objetivos del trabajo y los métodos a través de los cuales los conseguiremos, así como el marco muestral y las herramientas de análisis.
- **RESULTADOS.** Se presentan los resultados obtenidos a través de tablas, gráficos e ilustraciones, tanto de los tres modelos realizados como del suavizado bayesiano.
- **CONCLUSIÓN.** Se realiza un resumen de los principales resultados y una valoración de su relevancia.

Por último señalar que los anexos reproducen el código utilizado para programar los modelos.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. EL CONCEPTO DE SEGURO

El diccionario de la Real Academia Española de la Lengua define el término seguro como el “contrato por el que alguien se obliga mediante el cobro de una prima a indemnizar el daño producido a otra persona, o a satisfacerle un capital, una renta u otras prestaciones convenidas.”

Más completa es la definición que se encuentra en el artículo primero de la Ley 50/1980, de 8 de octubre, de Contrato de Seguro, vigente en España y publicada en el BOE nº 250, de 17 de octubre de 1980, que entiende el seguro como “un contrato por el que una persona (el asegurador) se obliga, mediante el cobro de una prima y para el caso de que se produzca el evento cuyo riesgo es objeto de cobertura a indemnizar, dentro de los límites pactados, el daño producido al asegurado o a satisfacer un capital, una renta u otras prestaciones convenidas.”

Si se analiza esta definición se puede observar que hace referencia a un contrato que, en el caso de los seguros se denomina póliza, y es un documento en el que se detallan las condiciones y normas que regulan la relación contractual. Normalmente las pólizas constan de un apartado de condiciones generales, que recoge el conjunto de principios básicos que establece el asegurador para regular todos los contratos de la misma modalidad y otro de condiciones particulares que hace referencia a la información relativa al riesgo individualizado: los datos del asegurado, del tomador del seguro, del beneficiario, del objeto asegurado, la fecha de vencimiento del contrato, el importe de la prima o la forma de pago, entre otros. En algunos casos la póliza presenta un apartado de condiciones especiales cuya finalidad es matizar el contenido de alguna de las normas establecidas, como puede ser el caso de las franquicias a cargo del asegurado.

En este contrato intervienen dos partes, por un lado el asegurador que es la Compañía que vende el seguro y cubre determinados riesgos económicos y el tomador que es la persona que contrata la póliza pagando por ello una cantidad convenida. Debemos tener en cuenta que el contratante o tomador del seguro puede coincidir o no con el asegurado.

El asegurador cobra al tomador del seguro una prima, que es la cantidad económica que debe pagar a la Compañía de Seguros en contraprestación por la cobertura de un riesgo, garantizando, de esta forma, que la cantidad asegurada se retribuya en caso de pérdida. Técnicamente sería el coste de la probabilidad media teórica de que ocurra un siniestro.

Por último queremos destacar, dentro de la definición, la mención al principio de indemnización, una de las características fundamentales del seguro, que garantiza el pago al asegurado de una cantidad acordada como compensación en el caso de que se materialice el hecho contra el que se prevenía por medio de la póliza de seguro contratada.

2.2. LA LEGISLACIÓN SOBRE SEGUROS

La complejidad de los seguros hace que se vea afectada por diferentes normas, lo que nos lleva a recoger, bajo este epígrafe, en orden cronológico, tanto la legislación como la normativa que regula este sector.

LEY DE CONTRATO DE SEGURO

- **Ley 50/1980, del contrato de seguro**, de 8 octubre.

LEY DE MEDIACIÓN DE SEGUROS PRIVADOS

- **Ley 9/1992**, de 30 de abril, de Mediación en Seguros Privados. [derogada]
- **Ley 26/2006**, de 17 de julio, de Mediación de Seguros y Reaseguros Privados.

LEYES DE ORDENACIÓN Y SUPERVISIÓN DE SEGUROS PRIVADOS

- **Ley 30/1995**, de ordenación y supervisión de los seguros privados, de 8 de noviembre, cuya finalidad consiste en tutelar los derechos de los asegurados, facilitar la transparencia y el desarrollo del mercado de seguros y fomentar la actividad aseguradora privada.
- **Real Decreto 2486/1998**, por el que se aprueba el Reglamento de ordenación y supervisión de los seguros privados, de 20 de noviembre.
- **Real Decreto 996/2000**, de 2 de junio, por el que se modifican determinados preceptos del Reglamento de ordenación y supervisión de los seguros privados, aprobado por el Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, y del plan de contabilidad de entidades aseguradoras, aprobado por el Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre, para adaptarlos a la Directiva 98/78/CE, de 27 de octubre.
- **Ley 34/2003**, de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados, de 4 de noviembre.
- **Real Decreto Legislativo 6/2004**, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de ordenación y supervisión de los seguros privados, de 29 de octubre.
- **Real Decreto 239/2007** de 16 de febrero, por el que se modifica el Reglamento de ordenación y supervisión de los seguros privados, aprobado por el Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, y el Reglamento de mutualidades de previsión social, aprobado por el Real Decreto.
- **Orden EHA/339/2007**, de 16 de febrero, por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados.
- **Real Decreto 1318/2008**, de 24 de julio, por el que se modifica el Reglamento de ordenación y supervisión de los seguros privados, aprobado por el Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre.
- **Real Decreto 1821/2009**, de 27 de noviembre, por el que se modifica el Reglamento de ordenación y supervisión de los seguros privados, aprobado por el Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, en materia de participaciones significativas.

- **Orden ECC/335/2012**, de 22 de febrero, por la que se modifica la Orden EHA/339/2007, de 16 de febrero, por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados.
- **Orden ECC/2150/2012**, de 28 de septiembre, por la que se modifica la Orden EHA/339/2007, de 16 de febrero, por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados.
- **Ley 20/2015**, de 14 de julio, de ordenación, supervisión y solvencia de las entidades aseguradoras y reaseguradoras.
- **Real Decreto 1060/2015**, de 20 de noviembre, de ordenación, supervisión y solvencia de las entidades aseguradoras y reaseguradoras.

DIRECTIVAS EUROPEAS

- **Directiva 2002/92/CE** del Parlamento europeo y del Consejo, sobre la mediación en los seguros, de 9 de diciembre.

Queremos señalar además que las Entidades Aseguradoras en España están sometidas al control de la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones, que depende del Ministerio de Economía. En este sentido le corresponden a la citada Dirección, entre otras, las siguientes funciones³:


















- La coordinación de las relaciones en el ámbito de los seguros y reaseguros privados, con las instituciones de la Unión Europea, con otros Estados y con organismos internacionales, de acuerdo con el Ministerio de Asuntos Exteriores y de Cooperación.
- La contestación a las consultas formuladas en materia de seguros y reaseguros privados.
- La realización de estudios sobre los sectores de seguros y reaseguros privados.
- El análisis de la documentación que deben remitir las entidades aseguradoras y reaseguradoras a la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones para facilitar el control de su solvencia y actividad.
- El control del cumplimiento de los requisitos precisos para el acceso y la ampliación de la actividad aseguradora y reaseguradora privadas.
- El seguimiento y la realización de cálculos financieros en relación a los activos y pasivos de entidades aseguradoras y reaseguradoras.

³ Gobierno de España. Ministerio de Economía y Competitividad. Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones. <http://www.dgsfp.mineco.es/direcciongeneral/ladgsfp.asp>

2.3. LOS SEGUROS DE HOGAR

La tipología de seguros que nos ofrecen las Compañías de Seguros es tan variada como los diferentes riesgos que cubren. Podríamos dividirlos siguiendo diferentes parámetros como el riesgo que cubren (personales, patrimoniales, materiales, de daños...), el número de personas aseguradas (individuales, colectivos), el tipo de asegurado (personal, profesional, de empresa) o el tipo de prima (temporal, vitalicia, periódica, única), entre otros. De las distintas tipologías que hemos encontrado nos quedamos con la obtenida en el portal de la Fundación Mapfre⁴ y la plasmamos en la tabla 1, con la intención de situar el seguro Multirriesgo (de hogar), objeto de nuestro trabajo.

Tabla 1. Tipología de los Seguros.

SEGUROS PERSONALES			
 ACCIDENTES	 VIDA	 SALUD O ENFERMEDAD	 DEPENDENCIA
SEGUROS DE DAÑOS o PATRIMONIALES			
 AUTOMÓVIL	 CRÉDITO Y CAUCIÓN	 RESPONSABILIDAD CIVIL	 AGRARIO
 TRANSPORTES	 PÉRDIDAS PECUNIARIAS	 INGENIERÍA	 MULTIRRIESGO (de hogar)
 ROBO	 INCENDIO		
SEGUROS DE PRESTACIÓN DE SERVICIOS			
 ASISTENCIA EN VIAJES	 DECESOS	 DEFENSA JURÍDICA	

Fuente: Elaboración Propia. Datos obtenidos de la Fundación Mapfre.

Como podemos ver, el seguro de hogar se encuentra dentro de la Categoría de Seguros de daños o patrimoniales, es decir de aquellos cuya finalidad es compensar la pérdida que el asegurado puede sufrir en su patrimonio como efecto de algún siniestro (rotura de cristales, inundaciones y daños por agua, robo o incendio). Este seguro que, adopta habitualmente la

⁴ Fundación Mapfre. Apartado Seguros y pensiones. <https://segurosypensioneparatodos.fundacionmapfre.org/syp/es/>

forma de seguro multirriesgo, puede entenderse como el contrato a través del cual se cubren los daños causados tanto al inmueble (continente) como a los bienes contenidos en él (contenido) a causa de una amplia variedad de daños. En este sentido, el seguro multirriesgo garantiza, en un solo contrato, una serie de contingencias que pueden afectar a la propiedad asegurada, pudiendo contratarse su póliza tanto para el hogar como para industrias y comercios o comunidades y propietarios.

Para Bascompte Riquelme (2006:8), son dos las características que nos permiten llamar multirriesgo a un seguro, la primera sería “la posibilidad de cubrir varios riesgos principales en un mismo contrato” y la segunda “el destino específico a un segmento concreto del mercado”, alcanzando la categoría de “producto”, en el sentido que refleja la flexibilización y adaptación de los seguros que con esta modalidad atendería “una pluralidad de riesgos y una individualidad de destinatarios”. Aunque como afirma García Montoro (2014:2) “el seguro multirriesgo no es, per se, un seguro que cubra frente a todo, sino que su extensión dependerá de las limitaciones contempladas en el mismo y de las coberturas excepcionales que el tomador haya decidido contratar”.

En los mismos términos define este concepto la Compañía de Seguros Ponsoda, que se refiere al seguro de hogar como “un contrato por el que cubres los daños causados a tu vivienda y a los bienes que se encuentran en ella, ante una variedad de riesgos. El seguro de hogar, puede cubrir tanto nuestros desperfectos, como los que ocasionamos a un tercero...”.⁵

Manzano Martos (2012:2) en el discurso pronunciado el día 19 de junio de 2012 con motivo de su ingreso como Académico en la Real Academia de San Dionisio de Ciencias, Artes y Letras asegura que “existe cierta unanimidad en considerar el nacimiento del seguro en Europa en la Edad Media, singularmente en torno al tráfico comercial marítimo en el Mediterráneo” y que “el primer contrato de seguro marítimo conocido se firmó en Génova en 1347, y se sabe que los notarios redactaban pólizas de este tipo en otras ciudades portuarias del Mare Nostrum, especialmente en Italia”.

Aunque los primeros seguros de hogar, en palabras de Blasco, Galdeano y Herce (2015:7) “se desarrollaron en el Reino Unido a raíz del Gran incendio de Londres en 1666, los seguros de hogar multirriesgo, tal y como se conocen hoy en día, datan de finales de los años 40 y principios de los 50 del siglo pasado en, respectivamente, el RU y los EE.UU”.

Plaza Campos (2015:17) hace una puntualización y escribe como “hace más de 45 siglos, la cultura Asiria, antiguo imperio situado en el suroeste asiático, sufría constantes incendios que causaban cuantiosas pérdidas”. Siendo este pueblo el primero “en hacerse eco de la necesidad de poseer un seguro contra incendio y en donde surgen los primeros sistemas de ayuda mutua. El soberano impuso de forma obligatoria a toda la colectividad la repartición del riesgo”.

Para este autor el trágico siniestro ocurrido en Londres, “ciudad que se encontraba entonces en una situación de orgulloso crecimiento, pero, inesperadamente, en el año

⁵ Seguros Ponsoda. <http://www.segurosponsoda.es/2012/10/25/seguro-de-hogar-que-es-para-que-sirve/>

1666 un inmenso incendio, que pasó a llamarse El Gran Incendio de Londres, devastó la ciudad quemando 13.200 hogares, la Catedral de San Pablo y 99 iglesias a su paso...” es también la causa por la que se considera el siglo XVII como el nacimiento de las primeras pólizas de seguros de hogar.

En España, según Manzano Martos (2012:2) “la primera póliza de seguro conocida se firmó en el año 1377 en Barcelona, donde se promulgó en 1435 la norma legal más antigua del mundo occidental relativa al seguro (la Ordenanza de Barcelona)”.

Hoy en día, en palabras del propio Plaza Campos (2015:18) los seguros de hogar “constituyen una de las herramientas de seguridad con más demanda, con el que las personas están cada vez más familiarizadas. Y a pesar de la crisis patente, continúa siendo uno de los seguros más robustos que existen en el mercado.”

Según los datos ofrecidos en la Memoria social de la Asociación Empresarial del Seguro (UNESPA) (2014) obtenidos a partir de una Encuesta de Presupuestos Familiares realizada por la propia asociación, el seguro de Hogar o vivienda, a pesar de no ser obligatorio, se extiende en el 76% de los hogares de la muestra, tan solo por debajo del seguro de automóvil que lo hace en un 81.2% de los casos. Los datos revelan que la existencia de un préstamo hipotecario a la hora de adquirir la vivienda es el elemento más influyente ya que el 92% de los hogares que están bajo este condicionante tienen contratado un seguro de este tipo. Aunque lo cierto es que las viviendas en propiedad y sin préstamo aseguradas es del 80%, lo que parece indicar que la mayoría de las viviendas mantiene su seguro de hogar una vez cancelado el préstamo hipotecario. En el caso de las viviendas alquiladas esa cifra baja al 70%.

Otros factores que influyen son el tamaño de la vivienda, a mayor superficie hay un mayor número de seguros de hogar o el tipo de vivienda ya que encontramos un 81% de pisos asegurados en grandes bloques de viviendas frente a un 70% de media en el caso de casas unifamiliares, adosadas o bloques de menos de 10 vecinos. Hay que tener en cuenta que el Seguro de Hogar plantea una delimitación en cuanto al tipo de vivienda. No podría hacerse un seguro de este tipo ni a edificios que contienen viviendas y oficinas, ya que se canalizarían a través del Seguro de Comunidades, ni a locales comerciales y oficinas que se regularizarían a través del Seguro de Comercio u oficinas, ni a las viviendas destinadas a la explotación comercial turística, entre las que se encuentran las destinadas al turismo rural.

A la hora de contratar un seguro de hogar es necesario tener en cuenta factores, como el tamaño de la vivienda en metros cuadrados, o las calidades de la misma, ya que son las que determinarán la cantidad asignada al continente, que según el Diccionario Mapfre de Seguros⁶, “es el conjunto o parte del edificio destinado a vivienda. Incluye: el conjunto de construcciones principales y/o accesorios, incluidas cimentaciones e instalaciones fijas (agua, gas, electricidad, calefacción, refrigeración y otras propias del edificio como tal). También los falsos techos, papeles pintados, pintura, maderas y moquetas adheridas a suelos, paredes o techos, así como persianas, vallas y muros de cerramiento, sean o no independientes del edificio”. Como afirma Montoro (2014:2) el continente es “la razón de

⁶ Diccionario Mapfre Seguros. <https://www.fundacionmapfre.org/wdicionario/general/diccionario-mapfre-seguros.shtml>

ser del seguro de hogar” y aunque las pólizas siempre lo cubren, la indemnización puede que no lo haga completamente, limitándose a un porcentaje máximo del valor total de la vivienda.

El otro concepto importante dentro de un seguro de este tipo es el contenido, que hace referencia al valor de los objetos que se encuentran dentro de la vivienda y se define en el Diccionario Mapfre de Seguros como “la cobertura para artículos patrimoniales que son movibles, es decir, no unidos a la estructura de un edificio, como muebles, aparatos de televisión, ropas y otros bienes familiares. No incluye animales, automóviles, ni embarcaciones de recreo”. No obstante hay que tener en cuenta que para ser considerados como contenido, las Compañías de Seguros afirman que los bienes deben encontrarse en un espacio cerrado con llave y ser de uso exclusivo del usuario.

Además de estos dos bienes asegurables (continente y contenido), existen una serie de garantías a disposición de los asegurados que se pueden contratar dependiendo del riesgo que se quiera cubrir. Utilizamos la categorización que realiza Plaza Campos (2015):

GARANTÍAS BÁSICAS

- Incendio, explosión y caída de rayo
- Responsabilidad civil General
- Daños y gastos diversos o Fenómenos Atmosféricos
- Daños propios por agua
- Restauración estética
- Robo
- Rotura de lunas, espejos, cristales, mármoles y loza sanitaria
- Daños eléctricos

GARANTÍAS COMPLEMENTARIAS

- Joyas
- Objetos de valor especial
- Atraco fuera de la vivienda
- Robo y atraco de equipajes
- Pérdida de alimentos frigoríficos
- Pérdida de alquileres
- Accidentes corporales
- Daños a piscinas

SERVICIOS AÑADIDOS

- Reclamación de daños y Asistencia jurídica.
- Asistencia y “Bricohogar”.
- Reparación de electrodomésticos.
- Reparación de tablets y smartphones.

En cuanto a las perspectivas de este tipo de seguros, según el informe de 2016 de la Asociación de Investigación Cooperativa entre Entidades Aseguradoras y Fondos de Pensiones (ICEA), existen 4 grupos diferenciados de coberturas que las Compañías Aseguradoras quieren introducir en las pólizas de hogar en los próximos años:

- **Servicios para el hogar materiales:** manitas, electrodomésticos, calderas.
- **Servicios para el hogar personales:** servicios para personas dependientes, testamento digital, gestión de mudanzas.
- **Ciberseguridad:** usurpación de identidad, redes sociales, comercio electrónico, internet.
- **Dispositivos conectados:** accesos, energía, electrodomésticos, seguridad.

En cuanto a la distribución de los siniestros de hogar por naturaleza de los mismos, presentamos en el gráfico 1 el porcentaje por naturaleza de los mismos que presenta el servicio de estadísticas y estudios del sector seguros en España (ICEA).

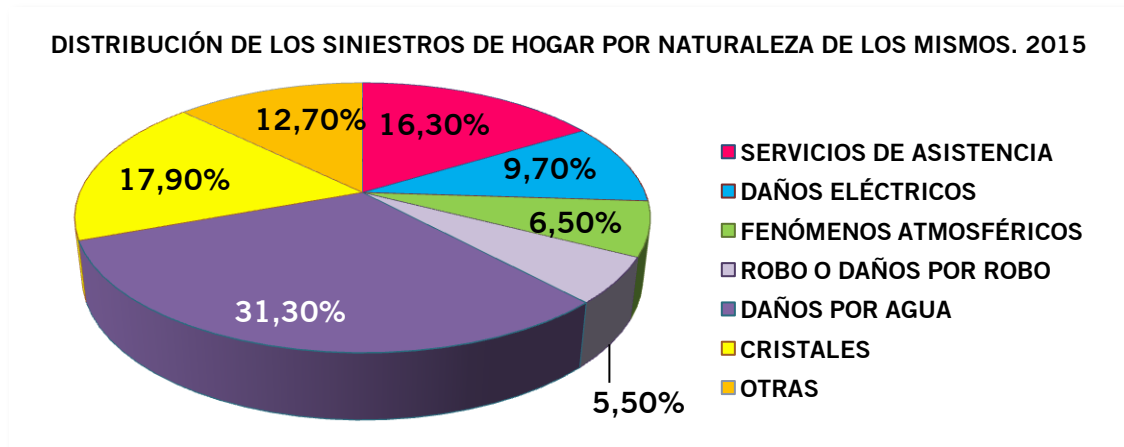


Gráfico 1. Distribución de los siniestros de hogar por naturaleza de los mismos. Datos 2015.
Fuente: ICEA

Como podemos observar los datos estarían relacionados con las garantías básicas que cubren los seguros, el porcentaje mayor estaría en los daños por agua (inundaciones, recalos...) con un 31,30%, seguido por la rotura de cristales con un 17,90% y los servicios de asistencia con un 16,30. Los siniestros de robo ocupan el último lugar con un 5,50%.

Por último, señalar que la póliza debe contener las coberturas contratadas y, aunque como hemos indicado pueden incluir un amplio abanico de contingencias, el trabajo de investigación desarrollado va a centrarse, dentro de los seguros de hogar, en la garantía de robo.

2.4. LA COBERTURA DE ROBO EN LOS SEGUROS DE HOGAR

A la hora de contratar un seguro de hogar podemos incluir en la Póliza una cobertura frente a los robos que se produzcan, tanto dentro del domicilio como los que pueda sufrir el asegurado o cualquier otro miembro familiar, que viva en él, fuera del mismo.

Normalmente las Compañías de Seguros suelen ofrecer coberturas que indemnizan al asegurado por el mobiliario, el dinero y otros objetos de valor sustraídos, así como por los desperfectos que hayan provocado los ladrones durante el robo. De esta forma se garantiza la protección del patrimonio personal y familiar. Pero es importante tener en cuenta la

diferencia que hacen entre robo y hurto ya que otorgan a esos dos delitos un trato diferente.

Las compañías diferencian entre el acto que se produce mediante el uso de la fuerza y obliga a quien lo comete a forzar una puerta o romper una ventana para poder llevarlo a cabo, que sería el robo propiamente dicho, de aquel en el que la víctima no es consciente de que le roban, que sería el hurto.

Además de tener presente esta diferenciación, es importante estudiar las condiciones de la póliza contratada con el fin de que responda a las verdaderas necesidades, ya que muchas veces se establece una cantidad límite para el valor de los objetos asegurados o se excluye el hurto porque se entiende que conlleva una negligencia por parte del asegurado.

Además el futuro de este tipo de coberturas va evolucionando porque tal y como afirman Blasco, Galdeano y Herce (2015:8) “ante el panorama tecnológico y, sobre todo, de los nuevos estilos de vida de la población, caben pocas dudas de que la industria de los seguros está abierta (y expuesta) a la aparición de productos y operadores disruptivos.” Nadal (2015:11) también opina que “la revolución tecnológica en el hogar integrado más que conectado hace que las posibilidades y aplicaciones de interrelación sean tan amplias como la imaginación y la capacidad operativa sea capaz de facilitar y, es por ello que las aseguradoras tendrán que fijar sus posiciones en función de la estrategia y el rol que quiera asumir su propio modelo de negocio”.

Todos estos temas van a ser abordados en este epígrafe y como punto de partida vamos a transcribir lo que la Ley 50/1980 establece como Seguro contra el robo.

En el título II. Seguros contra daños, sección Tercera, Seguro contra el Robo, artículos 50 a 53 de la Ley 50/1980, del Contrato de Seguro, de 8 octubre se establece lo siguiente:

Artículo 50: Por el seguro contra robo, el asegurador se obliga, dentro de los límites establecidos en la Ley y en el contrato, a indemnizar los daños derivados de la sustracción ilegítima por parte de terceros de las cosas aseguradas.

La cobertura comprende el daño causado por la comisión del delito en cualquiera de sus formas.

Artículo 51: La indemnización del asegurador comprenderá necesariamente, de acuerdo con lo dispuesto en el artículo 27:

1º El valor del interés asegurado cuando el objeto asegurado, efectivamente, sea sustraído y no fuera hallado en el plazo señalado en el contrato.

2º El daño que la comisión del delito, en cualquiera de sus formas, causare en el objeto asegurado.

Artículo 52: El asegurador, salvo pacto en contrario, no vendrá obligado a reparar los efectos del siniestro cuando éste se haya producido por cualquiera de las siguientes causas:

1ª Por negligencia grave del asegurado, del tomador del seguro o de las personas que de ellos dependan o con ellos convivan.

2ª Cuando el objeto asegurado sea sustraído fuera del lugar descrito en la póliza o con ocasión de su transporte, a no ser que una u otra circunstancia, hubieran sido expresamente consentidas por el asegurador.

3ª Cuando la sustracción se produzca con ocasión de siniestros derivados de riesgos extraordinarios.

Artículo 53: Producido y debidamente comunicado el siniestro al asegurador, se observarán las reglas siguientes:

1ª Si el objeto asegurado es recuperado antes del transcurso del plazo señalado en la póliza, el asegurado deberá recibirlo, a menos que en ella le hubiera reconocido expresamente la facultad de su abandono al asegurador.

2ª Si el objeto asegurado es recuperado transcurrido el plazo pactado, y una vez pagada la indemnización, el asegurado podrá retener la indemnización percibida abandonando al asegurador la propiedad del objeto asegurado, o readquirirlo, restituyendo, en este caso, la indemnización percibida por la cosa o cosas restituidas.

2.4.1. EL CONCEPTO DE ROBO

El diccionario de la Real Academia Española de la Lengua define el robo como “el delito que se comete apoderándose con ánimo de lucro de una cosa mueble ajena, empleándose violencia o intimidación sobre las personas, o fuerza en las cosas”.

El mismo diccionario se refiere al hurto como el “delito consistente en tomar con ánimo de lucro cosas muebles ajenas contra la voluntad de su dueño, sin que concurran las circunstancias que caracterizan el delito de robo”.

Ambos términos están comprendidos dentro del concepto genérico de robo que según la Asociación Empresarial del Seguro (UNESPA)⁷ “puede comprender el robo propiamente dicho (sustracción de bienes, habiéndose forzado la puerta, ventana, etc.), el atraco (con amenaza o violencia sobre la persona), y el hurto (sustracciones sin daños en las cosas o violencia en las personas)”. En definitiva el robo sería respecto al hurto un delito más agravado.

Desde un punto de vista legal estos delitos quedan tipificados en el **Código Penal Español en el Título XIII**. Delitos contra el patrimonio y contra el orden socioeconómico, en sus artículos 234 al 242, ambos inclusive:

Artículo 234. El que, con ánimo de lucro, tomare las cosas muebles ajenas sin la voluntad de su dueño, será castigado, como reo de hurto.

Artículo 237. Son reos del delito de robo los que, con ánimo de lucro, se apoderaren de las cosas muebles ajenas empleando fuerza en las cosas para

⁷ UNESPA. Asociación Empresarial del Seguro. <http://www.unespa.es/frontend/unespa/Que-Tipo-De-Seguro-Debo-Contratar-Para-Asegurar-Una-Casa-vn2869-vst15>

acceder al lugar donde éstas se encuentran o violencia o intimidación en las personas.

Especificando en el artículo 238, un tipo de robo agravado por las circunstancias que en el mismo se mencionan.

Artículo 238. Son reos del delito de robo con fuerza en las cosas los que ejecuten el hecho cuando concurra alguna de las circunstancias siguientes:

- 1º Escalamiento.
- 2º Rompimiento de pared, techo o suelo, o fractura de puerta o ventana.
- 3º Fractura de armarios, arcas u otra clase de muebles u objetos cerrados o sellados, o forzamiento de sus cerraduras o descubrimiento de sus claves para sustraer su contenido, sea en el lugar del robo o fuera del mismo.
- 4º Uso de llaves falsas.
- 5º Inutilización de sistemas específicos de alarma o guarda.

El propio Código, en un artículo posterior revela lo que son las llaves falsas.

Artículo 239. Se considerarán llaves falsas:

1. Las ganzúas u otros instrumentos análogos.
2. Las llaves legítimas perdidas por el propietario u obtenidas por un medio que constituya infracción penal.
3. Cualesquiera otras que no sean las destinadas por el propietario para abrir la cerradura violentada por el reo.

A los efectos del presente artículo, se consideran llaves las tarjetas, magnéticas o perforadas, los mandos o instrumentos de apertura a distancia y cualquier otro instrumento tecnológico de eficacia similar.

En similares términos se define el robo en la Enciclopedia Jurídica⁸, que lo entiende como el “hecho punible por el que una persona, con ánimo de lucro, toma cosas ajenas utilizando fuerza en las cosas o violencia e intimidación en las personas”. Dentro de esta definición se diferencian además dos tipos de robo:

1. El robo con fuerza en las cosas que se produce cuando el apoderamiento de bienes ajenos se realiza concurriendo algunas de las siguientes circunstancias:
 - a) escalamiento
 - b) rompimiento de pared, techo, suelo o fractura de puerta o ventana
 - c) rotura de armarios, arcas o muebles cerrados o sellados, forzamiento de sus cerraduras o descubrimiento de sus claves para poder sustraer su contenido
 - d) utilización de llaves falsas
 - e) inutilización de sistemas de alarma o guarda

⁸ Enciclopedia Jurídica. <http://www.encyclopedia-juridica.biz14.com/d/robo/robo.htm>

Se especifica que este hecho delictivo puede cualificarse, además de por el valor o cualidades de la cosa sustraída o situación en la que queda la víctima, porque se efectúe en casa habitada o en edificios o locales abiertos al público.

2. El robo con violencia e intimidación en las personas que se produce cuando sustrae bienes ajenos utilizando fuerza física o coaccionando subjetivamente a la víctima.

Aunque existen diferentes tipologías sobre el delito de robo en función del delito (robo, hurto, asalto, usurpación, apropiación indebida...), el medio empleado (si se utiliza o no la violencia), las circunstancias y el lugar en el que se ha cometido (lugar cerrado, vehículo, espacio abierto al público...) o la naturaleza especial del objeto del delito (equipaje de viajeros vehículos...), el principal problema al que se enfrentan los servicios de seguridad es la falta de un perfil definido de ladrón.

La empresa Atocha Seguridad⁹, que cuenta con más de 30 años de experiencia en la distribución de cerraduras y puertas de seguridad presenta la siguiente tipología de “ladrones de pisos”:

- **Bandas organizadas.** Son considerados los más peligrosos ya que proceden de ámbitos militares, se someten a un férreo organigrama de mando, son violentos, van armados y están bien organizados. Entran indistintamente en domicilios vacíos o con los propietarios dentro y su objetivo son botines de gran valor.
- **Ladrones oportunistas.** Son los que aprovechan la ocasión que se les presenta, sin demasiado orden ni premeditación. Una ventana abierta, una puerta mal cerrada o una ventanilla sin subir del todo, son las ocasiones que aprovecharía este perfil de delincuente.

También son aquellos que buscan las víctimas más indefensas, como personas mayores. Encajan con el comportamiento de los delincuentes con problemas de toxicomanía que roban para poder conseguir droga.

- **Los vigilantes.** Son aquellos que controlan y merodean una zona concreta. Conocen los hábitos en cuanto a horarios y esperan su oportunidad. Suelen protagonizar robos en garajes o trasteros, donde además suelen repetir, precisamente porque conocen bien cuándo y cómo entrar.

Dentro de esta categoría encuadraríamos a aquellos delincuentes que dando un paso más, se hacen pasar por falsos técnicos de luz o gas, repartidores de propaganda, mendigos, etc., para realizar una labor más compleja de vigilancia.

- **Ladrones especializados.** Son aquellos ladrones que están especializados en la sustracción de objetos determinados de gran valor. Profesionales limpios, sin violencia y sigilosos.

Sucunza, Olleros y Maldonado (2013) lo reducen a tres:

⁹ Atocha Seguridad. Perfil de los ladrones de pisos. <http://fichetmadrid.es/perfil-de-los-ladrones-de-pisos/>

- **Ladrón común o ladrón ocasional.** En general son poco técnicos y experimentados pero son los más abundantes, cometen robos rápidos y sencillos ya que no tienen una clara expectativa de botín, no se preparan específicamente el robo y no quieren asumir riesgos de ser descubiertos ni enfrentarse a quién le descubre. Su objetivo principal suele ser viviendas en edificios residenciales, especialmente en aquellos con pocos vecinos por rellano, personas mayores que desconfían de los bancos, casas unifamiliares y aisladas, y también pequeños negocios con protección de baja calidad.
- **Ladrón experto o profesional.** Son los que buscan todo tipo de objetivos, especialmente aquellos en los que tienen una cierta expectativa de botín. La dificultad ante la que se encuentran es mayor pero emplean herramientas profesionales y silenciosas, además de tener conocimientos técnicos de apertura y sabotaje. Pueden prepararse específica y concienzudamente el robo y su huida.
- **Ladrón especializado** cuyo objetivo son bancos, museos, joyas, documentos importantes y obras de arte de extraordinario valor.

2.4.2. LOS ROBOS DE VIVIENDAS EN ESPAÑA

Constantemente encontramos en los principales periódicos españoles noticias relacionadas con los robos de viviendas. Sus titulares hacen referencia a los códigos que utilizan los ladrones para desvalijar las viviendas¹⁰, la falta de medidas de seguridad en las casas¹¹, el aumento de este tipo de delitos y sus nuevas formas de llevarlo a cabo¹² o los éxitos policiales logrados¹³. Pero para conocer los datos estadísticos sobre los delitos contra la propiedad y los robos, la investigación se apoya en dos fuentes fundamentales, la Agencia Europea de Estadística (EUROSTAT) y los datos sobre delitos recogidos en los anuarios y estadísticas del Ministerio del Interior de España.

En el estudio de la Agencia Europea de Estadística sobre el robo en viviendas¹⁴, los datos sobre la variable: “el acceso a una vivienda por la fuerza con la intención de sustraer bienes”, ofrecen unas cifras que indican un aumento del 14% de robos entre los años 2007 y 2012. En el estudio se señala a Grecia (76%), España (74%), Italia (42%), Rumanía

¹⁰ PERIODISTA DIGITAL 10/08/2015. Los 12 códigos secretos que los ladrones usan para desvalijar viviendas en España. <http://www.periodistadigital.com/economia/vivienda/2015/08/10/los-12-codigos-secretos-que-los-ladrones-usan-para-desvalijar-viviendas-en-espana.shtml>

¹¹ EL CONFIDENCIAL 17/04/2015. Los ladrones lo tienen fácil: cuatro millones de casas sin una sola medida de seguridad. http://www.elconfidencial.com/vivienda/2015-04-17/los-ladrones-lo-tienen-facil-cuatro-millones-de-casas-sin-una-sola-medida-de-seguridad_760262/

¹² ABC 02/08/2014. Robos en viviendas: sube la fiebre del *bumping* y del *impresioning*. <http://www.abc.es/madrid/20140802/abcp-peligro-sube-fiebre-bumping-20140801.html>

¹³ EL PAIS 20/03/2016: Desmantelada una banda que asaltó 50 casas en Galicia en tres meses. http://ccaa.elpais.com/ccaa/2016/03/20/galicia/1458498039_030137.html

¹⁴ Datos extraídos de la página oficial de EUROSTAT. http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Crime_statistics/es#Robo

(41%) y Croacia (40%) como los países europeos que tuvieron un mayor aumento de este tipo de delitos.

En nuestro país los datos estadísticos sobre criminalidad son recopilados a través del Gabinete de Coordinación y Estudios de la Secretaría de Estado de Seguridad del Ministerio del Interior. De todas las variables utilizadas en el informe, seleccionamos las dos relativas a los robos en domicilios en España: los robos con fuerza y los robos con violencia o intimidación. Se presentan en la tabla 2 los datos del periodo comprendido entre los años 2009 al 2014.

Tabla 2. Ministerio del Interior. Robos en domicilios en España. 2009-2014

ROBO EN DOMICILIOS	2009	2010	2011	2012	2013	2014
ROBO CON FUERZA	80.756	90.350	100.780	126.425	127.444	121.779
ROBO CON VIOLENCIA O INTIMIDACIÓN	3.777	3.607	5.450	6.912	6.306	5.127

Fuente: Elaboración Propia. Datos obtenidos del Ministerio del Interior.

Aunque desde 2009 se produce un incremento en este tipo de delito, podemos ver como en 2014 hay un descenso del 4,65% en cuanto al número de robos con fuerza mientras que los robos con violencia en los domicilios descienden un 22,9%.

El último balance de Criminalidad presentado por el Ministerio del Interior de 2015 maneja ocho variables: (1) delitos y faltas, (2) homicidios dolosos y asesinatos consumados, (3) robo con violencia e intimidación, (4) **robos con fuerza en domicilios**, (5) sustracción de vehículos a motor, (6) tráfico de drogas, (7) daños y (8) hurtos.

Los datos relativos de las tres variables que hacen referencia al robo muestran un descenso que, en el caso de los robos con fuerza en domicilios es de un 12,0%, en consonancia con la caída similar en cuanto al número de robos con violencia e intimidación (12,1%) y de robos con fuerza (9,9%).

De las tres variables comentadas, sólo una de ellas se refiere exactamente al robo en domicilios, por lo cual son los datos que manejamos para mostrar, en la ilustración 1 el porcentaje de robos con fuerza cometidos en los domicilios españoles por Comunidades Autónomas.

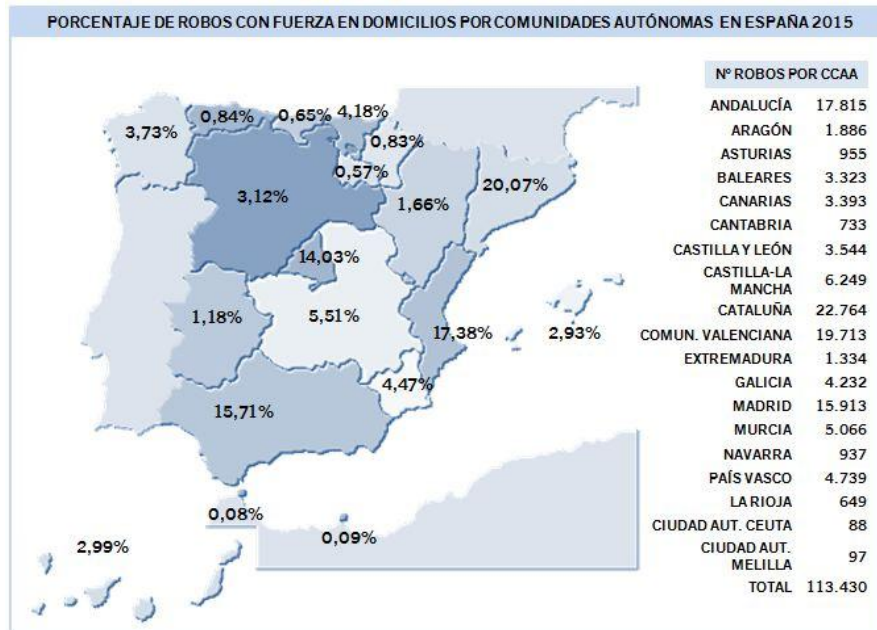


Ilustración 1. Mapa del porcentaje de robos con fuerza en domicilios por CCAA en España. 2015. Fuente: Elaboración propia.

Las Comunidades con un mayor porcentaje de robos son Cataluña (20,07%), Valencia (17,38%), Andalucía (15,71%) y Madrid (14,03%).

La ilustración 2 refleja el porcentaje de robos con fuerza en domicilios por vivienda por Comunidades Autónomas. Los datos relativos a la vivienda los hemos obtenido de la base de datos del Ministerio de Fomento.

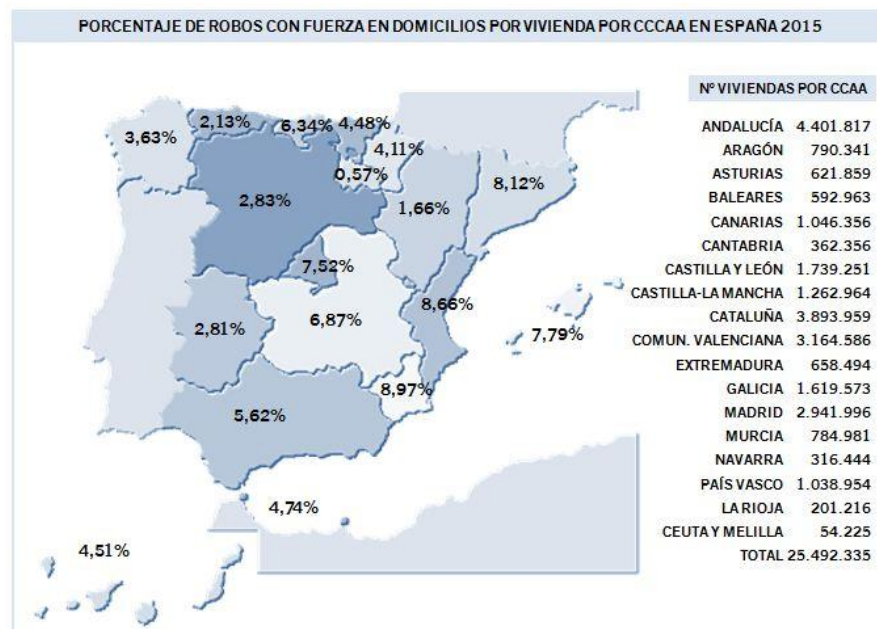


Ilustración 2. Mapa del porcentaje de robos con fuerza en domicilios por vivienda por CCAA en España. 2015. Fuente: Elaboración propia.

Por último queremos hacernos eco de los datos que se presentan en el último informe elaborado por la División de Hogar de Línea Directa¹⁵. En ellos se estima que desde el inicio de la crisis, más de 3 millones de viviendas han sido asaltadas y un 11% de los propietarios de vivienda en España afirma haber sufrido un robo en su hogar. A pesar de estas cifras, destacan el hecho de que todavía haya un 16% de personas que no mantiene ningún tipo de medida de seguridad en sus casas.

2.4.3. LA COBERTURA DE ROBO

La cobertura de robo tiene un doble objetivo, por un lado indemnizar por los bienes sustraídos y por otro arreglar los desperfectos que se hayan podido ocasionar.

Pero aunque la garantía de robo es habitual en un seguro de hogar, en ocasiones el asegurado se encuentra, que una vez ocurrido el siniestro, no recibe la indemnización por no haberse producido el mismo en determinadas circunstancias, que no le cubre alguno de los objetos sustraídos o que tiene problemas porque las medidas de seguridad declaradas en la póliza no se ajustaban a la realidad.

Para evitar estos problemas es importante, a la hora de firmar la póliza, tener en cuenta una serie de cuestiones generales:

- Asegurar el valor del inmueble, tanto del continente como del contenido, es decir, de los bienes sustraídos, para que, en el caso de que se produzca el robo, cubra los posibles desperfectos que puedan realizarse al cometerlo.
- Asegurar aquellos objetos que tengan un valor especial (joyas, mobiliario o bienes artísticos de valor, dinero en efectivo...). Si estos bienes no se declaran de forma detallada y en ocasiones certificando su valor puede que no se cubra su pérdida.
- Describir, de forma veraz, las medidas de seguridad con las que cuenta el domicilio.
- Leer con atención todas las cláusulas de la póliza y revisar sus posibles limitaciones.

Las coberturas de hogar han ido evolucionando a lo largo de los años para adaptarse a las necesidades reales de los usuarios y cada vez son mayores las coberturas que ofrecen para hacer frente a los riesgos que afectan, tanto a la vivienda como a sus inquilinos. La garantía de robo también ha ido cambiando con el tiempo por lo que hemos hecho un análisis de las coberturas que ofrecen las siguientes compañías de seguros (Allianz, Axa, Línea Directa, Mapfre, Generali y Verti) para ver qué elementos forman parte de sus coberturas. De todos ellos destacamos los siguientes:

¹⁵ Línea Directa, Seguros de Hogar. Estudio sobre el robo de viviendas en España. Diciembre de 2013. [<http://info.lineadirecta.com/documents/10538/73282/Dossier+de+Prensa+Encuesta+robo+hogar+def.pdf>]

- **El mobiliario.** Se consideran tanto los muebles como el ajuar doméstico y los objetos de uso personal (ropa, utensilios de uso común...), siempre que se hallen dentro de la vivienda o sean propiedad del asegurado o las personas que convivan con él.

Hay seguros que, para que queden cubiertos por la garantía en caso de siniestro, exigen que se declaren expresamente en las condiciones particulares de la póliza los equipos audiovisuales (televisiones, equipos de sonido o de vídeo...), los equipos informáticos (ordenadores, impresoras, tablets...) y los electrodomésticos (cocinas, frigoríficos, hornos y microondas, congeladores, lavadoras y secadoras, lavavajillas...).

Para determinar el capital mobiliario normalmente se proponen unos valores de referencia que son establecidos según los metros cuadrados. Pero una vez que el tomador del seguro acepta el capital propuesto renuncia a la aplicación de la regla proporcional, así que, en el caso de que no se considere suficiente para representar el capital mobiliario, bien por su singularidad o por su valor, es fundamental incrementar el mismo para no incurrir en infraseguro.

- **Las joyas y alhajas.** Si tenemos en cuenta que quedan fuera del mobiliario se debe especificar en la póliza cuáles son los objetos considerados dentro de este concepto. Normalmente están considerados aquellos de oro, plata y bronce, con o sin piedras preciosas engarzadas, las monedas de oro y plata que no formen parte de colecciones y los relojes, tanto de pulsera como de bolsillo, de cualquier tipo de material. Hay obligación de especificar aquellas que excedan de un determinado valor unitario establecido por las aseguradoras.
- **Los OVAS.** Con este término se designan los objetos de valor artístico como pueden ser las antigüedades y obras artísticas, alfombras, pieles con un valor unitario superior a una cierta cantidad establecida, las colecciones artísticas y/o antiguas y los incunables, cualquiera que sea su valor.

Debido a las características de este tipo de bienes, normalmente se solicita la intervención de un especialista para determinar el valor que debe asignarse al objeto, en función de los mercados internacionales de antigüedad y arte. También pueden exigirse pruebas y certificados de valoración (Mercado de Arte) y de preexistencia (fotografía). Esta valoración debe ser aceptada previamente a la hora de emitir la póliza por el asegurador.


- **El dinero en efectivo.** Para que quede cubierto se deberá detallar el importe existente tanto dentro como fuera de la caja fuerte, en el caso de que la hubiera.
- **Los desperfectos** por robo entre los que se encuentran la reparación o reemplazo de la cerradura.
- **El uso fraudulento de tarjetas de crédito,** cheques o libretas de ahorro a partir de unos límites previamente pactados.
- **Los robos fuera del hogar** siempre que haya violencia o intimidación. El seguro puede cubrir tanto los bienes sustraídos (dinero, relojes, joyas, objetos personales...) como los desperfectos ocasionados (ropa estropeada...).

Por último, hay que tener en cuenta que el disponer de medidas de seguridad puede ayudar a rebajar el importe de la prima. Se considera que una vivienda dispone de estas medidas si cuenta con estos elementos: la protección en todos los huecos que pudieran ser de acceso, algún dispositivo electrónico de alarma, una puerta blindada, rejas en las ventanas de fácil acceso y/o caja fuerte.

Este último concepto es definido por el diccionario del seguro de la Mutua Madrileña¹⁶ aquella “de más de 100 kilogramos de peso, o la empotrada, o anclada, mediante hormigón a los elementos fijos de construcción. Como elemento de cierre dispondrán de cerradura y combinación o dos cerraduras o dos combinaciones, y estará construida en acero templado y hormigón”.

A modo de ejemplo, reproducimos, en la tabla 3, la cobertura de robo de las compañías de seguros Axa y Mapfre diferenciando entre las cosas que cubre y no esta garantía.

Tabla 3. Cobertura de robo de las Compañías de Seguros AXA y Mapfre.

 LA GARANTÍA DE ROBO. CASO AXA	
QUÉ CUBRE LA GARANTÍA DE ROBO	QUÉ NO CUBRE LA GARANTÍA DE ROBO
<ul style="list-style-type: none"> ▪ El robo y la expoliación producida con fuerza en las cosas para acceder a ellas o con intimidación o con violencia a las personas y que afecte a: el mobiliario, las joyas y las alhajas, el dinero en efectivo. ▪ Daños materiales, así como los desperfectos causados a los bienes que son asegurados durante el acaecimiento del robo. ▪ El robo de los elementos de la edificación. ▪ Gastos de reposición de llaves, cerraduras y prestaciones similares, si deben ser sustituidas a consecuencia de un robo, como medida de precaución para evitar el acceso fácil a la vivienda. ▪ El uso fraudulento de tarjetas de crédito. ▪ El hurto o la sustracción sin fuerza en las cosas para acceder al lugar donde se encuentran, ni violencia ni intimidación a las personas que afecte a los enseres que han sido asegurados. ▪ Robo fuera de la vivienda de: enseres, dinero en efectivo...que haya sido cometido con violencia o intimidación hacia el tomador del seguro o miembros de su familia. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ El hurto y/o robo de los objetos de valor artístico. ▪ El hurto de dinero en efectivo. ▪ Pérdidas o extravíos. ▪ El hurto o el robo que afecte a los enseres que se hallen en dependencias que no sean de un uso exclusivo. ▪ El hurto o el robo que afecte a joyas que se encuentren al aire libre, así como en jardines o patios o en el interior de construcciones abiertas. ▪ Las joyas y las alhajas. ▪ Los hurtos. ▪ El robo del dinero en efectivo. ▪ El uso fraudulento de las tarjetas de crédito. ▪ El robo fuera de la vivienda de dinero y/o enseres.

¹⁶ Mutua Madrileña. Diccionario del seguro. <http://www.mutua.es/seguros/diccionario.do>

**MAPFRE****LA GARANTÍA DE ROBO. CASO MAPFRE****QUÉ CUBRE LA GARANTÍA DE ROBO**

- Desplazamiento temporal de los bienes asegurados: el mobiliario y joyas aseguradas estarán cubiertos incluso cuando hayan sido trasladados temporalmente fuera de la vivienda con motivo de un viaje y se encuentren en un hotel o vivienda (segunda residencia, alquiler, etc.).
- Robo, hurto y apropiación indebida: daños derivados del robo o su intento, hurto y apropiación indebida, dentro y fuera de la vivienda. En el caso de robo se incluye igualmente la ropa y efectos personales, joyas y dinero en efectivo, así como el uso fraudulento de tarjetas de crédito.
- El hurto y la apropiación indebida estará asegurado hasta un máximo de 1.505 € por siniestro. No obstante, no estarán aseguradas a estos efectos las colecciones, así como los objetos de valor histórico o artístico, pieles, joyas, dinero y tarjetas de crédito.

QUÉ NO CUBRE LA GARANTÍA DE ROBO

- Las simples pérdidas o extravíos.
- Bienes que se encuentren fuera de la vivienda descrita en las Condiciones Particulares, salvo en los casos previstos específicamente en estas Condiciones Generales.
- Siniestros en los que concurra negligencia grave del Asegurado, del Tomador del Seguro, o de las personas que de ellos dependan o con ellos convivan. Los empleados domésticos no se considerarán, a estos efectos, como personas dependientes.

Fuente: Elaboración Propia.

En Mapfre, si se pacta la contratación de las garantías complementarias, también están cubiertos, en función de los bienes asegurados, los siguientes supuestos:

- Robo en el exterior: el robo, hurto y apropiación indebida de los bienes propiedad del asegurado, que se produzcan en el exterior de la vivienda, en las condiciones que a continuación se especifican: siempre y cuando se haya contratado suma asegurada para mobiliario en las condiciones particulares, en el caso de los hurtos, apropiación indebida y en el de los robos en los que únicamente se ejerza fuerza sobre las cosas, la indemnización máxima a abonar por la Compañía será de 200 € por siniestro para el total de los bienes asegurados; teniendo contratada la cobertura de joyas, quedara cubierto el dinero en metálico con un límite de 155€.

En los supuestos de robo con violencia o intimidación en la persona del asegurado, salvo pacto en contrario, serán de aplicación los siguientes criterios y límites.

- Ropa y efectos personales: Sujeto a la contratación por parte del Asegurado de la cobertura de mobiliario.
- Los bienes asegurados para este concepto serán indemnizables hasta un máximo de 600€ por siniestro aun cuando fueran varios los asegurados afectados por el robo.

La Compañía compensará los gastos de re-obtención de los documentos personales o de identificación, así como de las tarjetas de crédito u otros

medios de pago que hubieran sido robados, con límite, en cualquier caso, de 155€ por siniestro y para el conjunto de asegurados.

- Joyas y dinero: Sujeto a la contratación por parte del Asegurado de la cobertura de joyas.



Las joyas serán indemnizables hasta un máximo de 600€ por siniestro, aun cuando pudieran ser varios los asegurados afectados por el robo.

El dinero en efectivo será indemnizado hasta un máximo de 155€ por siniestro y para el conjunto de asegurados.

- El cobro por terceros de cheques, letras, facturas u otros medios de cobro o pago de carácter similar será compensado por la Compañía hasta un máximo, en cualquier caso, de 600€ por siniestro. El perjuicio económico derivado del uso fraudulento de tarjetas de crédito o mediante otro soporte físico de análogas finalidades que hubieran sido robadas, e incluso extraviadas, siempre que dicho uso se hubiera producido en las 48 horas siguientes al de su robo o extravío, se indemnizará con límite, en cualquier caso, de 600€ por siniestro.

Con el fin de conocer qué cubre la garantía de robo en seis compañías diferentes hemos hecho una simulación en el comparador Rastreator, utilizando este supuesto: Piso en Casco urbano; con un capital de joyas de 1500€, capital OVAS 1500€. Reproducimos los resultados en la tabla 4.

Tabla 4. Comparativa en Rastreator sobre la Cobertura de Robo

	NUEZ	VERTI	AXA	LINEA DIRECTA	MAPFRE	GENERALI
PRIMA	115€	154€	159€	171€	245€	179€
ROBO	VALOR DE NUEVO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO Y 100% CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO
DAÑOS POR INTENTO ROBO	ILIMITADA 1 ^{ER} SINIESTRO. A PARTIR DEL 2 ^O /ANUAL SE INDEMNIZARA COMO MAX. EL IMPORTE RESULTANTE DE DEDUCIR A 450€ EL IMPORTE CONSUMIDO POR 1 ^{ER} SINIESTRO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO Y 100% CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO
SUSTITUCIÓN CERRADURAS	ILIMITADA 1 ^{ER} SINIESTRO. A PARTIR DEL 2 ^O /ANUAL SE INDEMNIZARA COMO MAX. EL IMPORTE RESULTANTE DE DEDUCIR A 450€ EL IMPORTE CONSUMIDO POR 1 ^{ER} SINIESTRO		VALOR DE NUEVO Y GASTOS REPOSICION DE LLAVES Y CERRADURAS HASTA CAPITAL ASEGURADO	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO		MÁX. 250€

HURTO	✗	MÁXIMO 1500€/SIN.	HASTA 1800€	✗	MÁXIMO 1500€/SIN. HURTO EN LA CALLE 200€	MÁXIMO 1500€
ATRACO VÍA PÚBLICA	✗	✗	INCLUIDO HASTA 600€ OBJETOS PERSONALES DINERO EFECTIVO 150€	VALOR DE NUEVO HASTA CAPITAL ASEGURADO	MÁXIMO 600€/SIN.	✗
USO FRAUDULENTO TARJETAS CRÉDITO	HASTA 1000€ SIN/AÑO POR USO FRAUDULENTO TANTO A TRAVÉS DE INTERNET COMO POR PARTE DE TERCEROS	✗	HASTA 300€	HASTA 300€	MÁXIMO 600€/SIN.	✗

Fuente: Elaboración propia.

La prima más barata la ofrecería la compañía Nuez (115€) y la más cara Mapfre (245€). Hay dos seguros que no cubren el hurto (Nuez, Línea Directa), tres no cubren el atraco en la vía pública (Nuez, Verti y Generali) y dos no cubren el uso fraudulento de tarjetas de crédito (Verti y Generali).

2.4.4. LA TRAMITACIÓN DEL ROBO EN LA VIVIENDA

Si se produce un robo en la vivienda es importante denunciarlo lo antes posible con el fin de poder reclamar los daños producidos al seguro.

La web de la Fundación Mapfre¹⁷ establece una serie de obligaciones de los asegurados ante un siniestro:

1. Reducir las consecuencias, es decir, procurar adoptar las medidas de salvamento que considere más adecuadas.
2. Notificar el siniestro a la Compañía dentro del plazo establecido y mantenerla siempre informada aportando, durante la tramitación, toda la nueva documentación que surja (facturas, informes médicos, etc.).
3. Informar a la aseguradora de las recuperaciones.
4. Comunicar a los perjudicados la existencia del seguro (en caso de que afecte a terceros).

La Compañía, por su parte, tiene obligación de pagar la indemnización y para ello emprende un trámite interno que consistiría, según la información ofrecida en esta web, de 6 pasos:

¹⁷ Fundación Mapfre. Seguros y Pensiones para todos. ¿Qué hay que hacer en caso de siniestro? <https://segurosypensioneparatodos.fundacionmapfre.org/syp/es/seguros/que-quien-como-cuando-asegurar/tramitacion-de-siniestros-asegurar-riesgos/como-actuar-ante-un-siniestro/>

1. Recepción de la declaración. En ella se debe recoger una completa información sobre las causas y consecuencias que se derivan del siniestro para dar comienzo a la tramitación.
2. Apertura de un expediente al que irá incorporando todas las informaciones y datos que se obtengan en la tramitación.
3. Valoración inicial del siniestro, realizando una primera estimación de su coste.
4. Primeras comprobaciones para decidir si debe proseguir hasta finalizar la gestión del siniestro o dar por concluido el proceso. El asegurado puede adoptar alguna de estas tres decisiones:
 - El siniestro no es objeto de cobertura: se comunica el rehúse.
 - Es una situación clara de cobertura del seguro. se procede a indemnizar al asegurado y cerrar el expediente.
 - Si el caso presenta complejidades, se debe continuar con la tramitación del siniestro.
5. Intervención del perito, es decir, del profesional experto en la materia a quien el asegurador confía la tarea de valorar las consecuencias del siniestro y analizar sus posibles causas. Del informe que realice depende, en gran medida, la decisión del asegurador sobre la aceptación o no del siniestro.
6. Resolución de la tramitación. Una vez realizadas todas las averiguaciones, valorado el coste del siniestro y estimada la indemnización (si corresponde), el asegurador adoptará alguna de las siguientes decisiones:
 - Pagar la indemnización o prestación correspondiente.
 - Pagar la indemnización y anular el contrato de seguro a su vencimiento. Es una posibilidad legal y, por tanto, puede aplicarse a todas las pólizas.
 - Negarse a pagar la indemnización. Decisión del asegurador cuando tiene la certeza de que el siniestro puede rechazarse de acuerdo con las condiciones de la póliza. El asegurador debe aportar todas las pruebas que le lleven a tomar esta decisión y comunicárselas al asegurado.

En lo referente a este último punto, el artículo 1 de la Ley 50/1980 establece que "el contrato de seguro es aquél por el que el asegurador se obliga, mediante el cobro de una prima y para el caso de que se produzca el evento cuyo riesgo es objeto de cobertura, a indemnizar, dentro de los límites pactados, el daño producido al asegurado o a satisfacer un capital, una renta u otras prestaciones convenidas". Queda claro que es un derecho del asegurado el cobrar en dinero las indemnizaciones a las que pudiera tener derecho.

Además en el segundo párrafo del artículo 18 de la citada ley se dice además que "cuando la naturaleza del seguro lo permita y el asegurado lo consienta, el asegurador podrá sustituir el pago de la indemnización por la reparación o la reposición del objeto siniestrado", es decir, que como opción alternativa, en el caso de que existieran daños materiales y siempre que el asegurado este de acuerdo, se podría suplir el dinero por la reparación o sustitución del objeto dañado.

En definitiva, las formas más habituales que asumen las Compañías de seguros para hacer frente a su obligación contractual son el valor en efectivo y el coste o valor de reposición. El plazo de indemnización también está fijado en el artículo 18 de la Ley: "el asegurador está obligado a satisfacer la indemnización al término de las investigaciones y peritaciones necesarias para establecer la existencia del siniestro y, en su caso, el importe de los daños que resulten del mismo. En cualquier supuesto, el asegurador deberá efectuar, dentro de los cuarenta días a partir de la recepción de la declaración del siniestro, el pago del importe mínimo de lo que el asegurador pueda deber, según las circunstancias por el conocidas."

La cantidad a indemnizar dependería del daño causado y de lo estipulado en la póliza contratada.

Hemos realizado un estudio, a modo de ejemplo, de los datos de pago de la Compañía de Seguros AXA en 2015. Presentamos los datos obtenidos en dos tablas. En la tabla 5 se reflejan las cifras del número de siniestros por robo y en la tabla 6 se recogen, de todos los siniestros ocurridos, cuáles de ellos han sido objeto de indemnización y cuáles de reparación.

Tabla 5. Siniestros por robo en la Compañía AXA en 2015

	ATRACO DENTRO	ATRACO FUERA	EXPOLIACIÓN	ROBO	USO FRAUDULENTO TARJETAS	TOTAL
Nº SINIESTROS	105	3.144	54	18.404	72	21.779
IMPORTE TOTAL PAG	62.843	988.729	15.499	26.841.022	7.146	27.915.189
PAG. ASEGURADO	56.289	908.729	12.617	21.921.155	6.645	22.905.234
PAG. REPARADOR	3.499	81.091	2.602	4.088.655	22	4.175.869
PAGADO PERITO	3.640	21.469	409	1.327.407	908	1.353.833
PAG. PERJUDICADO	0	0	0	124.316	0	124.316
RECOBRADO	0	- 7.338	0	-131.105	0	-138.443
PAGADO RESTO	95	5.094	243	92.362	18	97.812
CM STRO	599	314	286	1.458	99	1.282
TOT. FRAUDE DETECT.	650	33.538	1.842	1.721.954	2.300	1.760.284

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6. Volumen e importe de la indemnización por robo de la Compañía AXA en 2015

	VOLUMEN	IMPORTE
INDEMNIZABLE	8.813	7.357.846,94 €
ATRACO FUERA	2.465	734.269,37 €
EXPOLIACIÓN	37	7.764,01 €
ROBO	6.247	6.609.803,23 €
USO FRAUDULENTO TARJETAS	64	6.010,33 €

MIXTO	1.023	3.718.523,57 €
ATRACO FUERA	33	18.740,79 €
EXPOLIACIÓN	1	1.133,98 €
ROBO	988	3.698.057,22 €
USO FRAUDULENTO TARJETAS	1	591,58 €
REPARABLE	5.578	5.278.471,71 €
ATRACO FUERA	345	109.140,67 €
EXPOLIACIÓN	8	2.329,13 €
ROBO	5.224	5.167.001,91 €
USO FRAUDULENTO TARJETAS	1	-
TOTAL GENERAL	15.414	16.354.842,22

Fuente: Elaboración propia.

El gráfico 2 muestra el volumen de siniestros en la Compañía AXA por tipo de robo (atraco dentro o fuera del domicilio, expoliación, robo propiamente dicho o uso fraudulento de tarjetas) y de esta cifra cuántos han sido rechazados y cuál ha sido el porcentaje de rechazo.

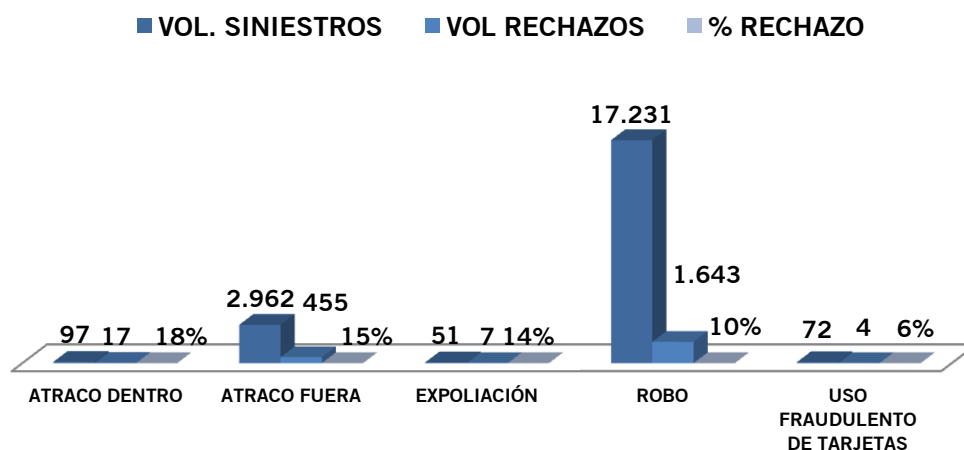


Gráfico 2. Volumen de siniestros en la Compañía AXA, 2015. Fuente: Elaboración propia

Para finalizar este epígrafe vamos a explicar cómo debe actuar el asegurado en caso de sufrir un robo en su domicilio. Lo primero que tiene que hacer, además de mantener la calma es avisar a la policía o a cualquier otro cuerpo de seguridad y hasta que estos no actúen es importante no tocar nada que pueda destruir posibles pistas.

Posteriormente y una vez haya intervenido la policía es aconsejable examinar toda la vivienda y elaborar una lista de todos los daños, tanto de las cosas sustraídas como de los desperfectos que se hayan ocasionado. En caso de consistir en objetos de valor es necesario acreditar su falta por medio de facturas u otro tipo de documentos.

En caso de sustracción de talonarios de cheques, tarjetas de crédito o libretas o de aparatos informáticos que contengan las claves de acceso a cuentas (*tablet*, móvil, ordenador, puerto usb, disco duro) es importantísimo llamar inmediatamente al banco para

que las anule o en su defecto tome las medidas oportunas. Si dentro de los objetos personales robados se encontraran documentos como el DNI, el pasaporte o el carnet de conducir es obligatorio informarlo a las autoridades pertinentes.

En el caso de tener contratada una póliza de hogar con garantía de robo sería conveniente informar cuanto antes del siniestro para que pudiera dar comienzo la tramitación del expediente y la recuperación de la garantía contratada. En este supuesto, el artículo 38 del título II, Seguros contra daños de la Ley 50/1980 de Contrato de Seguro establece:

“Una vez producido el siniestro, y en el plazo de cinco días a partir de la notificación prevista en el artículo dieciséis, el asegurado o el tomador deberán comunicar por escrito al asegurador la relación de los objetos existentes al tiempo del siniestro, la de los salvados y la estimación de los daños.

Incumbe al asegurado la prueba de la preexistencia de los objetos. No obstante, el contenido de la póliza constituirá una presunción a favor del asegurado cuando razonablemente no puedan aportarse pruebas más eficaces”.




2.5. BENCHMARKING

Para Intxauburu y Ochoa (2005:79) “no existe una definición universal del término *benchmarking*, ni unanimidad respecto a su contenido y alcance” y en su opinión “esta herramienta tampoco cuenta con una metodología consolidada, ni con una taxonomía que guíe su investigación” ya que tanto académicos como *practitioners* o consultores crean su propia definición de acuerdo a sus percepciones, conocimientos e intereses.

No obstante Boxwell (1995) ha definido este concepto, también denominado estudio referencial, como “el estudio comparativo en áreas o sectores de empresas competidoras con el fin de mejorar el funcionamiento de la propia organización”. En este sentido se encamina la definición de la Asociación Española de Calidad (2007:11) que lo considera “un proceso continuo y sistemático de mejora de procesos o actividades de negocio, a través de la comprensión, medición, comparación y adaptación a la organización de las mejores prácticas identificadas dentro o fuera del sector de actividad de la empresa, siempre dirigido a que los productos y servicios sean más competitivos”.

Llevado a la práctica consistiría en hacer una lista de productos o de servicios, a partir de la definición de una serie de criterios de evaluación de su rendimiento y eficacia, para poder elaborar con esos datos un estudio comparativo que normalmente se representa en un cuadro. Esta técnica la hemos aplicado a nuestro estudio para plasmar en un cuadro comparativo las coberturas principales, vigentes en el presente año 2016, que se han considerado más innovadoras en cuanto al seguro de hogar. En él se comparan tres de las empresas más destacadas en el sector de los seguros: Axa, Mapfre y Generali. Exponemos los datos en la tabla 7.

Tabla 7. Cuadro comparativo de las principales coberturas de Seguro de Hogar

			
PERCANCES EN EL INTERIOR			
GASTOS DE DESATASCO DAÑOS AGUA	NOVEDAD: CAPITAL ASEGURADO	✗	✓
HELADAS DAÑOS AGUA	✓ CAPITAL ASEGURADO	✗	A 1 ^{ER} RIESGO Y HASTA MÁXIMO 2000 €/SIN.
HELADAS DAÑOS ATMOSFÉRICOS	✗	✗	✗
GOTERAS Y FILTRACIONES DAÑOS AGUA	✓	✓	✓
GOTERAS Y FILTRACIONES DAÑOS ATMOSFÉRICOS	CAPITAL ASEGURADO CONTINENTE Y/O CONTENIDO	✗	CUBRE DAÑO PERO NO REPARACIÓN
EXCESO CONSUMO AGUA DAÑOS AGUA	NOVEDAD HASTA 500 €	✗	A 1 ^{ER} RIESGO, HASTA 1000 €/SIN. Y AÑO SEGURO
AVERÍAS MECÁNICAS, ELÉCTRICA O ELECTRÓNICA REPARACIÓN ELECTRODOMÉSTICOS	NOVEDAD 2 INTERVENCIONES/ AÑO SEGURO COSTES DESPLAZAMIENTO, 3 PRIMERAS H. MANO OBRA Y COSTES MATERIALES	2 INTERVENCIONES/ AÑO SEGURO	✗
DAÑOS ELÉCTRICOS	NOVEDAD: SIN LÍMITE	SIN LÍMITE	EXCLUIDOS > 10 AÑOS ANTIGÜEDAD
ACTOS VANDÁLICOS INQUILINOS	NOVEDAD HASTA 1000 € (SIN FRANQUICIAS)	✗	✗
TODO RIESGO ACCIDENTAL	FRANQUICIA 120 € (A VALOR TOTAL DEL CONTINENTE Y CONTENIDO)	FRANQUICIA 100 €	FRANQUICIA 150 €
BIENES REFRIGERADOS	INCLUIDO 2% MOBILIARIO (HASTA 500 €). INCLUYE MEDICAMENTOS	305 €/SIN. MÍNIMO 6 H. SIN SUMINISTRO	250 €
DAÑOS ESTÉTICOS AL MOBILIARIO	1000 €	1º RIESGO	MÁX. 1000 €/SIN. A 1º RIESGO
ROTURA DE EQUIPOS INFORMÁTICOS	ELEMENTOS CUYA ANTIGÜEDAD SEA < 10 AÑOS HASTA 1850 €	✗	✗
SERVICIOS LEGALES			
PROTECCIÓN JURÍDICA	INCLUYE ABOGADOS DE LA COMPAÑÍA Y HASTA 1800 € LIBRE ELECCIÓN	1º RIESGO	✓
RC FAMILIAR COBERTURA MUNDIAL	MUNDIAL INCLUIDO EEUU Y CANADÁ (HASTA 600.000 €)	NO SE MENCIONA LÍMITE GEOGRÁFICO	EXCLUYE VIAJES A USA Y CANADÁ
DAÑOS EN EL EDIFICIO			
RUINA TOTAL	NOVEDAD 100% CONTINENTE (POR OBRAS DE TERCEROS)	RECLAMACIÓN AL CAUSANTE	✓
ASISTENCIA			
INHABITABILIDAD DE LA VIVIENDA: HOTEL Y/O ALQUILER DE VIVIENDA	HASTA EL LÍMITE DEL MOBILIARIO, MÁX. 12 MESES (HOTEL, MUDANZA Y GUARDAMUEBLES)	10 DÍAS Y 95 € DÍA/PERSONA HASTA 3.010 €/SIN. 12 MESES Y 12.025 €/SIN.	SIN QUE PUEDA EXCEDER DE 2 AÑOS NI DEL 25% DEL CAPITAL
VARIOS			

VEHÍCULOS DE MINUSVÁLIDOS Y BICICLETAS ELÉCTRICAS	NOVEDAD INCLUIDOS EN TODAS GARANTÍAS VEHÍCULOS MINUSVÁLIDOS Y BICICLETAS ELÉCTRICAS	NO SE INCLUYEN BICICLETAS NI SILLAS ELÉCTRICAS	NO SE INCLUYEN BICICLETAS NI SILLAS DE RUEDAS
---	---	--	---

Fuente: Elaboración propia.

2.6. CANAL DIRECTO

Aunque los corredores y los agentes siguen siendo el canal de distribución más importante del sector del Seguro, la tendencia de futuro para mantener una posición competitiva es apostar por la innovación tecnológica y por la distribución directa. Además, el reto al que se enfrentan los distribuidores de seguros es el de aportar valor a sus servicios y productos.

Dentro de las directrices antes señaladas, el canal directo que promueve la interacción directa entre compañías y asegurados, está ganando gran protagonismo en este sector. Desde la llegada de Internet se ha convertido en un canal de distribución cada vez más común ya que es la forma más directa y sencilla de llegar al cliente sin tener que pasar por intermediarios, permitiendo además ampliar el nicho de clientes al que podemos acceder.

Hay quien ve no sólo una oportunidad de negocio para las aseguradoras, ya que por el efecto ROPOS (*Research online Purchase Off Line*) muchos consumidores buscan por Internet pero luego realizan el contrato real, favoreciendo así a los mediadores y agentes. En la Compañía AXA, por ejemplo, el canal directo es, en la actualidad, el 7% de la nueva producción de Hogar Ecommerce.

Otra herramienta que están utilizando las diferentes aseguradoras son los cuestionarios. Éstos aparecen en sus páginas web con el objetivo de obtener información tanto sobre el cliente como de sus necesidades y el compromiso de ofrecer a cambio unas tarifas y coberturas personalizadas que le den respuesta.

Hemos hecho un estudio de los diferentes cuestionarios planteados y ofrecemos los datos obtenidos en la tabla 8.

Tabla 8. Comparativa de ítems para tarificación e-commerce

	LÍNEA DIRECTA	VERTI	MUTUA	RASTREATOR	AXA
DATOS PERSONALES					
NOMBRE Y APELLIDOS	✓				
NIF	✓				✓
FECHA NACIMIENTO	✓	✓		✓	
LUGAR NACIMIENTO TOMADOR				✓	
TELÉFONO	✓				✓
MAIL	✓				✓
DATOS DE LA VIVIENDA					
DIRECCIÓN		✓			✓

CÓDIGO POSTAL	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
LOCALIDAD	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Nº PERSONAS RESIDEN VIVIENDA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Nº MENORES 16 AÑOS EN VIVIENDA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
ACTIVIDAD PROFESIONAL	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
TIPO CONSTRUCCIÓN	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
MATERIALES CONSTRUCCIÓN	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
AÑO CONSTRUCCIÓN	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
AÑO REFORMA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
RÉGIMEN	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
USO VIVIENDA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
TIPO VIVIENDA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
TIPO VIVIENDA AMPL.	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
UBICACIÓN	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
HIPOTECA	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
TAMAÑO DE LA VIVIENDA					
SUPERFICIE	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
SUPERFICIE TERRAZA	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
SUPERFICIE PARCELA	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Nº HABITACIONES	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Nº TRASTEROS / APARCAMIENT.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
SISTEMAS DE SEGURIDAD					
REJAS	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
ALARMA CONECTADA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
PUERTA BLINDADA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
CAJA FUERTE	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
VIGILANCIA PERMANENTE VIV.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
SEGURO DE HOGAR					
COMPAÑÍA DE PROCEDENCIA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
AÑOS EN LA OTRA COMPAÑÍA	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
TIPO SEGURO Q BUSCA (B,C,V)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto al número de preguntas que hacen las aseguradoras podemos ver como el comparador online Rastreator es el que cuenta con un cuestionario más largo, aunque lo normal es que sean 15 las cuestiones preguntadas.

2.7. LA TARIFICACIÓN DE LOS SEGUROS DE HOGAR

Debido a que el seguro de hogar se ha convertido, como afirma Plaza Campos (2015:17), en “un seguro moldeable que cubre no sólo enseres y desperfectos de los hogares de los particulares, sino que además ofrece garantías personales” es importante adaptar los productos que las Compañías ofrecen a las necesidades de los asegurados con el fin de que puedan disponer de un seguro que garantice la cobertura de los posibles siniestros que puedan sufrir. De ahí que, como afirma este mismo autor, “sea importante elaborar tarifas más flexibles que ofrezcan la posibilidad de contratación por garantías”.

En este sentido ya hemos apuntado como, hoy en día, a las garantías básicas de un seguro de hogar (agua, incendio, cristales, robo, responsabilidad civil) se están ofreciendo nuevas coberturas que cubren aspectos como la asistencia en viaje, la defensa jurídica, la asistencia informática, el bricolaje o el robo fuera de la vivienda, entre otras.

Según Plaza Campos (2015:19) esto ha provocado que haya un cambio en los sistemas de tarificación “para ajustar mejor el riesgo y ser más justos con los clientes, siendo capaces de adaptarlos a la flexibilidad que se deseé aplicar al producto”.

Estas nuevas técnicas, adaptadas a las exigencias de mercado, obligarán a modificar los antiguos sistemas de tarificación para conseguir un producto más competitivo. Este hecho junto a otros factores como la atención al cliente, la transparencia de precios y la utilización de Internet como canal de distribución hacen que el *pricing*, en el actual mercado de los seguros, sea más competitivo que nunca. Pero aunque encontramos muchos documentos sobre las técnicas de tarificación para los seguros de automóviles o de salud existe muy poca información sobre los métodos de tarificación aplicados al seguro de hogar.

Podemos hablar de dos modelos utilizados, el modelo tradicional realizado mediante una tasa calculada en función del capital que se contrata (capital por tasa) y el modelo actual basado en los Modelos Lineales Generalizados (GLM) que son una extensión de los habituales modelos lineales y tratan de explicar una variable dependiente a través de un conjunto de variables independientes o explicativas.

2.7.1 MODELO TRADICIONAL: CAPITAL POR TASA

La tarifa de hogar, en la mayoría de las compañías, se ha realizado mediante el uso de una tasa calculada en base al capital contratado que tiene, normalmente, una relación lineal directa con los metros cuadrados de la vivienda objeto del seguro.

Aunque esto no siempre es así y para demostrarlo ponemos como ejemplo el gráfico 3 que muestra el coste de siniestros por capital contratado.

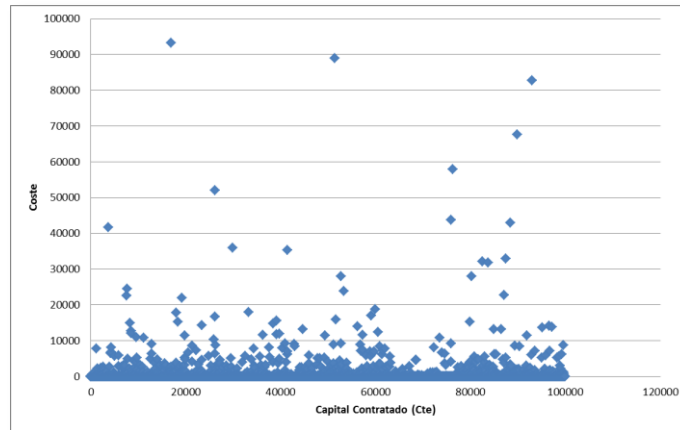


Gráfico 3. Coste de siniestros por capital contratado. Fuente: Elaboración propia

Viendo los resultados podemos deducir que a mayor capital contratado, no necesariamente existe un mayor número de siniestros ya que efectivamente no hay una línea creciente.

No obstante, esta tasa se calcula en base a una regresión lineal simple con dos variables, una dependiente, que es la prima de riesgo, y otra independiente que es la suma asegurada contratada. Si lo trasladamos a una fórmula quedaría de la siguiente manera:

$$\text{PRIMA DE RIESGO} = G^0 + G^1 \text{ CAPITAL CONTRATADO}$$

En la que G^0 es la prima base y G^1 la tasa que acompaña a la suma asegurada contratada. Además a esta fórmula se le suelen incorporar diversos coeficientes de recargo o bonificación mediante un criterio estadístico determinado, acompañado además de la propia experiencia comercial. Como ya hemos comentado anteriormente, un ejemplo de bonificaciones aplicadas a la prima contratada sería que la vivienda dispusiera de medidas de seguridad (una alarma, una caja fuerte o una puerta blindada).

Aunque como afirma Plaza Campos (2015:19), “a menudo este modelo de tarificación no se ajusta al riesgo y es injusto con el cliente”, tendría su lógica ya que, por ejemplo, pagaría una prima mayor el asegurado con mayor poder adquisitivo ya que la vivienda objeto de la póliza de seguro sería de una cantidad mayor en suma asegurada.

Aunque este modelo ha sido muy utilizado, la incorporación de nuevos factores como la aparición de agregadores o comparadores de seguros (rastreator.com, kelisto.es, acierto.com..) que permiten cotejar los productos y precios de las diferentes compañías, las nuevas técnicas de tarificación aplicadas a otros tipos de seguros como el de los vehículos o la crisis económica han provocado un replanteamiento del sector con objeto de ofertar productos adecuados a las necesidades de los asegurados, más flexibles y competitivos.

Esta situación ha provocado que comiencen a desarrollarse modelos de tarificación más avanzados como las Redes Neuronales, los Modelos Lineales Generalizados (GLM) o los Modelos Aditivos Generalizados (GAM), entre otros, basados en la incorporación de distintas variables con el fin de segmentar los riesgos, ajustar la siniestralidad y ofertar precios más competitivos.

2.7.2 MODELOS ACTUALES: MODELOS LINEALES GENERALIZADOS (GLM)

Los modelos Lineales Generalizados (Generalized Lineal Model), cuyos precursores fueron Nelder y Wedderburn (1972), consisten “en una extensión de los habituales modelos lineales, en donde ambos tratan de explicar una variable dependiente (Y), a través de un conjunto de variables independientes o explicativas (X). La única salvedad es que con los GLM no es necesario que ambas variables tengan entre ellas una relación de carácter lineal.” (Plaza Campos, 2015:19)

El objetivo de estos modelos es lograr un mayor ajuste al riesgo y poder al mismo tiempo ser más ecuánimes con los asegurados ya que, en el caso de los seguros de hogar, selecciona las variables de tarifa entre el conjunto de los factores potenciales de riesgo.

Además, este tipo de modelos permite a las aseguradoras ser más dinámicas ya que la tarifa está en continuo movimiento y va cambiando los coeficientes, en breve periodo de tiempo, conforme al nicho que están apuntando. Esta es una forma de mantener controlada la evolución de los *Loss Ratio* del segmento definido en el modelo.

Estas técnicas, utilizadas en otros sectores de la actividad empresarial requieren, como afirma Rodríguez-Pardo (2012) que se cuente con una base de datos amplia y consistente, así como con experiencia en el manejo de estos modelos ya que se necesita del criterio de los profesionales en este campo para interpretar los resultados y elaborar las conclusiones.

En este sentido, los pasos que habría que seguir para construir un modelo de este tipo serían:

1. Explorar los datos con los que se cuenta, lo que llevaría a buscar relaciones de la variable dependiente con las variables explicativas, analizar la conveniencia de aplicar transformaciones a las variables o eliminar, por ejemplo, aquellas variables explicativas que estén altamente correlacionadas.
2. Elegir la estructura de errores y la función de ligadura.
3. Ajustar el modelo a los datos, prestando atención a la devianza y comparando la del modelo nulo con la residual. Cuando establezcamos los criterios de evaluación podremos utilizar la reducción de la devianza como medida de ajuste del modelo a los datos.
4. Analizar los residuos, es decir, las diferencias entre los valores estimados por el modelo y los valores observados.
5. Simplificar el modelo, eliminando los parámetros redundantes y las variables explicativas que no sean significativas.

Los GLM son una extensión del Modelo Lineal clásico que requieren de modelos de probabilidad de un evento como modelos de regresión de Poisson y modelos de regresión ordinal, además incluye otros modelos como son la regresión lineal, el análisis de la varianza, la regresión logística y algunos modelos de análisis de la supervivencia.

Por tanto, estos modelos permiten utilizar distribuciones no normales de los errores (binomiales, Poisson, gamma, etc) y varianzas no constantes. Como casos de modelos lineales generalizadas podemos indicar:

- Regresión de Poisson

- Frecuencia (recuento de siniestros)
- Regresión Gamma
 - Severidad (coste siniestro)
- Regresión Logística
 - Ratio de conversión (probabilidad de venta)
 - Retenciones, caídas
 - Cualquier indicador (probabilidades, proporciones)

La especificación de los GLM cuenta con tres componentes:

1. **COMPONENTE ALEATORIA.** Ésta primera componente está formada por una variable aleatoria “Y”, que consta de n observaciones independientes.

Las observaciones de la variable que se pretende explicar pueden ser:

- Observaciones binarias que identifican cada observación como éxito o fracaso y se modelaría como una distribución binomial.
- Observaciones que serían un recuento que se modela normalmente con una distribución Poisson o, en el caso de darse sobredispersión, con una distribución binomial negativa.
- Observaciones continuas que se modelan con una distribución normal.

Un primer requisito para la modelización con técnica GLM requiere que la variable Y siga una distribución perteneciente a la familia exponencial:

$$f(y; \theta, \phi) = \exp \left\{ \frac{y\theta - b(\theta)}{a(\phi)} + c(y, \phi) \right\}$$

Siendo a (·), b(·), c(·) funciones conocidas:

- Si ϕ es conocido, el modelo lineal generalizado tendrá parámetro canónico y se cumplirá que:
 $E(Y) = \mu = b'(\theta)$, donde ' indica la diferenciación respecto a θ .
 Además, $\text{var}(Y) = b''(\theta)a(\phi)$.
- Cuando escribamos la varianza como $V(\mu)$ es porque estará en función del parámetro μ .

Tabla 9. Distribuciones continuas de la familia exponencial

	NORMAL	GAMMA	GAUSSIANA INVERSA	POISSON	BINOMIAL
NOTACIÓN	$N(\mu, \sigma^2)$	$G(\mu, \nu)$	$IG(\mu, \sigma^2)$	$P(\mu)$	$B(m, \mu/m)$
DOMINIO	$(-\infty, +\infty)$	$(0, +\infty)$	$(0, +\infty)$	$\{0, 1, \dots\}$	$\frac{\{0, \dots, m\}}{m}$
Parámetro ϕ	σ^2	ν	σ^2	1	1/m
$b(\theta)$	$\theta^2/2$	$-\log(-\theta)$	$-(-2\theta)^{-\nu}$	$\text{Exp}(\theta)$	$\text{Log}(1+e^\theta)$
$c(y; \phi)$	$-\frac{1}{2}(\frac{y^2}{\phi} + \log(2\pi\phi))$	$\nu \log(\nu y) - \log(y) - \log \Gamma(\nu)$	$-\frac{1}{2}(\log(2\pi\phi y^3) + \frac{1}{\phi y})$	$-\log y!$	$\text{Log}(m/my)$
$\mu(\theta) = E(Y; \theta)$	θ	$-1/\theta$	$(-2\theta)^{-\nu}$	$\text{Exp}(\theta)$	$e^\theta/(1+e^\theta)$
$V(\mu)$	1	μ^2	μ^2	μ	$\mu(1+\mu)$

Fuente: Montserrat Guillén. Modelos lineales Generalizados: aplicaciones al Pricing, a la fidelización y a la detección del fraude. Instituto de Actuarios españoles. Madrid, 12 de mayo de 2012.

2. **COMPONENTE SISTEMÁTICA.** Esta componente es la que especifica las variables explicativas (x_j). Estas variables explicativas se relacionan de manera lineal y recibe el nombre de predictor lineal (η_i):

$$\eta_i = \alpha + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_n x_{in}$$

El predictor lineal se puede expresar también en forma de vector de la siguiente manera:

$$\sum_j \beta_j x_{ij}$$

El valor de α (término independiente), se obtendría haciendo que todos x_{ij} sean igual a 1 para todos los i .

En este sentido, es interesante en muchas ocasiones la interacción entre variables para ver los diferentes efectos que se pueden producir.

3. **FUNCIÓN DE LIGADURA.** Esta función se encarga de linealizar la relación entre la variable dependiente y la(s) variable(s) independiente(s) mediante la transformación de la variable respuesta.

Denotando $\mu = E(Y)$, ésta función especifica la función $g(\cdot)$ que relaciona la componente sistemática y la aleatoria. De esta manera, para: $i = 1, 2, \dots, N$

$$\mu_i = E(Y_i)$$

$$\eta_i = g(\mu_i) = \sum_j \beta_j x_{ij}$$

En el caso de que la función g sea igual a μ , en tal caso obtendríamos el modelo de regresión lineal clásico:

$$\mu = E(Y) = \alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n$$

Los modelos lineales generalizados permiten incluir diferentes funciones de vínculo o link de la media.

Tabla 10. Funciones ligadura para las distribuciones

DISTRIBUCIÓN	LINK
NORMAL	$\eta = \mu$
POISSON	$\eta = \log(\mu)$
BINOMIAL	$\eta = \log\{\mu / (1 - \mu)\} = \log\{\pi / (1 - \pi)\}$
GAMMA	$\eta = \mu^{-1}$
GAUSSIANA INVERSA	$\eta = \mu^2$

Fuente: Montserrat Guillén. Modelos lineales Generalizados: aplicaciones al *Pricing*, a la fidelización y a la detección del fraude. Instituto de Actuarios españoles. Madrid, 12 de mayo de 2012

ESTIMACIÓN PARÁMETROS DEL MODELO

La estimación de los parámetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ se realiza por el método de máxima verosimilitud.

Disponiendo de un vector de observaciones $y = (y_1, \dots, y_n)$, la función de verosimilitud se centra en cuantificar la probabilidad de que un vector β haya generado el vector observado.

La función de verosimilitud viene dada por la función de densidad conjunta de las variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas iid y_1, \dots, y_n :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n f_{\theta_i}(y_i)$$

θ_i viene determinado por μ , y es el parámetro canónico.

Realizando logaritmos, obtenemos:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \log[f_{\theta_i}(y_i)] = \sum_{i=1}^n [y_i \theta_i - b_i(\theta_i)] / a_i(\phi) + c_i(\phi, y_i)$$

En la práctica actuarial, se suelen considerar aquellos casos en los que: $a_i(\phi) = \phi / w_i$, donde w_i es una constante. Por lo tanto:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n w_i [y_i \theta_i - b_i(\theta_i)] / \phi + c_i(\phi, y_i)$$

Maximizamos la expresión anterior, para ello realizamos la primera derivada parcial de β , igualamos a cero y resolvemos:

$$\frac{\partial l}{\partial \beta_j} = 1/\phi \sum_{i=1}^n w_i \left(y_i \frac{\partial \theta_i}{\partial \beta_j} - b'_i(\theta_i) \frac{\partial \theta_i}{\partial \beta_j} \right)$$

Aplicando la regla de la cadena, obtenemos que:

$$\frac{\partial \theta_i}{\partial \beta_j} = \frac{\partial \theta_i}{\partial \mu_i} \frac{\partial \mu_i}{\partial \beta_j}$$

Continuando con la diferenciación:

$$\frac{\partial \mu_i}{\partial \theta_i} = b''_i(\theta_i)$$

De esta manera, igualmente tenemos que:

$$\frac{\partial \theta_i}{\partial \mu_i} = \frac{1}{b''_i(\theta_i)}$$

Aplicando:

$$\frac{\partial l}{\partial \beta_j} = 1/\phi \sum_{i=1}^n \left(\frac{[y_i - b'_i(\theta_i)]}{b''_i(\theta_i)/w_i} \frac{\partial \mu_i}{\partial \beta_j} \right)$$

Sustituyendo en la expresión que ponemos a continuación, estimamos la ecuación con la que se obtienen los parámetros (β):

$$S = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_i)}{v(\mu_i)} \frac{\partial \mu_i}{\partial \beta_j} = 0$$

Para comprobar el ajuste de los parámetros utilizamos el estadístico de Chi-cuadrado. Este estadístico se define como el doble de la diferencia entre el máximo logaritmo de la verosimilitud que podría conseguir con la mínima (o máxima) parametrización y el valor del máximo del logaritmo de la verosimilitud que se consigue con el modelo que se quiere evaluar.

ANÁLISIS DE LA DEVIANZA

Para ver cuánto explica el modelo, analizamos la devianza, que es una generalización del análisis de la varianza para los modelos lineales generalizados obtenido para la secuencia de modelos anidados. De esta manera, dada una secuencia de modelos anidados se usa esta medida como un factor de decisión de discrepancia.

Teniendo una sucesión de modelos anidados de dispersión: $M_{p_1}, M_{p_2}, \dots, M_{p_n}$, con sus correspondientes matrices de diseño: $p_1 < p_2 < \dots < p_n$ y devianzas $D_{p_1} > D_{p_2} > \dots > D_{p_n}$.

Suponiendo que todos ellos tienen la misma distribución y la misma función de ligadura. Realizando la diferencia entre dos devianzas: $D_{p_i} - D_{p_j}$, $p_j > p_i$ se interpreta como una medida de variación de los datos, explicada por los términos que están en M_{p_j} y no en M_{p_i} .

La devianza se define como sigue:

$$D = 2[l(\hat{\beta}_{\max}) - l(\hat{\beta})] \phi = \sum_{i=1}^n 2w_i [y_i(\tilde{\theta}_i - \hat{\theta}_i) - b(\tilde{\theta}_i) + b(\hat{\theta}_i)]$$

Siendo:

$l(\hat{\beta}_{\max})$: La máxima verosimilitud del modelo saturado (es decir, aquel modelo que tiene por observación un parámetro).

$\tilde{\theta}_i$: Estimador de máxima verosimilitud para el modelo saturado.

$\hat{\theta}_i$: Estimador de máxima verosimilitud para el modelo de análisis.

Se debe tener en cuenta la devianza en escala, que depende del parámetro de escala, ésta se define como sigue:

$$D^* = D/\phi$$

RESIDUOS

Es fundamental en todo modelo el análisis de los residuos, con la finalidad de comprobar si el modelo es válido. Los residuos son la diferencia entre el valor que ha estimado el modelo

y los valores observados. Sin embargo, en los modelos lineales generalizados este estudio no es tan fácil como en los modelos lineales simples.

En los modelos lineales generalizados es muy común utilizar los residuos estandarizados de Pearson, que son una generalización inmediata de los residuos habituales para datos normales.

Los residuos estandarizados de Pearson tienen la siguiente fórmula:

$$\frac{y_i - \hat{\mu}_i}{\sqrt{b''(\hat{\theta}_i)}}$$

O lo que es lo mismo:

$$\frac{y_i - \hat{\mu}_i}{\sqrt{\text{Var}(y_i)}}$$

La suma de los cuadrados es el estadístico Chi-cuadrado. La variabilidad de los residuos es función de las variables explicativas aplicadas al modelo.

2.7.3. VARIABLES EXTRÍNSECAS AL RIESGO EN LOS MODELOS

Los modelos GLM normalmente vienen definidos por variables que son inherentes al riesgo, como el capital continente/contenido, la ubicación del riesgo o la superficie en m² de la vivienda. Pero con el fin de alcanzar ventajas competitivas respecto a otras aseguradoras hay una tendencia a incluir en la tarificación otro tipo de variables como pueden ser las referentes al cliente (edad, profesión, nº de personas que comparten la vivienda...), o las variables socio-demográficas (nivel de estudios, índice de paro relacionado con el código postal...).

No obstante para incorporar estas nuevas variables de geo-localización a los modelos de tarificación es necesario disponer de un sistema de geo-codificación del riesgo. Este procedimiento, que incorpora la dimensión espacial en el análisis de datos y en la ejecución de proyectos, está ya siendo utilizado por las principales aseguradoras.

Con la incorporación de todas estas nuevas variables se están mejorando los modelos de tarificación y en consecuencia hay una mejor gestión de la siniestralidad del riesgo. Esto también provoca, como afirma Plaza Campos (2015:22) “un beneficio sistemático en la dotación de capital requerido exigido por Solvencia II, ya que podemos cuantificar el consumo de capital de cada segmento que entra en el modelo”.

2.7.4. VARIABLES DE COMPORTAMIENTO

El sector asegurador del ramo de hogar, como ya hemos comentado, aunque ha estado centrado en las variables intrínsecas al riesgo, ha comenzado a incorporar tanto las variables referentes al cliente, entendidas como aquellas que inciden en la forma en la que éste pasa por el proceso de decisión relacionado con los productos y servicios que necesita, como las de geo-localización.

Como afirman Blasco, Galdeano y Herce (2015) los cambios que estamos viviendo en el estilo de vida actual están influyendo también en las innovaciones en los productos de seguro, ya que hay situaciones como la presencia de mascotas en el hogar, el desarrollo de actividades económicas en los domicilios, el intercambio de estudiantes o de viviendas en vacaciones o la mayor frecuencia en los viajes, entre otros, que implican riesgos que no se tenían en cuenta hasta ahora y por lo tanto, no se recogían en las pólizas ofertadas. Estos autores hablan incluso de la inclusión en determinadas pólizas del aseguramiento de los pagos en caso de desempleo o cese de actividad de los asegurados.

Esta nueva situación, está claro que de alguna manera tiene que reflejarse en la tarificación de los seguros y, aunque se observa un cierto resentimiento a la incorporación de variables de comportamiento en la tarificación de seguros de hogar, en el futuro será necesario tenerlas en cuenta.

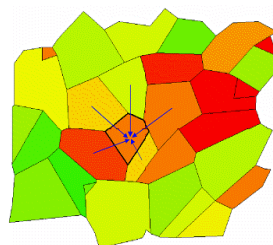
2.7.5. EL SUAVIZADO BAYESIANO POR ADYACENCIA

La estadística bayesiana aplicada al mapeo ayuda al análisis de la distribución geográfica de la ocurrencia de eventos, este motivo ha propiciado que la ubicación geográfica sea un factor clave introducido en muchas líneas de negocio de los seguros.

Sin embargo, entre las aseguradoras muchas veces hay una considerable variación en la calificación de los códigos postales. El que existan variaciones no sorprende mucho, ya que estimar tasas a niveles tan granulares es un ejercicio muy difícil. Por esta razón, es esencial adoptar potentes técnicas estadísticas con la finalidad de obtener la mejor evaluación posible del riesgo geográfico ya que el tener una evaluación correcta nos generará una ventaja competitiva.

La suavización espacial es un método en el que se pone en conocimiento de las áreas circundantes, para mejorar la estimación, la experiencia subyacente en los códigos postales geográficos.

El suavizado bayesiano por adyacencia supone que cada código debe comportarse de manera similar a sus códigos vecinos. En este sentido, la suavización de un código postal está determinada por la experiencia y el peso de los códigos postales adyacentes. Además de la influencia de sus vecinos inmediatos, los códigos postales que lo rodean tendrán una influencia como adyacentes que dependen a su vez de los colindantes.



Este método de suavizado bayesiano por adyacencia es apropiado cuando:

- La distancia en términos de código postal es más importante que la distancia absoluta. Por ejemplo, 1 KM en una ciudad puede representar un mayor cambio en el riesgo que 1 KM en una zona rural.

- Existen límites naturales como un río o una línea de ferrocarril, que el suavizado debe de tener en cuenta. Estos factores se pueden introducir en el proceso de definición de adyacencia.

Esta técnica está basada en el supuesto de que, en ausencia de experiencia creíble en cualquier área, ésta tendrá un riesgo similar al área, al de las áreas vecinas o al de las áreas que tenga cerca. Sin embargo, este supuesto no siempre se cumple, ya que áreas adyacentes pueden ser muy diferentes. Además hay que tener en cuenta la existencia de limitaciones (ríos, vías ferroviarias, carreteras...) que pueden separar regiones que son diferentes en riesgo subyacente a pesar de estar al lado.

El suavizado bayesiano por adyacencia combina la experiencia en cada código postal, con la de los códigos vecinos utilizando la teoría de la probabilidad bayesiana.

La probabilidad de que el número de siniestros en un código postal i , N_i viene dado por:

$$N_i \sim \text{Poisson} (\text{Exposición} \cdot e^{(m + a_i + b_i)})$$

Dónde:

m : es la base del riesgo dada por el modelo obtenido en Emblem

a_i : es un factor de estandarización para cada código postal i (medida del efecto de los factores que no son de geolocalización)

b_i : es el efecto específico del código para código postal i

Se hace una estimación de cada b_i para cada código postal de la distribución posteriori, donde la distribución priori para el código i viene dada por:

$$b_i \sim \text{Normal} (\bar{b}_j, \sigma^2)$$

Siendo:

\bar{b}_j : : la media de los b_j donde j es el código postal vecino inmediato a i

El nivel de suavizado es controlado mediante la alteración del parámetro de suavizado σ^2 .

El incremento de este parámetro reduce el valor de σ^2 .

3 METODOLOGÍA

Como afirma Noack (2015) para calcular la prima de riesgo por garantía, en el caso de nuestro estudio de robo, hay que realizar una consolidación de los modelos ya que éstos nos servirán para comercializar nuestros productos y para realizar estimaciones de futuro.

En el apartado de metodología, vamos a exponer el marco muestral seleccionado para hacer el estudio, las variables y el tipo de análisis realizado, prestando especial atención a una de las partes más novedosa de nuestro trabajo, la creación de la variable índice de criminalidad.

3.1 MARCO MUESTRAL

El objetivo del trabajo de investigación es modelar la frecuencia de la garantía de robo para exponer, entre otras cuestiones, que las variables de comportamiento son válidas para explicar la frecuencia de robo de hogar y para demostrarlo, vamos a trabajar con una muestra de la cartera de hogar de la compañía AXA que conformará nuestro marco muestral.

En cuanto a la misma, queremos aclarar que debido a la ley de Protección de datos y a los problemas de confidencialidad derivados de su aplicación, se ha tenido acceso a una pequeña muestra (10% de la exposición) del total de la cartera ya que este hecho influirá tanto en el modelo desarrollado como en los resultados obtenidos.

Normalmente la cartera de robo tiene poca frecuencia siniestral. Este término, relativo a la temporalidad, se utiliza para referirse al número de siniestros ocurridos en un periodo determinado y es, por tanto, uno de los valores que las aseguradoras tienen en cuenta a la hora de realizar tanto el presupuesto del seguro, como las posibles bonificaciones que se puedan aplicar.

En concreto, la garantía de robo obtenida con la muestra con la que estamos trabajando, cuenta con una frecuencia del 0,018. Este hecho, añadido a lo poco habitual que resulta la realización de modelos de frecuencia aplicados a este tipo de garantías debido precisamente a la dificultad que supone la modelación de garantías de baja frecuencia, es la razón por la que la hemos elegido para nuestro trabajo.

A lo largo del estudio vamos a demostrar el incremento de la explicación de los modelos al incorporar diferentes tipologías de variables para lo cual hacemos la siguiente división:

- Un primer modelo generalizado a partir de una serie de variables significativas aunque únicamente intrínsecas al riesgo.
- Un segundo modelo lineal generalizado al que se incorporan variables geo-sociales.
- Un tercer y último modelo al que se añaden variables de comportamiento.

La técnica utilizada para la modelización es la de Modelos Lineales Generalizados (MLG), como caso particular: el modelo de regresión lineal, el modelo de Poisson, que es el que se va a utilizar en este trabajo, el modelo de regresión logística, los modelos de análisis de la varianza y algunos modelos de análisis de la supervivencia.

3.2 MUESTREO ALEATORIO

Para poder aplicar un modelo GLM, lo primero que hacemos es un muestreo aleatorio simple disponiendo, del total de la base de datos que vamos a utilizar, de un 80% para entrenar el modelo y un 20% para testarlo. Esta técnica permite que todos los elementos que forman parte del universo y que, por lo tanto, están descritos en el marco muestral tengan la misma probabilidad de ser seleccionados para la muestra.

La razón por la que se elige una muestra del 80% y no el total de la base de datos (100%) es para evitar que el modelo se sobreajuste a los datos que disponemos, permitiéndonos predecir el futuro.

Los datos de la Cartera de hogar que vamos a utilizar hacen referencia a los años 2013, 2014 y 2015 y suman un total de 302.710.

Tabla 11. Número de datos de la Cartera de hogar AXA (2013-2015) utilizados para el estudio.

PERIODO	COUNT_of_PERIODO
2013	65.460
2014	108.120
2015	129.130

Fuente: Elaboración propia.

Al aplicar el 80% a cada uno de esos años, con el fin de no romper la estructura que se dispone de esta pequeña muestra de la cartera de hogar, los datos se reducen a 242.168, que es el volumen que vamos a disponer para entrenar.

Tabla 12. Volumen de datos Cartera de hogar AXA (2013-2015) utilizados para entrenar el modelo.

PERIODO	COUNT_of_PERIODO
2013	52.368
2014	86.496
2015	103.304

Fuente: Elaboración propia.

3.3 DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES Y ANÁLISIS

VARIABLE PRINCIPAL: NÚMERO DE SINIESTROS DE LA GARANTÍA DE ROBO

El objeto de nuestro estudio es la garantía de robo, es decir, la cobertura del contrato de seguro por la cual la aseguradora se hace cargo de las consecuencias económicas derivadas del siniestro de robo. De ahí que la variable principal que vamos a explicar es el número de siniestros de la garantía de robo y para ello realizaremos el análisis de la misma en la muestra que disponemos.

Este paso es realmente importante, ya que con la finalidad de realizar una modelización lineal generalizada, debemos corroborar que se cumplen las hipótesis que estos modelos requieren, es decir, que la variable dependiente se distribuya conforme a una distribución de la familia exponencial.

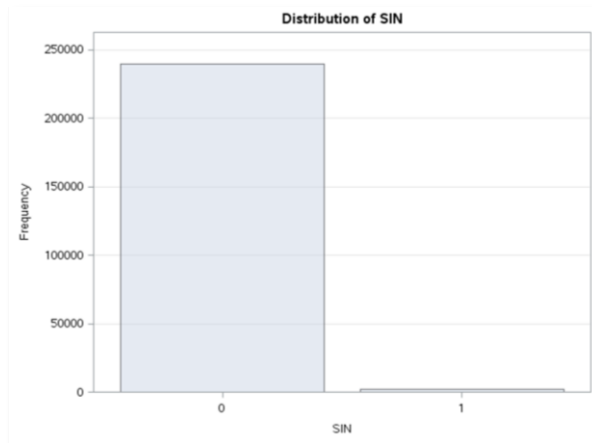


Gráfico 4. Distribución de frecuencias del número de siniestros. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 13. Salida SAS del procedimiento de frecuencia del número de siniestros.

The FREQ Procedure				
SIN	Frequency	Percent	Cumulative Frequency	Cumulative Percent
0	239997	99.10	239997	99.10
1	2171	0.90	242168	100.00

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 14. Tabla distribución de frecuencia de la variable número de siniestros.

SIN	Frequency Count	% of Total Frequency
0	239.997	99,104%
1	2.171	0,896%
T	242.168	100%

Fuente: Elaboración propia.

La variable número de siniestros (SIN), en nuestra muestra, únicamente presenta en el 0.9% de los casos un único siniestro. Obviamente como estamos estudiando la frecuencia de robo, la presencia de dos o más siniestros en un mismo año suelen ser fraude, de ahí que sólo haya cero o un siniestro al año.

Tabla 15. Expuestos y frecuencia siniestral por periodo (2013-2015).

PERIODO	SUM_of_SIN	SUM_of_EXPO	N Sin/Expo
2013	626	25.610,861054	0,024
2014	782	42.952,835044	0,018
2015	763	49.598,49692	0,015
	2.171	118.162,19302	0,0184

Fuente: Elaboración propia.

Debemos tener en cuenta, que las variables de conteo o recuento se definen como el número de sucesos o eventos que ocurren en una misma unidad de observación, en un intervalo espacial o temporal definido. Además el modelo de referencia en estudios de variables de recuento, que resulta especialmente adecuado para modelar valores enteros no negativos, especialmente cuando la frecuencia de ocurrencia es baja, es el modelo de Poisson.

En nuestro caso, el hecho de que estemos estudiando la frecuencia y que ésta tenga una probabilidad de ocurrencia muy pequeña, justifica que los datos se ajusten a una Poisson. Aunque en el caso de que hubiera sobre-dispersión, la muestra se debería ajustar a una Binomial Negativa, que es un modelo probabilístico discreto que se puede definir como una generalidad de la distribución de Poisson.

También se podría plantear el modelo como una Binomial, ya que disponemos únicamente de ceros y algunos unos, pero no parece correcto porque, por muy remota que sea la posibilidad de que se presenten dos robos en un mismo año, puede suceder el caso, por lo que, a priori, el modelo muy posiblemente se ajustará a una Poisson.

Otro dato que apunta a que el modelo sigue la distribución de Poisson es el cumplimiento de uno de sus supuestos básicos: la equidispersión, es decir que la media es igual a la varianza. Mostramos en la tabla 16 las medidas calculadas.

Tabla 16. Media y Varianza de la variable número de siniestros.

Analysis Variable : SIN			
Mean	Median	N Miss	Variance
0.0089649	0	0	0.0088845

Fuente: Elaboración propia.

Podemos comprobar que si redondeamos a cuatro decimales, tanto la media como la varianza, son exactamente iguales, dándose por cumplida esta característica de la distribución. Mostramos en esta tabla los datos redondeados.

Analysis Variable : SIN			
Mean	Median	N Miss	Variance
0.0089649	0	0	0.0088845
0.0089	0	0	0.0089

Aunque hemos comprobado que se cumple la equidispersión, vamos a hacer un test de bondad de ajuste a la distribución de Poisson para averiguar si existen diferencias estadísticamente significativas entre la distribución observada y la distribución esperada. Mostramos en el gráfico 5 los resultados obtenidos.

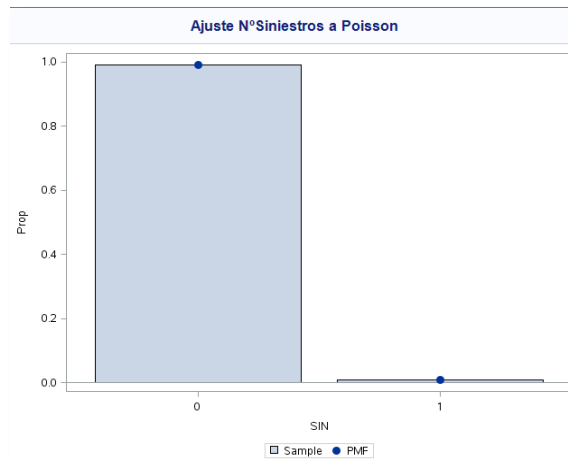


Gráfico 5. Gráfico distribución observada y esperada a Poisson del número de siniestros. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 17. Información del modelo del Procedimiento Genmod.

REGRESION NUMERO DE SINIESTROS ROBO	
The GENMOD Procedure	
Model Information	
Data Set	TFMSAS1.ROBO_80
Distribution	Poisson
Link Function	Log
Dependent Variable	SIN
Offset Variable	LnExpo
Number of Observations Read	242168
Number of Observations Used	242168

Fuente: Elaboración propia.

El test de contraste chi-cuadrado, que consiste en comparar las frecuencias observadas en la muestra con las que deberían haberse obtenido en una población que perteneciese a una distribución de probabilidad específica, en este caso Poisson, nos permite comprobar que los resultados obtenidos ratifican el ajuste del número de siniestros a esta distribución.

Tabla 18. Resumen de las medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste.

Criteria For Assessing Goodness Of Fit			
Criterion	DF	Value	Value/DF
Deviance	3E5	25366.3070	0.0838
Scaled Deviance	3E5	25366.3070	0.0838
Pearson Chi-Square	3E5	300025.9999	0.9911
Scaled Pearson X2	3E5	300025.9999	0.9911
Log Likelihood		-15367.1535	
Full Log Likelihood		-15367.1535	
AIC (smaller is better)		30736.3070	
AICC (smaller is better)		30736.3070	
BIC (smaller is better)		30746.9276	

Algorithm converged.

Analysis Of Maximum Likelihood Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald 95% Confidence Limits	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq	
Intercept	1	-4.7255	0.0193	-4.7633 -4.6876	59933.8	<.0001	
Scale	0	1.0000	0.0000	1.0000 1.0000			

Note: The scale parameter was held fixed.

Fuente: Elaboración propia.

La devianza es una medida del ajuste del modelo en relación al número de parámetros del mismo. En este caso observamos que el modelo tiene una devianza de 25.366,3070. Este parámetro nos permitirá comprobar cómo a medida que la devianza se va reduciendo, la explicación del modelo se incrementa. Esta devianza sería la conocida como la Null deviance o devianza del modelo nulo, modelo sin variables explicativas.

ANÁLISIS MULTIVARIANTE

Para la elaboración de los modelos disponemos de variables cuantitativas y cualitativas y de variables discretas y continuas. Esto es posible porque, aunque la mayoría de las técnicas de análisis multivariante están diseñadas para variables cuantitativas o categóricas fácilmente cuantificables, vamos a utilizar para la modelización el programa estadístico SAS, una herramienta que permite el uso de variables cualitativas sin transformarlas en variables *dummy* o cuantitativas.

El programa estadístico SAS¹⁸ proporciona numerosas herramientas para el análisis estadístico de datos y funciona introduciendo un conjunto de datos y una serie de sentencias en las que se indica la procedencia de los datos y sus características, la necesidad de realizar transformaciones sobre los mismos, el tipo de análisis que se desea realizar y qué resultados obtener. Las sentencias se encuentran agrupadas en pasos DATA o pasos PROC, quedando determinada la terminación de un paso por el comienzo de otro. En los pasos DATA se crean o modifican conjuntos de datos SAS que serán procesados por los pasos PROC que son los que realizan los análisis relativos a los mismos.

La utilización de datos procedentes de varias variables nos lleva a aplicar un análisis multivariante de datos, es decir, un conjunto de técnicas que nos permita un análisis simultáneo de los datos. Este análisis es parcialmente una extensión directa del análisis de una variable, es decir, tanto de su análisis descriptivo a través de gráficos o de medidas de

¹⁸ Información extraída del Curso de Introducción a la Programación SAS de la Universidad Complutense de Madrid y el Manual de Introducción al SAS del Servei D' Estadística de la Universitat Autònoma de Barcelona.

localización y dispersión como de su inferencia (ajuste de la distribución, contrastes sobre los parámetros...).

Su importancia en el estudio se debe a que incorpora información acerca de la relación conjunta entre las variables ya que nos permite por un lado, extraer la información de los datos disponibles y por otro, obtener conclusiones sobre la población que los ha generado a través de la construcción de un modelo que explique su obtención y permita prever valores futuros. Los datos se expresarán mediante una matriz X de dimensiones $n \times p$, llamada matriz de datos. En esta matriz cada fila representa un elemento de la población y cada columna los valores de una variable escalar en todos los elementos observados.

Este tipo de análisis se usa principalmente para buscar las variables menos representativas con el objeto de poder eliminarlas, simplificar los modelos estadísticos y comprender la relación entre varios grupos de variables.

Una vez que nos hemos familiarizado con las variables y con la Base de Datos, el siguiente paso es realizar un análisis exhaustivo de la variable dependiente, es decir, del número de siniestros de la garantía de robo. Recordamos, una vez más, que por política de empresa, los datos que van a ser modelados y estudiados hacen referencia a los años 2013, 2014 y 2015, de ahí que la variable PERIODO disponga únicamente de tres niveles.

Mostramos en la tabla 19 cómo se distribuye el número de siniestros en función de cada uno de los niveles de la variable PERIODO, así como su frecuencia:

Tabla 19. Distribución del número de siniestros, exposición y frecuencia siniestral por periodo.

PERIODO	SIN	SUM_of_SIN	SUM_of_EXPO	N Sin/Expo
2013	0	0	31.570,190	0
2013	1	755	482,702	1,564
2014	0	0	53.067,400	0
2014	1	977	615,901	1,586
2015	0	0	61.546,754	0
2015	1	952	585,144	1,627
		2684	147.868,093	0,018

Fuente: Elaboración propia.

Podemos observar la pequeña siniestralidad de la garantía de robo, ya que del total de la muestra disponible, la frecuencia es el 1.8%.

ANÁLISIS DESCRIPTIVO

Al analizar un conjunto de datos multivariantes, lo primero que tenemos que hacer es el cálculo de medidas descriptivas ya que nos proporcionan un resumen numérico de los datos de las p-variables univariantes por separado y proporcional, así como una descripción numérica de las relaciones que hay entre las variables univariantes.

Para los datos de cada variable univariante realizamos:

- Medidas de localización que sirven para clasificar a un individuo o elemento dentro de una determinada población o muestra (media, cuartiles...),
- Medidas de dispersión que son los valores numéricos que nos permiten conocer cuánto se alejan del centro los valores de la distribución (varianza, desviación típica...) y
- Medidas de forma que proporcionan información sobre el aspecto de la distribución de frecuencias (coeficiente de asimetría muestral, coeficiente de Curtosis muestral...).

Y para los de la variable multivariante:

- Medidas de localización (vector de medias muestral) y
- Medidas de dispersión (matriz de covarianza muestral y matriz de correlaciones muestral).

Es importante, antes de lanzar los modelos, estudiar si concurre un cierto nivel de asociación entre las variables explicativas ya que la existencia de algún tipo de asociación entre dos o más variables representa la presencia de algún tipo de tendencia o patrón de emparejamiento entre los distintos valores de esas variables.

Ya que las variables utilizadas han sido codificadas, lo más conveniente es utilizar la V de Cramer que es un indicador que nos permite estudiar si existe entre las variables explicativas una asociación débil o fuerte.

Esta medida simétrica revela, con independencia del tamaño de la muestra, el nivel de asociación entre dos o más variables de escala nominal. Establecer que la medida está basada en la χ^2 :

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2}{n(\min [r, c] - 1)}}$$

Definiendo:

n: tamaño de la muestra

min [r, c]: mínimo valor entre el número de filas y columnas

El coeficiente varía entre 0 y 1. Si la medida tomase el valor cero podemos decir que no hay asociación entre las dos variables, si fuese igual a uno, podemos afirmar que hay una relación perfecta entre las variables. Es a partir de 0,6 cuando establecemos que hay una relación fuerte entre las variables.

Además del análisis del nivel de asociación entre las variables, se comprueba igualmente la existencia de relación entre las mismas al lanzar el procedimiento Genmod en el programa SAS, que es el que vamos a utilizar para la modelización, ya que si hubiera una asociación fuerte entre alguna de las variables explicativas que se introducen en el modelo, el algoritmo no convergería debido a que la matriz hessiana saldría negativa. Por lo que se comprueba, con la convergencia del modelo, que las variables que nos resultan explicativas no muestran una fuerte correlación. Este procedimiento ajusta modelos lineales generales permitiendo el modelaje de datos no altamente correlacionados.

Queremos indicar que por falta de espacio, ya que los resultados se muestran en unas matrices muy grandes, no los reproducimos pero la realización del análisis descriptivo

seguido del análisis de la V de Cramer nos permite estudiar cada variable en detalle para ver cómo se comporta, ayudándonos a no introducir en los modelos, variables con una fuerte asociación.

VARIABLE ÍNDICE DE CRIMINALIDAD

Este es uno de los puntos más novedosos de la investigación ya que hemos creado desde cero la variable índice de criminalidad, una vez recopilada la información pertinente. Queremos indicar además que la empresa que nos ha facilitado los datos para el presente estudio, AXA, la está utilizando en la modelización, lo que resulta gratificante.

Para crear esta variable hemos tomado los datos del Ministerio de Interior, de los tres últimos años (2013, 2014, 2015), con la finalidad de mantener la misma estructura que la de los datos que disponemos para el estudio.

En líneas generales, el procedimiento y estructura que hemos seguido para la creación de la variable es el siguiente:

- Cruzar el código postal con el código de municipio para obtener el nivel al que se trabajará la información. Se dispone además de la información de la población por cada Código Postal.

Del informe anteriormente mencionado del Ministerio de Interior obtenemos el número de delitos por tipología de crimen, lo que nos permite obtener la proporción de delitos en función de la población y por código postal:

$$\frac{\text{Nº delitos}}{\text{Población por CP}}$$

- Crear un factor de ponderación, con la finalidad de que las tasas de criminalidad de los municipios con más población sean los que más pesen en el cálculo del promedio.

$$\text{Factor de ponderación} = \frac{\text{Población por CP}}{\text{Población total}}$$

A continuación se crea el Peso Medio Ponderado por tipología de delito (PMP delito).

$$\text{PMP delitos} = \frac{\text{Nº delitos}}{\text{Población por CP}} * (\text{Factor de Ponderación})$$

Con la finalidad de relativizar el PMP delito y por tanto, realizar un cambio de escala, aplicamos lo que sigue:

$$\frac{\text{Nº delitos}}{\text{Población por CP}} / \text{PMP delito}$$

- Una vez realizamos esta operación obtenemos un “ranking” que determina cuánto de lejos del peso medio ponderado por código postal está cada una de las cifras de las que disponemos; obviamente, cuanto mayor es el número, más alejados estamos.

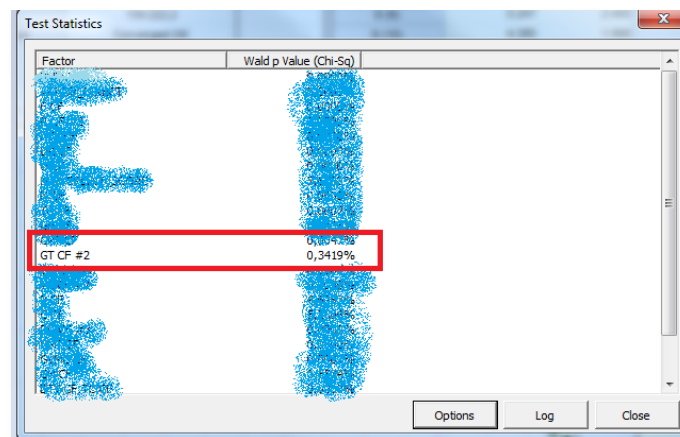
La finalidad última del “ranking” es conseguir que estén refinadamente ponderadas las zonas con mayor población, que claramente son aquellas en las que tenemos más pólizas.

- Por último, establecemos una nueva variable llamada “Tipo” para quedarnos con el máximo puesto del “ranking” por CP de tipología de delito, es decir, con el más alejado del PMP delitos ya que lo que nos interesa, es conseguir de manera relativa cuál es la tipología de delito por CP y de esta manera obtenemos la singularidad de cada tipología de delito respecto a los demás CP.

Es importante indicar que esta variable no entra en el modelo del programa SAS, que ha sido el utilizado para la modelización, aunque sí lo hace en el software Emblem, utilizado posteriormente, y es altamente significativa.

Emblem es un software que ajusta rápidamente los modelos predictivos a bases de datos complejas y grandes, revelando patrones subyacentes en sus datos. Pero este programa, que forma parte de la cartera de productos de Towers Watson, también permite usar toda su potencia y funcionalidad a bases de datos más limitadas y es considerado una herramienta de apoyo útil, en términos de coste-beneficio, para incrementar la rentabilidad mediante una mejor tarificación.

Demostramos a continuación, como la variable se ha introducido en el modelo de Emblem y resulta altamente significativa, aunque pedimos disculpas por la presentación ya que debido a la política de confidencialidad, no es posible mostrar el resto de p-valores. En la ilustración 3 se muestra una salida del programa Emblem en el que se exponen los p-valores de las variables significativas que surgen en el programa.



Factor	Wald p Value (Chi-Sq)
GT CF #2	0,3419%

Ilustración 3. Imagen significación variable índice de criminalidad en el modelo emblem. Fuente: elaboración propia.

Por otro lado mostramos, en el gráfico 6, cómo son las relatividades y los intervalos de confianza de la variable índice de criminalidad.

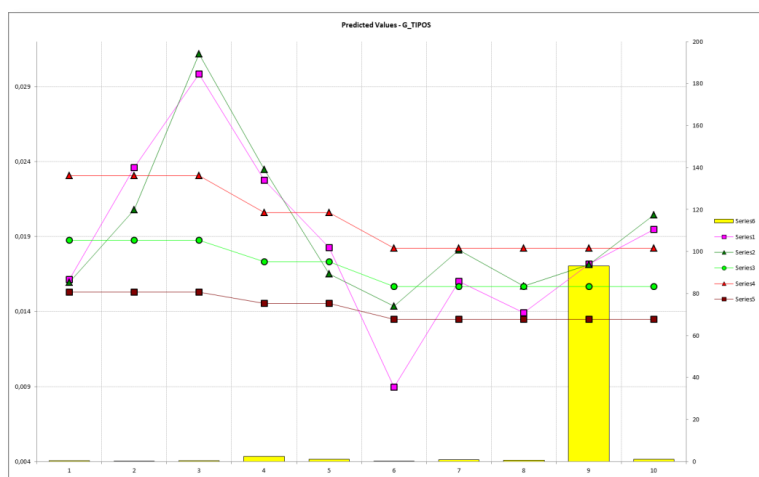


Gráfico 6. Gráfico variable índice de criminalidad modelo Emblem. Fuente: Elaboración propia.

La tabla 20 muestra tanto los valores observados, como los ajustados que se obtienen para cada uno de los niveles de la variable en cuestión.

Tabla 20. Tabla resumen valores obtenidos del modelo para cada uno de los niveles de la variable índice de criminalidad

	Observed Average	Fitted Average	Reference Average	Model Prediction at Base levels	Model Prediction + 2 Standard Errors	Model Prediction - 2 Standard Errors	Reference Prediction at Base levels	Model Approximate Unsimplified	Reference Approximate Unsimplified
.-DELITOS Y FALTAS (EU)	0,01612013	0,0159588	0	0,01876998	0,02304634	0,01528712	0	0,01895974	0
CIDIOS DOLOSOS Y ASESINATOS CONSUMA	0,02358931	0,02078922	0,02078922	0,01876998	0,02304634	0,01528712	0,01528712	0,02129809	0,02129809
-ROBO CON VIOLENCIA E INTIMIDACION (E	0,0298355	0,03117091	0,03117091	0,01876998	0,02304634	0,01528712	0,01528712	0,01796584	0,01796584
4.-ROBOS CON FUERZA EN DOMICILIOS (EU)	0,02274267	0,02345117	0,02345117	0,01730533	0,02059705	0,01453967	0,01453967	0,0167825	0,0167825
5.-SUSTRACCION VEHICULOS A MOTOR (EU)	0,01824405	0,01652387	0,01652387	0,01730533	0,02059705	0,01453967	0,01453967	0,01910686	0,01910686
6.-TRAFICO DE DROGAS (EU)	0,00896055	0,01435869	0,01435869	0,01567683	0,01821932	0,01348914	0,01348914	0,00978314	0,00978314
7.-DANOS	0,01601541	0,01809671	0,01809671	0,01567683	0,01821932	0,01348914	0,01348914	0,01387384	0,01387384
8.-HURTOS	0,01391562	0,01570007	0,01570007	0,01567683	0,01821932	0,01348914	0,01348914	0,01389503	0,01389503
99999	0,01716794	0,01712702	0,01712702	0,01567683	0,01821932	0,01348914	0,01348914	0,01571429	0,01571429
Unknown	0,01945795	0,02045168	0,02045168	0,01567683	0,01821932	0,01348914	0,01348914	0,01491511	0,01491511

Fuente: Elaboración propia.

Por último, la tabla 21 recoge el nivel de exposición de cada uno de los niveles de la variable índice de criminalidad.

Tabla 21. Tabla con el nivel de exposición de cada uno de los niveles de la variable índice de criminalidad

	Exposure
.-DELITOS Y FALTAS (EU)	0,44586815
CIDIOS DOLOSOS Y ASESINATOS CONSUMA	0,17026862
-ROBO CON VIOLENCIA E INTIMIDACION (E	0,41095183
4.-ROBOS CON FUERZA EN DOMICILIOS (EU)	2,42137779
5.-SUSTRACCION VEHICULOS A MOTOR (EU)	0,99649106
6.-TRAFICO DE DROGAS (EU)	0,01179591
7.-DANOS	0,8315697
8.-HURTOS	0,59245871
99999	93,0708196
Unknown	1,04839862

Fuente: Elaboración propia.

4 RESULTADOS

4.1 MODELO 1

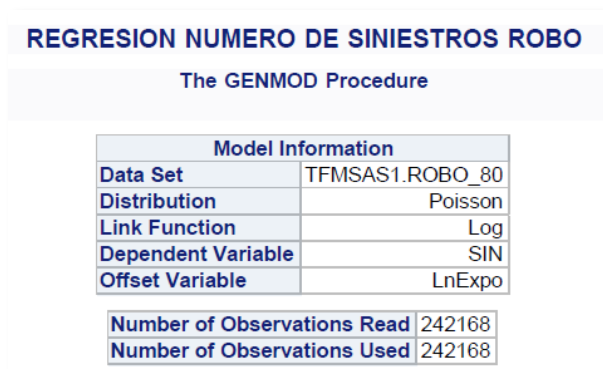
En este primer modelo se han utilizado las variables significativas intrínsecas al riesgo, siendo la variable clave que se ha modelado, el número de siniestros de robo.

También ha tenido especial importancia la variable exposición en referencia al riesgo, ya que no es lo mismo disponer de un nivel con 10 expuestos que con 1.000. Esta variable, que está ganando peso en los actuales sistemas de tarificación, tiene en cuenta, tanto las características fundamentales del hecho que genera el riesgo, como la duración del mismo. En este sentido, la exposición varía en función del número de días en los que la póliza ha estado expuesta al riesgo y está contenida entre los valores cero y uno, es decir, si una póliza tuvo una exposición completa durante un año, su exposición será de 1, mientras que si su exposición fue de medio año, el valor sería 0,5.

Para realizar este primer modelo utilizamos el procedimiento Genmod (Generalized Linear Model) del programa SAS. Este procedimiento ajusta modelos lineales generalizados tal y como los definen Nelder y Wedderburn (1972). El modelo siempre fija un nivel base del factor que promedia nuestros datos, siendo el resto de niveles los que corrigen el promedio en base al coeficiente estimado.

El procedimiento necesita que le indiquemos las variables categóricas, de forma que en *model* especificamos el modelo, en *dist* la distribución de nuestra variable dependiente, en este caso Poisson, en *link* la función de enlace que vamos a emplear, utilizando *offset* para ponderar por la variable exposición que hemos creado a la hora de agregar los datos, algo que explicamos con más detalle a continuación. Dado que estamos modelando la frecuencia de robo, indicamos que los betas se muestren escalados por la exposición. Para ello utilizamos la variable exposición como *offset* y, teniendo en cuenta que el *link* que vamos a utilizar es el logaritmo, establecemos la variable *offset* como el logaritmo neperiano de la exposición. Todos estos parámetros aparecen en el procedimiento Genmod en la tabla 22.

Tabla 22. Información del Modelo 1 del Procedimiento Genmod



The screenshot shows the SAS Genmod procedure output. At the top, it says 'REGRESION NUMERO DE SINIESTROS ROBO' and 'The GENMOD Procedure'. Below this is a table titled 'Model Information' with the following rows: 'Data Set' (TFMSAS1.ROBO_80), 'Distribution' (Poisson), 'Link Function' (Log), 'Dependent Variable' (SIN), and 'Offset Variable' (LnExpo). At the bottom, there are two rows: 'Number of Observations Read' (242168) and 'Number of Observations Used' (242168).

Model Information	
Data Set	TFMSAS1.ROBO_80
Distribution	Poisson
Link Function	Log
Dependent Variable	SIN
Offset Variable	LnExpo

Number of Observations Read	242168
Number of Observations Used	242168

Fuente: Elaboración propia.

En ella podemos ver la información específica del modelo: la distribución aplicada, la ligadura, la variable dependiente y el logaritmo neperiano de la exposición como *offset*.

También se especifica el número de observaciones con las que estamos trabajando que, en este caso, es el 80% de los datos de que disponemos.

La tabla 23 muestra la codificación de los parámetros que estima el modelo.

Tabla 23. Información de los niveles del Modelo 1 del Procedimiento Genmod.

Class Level Information		
Class	Value	Design Variables
CASJOYAS_2	01	1 0 0 0 0
	02	0 1 0 0 0
	03_04_05	0 0 0 0 0
	06	0 0 1 0 0
	07_08	0 0 0 1 0
	99999	0 0 0 0 1
	T_CONST_9	14-24
	1_2	1 0 0
	3_4	0 1 0
	5-13	0 0 1
	PERIODO	2013
	2014	0 0
	2015	0 1
	USO_ARG_64	02
	04	0 1
	05	0 0
	TipoV_Cmob8	CInd_10-20
	CInd_10K	0 1 0 0 0 0 0 0
	CInd_>20	0 0 1 0 0 0 0 0
	C_Ados	0 0 0 1 0 0 0 0
	PISO_10-30	0 0 0 0 0 0 0 0
	PISO_10K	0 0 0 0 1 0 0 0
	PISO_30-65	0 0 0 0 0 1 0 0
	PISO_99999	0 0 0 0 0 0 1 0
	PISO_>65	0 0 0 0 0 0 0 1

Fuente: Elaboración propia.

En ella se pueden ver las variables que se introducen y sus niveles. Además, a la derecha de los datos aparece una matriz con ceros y unos, que será utilizada por el programa para calcular la matriz X, matriz que tendrá en sus n-filas la transpuesta del vector de covarianzas de las n-observaciones. Para la realización del modelo hemos especificado un nivel base de forma que siempre será el que mayor exposición tenga. Éste puede identificarse en la matriz X ya que es una fila con todo ceros.

En la tabla 24 mostramos la estimación de los parámetros realizada a través del método de máxima verosimilitud, que nos sirve para ajustar el modelo y encontrar sus parámetros. El objetivo es tomar como estimación del parámetro estudiado el valor que haga máxima la probabilidad de obtener la muestra observada.

Tabla 24. Estimación de los parámetros del Modelo 1 a través del procedimiento Genmod.

Algorithm converged.

Analysis Of Maximum Likelihood Parameter Estimates								
Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald 95% Confidence Limits		Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept		1	-4.2061	0.0594	-4.3225	-4.0897	5019.02	<.0001
TipoV_Cmob8	Clnd_10-20	1	1.2648	0.1252	1.0195	1.5101	102.13	<.0001
TipoV_Cmob8	Clnd_10K	1	1.5413	0.1751	1.1982	1.8845	77.52	<.0001
TipoV_Cmob8	Clnd_>20	1	0.5617	0.0765	0.4119	0.7116	53.97	<.0001
TipoV_Cmob8	C_Ados	1	0.3016	0.0752	0.1543	0.4490	16.09	<.0001
TipoV_Cmob8	PISO_10K	1	-0.3038	0.1242	-0.5473	-0.0603	5.98	0.0145
TipoV_Cmob8	PISO_30-65	1	0.1562	0.0582	0.0421	0.2703	7.20	0.0073
TipoV_Cmob8	PISO_99999	1	-0.8762	0.2870	-1.4388	-0.3137	9.32	0.0023
TipoV_Cmob8	PISO_>65	1	0.4060	0.1240	0.1630	0.6489	10.72	0.0011
CASJOYAS_2	01	1	-0.2578	0.0921	-0.4383	-0.0773	7.84	0.0051
CASJOYAS_2	02	1	0.2148	0.0752	0.0674	0.3621	8.16	0.0043
CASJOYAS_2	06	1	0.1621	0.0810	0.0035	0.3208	4.01	0.0452
CASJOYAS_2	07_08	1	0.2554	0.0666	0.1248	0.3860	14.69	0.0001
CASJOYAS_2	99999	1	-0.2356	0.0723	-0.3773	-0.0938	10.61	0.0011
T_CONST_9	1_2	1	0.6278	0.1854	0.2645	0.9911	11.47	0.0007
T_CONST_9	3_4	1	0.4461	0.1359	0.1798	0.7124	10.78	0.0010
T_CONST_9	5-13	1	0.1419	0.0526	0.0389	0.2449	7.29	0.0069
PERIODO	2013	1	0.2619	0.0589	0.1464	0.3774	19.74	<.0001
PERIODO	2015	1	-0.1456	0.0520	-0.2475	-0.0438	7.85	0.0051
USO_ARG_64	02	1	-0.3806	0.1134	-0.6027	-0.1584	11.27	0.0008
USO_ARG_64	04	1	0.2359	0.1010	0.0380	0.4338	5.46	0.0195
Scale		0	1.0120	0.0000	1.0120	1.0120		

Note: The scale parameter was estimated by the square root of Pearson's Chi-Square/DOF.

Fuente: Elaboración propia.

Al final del cuadro podemos observar que el parámetro de escala es ligeramente superior a 1, lo que indica que hay una ligera sobredispersión en los datos. Este fenómeno ocurre muchas veces cuando se dispone de datos modelados con las distribuciones binomial o Poisson si la estimación de la dispersión, después de haber montado el modelo medido por Pearson Chi-Cuadrado y dividido por los grados de libertad, no es cercana a uno. En tal caso los datos que se disponen posiblemente estén sobredispersos si el parámetro es mayor a 1 o, infradispersos, si el parámetro es inferior a 1.

Estas situaciones son modeladas permitiendo a la función de varianza tener un factor de sobredispersión, en este caso la distribución de Poisson:

$$V(\mu) = \phi\mu$$

Puesto que no llegamos a tener una sobredispersión muy grande, no sería correcto utilizar la distribución binomial negativa, que sí sería aplicable en los casos de gran dispersión en los datos.

En la tabla se muestran resumidos los resultados del proceso iterativo de estimación de los parámetros. Para cada parámetro en el modelo, el procedimiento Genmod ofrece el nombre del nivel, los grados de libertad, el valor estimado del parámetro, el error estándar del parámetro estimado, el intervalo de confianza y el p-valor, con el que podemos testar la significación de cada uno de los niveles de las variables.

Debido a que hemos especificado que se utilice el test de Wald (se puede ver en el Anexo donde detallamos el código empleado para la programación), son estos los datos que se muestran en la tabla. Este test contrasta si el coeficiente aisladamente es igual a cero o no. La obtención de significación en este test muestra que dicho coeficiente es diferente de cero y merece la pena conservarlo.

$$H_0: \beta_i = 0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0$$

Podemos comprobar, por lo tanto, que al nivel de significación del 95%, disponemos de evidencias significativas para rechazar la hipótesis nula, que sostiene que el parámetro que se ha estimado fuera igual a cero.

A continuación exponemos, en la tabla resumen 25, el análisis Type 3 en el que se muestra la gran significación de cada una de las variables que finalmente se introdujeron en el modelo (capital joyas, antigüedad de la vivienda, periodo y uso_arg, tipo de la vivienda y capital mobiliario):

Tabla 25. Resultados análisis Type 3 del Modelo 1.

Wald Statistics For Type 3 Analysis			
Source	DF	Chi-Square	Pr > ChiSq
TipoV_Cmob8	8	233.39	<.0001
CASJOYAS_2	5	56.04	<.0001
T_CONST_9	3	26.14	<.0001
PERIODO	2	43.12	<.0001
USO_ARG_64	2	17.90	0.0001

Fuente: Elaboración propia.

Podemos ver como el análisis Type3 es el valor del chi-cuadrado para cada una de las variables, donde se pone a prueba la contribución adicional de las variables introducidas en el modelo al mismo. Además, los valores estadísticos de cada una de las variables, que hemos introducido, resultan altamente significativas en la determinación de la frecuencia de robo.

Por último, el modelo muestra unas medidas, con las que podemos evaluarlo y comprobar el ajuste del mismo, que reproducimos en la tabla 26.

Tabla 26. Medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste del Modelo 1.

Criteria For Assessing Goodness Of Fit			
Criterion	DF	Value	Value/DF
Deviance	24E4	19376.5895	0.0800
Scaled Deviance	24E4	18921.5196	0.0781
Pearson Chi-Square	24E4	247970.7292	1.0241
Scaled Pearson X2	24E4	242147.0000	1.0000
Log Likelihood		-11580.7727	
Full Log Likelihood		-11859.2948	
AIC (smaller is better)		23760.5895	
AICC (smaller is better)		23760.5933	
BIC (smaller is better)		23978.9346	

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a esta última tabla, debemos prestar especial atención a la cantidad de varianza que se ha conseguido explicar con el modelo, la devianza (D^2). Esta medida nos da idea de la variabilidad de los datos.

Para obtener cuánto de la variabilidad de la variable respuesta no es explicada por el modelo, debemos comparar la devianza del modelo nulo (Null deviance) con la devianza residual (Residual deviance). Es decir:

$$D^2 = \frac{\text{Null deviance} - \text{Residual deviance}}{\text{Null deviance}} * 100 = \\ = \frac{25.366,3070 - 18.921,5196}{25.366,3070} * 100 = \mathbf{25\%}$$

Utilizamos la reducción de la devianza como una medida de ajuste del modelo a los datos que disponemos. Debido a que, en este primer modelo, sólo se introdujeron las variables intrínsecas al riesgo, esta devianza se ha reducido muy poco. Además debemos tener presente, que disponemos de una muestra que aparte de ser muy pequeña, tiene una frecuencia muy baja. En este sentido veremos, con la incorporación de más variables, cómo ésta seguirá reduciéndose.

Por otra parte, resulta muy útil el índice Akaike (*Akaike information Criterion*), una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico para un conjunto dado de datos, ya que evalúa tanto el ajuste del modelo a los datos, como la complejidad del mismo. Cuanto más pequeño sea el AIC mejor es el ajuste. Hemos utilizado esta medida tanto para comparar diferentes modelos que son similares con diferentes grados de complejidad, como para modelos con las mismas variables pero con diferentes funciones de vínculo.

Queremos subrayar, que en todo momento hemos aplicado el principio de parsimonia (*lex parsimoniae*), principio atribuido al franciscano Guillermo de Ockham (1280-1349), muy utilizado en economía y metodología, que establece que “en igualdad de condiciones, la explicación más sencilla suele ser la más probable”. La aplicación del mismo nos ha llevado a incluir únicamente las variables que explican significativamente la frecuencia de robo y no otras como, por ejemplo, el material de construcción utilizado en las viviendas, que, aun siendo técnicamente significativo a un nivel de confianza del 95%, no reduce ni los parámetros de estudio ni la devianza.

Una vez que hemos dispuesto de las variables que son significativas para el modelo, debemos conseguir la significación de las mismas en cada uno de los niveles, realizando agrupamientos entre ellos.

Para realizar los correspondientes agrupamientos de las variables, no sólo nos hemos fijado en los p-valores sino que también hemos realizado un análisis gráfico de cada una de las variables objeto de estudio, teniendo en cuenta las relatividades y los intervalos de confianza de las mismas, la exposición y la frecuencia observada y ajustada.

Para calcular las relatividades, puesto que hemos utilizado la ligadura logarítmica, simplemente hemos realizado el exponencial del estimate.

Mostramos a continuación algunos gráficos que justifican los agrupamientos realizados en las variables que resultaron significativas. Esta manera de trabajar, ayuda a entender cómo se va comportando la variable y nos permite estimar los aspectos que se deben tener presentes a la hora de agrupar ciertos niveles.

VARIABLE CAPITAL JOYAS

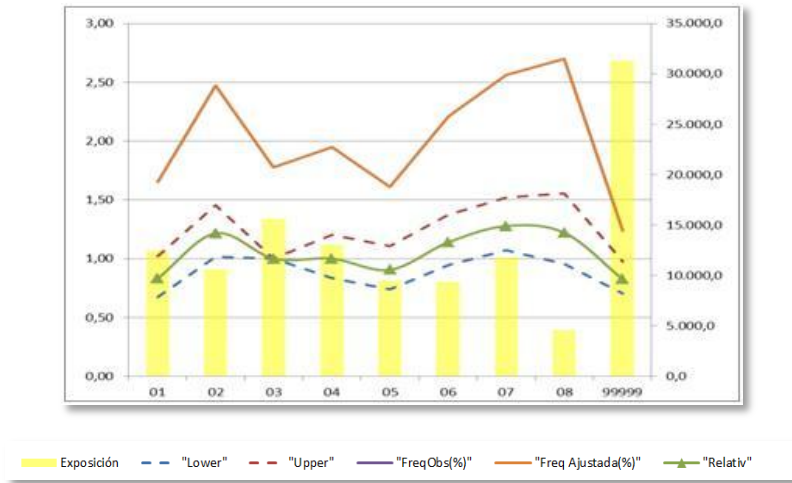


Gráfico 7. Variable Capital Joyas sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

En el gráfico 7, dada la falta de significación que muestran los niveles, se ve clara la necesidad de agrupar los niveles 04 y 05 al nivel base (03), ya que las relatividades son muy planas, lo que muestra que se puede llevar al nivel base.

Por otra parte, resulta conveniente agrupar el nivel 08 al 07, con la finalidad de mantener una curva creciente, puesto que no es comercialmente correcto que, al tener más capital en joyas, se aplique una relatividad menor que la del previo nivel.

La variable capital joyas quedaría como sigue, mostrando unas bandas de confianza estrechas a sus relatividades y el mismo comportamiento que la frecuencia observada. El gráfico 8 muestra todos los niveles significativos en la variable capital joyas.

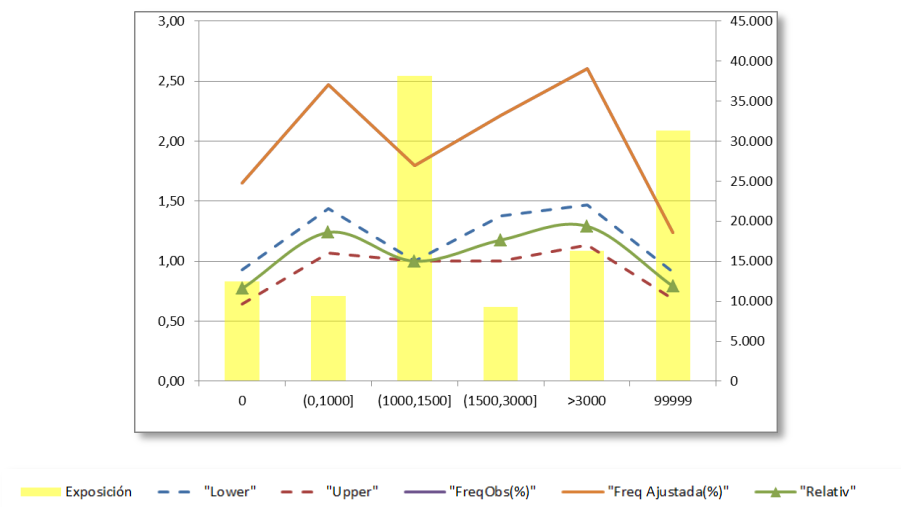


Gráfico 8. Variable Capital Joyas agrupada. Fuente: Elaboración propia.

VARIABLE ANTIGÜEDAD DE LA VIVIENDA

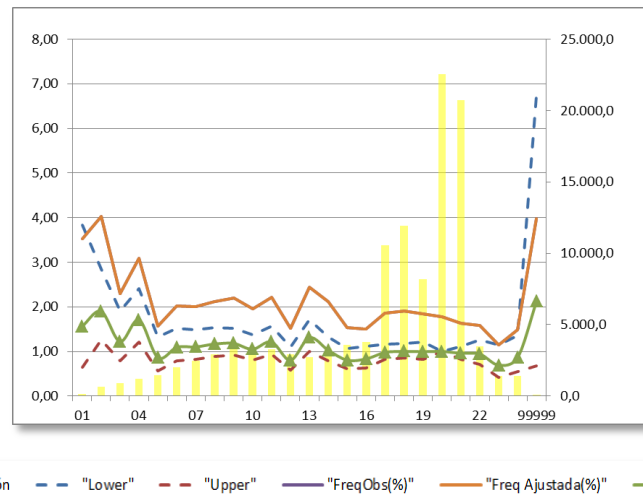


Gráfico 9. Variable Antigüedad de la vivienda sin agrupar Fuente: Elaboración propia.

Como vemos en el gráfico 9, esta variable es bastante plana, por lo que decidimos agrupar por afinidad los niveles más suaves, ya que el poder trazar una línea horizontal imaginaria sin cruzar las bandas del intervalo de confianza demuestra que se pueden agrupar tales niveles.

La agrupación de los primeros niveles reflejada en el gráfico 10 y la frecuencia observada y ajustada del modelo manifiestan que las viviendas más modernas son las que mayores robos han sufrido.

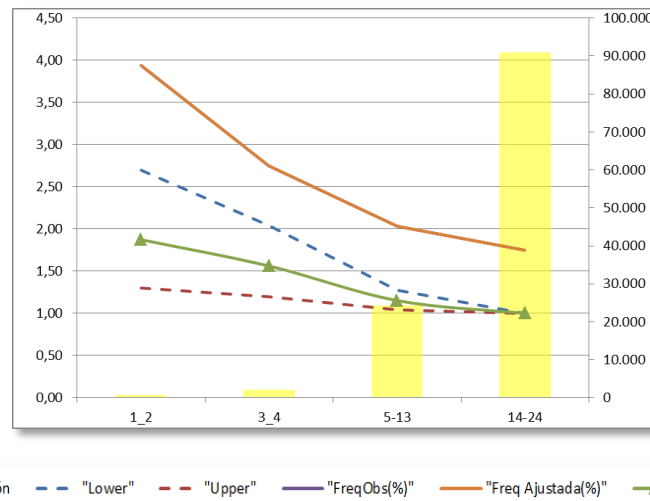


Gráfico 10. Variable Antigüedad de la vivienda agrupada. Fuente: Elaboración propia.

VARIABLE TIPO DE VIVIENDA Y CAPITAL MOBILIARIO

Interaccionamos las variables tipo de vivienda y capital mobiliario con la finalidad de introducir ambas, ya que no ha sido posible la introducción de las mismas de manera significativa y por separado. Esta interacción en el modelo ha aportado mucho significado al mismo.

Mostramos, en el gráfico 11, cómo ha quedado finalmente la variable una vez que se ha trabajado en conseguir la significación de todos los niveles.

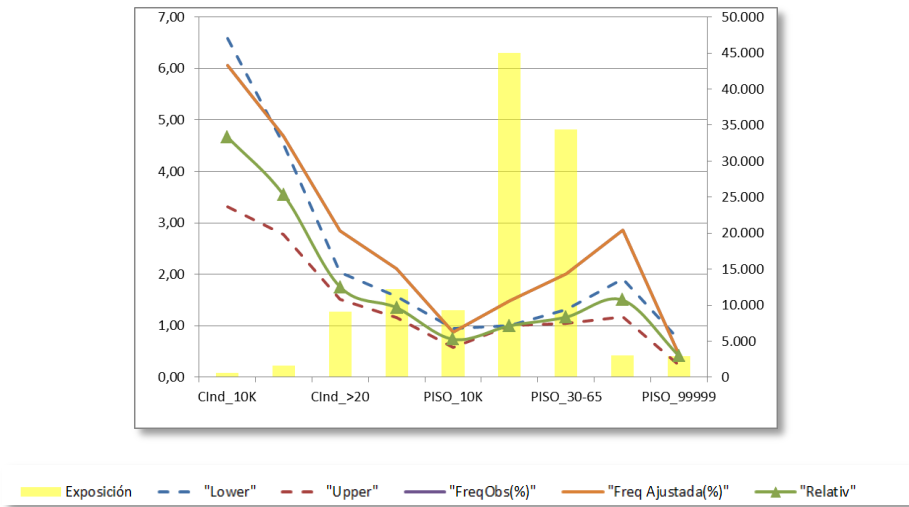


Gráfico 11. Variable interaccionada Tipo de Vivienda y Capital Mobiliario agrupada. Fuente: Elaboración propia.

Podemos deducir que los chalets independientes, con menores capitales de mobiliario contratado (0-10.000], son los que mayor frecuencia de robo han sufrido, reduciéndose ésta a medida que el capital se incrementa. Los chalets adosados, la cuarta barra empezando por la izquierda, presentan relatividades muy similares a las de los chalets independientes de mayores capitales.

Por último, comentar que los pisos presentan un comportamiento diferente al de los chalets independientes ya que los primeros tienen una mayor frecuencia de robo cuanto mayor es el capital asegurado. Por lo tanto, los niveles con menor siniestralidad son los pisos con capital mobiliario (0-10.000].

VARIABLE USO DE LA VIVIENDA

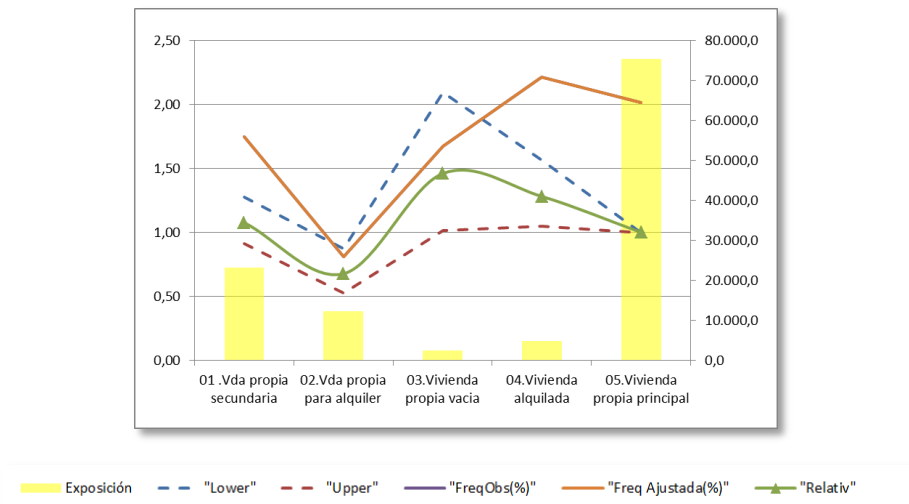


Gráfico 12. Variable Uso de la Vivienda sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

Se puede apreciar, en el gráfico 12, cómo en los niveles de menor exposición, las relatividades son más erráticas y, de esta manera, las bandas de confianza se amplían.

Además, se van probando diferentes agrupaciones con la finalidad de mantener todos los niveles significativos al 95% y lo conseguimos, como se ve en el gráfico 13, de la siguiente manera:

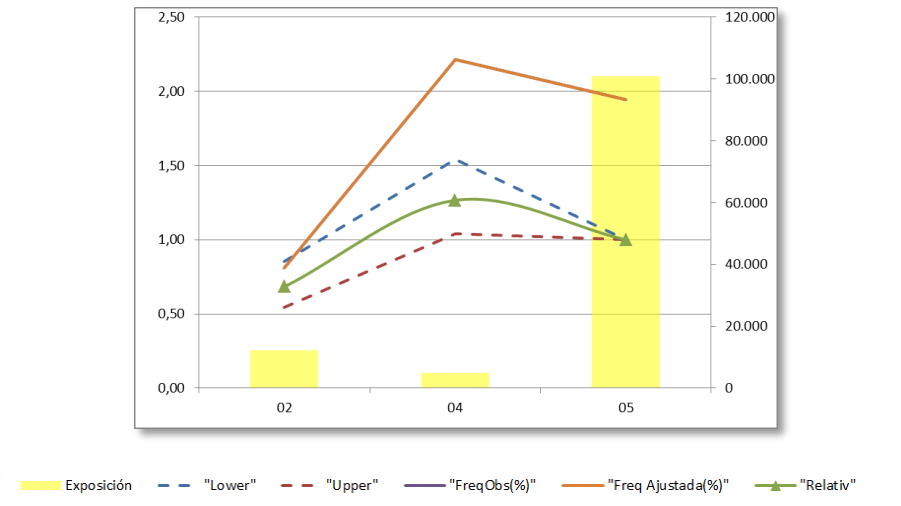


Gráfico 13. Variable Uso de la Vivienda agrupada. Fuente: Elaboración propia.

Por último, una vez justificados los agrupamientos de las variables que nos resultaron significativas, resulta fundamental analizar los residuos con la finalidad de validar el modelo. Mostramos el gráfico 14 con los residuos estandarizados de Pearson, en el siguiente diagrama de dispersión:

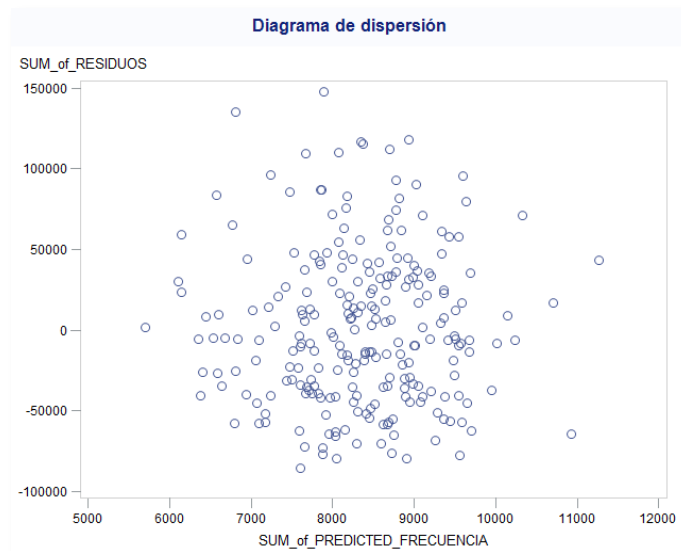


Gráfico 14. Residuos Modelo 1. Fuente: Elaboración propia.

La presencia de una nube aleatoria que, además es simétrica respecto al 0, nos permite comprobar que los residuos se comportan adecuadamente.

4.2 MODELO 2

Incorporamos a las variables intrínsecas al riesgo, todas aquellas que son significativas de geo-localización, y posteriormente realizaremos un suavizado bayesiano por adyacencia con el programa Classifier.

En primer lugar, obtenemos la información que ofrece el modelo y la reflejamos en la tabla 27.

Tabla 27. Información del Modelo 2 del Procedimiento Genmod

REGRESION NUMERO DE SINIESTROS ROBO	
The GENMOD Procedure	
Model Information	
Data Set	TFMSAS1.ROBO_80_COMPLETA
Distribution	Poisson
Link Function	Log
Dependent Variable	SIN
Offset Variable	LnExpo
Number of Observations Read	242168
Number of Observations Used	242168

Fuente: Elaboración propia.

En segundo lugar, podemos ver las variables introducidas con sus niveles y la correspondiente matriz X.

Tabla 28. Información de los niveles del Modelo 2 del Procedimiento Genmod.

Class	Value	Design Variables									
CAS.JOYAS_3	(0-1000]	1	0	0							
	0	0	1	0							
	99999	0	0	1							
T_CONST_9	>1000	0	0	0							
	14-24	0	0	0							
	1_2	1	0	0							
PERIODO	3_4	0	1	0							
	5-13	0	0	1							
	2013	1	0								
USO_ARG_64	2014	0	0								
	2015	0	1								
	03_04	1									
TipoV_Cmob8	05	0									
	CInd_10-20	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	CInd_10K	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	CInd_>20	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	C_Ados	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	PISO_10-30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	PISO_10K	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	PISO_30-65	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	PISO_99999	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	PISO_>65	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
CCAA	Andalucia+++	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Asturias	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Barcelona	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	C_Valenciana+Cataluña	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	Cantabria	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	Castilla_Leon	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	Galicia	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	Islas_Canarias	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	Madrid	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	Murcia_Valenc_Sev	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	Navarra	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	Pais_Vasco	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
PARO	01	1	0								
	02	0	1								
	03	0	0								
DENSIDADHOGARES	00000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	00025	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	00031	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	00041	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	00093	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	00146	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	02-10	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	13-19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	54-79	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0

Fuente: Elaboración propia.

Con la estimación de los parámetros, a través del método de máxima verosimilitud, podemos comprobar, en la tabla 29, que cada uno de los niveles de las variables introducidas en el modelo resulta significativo al 95% confianza.

Tabla 29. Estimación de los parámetros del Modelo 2 a través del procedimiento Genmod.

Analysis Of Maximum Likelihood Parameter Estimates							
Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald 95% Confidence Limits	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept		1	-4.4101	0.0778	-4.5627 -4.2576	3210.39	<.0001
PARO	01	1	-0.5283	0.1946	-0.9098 -0.1469	7.37	0.0066
PARO	02	1	-0.2554	0.0585	-0.3700 -0.1409	19.10	<.0001
DENSIDADHOGARES	00025	1	0.3760	0.1167	0.1473 0.6047	10.38	0.0013
DENSIDADHOGARES	00031	1	0.4344	0.1333	0.1732 0.6956	10.63	0.0011
DENSIDADHOGARES	00041	1	0.3447	0.1288	0.0923 0.5971	7.16	0.0074
DENSIDADHOGARES	00093	1	0.4099	0.1000	0.2138 0.6059	16.79	<.0001
DENSIDADHOGARES	00146	1	0.3698	0.1374	0.1005 0.6391	7.24	0.0071
DENSIDADHOGARES	02-10	1	0.1519	0.0586	0.0371 0.2668	6.72	0.0095
DENSIDADHOGARES	13-19	1	0.2083	0.0935	0.0251 0.3915	4.97	0.0258
DENSIDADHOGARES	54-79	1	0.2577	0.0894	0.0824 0.4330	8.30	0.0040
CCAA	Asturias	1	-0.5551	0.2185	-0.9834 -0.1269	6.45	0.0111
CCAA	Barcelona	1	0.4828	0.0863	0.3137 0.6519	31.31	<.0001
CCAA	C_Valenciana+Cataluña	1	0.2118	0.0714	0.0718 0.3517	8.80	0.0030
CCAA	Cantabria	1	-0.5572	0.1867	-0.9232 -0.1912	8.90	0.0028
CCAA	Castilla_Leon	1	-0.3871	0.1230	-0.6282 -0.1459	9.90	0.0017
CCAA	Galicia	1	-0.5788	0.1630	-0.8983 -0.2594	12.61	0.0004
CCAA	Islas_Canarias	1	-1.1350	0.2063	-1.5393 -0.7307	30.27	<.0001
CCAA	Madrid	1	0.5413	0.0881	0.3686 0.7140	37.75	<.0001
CCAA	Murcia_Valenc_Sev	1	0.3077	0.0698	0.1708 0.4446	19.41	<.0001
CCAA	Navarra	1	-0.8479	0.2999	-1.4356 -0.2602	8.00	0.0047
CCAA	Pais_Vasco	1	0.2032	0.0854	0.0358 0.3707	5.66	0.0174
TipoV_Cmob8	CInd_10-20	1	1.4689	0.1288	1.2165 1.7214	130.10	<.0001
TipoV_Cmob8	CInd_10K	1	1.7024	0.1784	1.3527 2.0521	91.03	<.0001
TipoV_Cmob8	CInd_>20	1	0.7911	0.0794	0.6354 0.9468	99.19	<.0001
TipoV_Cmob8	C_Ados	1	0.4688	0.0774	0.3171 0.6206	36.66	<.0001
TipoV_Cmob8	PISO_10K	1	-0.4299	0.1248	-0.6745 -0.1853	11.87	0.0006
TipoV_Cmob8	PISO_30-65	1	0.2258	0.0581	0.1119 0.3396	15.11	0.0001
TipoV_Cmob8	PISO_99999	1	-1.1328	0.2897	-1.7005 -0.5650	15.29	<.0001
TipoV_Cmob8	PISO_>65	1	0.4924	0.1200	0.2572 0.7276	16.84	<.0001
CASJOYAS_3	(0-1000]	1	0.1662	0.0714	0.0263 0.3061	5.42	0.0199
CASJOYAS_3	0	1	-0.3351	0.0884	-0.5084 -0.1619	14.37	0.0002
CASJOYAS_3	99999	1	-0.3158	0.0674	-0.4480 -0.1836	21.93	<.0001
T_CONST_9	1_2	1	0.6805	0.1878	0.3124 1.0485	13.13	0.0003
T_CONST_9	3_4	1	0.5019	0.1377	0.2320 0.7718	13.28	0.0003
T_CONST_9	5-13	1	0.1893	0.0540	0.0835 0.2952	12.29	0.0005
PERIODO	2013	1	0.2628	0.0595	0.1462 0.3795	19.50	<.0001
PERIODO	2015	1	-0.1442	0.0525	-0.2472 -0.0412	7.53	0.0061
USO_ARG_64	03_04	1	0.1826	0.0895	0.0071 0.3581	4.16	0.0414
Scale		0	1.0231	0.0000	1.0231 1.0231		

Fuente: Elaboración propia.

Esta significación del 95% de confianza también se comprueba a través del Análisis Type3, en el que se demuestra el peso de las variables, reflejado en la tabla 30.

Tabla 30. Resultados análisis Type 3 del Modelo 2.

Wald Statistics For Type 3 Analysis			
Source	DF	Chi-Square	Pr > ChiSq
PARO	2	23.99	<.0001
DENSIDADHOGARES	8	31.85	<.0001
CCAA	11	185.07	<.0001
TipoV_Cmob8	8	318.98	<.0001
CASJOYAS_3	3	44.09	<.0001
T_CONST_9	3	33.69	<.0001
PERIODO	2	42.20	<.0001
USO_ARG_64	1	4.16	0.0414

Fuente: Elaboración propia.

Mostramos, en la tabla 31, las medidas con las que podemos evaluar el modelo y comprobar el ajuste del mismo.

Tabla 31. Medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste del Modelo 2.

Criteria For Assessing Goodness Of Fit			
Criterion	DF	Value	Value/DF
Deviance	24E4	19081.1508	0.0788
Scaled Deviance	24E4	18230.9381	0.0753
Pearson Chi-Square	24E4	253420.8575	1.0466
Scaled Pearson X2	24E4	242129.0000	1.0000
Log Likelihood		-11189.7342	
Full Log Likelihood		-11711.5754	
AIC (smaller is better)		23501.1508	
AICC (smaller is better)		23501.1637	
BIC (smaller is better)		23906.6489	

Algorithm converged.

Fuente: Elaboración propia.

En esta tabla podemos observar cómo se reduce la devianza del modelo y se incrementa su explicación al introducir las variables de geo-localización:

$$D^2 = \frac{\text{Null deviance} - \text{Residual deviance}}{\text{Null deviance}} * 100 =$$

$$= \frac{25.366,3070 - 18.230,9381}{25.366,3070} * 100 = \mathbf{28\%}$$

Para demostrar su validez, representamos los residuos en un diagrama de dispersión. En el gráfico 15 podemos ver realmente que la nube de puntos es una nube aleatoria y simétrica respecto al cero, lo que nos induce a pensar que el modelo es válido.

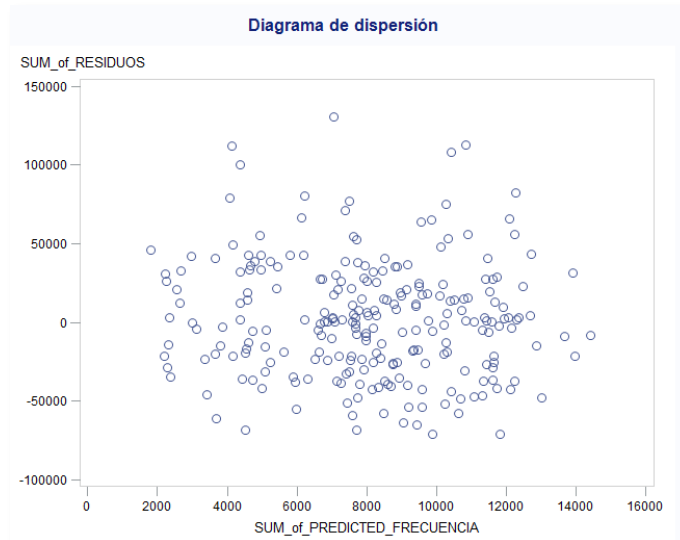


Gráfico 15. Residuos Modelo 2. Fuente: Elaboración propia.

Para justificar los agrupamientos realizados en las variables, mostramos a continuación los gráficos más destacables de las variables de geo-localización que se han añadido al modelo y que resultaron más significativos.

COMUNIDADES AUTÓNOMAS

En el gráfico 16 podemos ver, ordenadas de menor a mayor, las CCAA en función de sus relatividades, con el fin de poder agruparlas por afinidad y siempre teniendo en cuenta la exposición del nivel, así como las bandas de confianza de las relatividades.

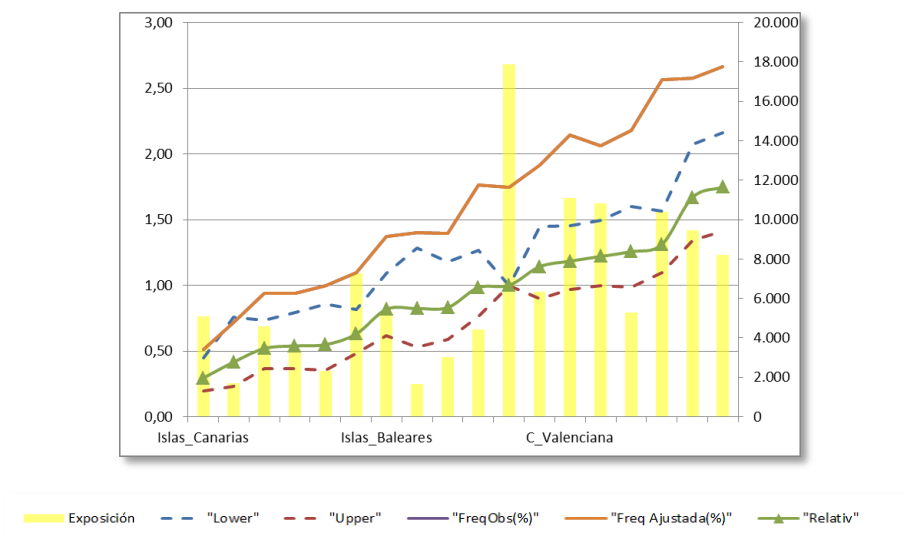


Gráfico 16. Variable Comunidades Autónomas sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

Destacar que, dada la gran exposición que tienen algunas capitales de provincia como Madrid, Valencia o Barcelona, se mantienen como nivel independiente al de su Comunidad Autónoma. Por otra parte, vemos que Canarias es la zona con menos frecuencia de robo, mientras que Madrid presenta la mayor siniestralidad, de ahí que disponga de la mayor relatividad.

Agrupamos la variable CCAA en función a cómo se comporta frente al ROBO, no en función al fraude o al “nivel de picaresca”. La finalidad es conseguir la significación de todos los diferentes niveles de la variable CCAA, agrupando los más planos y teniendo presente la frecuencia observada, la ajustada y su exposición, así como las bandas de confianza. Quedaría como se ve en el gráfico 17:

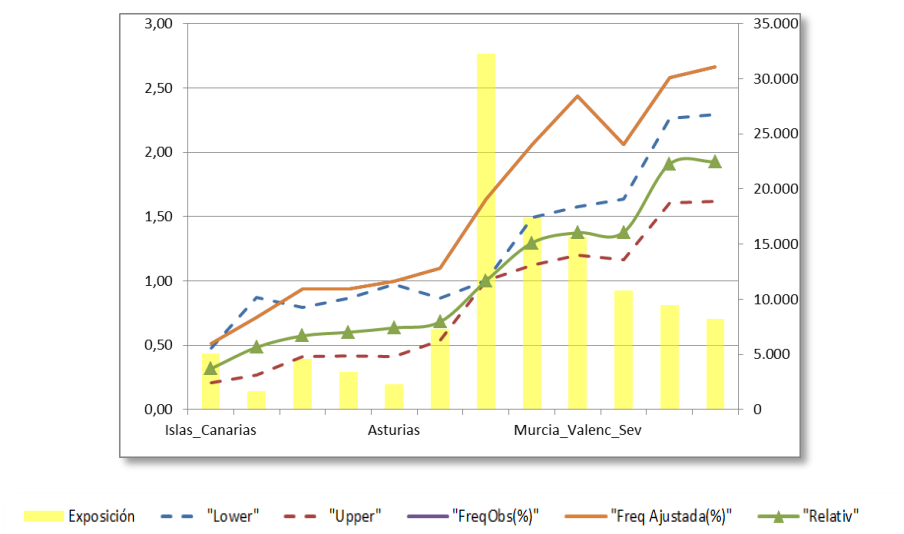


Gráfico 17. Variable Comunidades Autónomas agrupada. Fuente: Elaboración propia.

DENSIDAD DE HOGARES

En el gráfico 18 mostramos la variable densidad de hogares, en función del código postal. Podemos ver cómo las relatividades presentan el mismo comportamiento que el de la frecuencia, tanto observada como ajustada. El hecho de que haya relatividades muy planas, hace que tengan que ser agrupadas con los niveles colindantes.

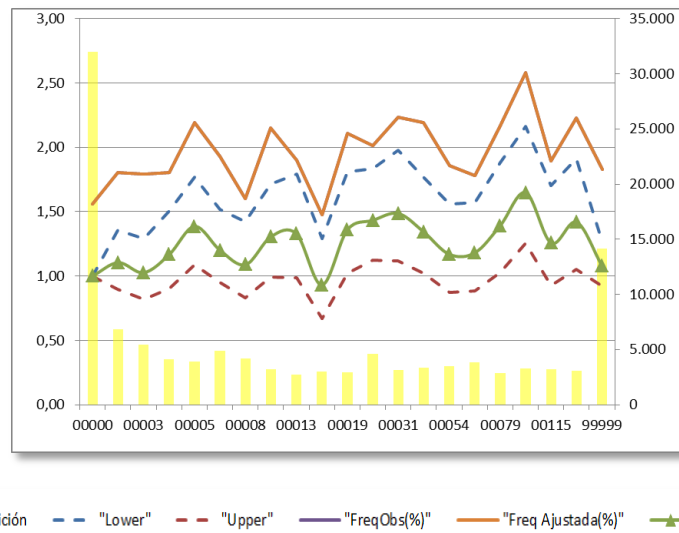


Gráfico 18. Variable Densidad de hogares sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

Trabajamos los niveles de la variable con la finalidad de hacer significativos cada uno de ellos. Presentamos el resultado en el gráfico 19.

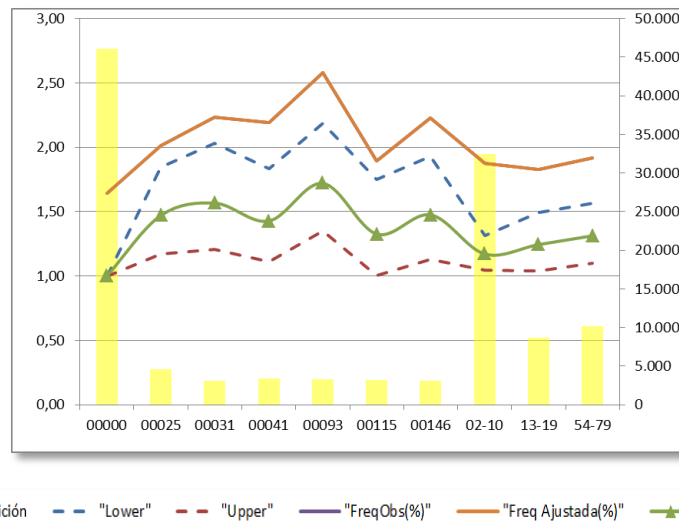
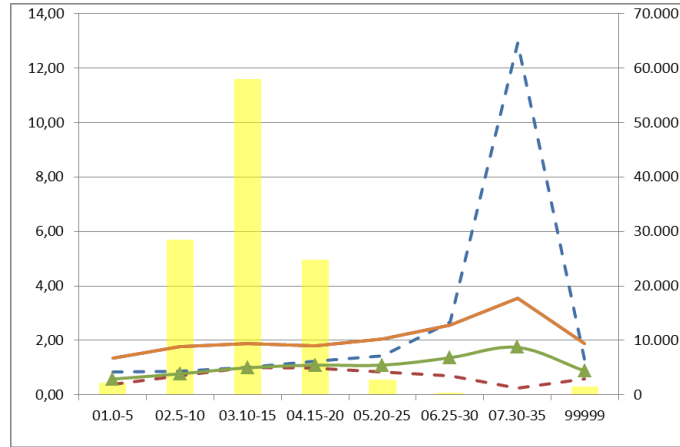


Gráfico 19. Variable Densidad de hogares agrupada. Fuente: Elaboración propia.

PARO

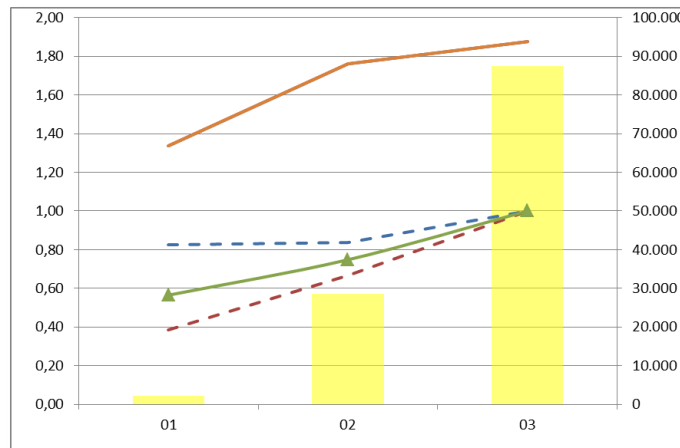
En el gráfico 20, mostramos la tasa de paro total, en función del código postal. Podemos destacar lo errática que es la penúltima relatividad, ya que sus bandas de confianza, sobretodo el intervalo superior, se disparan. Esto se debe a la baja exposición del nivel.



Exposición "Lower" "Upper" "Freq Obs(%)" "Freq Ajustada(%)" "Relativ"

Gráfico 20. Variable Paro sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

De nuevo, con la finalidad de mantener la mayor información, así como todos los niveles significativos, agrupamos algunos niveles, quedando la variable como vemos en el gráfico 21.



Exposición "Lower" "Upper" "Freq Obs(%)" "Freq Ajustada(%)" "Relativ"

Gráfico 21. Variable Paro agrupada. Fuente: Elaboración propia.

4.3 MODELO 3

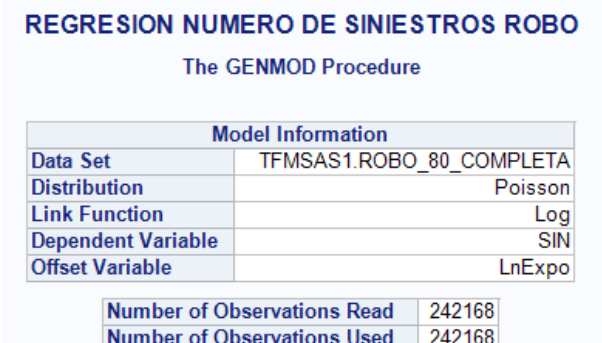
En este tercer y último modelo incorporamos, a las anteriores variables, las de comportamiento, demostrando así que éstas sí explican la frecuencia de robo y reducen la devianza, lo que incrementa el porcentaje de explicación del mismo.

Ya que aplicamos en todo momento el principio de parsimonia, únicamente vamos a introducir las variables que consideramos significativas. Por el contrario, no metemos otra serie de variables que entendemos no aportan nada revelador.

Hay una excepción, no hemos podido introducir en el modelo la variable sexo debido a que la Sentencia del Tribunal de Justicia Europeo de 1 de marzo de 2011 impide, desde el ejercicio 2013, que las primas de seguro utilicen esta variable como herramienta dentro de la valoración de riesgos y determinación de precios. En el caso del estado civil, aunque sale altamente que es significativa, no nos parece ético que este hecho se utilice para poder aplicar un recargo o un descuento en la prima de seguro.

Mostramos, en primer lugar, los resultados del procedimiento Genmod de este tercer modelo, en el que aparecen las variables intrínsecas al riesgo, las de geolocalización y las de comportamiento. La información del modelo se recoge en la tabla 32.

Tabla 32. Información del Modelo 3 del Procedimiento Genmod



The screenshot shows the output of the GENMOD procedure in SAS. The title is "REGRESION NUMERO DE SINIESTROS ROBO" and the subtitle is "The GENMOD Procedure". Below this, there is a table titled "Model Information" with the following data:

Model Information	
Data Set	TFMSAS1.ROBO_80_COMPLETA
Distribution	Poisson
Link Function	Log
Dependent Variable	SIN
Offset Variable	LnExpo

Below the "Model Information" table, there are two summary statistics:

Number of Observations Read	242168
Number of Observations Used	242168

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la estimación de los parámetros, con el método de máxima verosimilitud, podemos comprobar que cada uno de los niveles de las variables introducidas en el modelo resultan significativas al 95% confianza. Presentamos la información obtenida en la tabla 33.

Tabla 33. Estimación de los parámetros del Modelo 3 a través del procedimiento Genmod.

Analysis Of Maximum Likelihood Parameter Estimates								
Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald 95% Confidence Limits		Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept		1	-4.3432	0.0801	-4.5002	-4.1862	2938.40	<.0001
PERFIL_MEDOFI2	CPM	1	-0.2313	0.0797	-0.3876	-0.0749	8.41	0.0037
PERFIL_MEDOFI2	PM	1	-0.1850	0.0649	-0.3122	-0.0578	8.12	0.0044
PERFIL_MEDOFI2	SVD-VD	1	0.1520	0.0557	0.0429	0.2611	7.46	0.0063
RENOVACION3	1-2	1	-0.1927	0.0485	-0.2877	-0.0977	15.81	<.0001
RENOVACION3	>=10	1	-0.6819	0.2371	-1.1467	-0.2171	8.27	0.0040
RENOVACION3	[3,10]	1	-0.3928	0.1240	-0.6359	-0.1498	10.03	0.0015
TIPO_CARNET2	NIE_CIF	1	0.3765	0.0514	0.2757	0.4774	53.57	<.0001
PARO	01	1	-0.4968	0.1941	-0.8772	-0.1164	6.55	0.0105
PARO	02	1	-0.2337	0.0584	-0.3481	-0.1192	16.01	<.0001
DENSIDADHOGARES	00025	1	0.3735	0.1164	0.1454	0.6015	10.30	0.0013
DENSIDADHOGARES	00031	1	0.4421	0.1329	0.1816	0.7025	11.06	0.0009
DENSIDADHOGARES	00041	1	0.3648	0.1285	0.1129	0.6167	8.06	0.0045
DENSIDADHOGARES	00093	1	0.4266	0.0998	0.2310	0.6222	18.27	<.0001
DENSIDADHOGARES	00146	1	0.3865	0.1371	0.1179	0.6552	7.95	0.0048
DENSIDADHOGARES	02-10	1	0.1544	0.0585	0.0398	0.2690	6.97	0.0083
DENSIDADHOGARES	13-19	1	0.2137	0.0933	0.0308	0.3965	5.25	0.0220
DENSIDADHOGARES	54-79	1	0.2667	0.0892	0.0920	0.4415	8.95	0.0028
CCAA	Asturias	1	-0.4686	0.2183	-0.8965	-0.0406	4.61	0.0319
CCAA	Barcelona	1	0.4744	0.0861	0.3057	0.6430	30.38	<.0001
CCAA	C_Valenciana+Cataluña	1	0.2115	0.0714	0.0715	0.3515	8.77	0.0031
CCAA	Cantabria	1	-0.5566	0.1863	-0.9219	-0.1914	8.92	0.0028
CCAA	Castilla_Leon	1	-0.2951	0.1232	-0.5366	-0.0536	5.74	0.0166
CCAA	Galicia	1	-0.5657	0.1627	-0.8846	-0.2468	12.09	0.0005
CCAA	Islas_Canarias	1	-1.1572	0.2058	-1.5606	-0.7538	31.61	<.0001
CCAA	Madrid	1	0.5478	0.0881	0.3752	0.7203	38.70	<.0001
CCAA	Murcia_Valenc_Sev	1	0.2766	0.0701	0.1392	0.4140	15.57	<.0001
CCAA	Navarra	1	-0.7639	0.2994	-1.3506	-0.1772	6.51	0.0107
CCAA	Pais_Vasco	1	0.2794	0.0856	0.1117	0.4472	10.66	0.0011
TipoV_Cmob8	CInd_10-20	1	1.4677	0.1284	1.2160	1.7195	130.58	<.0001
TipoV_Cmob8	CInd_10K	1	1.7112	0.1780	1.3622	2.0602	92.37	<.0001
TipoV_Cmob8	CInd_>20	1	0.7737	0.0794	0.6181	0.9293	95.01	<.0001
TipoV_Cmob8	C_Ados	1	0.4754	0.0773	0.3240	0.6268	37.86	<.0001
TipoV_Cmob8	PISO_10K	1	-0.4407	0.1242	-0.6842	-0.1973	12.59	0.0004
TipoV_Cmob8	PISO_30-65	1	0.2366	0.0577	0.1235	0.3497	16.81	<.0001
TipoV_Cmob8	PISO_99999	1	-1.1535	0.2890	-1.7199	-0.5871	15.93	<.0001
TipoV_Cmob8	PISO_>65	1	0.5075	0.1196	0.2731	0.7419	18.01	<.0001
CASJOYAS_3	(0-1000)	1	0.1517	0.0733	0.0079	0.2954	4.28	0.0386
CASJOYAS_3	0	1	-0.2372	0.0841	-0.4020	-0.0724	7.95	0.0048
CASJOYAS_3	99999	1	-0.3831	0.0659	-0.5123	-0.2539	33.78	<.0001
T.CONST_9	1_2	1	0.6277	0.1875	0.2603	0.9952	11.21	0.0008
T.CONST_9	3_4	1	0.4879	0.1373	0.2189	0.7569	12.63	0.0004
T.CONST_9	5-13	1	0.1710	0.0539	0.0654	0.2766	10.07	0.0015
Scale		0	1.0204	0.0000	1.0204	1.0204		

Fuente: Elaboración propia.

El Análisis Type3, una vez más, confirma la gran significación de las variables y nos indica que todas son altamente significativas al 95% de confianza.

Tabla 34. Resultados análisis Type 3 del Modelo 3.

Wald Statistics For Type 3 Analysis			
Source	DF	Chi-Square	Pr > ChiSq
PERFIL_MEDOFI2	3	29.63	<.0001
RENOVACION3	3	27.46	<.0001
TIPO_CARNET2	1	53.57	<.0001
PARO	2	20.42	<.0001
DENSIDADHOGARES	8	33.92	<.0001
CCAA	11	172.88	<.0001
TipoV_Cmob8	8	321.46	<.0001
CASJOYAS_3	3	46.80	<.0001
T.CONST_9	3	29.58	<.0001

Fuente: Elaboración propia.

Se puede observar que hemos sacado del modelo la variable Periodo, así como la Uso_Argos. La eliminación de la variable Periodo se debe a que la información que ofrece ya se encuentra recogida en la variable renovación, debido a un cambio que se hizo en el modelo de revalorización de la cartera en el año 2015. En cuanto a la variable Uso_Argos entendemos que no aporta mucha explicación y, atendiendo al principio de parsimonia, la sacamos del modelo.

El hecho de que la matriz X que se genera en el modelo es demasiado grande impide que mostremos la salida de las variables introducidas con sus niveles. Pero sí podemos mostrar, en la tabla 35, las medidas que nos sirven para evaluar el modelo y comprobar el ajuste del mismo.

Tabla 35. Medidas de criterio para evaluar la bondad del ajuste del Modelo 3.

Criteria For Assessing Goodness Of Fit			
Criterion	DF	Value	Value/DF
Deviance	24E4	19027.7851	0.0786
Scaled Deviance	24E4	18024.6900	0.0744
Pearson Chi-Square	24E4	255596.3725	1.0557
Scaled Pearson X2	24E4	242122.0000	1.0000
Log Likelihood		-11068.8956	
Full Log Likelihood		-11684.8925	
AIC (smaller is better)		23461.7851	
AICC (smaller is better)		23461.8030	
BIC (smaller is better)		23940.0649	

Algorithm converged.

Fuente: Elaboración propia.

Podemos observar que la devianza del modelo se reduce:

$$D^2 = \frac{\text{Null deviance} - \text{Residual deviance}}{\text{Null deviance}} * 100 =$$

$$= \frac{25.366,3070 - 18.024,69}{25.366,3070} * 100 = \mathbf{29\%}$$

Tal y como hemos comentado previamente, la razón por la que el modelo puede incitar a confusión y llevarnos a pensar que la explicación del mismo es muy baja, se debe precisamente a la baja frecuencia del modelo y a disponer de una pequeña muestra de la cartera de hogar, concretamente el 10% de la exposición.

Con la finalidad de demostrar lo establecido, el modelo muestral en SAS ha sido comparado con el total de la exposición de la base de datos con Emblem, donde las variables de los modelos son consistentes y el nivel de explicación se eleva al 68,32%, esto es debido a que la exposición se ha multiplicado por 10.

Atendemos a la curva ROC, basada en la Teoría de la detención de señales y al coeficiente de Gini, obtenemos que el área debajo de la curva, es decir, el porcentaje que explica el modelo en el caso de robo es:

$$(\text{Gini} + 1) * 0,5 = 68.32\%$$

$$\text{Donde Gini} = \mathbf{1 - \sum_{k=1}^n (X_k - X_{k-1}) (Y_k Y_{k-1})}$$

A continuación mostramos el gráfico 22 con la curva ROC de la garantía con robo y el total de la exposición de la cartera.

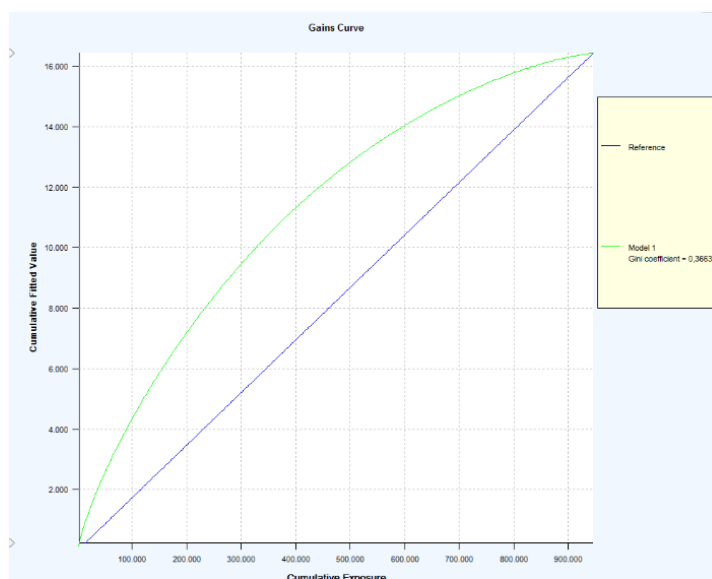


Gráfico 22. Curva ROC de la garantía con robo y el total de la exposición de la cartera. Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, si calculamos esta misma curva ROC, pero para una cobertura donde la frecuencia siniestral sea elevada, por ejemplo la de la garantía de extensivos continente, en este caso el ROC sería del 73%. Presentamos el resultado en el gráfico 23.

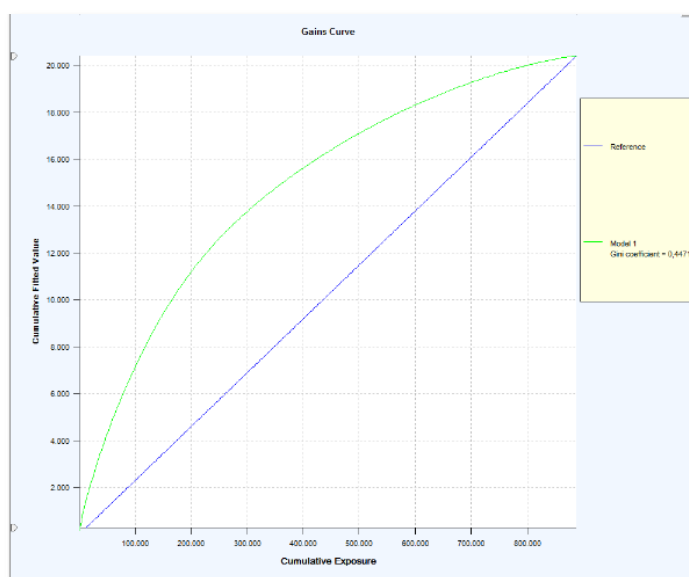


Gráfico 23. Curva ROC de la garantía de extensivos continente. Fuente: Elaboración propia.

Con todo lo expuesto, queda demostrado que es debido a la baja frecuencia siniestral y al disponer únicamente de un 10% de la exposición de la cartera, el que se obtenga una explicación del modelo más baja.

Para concluir con el tercer modelo, sólo nos queda demostrar que es válido. Para ello, representamos los residuos en un diagrama de dispersión que queda reflejado en el gráfico 24.

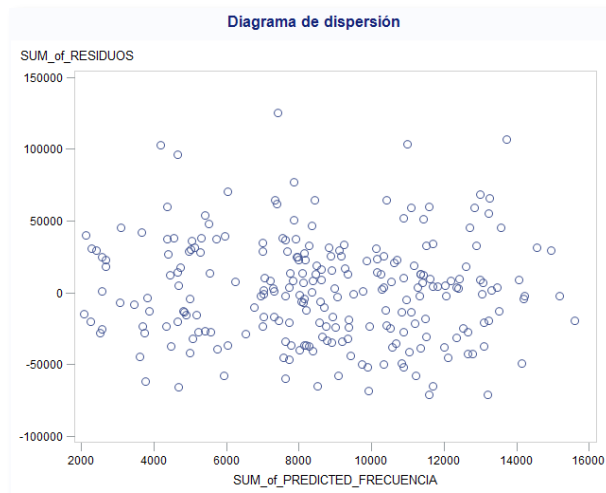


Gráfico 24. Residuos Modelo 3. Fuente: Elaboración propia.

Mostramos por último algunos gráficos que justifican los agrupamientos realizados en las variables, fundamentalmente las añadidas en este modelo y que resultaron significativas.

PERFIL_MEDOFI

Ésta es una agrupación que se realiza en función de las características del mediador. Para tener una descripción y no ser “desconocido” (“99999”), el mediador debe tener un mínimo de 20.000 € en primas en el ramo. Aunque puede parecer una cifra elevada, no lo es si tenemos en cuenta, por ejemplo, que si la prima media es de 200 €, se deberían haber emitido 100 pólizas en ese año.

La descripción que se le da a los diferentes niveles es:

- CPM: Casi profit maker
- PM: profit maker
- CVD: Casi Value destroyer
- CV: Value destroyer
- SVD: Super Value destroyer

Mostramos el comportamiento de la variable en el gráfico 25.

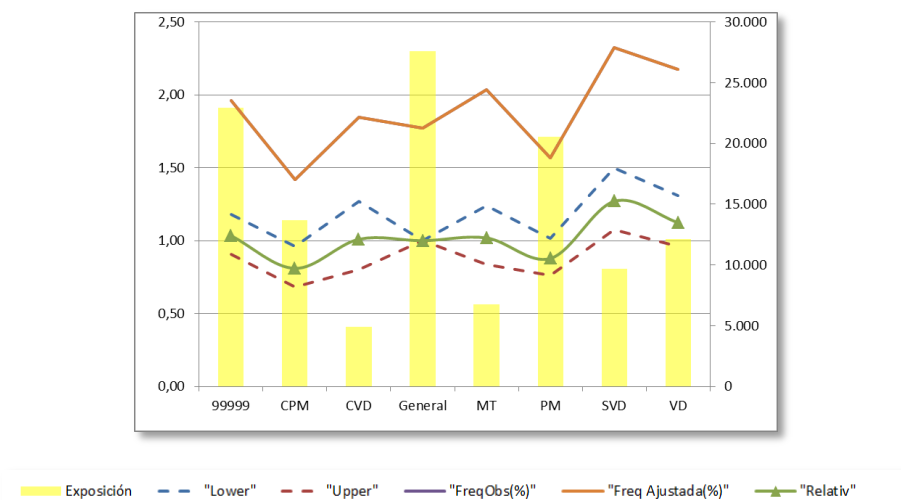


Gráfico 25. Variable Perfil Medofi sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

Observamos cómo el comportamiento de los que no generan esos 20.000 € es muy similar al grupo General (base) y al Value Destroyer, lo que nos lleva a agrupar dichos niveles. Por otra parte, Los Super Value Destroyer y los value destroyer, tras diferentes pruebas, presentan un comportamiento que justifica la agrupación de los niveles.

Una vez trabajados todos los niveles, y siendo ya todos significativos, la variable se resuelve de la siguiente manera, mostrada en el gráfico 26.

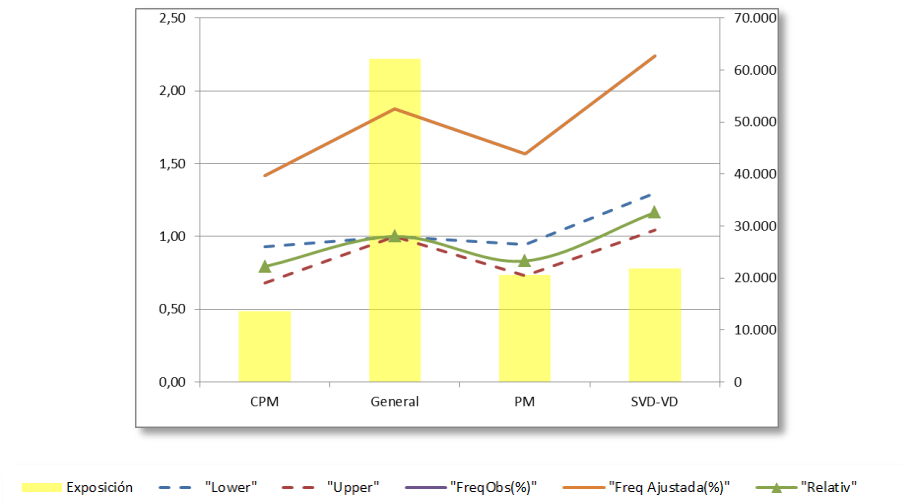


Gráfico 26. Variable Perfil Medofi agrupada. Fuente: Elaboración propia.

RENOVACIÓN – Antigüedad de la Póliza

La siguiente variable indica cuántas veces se ha renovado una póliza, es decir, el cero representa la nueva producción, el 1, un año de antigüedad, el 3, tres años...

La variable en bruto, sin realizar ninguna agrupación quedaría como se puede observar en el gráfico 27.

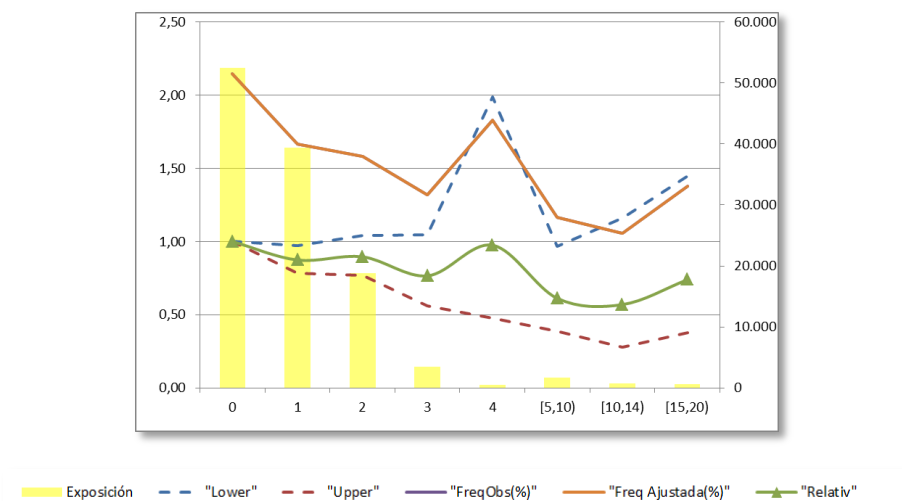


Gráfico 27. Variable Antigüedad de la Póliza (renovación) sin agrupar. Fuente: Elaboración propia.

Podemos apreciar cómo a medida que el periodo de renovación se incrementa, la exposición es menor, de ahí que nos veamos en la necesidad de agrupar. Es el caso de la

falta de exposición del nivel 4 lo que nos lleva a agruparlo con el colindante, quedando la variable con significación en cada uno de sus niveles como se ve en el gráfico 28.

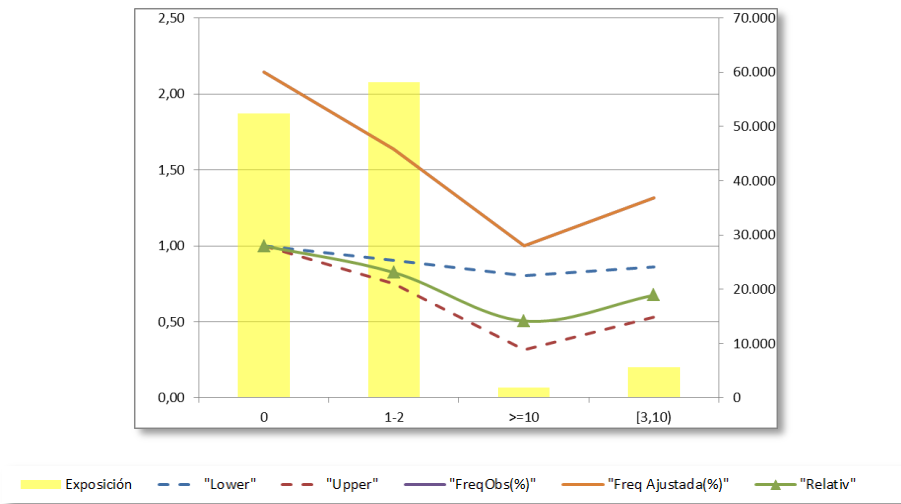


Gráfico 28. Variable Antigüedad de la Póliza (renovación) agrupada. Fuente: Elaboración propia.

TIPO DE CARNET DEL TOMADOR

Esta variable hace alusión al tipo de carnet con el que el tomador de seguro hace la suscripción del mismo. Consideramos que la variable presenta una información bastante interesante, de ahí que la mostremos a continuación el gráfico 29.

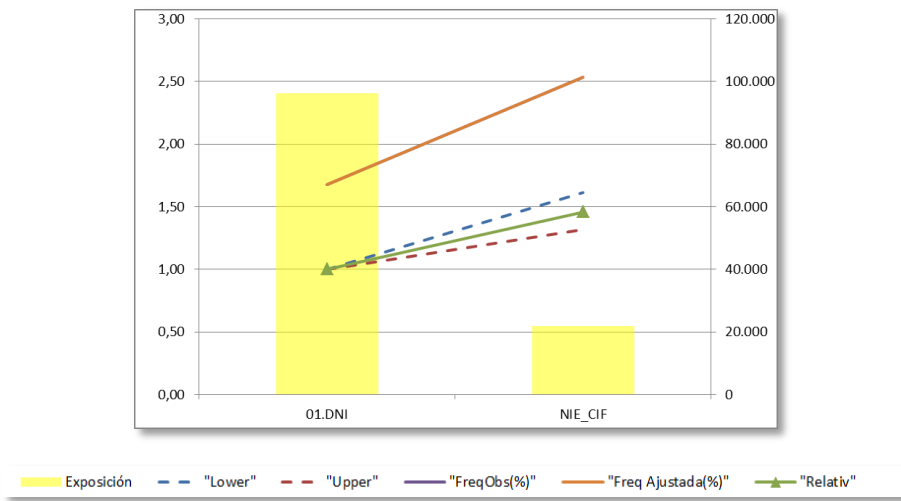


Gráfico 29. Variable tipo de carnet del tomador agrupada. Fuente: Elaboración propia.

La variable tipo de Carnet del tomador se agrupa si son extranjeros (NIE) o si es una personalidad jurídica (CIF), ya que tienen un comportamiento muy similar. A ambos se les aplica un recargo si lo utilizan a la hora de suscribir el seguro, ya que presentan un mayor nivel de siniestralidad.

4.4 AJUSTE DEL MODELO

Una vez que disponemos del modelo final y hemos comprobado su validez vamos a testarlo en el 20% restante de la cartera, para ver cómo se ajusta al modelo y poder realizar una comparativa entre las frecuencias observadas (empíricas) y las frecuencias ajustadas (estimadas).

Debemos considerar en este apartado, una vez más, la exposición de cada uno de los niveles de la variable, ya que es importante, y se debe tener en cuenta en todo momento, que cuanto mayor es la exposición, más parecida será la frecuencia en este tipo de modelo de conteos.

Para verlo aplicamos el Proc PML, un procedimiento del programa SAS que realiza un *postfitting* de nuestro modelo. También obtenemos un análisis estadístico de los datos previamente almacenados tras la aplicación de la instrucción STORE, como ya se indicó en el PROC GENMOD. El mismo se podrá comprobar en el anexo en el que especificamos el código utilizado.

Para aplicar el procedimiento PML creamos los agrupamientos que desarrollamos para el modelo en la base de datos del 20%, que es la que utilizamos para testar el ajuste. Lanzamos el procedimiento y representamos ambas frecuencias, observada y ajustada, para ver cuánto de bien se ajustan los datos.

Por lo tanto, una vez adaptado el modelo y descartadas las variables poco significativas se observa el grado de arreglo entre las frecuencias de robo observadas y las correspondientes del modelo ajustado por la exposición al riesgo, mostramos a continuación los resultados.

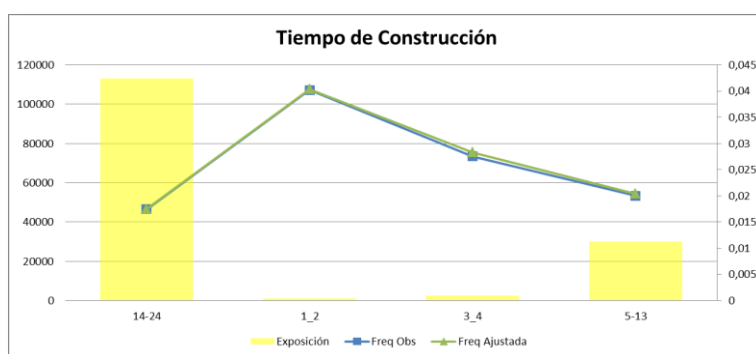


Gráfico 30. Comprobación de ajuste de la variable Antigüedad de la Vivienda. Fuente: Elaboración propia.

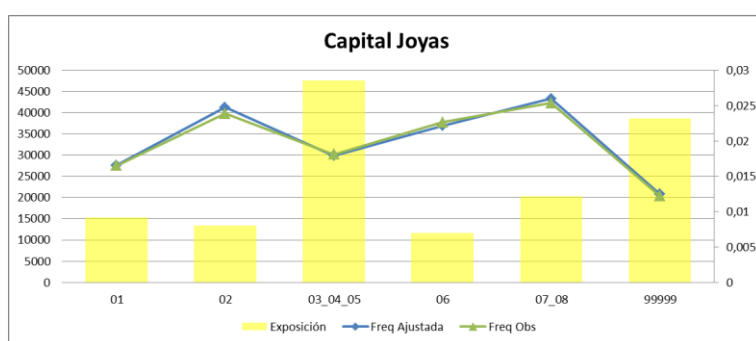


Gráfico 31. Comprobación de ajuste de la variable Capital Joyas. Fuente: Elaboración propia.

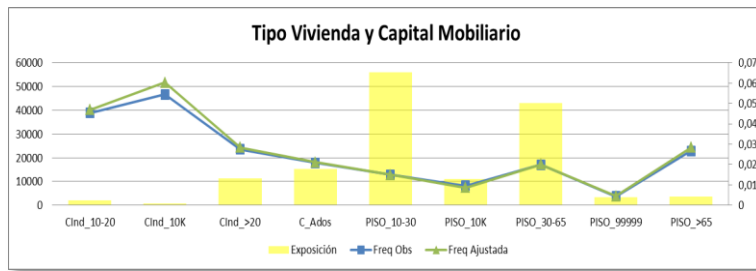


Gráfico 32. Comprobación de ajuste de la variable interaccionada Tipo de Vivienda y Capital Mobiliario. Fuente: Elaboración propia.

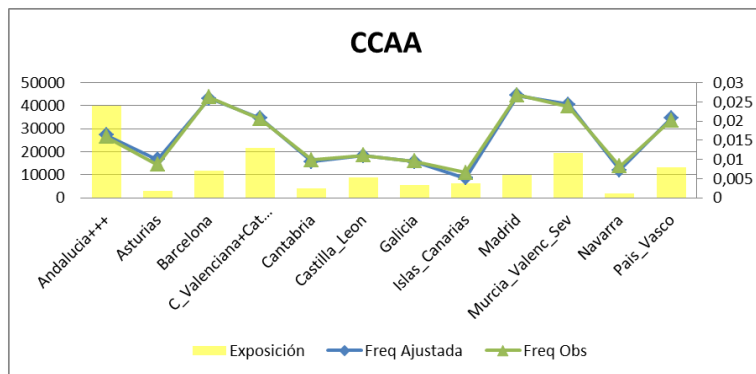


Gráfico 33. Comprobación de ajuste de la variable Comunidades Autónomas. Fuente: Elaboración propia.

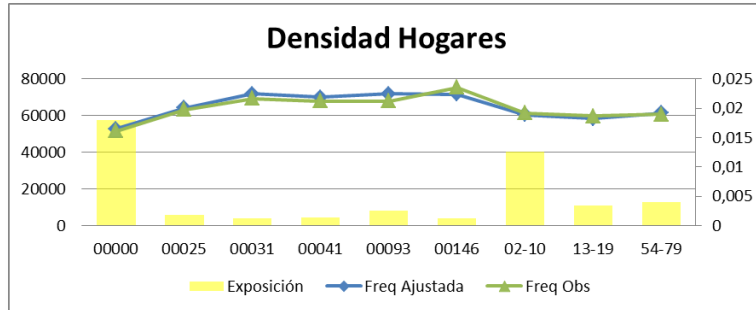


Gráfico 34. Comprobación de ajuste de la variable Densidad de Hogares. Fuente: Elaboración propia.

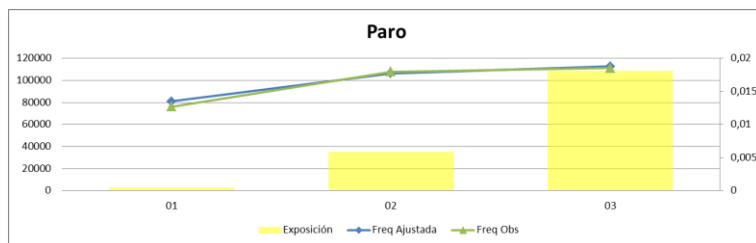


Gráfico 35. Comprobación de ajuste de la variable Paro. Fuente: Elaboración propia.

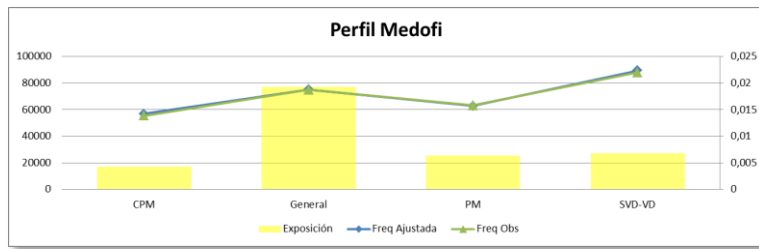


Gráfico 36. Comprobación de ajuste de la variable Perfil Medofi. Fuente: Elaboración propia.

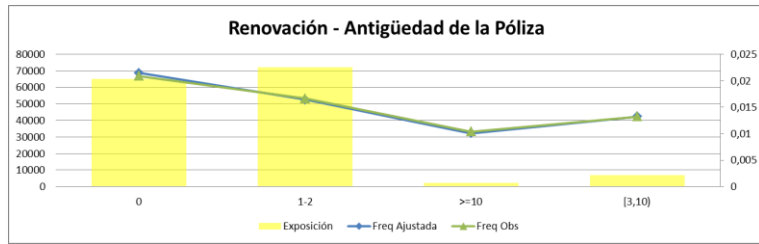


Gráfico 37. Comprobación de ajuste de la variable Antigüedad Póliza (renovación). Fuente: Elaboración propia.

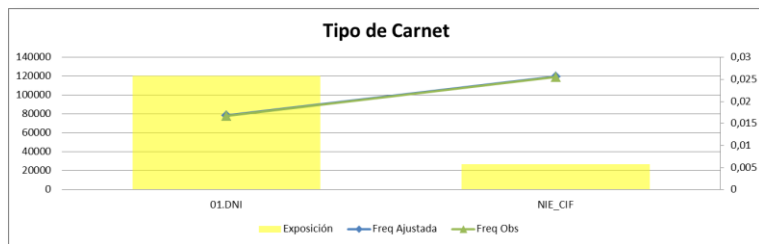


Gráfico 38. Comprobación de ajuste de la variable Tipo de Carnet del tomador. Fuente: Elaboración propia.

Una vez analizados todos los gráficos podemos darnos cuenta del ajuste casi perfecto del modelo.

Podemos afirmar para concluir, que en todos ellos, tanto la frecuencia observada como ajustada, se superponen, demostrando que el modelo se ajusta muy bien a los datos.

4.5 SUAVIZADO BAYESIANO POR ADYACENCIA

Para realizar este modelo creamos una variable que es la clasificación geográfica de códigos postales (CP), consistente en la suavización bayesiana por adyacencia de los residuos geográficos.

Posteriormente, tal y como se ha realizado en los modelos anteriores, introducimos una serie de variables tanto geográficas como no geográficas.

Mostramos en esta tabla los pasos seguidos:

DATOS	GLM	VARIABLES NO GEOGRÁFICAS	EJEMPLO: tipo de vivienda, nivel de seguridad en la vivienda, edad del tomador...
		VARIABLES GEOGRÁFICAS	EJEMPLO: índice de criminalidad, paro, densidad de hogares...
	RESIDUOS		

Para realizar la modelización utilizamos el programa de tarificación Emblem, desarrollado por Tower Watson, ya que ajusta rápidamente los modelos predictivos y dispone de una gran capacidad de modelización y sofisticación. Además es capaz de operar con una base de datos grande y compleja y es intuitivo y fácil de manejar, a diferencia de otros programas más complejos como SAS o R. Puede incluso ajustar sofisticados modelos con un número elevado de parámetros.

Los pasos para la modelización en este programa son, en términos generales, los que explicamos a continuación.

- Si disponemos de una base de datos grande y compleja, lo correcto es realizar una partición por garantías y lanzar unas macros en SAS, facilitadas por Emblem para obtener los ficheros con sus estructuras y requerimientos correspondientes, que son exigidos para que el programa funcione correctamente.
- Una vez que la información está en el formato adecuado, se introduce en Emblem y se va realizando el ajuste de los modelos. Para conseguir la significación de los mismos, hay que ajustar tanto las variables como sus diferentes niveles. De esta manera conseguimos un modelo de frecuencia de masa y otro para la severidad de masa ya que nos permite quitar los graves y modelarlos separadamente.
- Una vez se tienen los modelos terminados, se introduce en Classifier para realizar la clusterización geográfica. Nuevamente se introduce la información en Emblem para obtener un modelo de frecuencia de masa con zona, un modelo de severidad de masa de zona y dos modelos de graves: propensión y severidad. Es entonces cuando se convolucionan para obtener la prima de riesgo y los resultados en función:

coste/exposición

El objetivo de realizar los modelos de frecuencia y severidad por separado y no conjuntamente es quitar ruido aunque, en la práctica cuando se tienen garantías que no suponen mucho dinero y además no se tiene tiempo, se puede hacer directamente el modelo conjunto.

Por política de confidencialidad no podemos mostrar el modelo final obtenido en Emblem ya que se trabaja con el total de la información disponible.

Una vez que hemos obtenido el modelo de frecuencia de masa, lo introducimos en el programa Classifier, una potente herramienta de Tower Watson que proporciona una detallada segmentación y evaluación del riesgo por región geográfica, y lo combinamos con los modelos predictivos holísticos para reflejar tanto los factores geográficos como los que no lo son. El programa es capaz además de estimar relatividades de riesgo geográficas a micro niveles.

A la hora de introducir el modelo en Classifier le tenemos que indicar expresamente cuáles son las variables añadidas, especificando las que son geográficas, es decir, aquellas que están dispuestas en función a un código postal. Esto nos permite obtener una única variable que contenga toda la clasificación geográfica relacionada con los códigos postales.

En primer lugar, para ver qué está pasando con nuestro modelo, analizamos la zonificación observada y ajustada. Para ello vamos creando diferentes tipos de suavizados, para ver a través del gráfico de probabilidad (QQ-Plot) qué suavizado es el que más se ajusta a nuestra hipótesis (caso frecuencia – Poisson, caso coste – Gamma).

Una vez que tenemos una idea clara de lo que está ocurriendo con nuestro modelo, trabajamos los residuos. Para ello analizamos el gráfico QQ-Plot, que nos permite comparar la distribución de un conjunto de datos con la distribución especificada, y aplicamos la suavización bayesiana por adyacencia. Estos residuos suavizados se introducen en la clusterización geográfica proveniente del modelo, lo que nos permite observar si hay zonas donde se sobre-ajusta o por el contrario infra-ajusta el modelo, pudiendo corregir esas situaciones a través del suavizado con lo que conseguiríamos acortar la distancia entre el observado y el ajustado.

Comenzamos analizando la zonificación observada del modelo de frecuencia. Para realizar el diagnóstico consideramos estos tres mapas:

- a. Mapa de Frecuencia Observada: el historial de reclamaciones en bruto.

$$\frac{\sum_{i \in Z} c_i}{\sum_{i \in Z} e_i}$$

- b. Mapa Frecuencia Observada Estandarizada. En este mapa nos quedamos únicamente con la parte geográfica de la señal y con el ruido aleatorio, quitando todo aquella señal de las variables no geográficas:

$$\frac{\frac{\sum_{i \in Z} c_i}{\sum_{i \in Z} \hat{F}_i} / \sum_{i \in Z} s\hat{F}_i}{\sum_{i \in Z} e_i}$$

- c. Mapa de Frecuencia Observada estandarizada por la exposición. Quitamos parcialmente de este tercer mapa el efecto de la heterogeneidad de exposición en los diferentes códigos postales:

$$\frac{\sum_{i \in Z} c_i}{\sum_{i \in Z} e_i x \frac{\hat{F}_i}{s\hat{F}_i}}$$

Siendo:

c_i : *claims*, número de siniestros

e_i : *exposures*, exposiciones

\hat{F}_i : Frecuencia ajustada = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{edad}} + \beta_{\text{tipo de vivienda}} + \dots + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

$s\hat{F}_i$: Frecuencia ajustada estándar = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

Una vez que el observado está suavizado podemos hacernos una clara idea de lo que está ocurriendo con nuestro modelo. En este paso previo de diagnóstico, estudiamos también el mapa ajustado estandarizado, para comprobar y tener una idea más precisa del modelo.

Mapa Ajustado Estandarizado: en este mapa, al igual que en el de la frecuencia observada, nos quedamos únicamente con la parte geográfica de la señal y con el ruido, quitando todo aquella señal de las variables no geográficas:

$$\frac{\sum_{i \in Z} s\hat{F}_i x e_i}{\sum_{i \in Z} e_i}$$

Siendo:

e_i : *exposures*, esposiciones

$s\hat{F}_i$: Frecuencia ajustada estándar = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

La zonificación ajustada, tras aplicar una suavización a la frecuencia ajustada, queda como aparece en la ilustración 4.

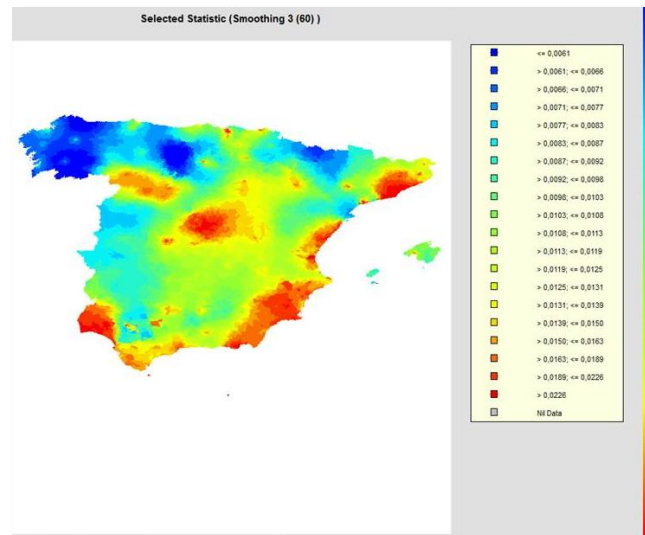


Ilustración 4. Mapa de zonificación ajustada suavizada. Fuente: Elaboración propia.

Se puede ver que hemos aplicado una suavización 60. Para elegir este nivel tenemos que tener en cuenta diferentes gráficos, en especial el QQ-Plot, ya que nos permitirá optar por aquel nivel de zonificación que más se acerque a la línea de la distribución de nuestra hipótesis, en este caso una Poisson.

Una vez suavizado tanto el observado como el ajustado, es decir, de saber cómo se comporta nuestro modelo, nos fijamos en los residuos, que son lo que introduciremos en nuestro modelo para corregir las zonas infra-ajustadas o por el contrario las sobre-ajustadas.

Los Residuos de frecuencia son los datos observados, eliminando el efecto de todos los factores de riesgo conocidos tal y como han sido capturados en el modelo de Emblem.

$$\frac{\sum_{i \in Z} \frac{F_i}{\hat{F}_i} x e_i}{\sum_{i \in Z} e_i}$$

Siendo:

c_i : *claims*, número de siniestros

e_i : *exposures*, exposiciones

\hat{F}_i : Frecuencia ajustada = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{edad}} + \beta_{\text{tipo de vivienda}} + \dots + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

$s\hat{F}_i$: Frecuencia ajustada estándar = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

F_i : Frecuencia observada

Es importante utilizar los residuos estandarizados por la exposición ya que al suavizar los residuos obtenemos “una plantilla” que nos permite corregir las zonas que se salen del modelo y, de esta forma, quitamos ruido a los residuos.

En los residuos estandarizados por la exposición:

$$\frac{\sum_{i \in Z} F_i x e_i}{\sum_{i \in Z} e_i} \bigg/ \frac{\sum_{i \in Z} \hat{F}_i x e_i}{\sum_{i \in Z} e_i}$$

Siendo:

c_i : *Claims*; número de siniestros

e_i : *Exposures*; exposiciones

\hat{F}_i : Frecuencia ajustada = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{edad}} + \beta_{\text{tipo de vivienda}} + \dots + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

$s\hat{F}_i$: Frecuencia ajustada estándar = $\exp(\beta_0 + \beta_{\text{geo1}} + \beta_{\text{geo2}} + \dots)$

F_i : Frecuencia observada

Mostramos, en la ilustración 5, cómo se comportan estos residuos, pero estandarizados por la exposición.

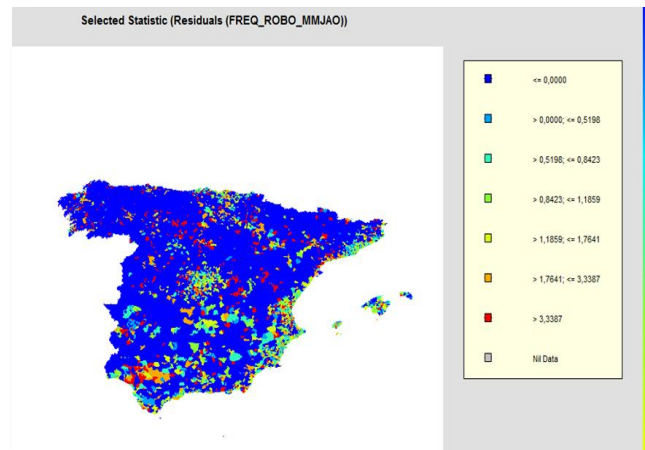


Ilustración 5. Mapa de residuos estandarizados. Fuente: Elaboración propia.

En el mapa podemos observar cómo la mayoría de las zonas son azules, lo que nos indica que el modelo está sobre-ajustado, es decir, el modelo predice que van a ocurrir más siniestros de los estimados, algo que ocurre porque son zonas con cero siniestros.

Podemos ver también puntos rojos que nos indican zonas infra-estimadas. En estas áreas, cuyo nivel siniestral es mayor, la suavización bayesiana por adyacencia lo que permite inferir el comportamiento de estas zonas colindantes. Con esto evitamos que se produzcan situaciones comercialmente incorrectas, como puede ser el caso de que en una vivienda se aplique una relatividad determinada y en la vivienda contigua otra muy diferente.

Después de analizar el QQ- Plot y una vez aplicado el suavizado por adyacencia, llegamos a la conclusión de que el mejor suavizado para estos residuos es el de nivel 60. Mostramos el resultado en la ilustración 6.

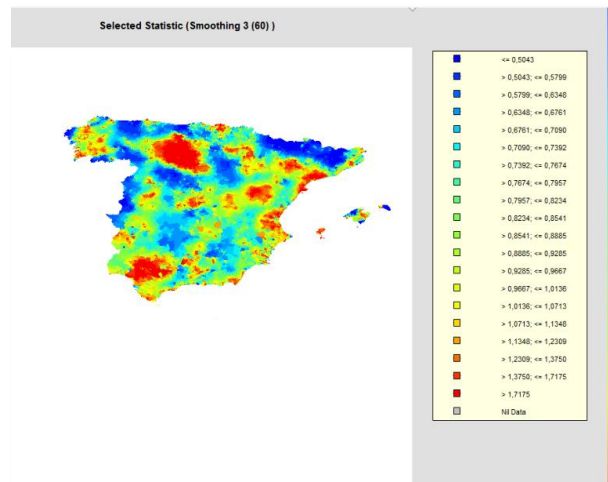


Ilustración 6. Mapa de residuos estandarizados suavizados. Fuente: Elaboración propia.

Ésta es “la plantilla suavizada” que introducimos en el modelo para corregir los resultados del Modelo Lineal Generalizado. Una vez que la hemos metido ya sólo nos queda suavizar el mapa GLM. Teniendo en cuenta el análisis del QQ- Plot, el conocimiento actuarial y la experiencia del que modela, aplicamos una suavización 80 con la finalidad de tener comportamientos tendenciales y cambios suaves.

Mostramos el resultado del modelo en la ilustración 7.

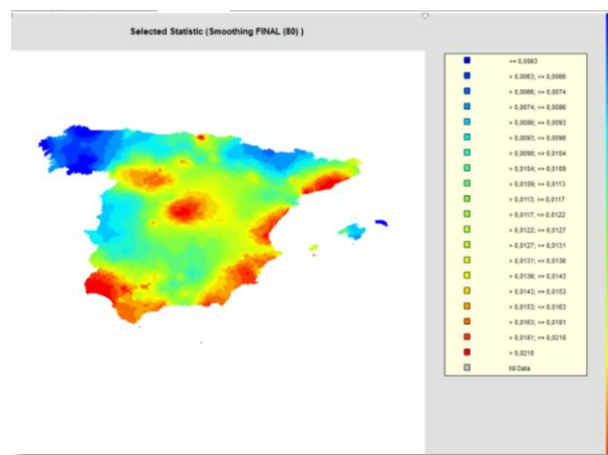


Ilustración 7. Mapa zonificación final suavizada. Fuente: Elaboración propia.

Las zonas rojas, dentro del mapa, representan los lugares en los que se produce el mayor número de robos. Como podemos ver coincide con la ubicación de las ciudades más grandes (Valencia, Barcelona, Madrid, Sevilla...) que son a su vez las que cuentan con un número de delitos más elevado. Por el contrario, la zona azul simboliza los lugares con un menor índice de robos, como es el caso de Galicia.

5 CONCLUSIONES

Hemos podido comprobar con el presente trabajo que se cumple la hipótesis de partida, ya que sí es posible realizar un modelo predictivo con una base de datos de bajísima frecuencia siniestral, en este caso de 0.018.

Para ello, hemos realizado tres modelos en los que se han ido incorporando sucesivamente diferentes tipologías de variables: las intrínsecas al riesgo, las de geo-localización y, por último, las de comportamiento.

Tras la realización del *benchmarking* y del estudio y análisis integral de la cobertura de robo, nos damos cuenta que hay muy poca innovación en el mercado y que prácticamente todas las aseguradoras ofrecen lo mismo.

El modelo lineal generalizado, que se ha realizado, se ajusta a una distribución de Poisson con una ligadura logarítmica y expone estadísticamente los resultados.

Con la muestra de la cartera de hogar, facilitada por la Compañía AXA S.A., hemos demostrado que el primer modelo, que dispone únicamente de variables inherentes al riesgo, explica un 25% de la variabilidad de la muestra. El Segundo modelo, al que se le añaden las variables de geo-localización incrementa la explicación en tres puntos. En el último modelo, en el que incorporamos a las anteriores variables, las de comportamiento, aumenta la explicación, respecto al primero, en cuatro puntos, es decir, llegamos a explicar un 29% de la variabilidad de la muestra.

Recalcar, una vez más, que estos porcentajes no se deben leer aisladamente y, aunque puedan parecer bajos, no lo son. El hecho de que sean así se debe, tal y como hemos demostrado con la curva ROC, a que disponemos únicamente, para la realización del modelo con la herramienta SAS, de una garantía de estudio de muy baja frecuencia siniestral y de exclusivamente un 10% de la exposición de la cartera total.

En este trabajo hemos aplicado también las últimas tendencias de modelos predictivos del ámbito actuarial, como es el caso del *pricing* ajustado al comportamiento, conocido como *behavioural risk*.

En el mercado hay una tendencia a establecer que las variables de comportamiento suponen el 20% de las variables de un modelo. Sin embargo, con el presente trabajo, hemos demostrado que el 33.33% de las variables introducidas en el modelo son de comportamiento. No obstante, hay que tener en cuenta, en este punto, que hemos decidido no utilizar por cuestiones éticas, variables como el estado civil o la nacionalidad que, aunque resultan altamente significativas, pueden resultar discriminatorias.

El hecho de que la ubicación geográfica esté adquiriendo gran importancia en el mercado, convirtiéndose en un factor clave, nos ha llevado a aplicar una suavización bayesiana por adyacencia. Su utilización nos ha permitido realizar una evaluación precisa del riesgo geográfico dentro de la garantía de robo, a la par que mejorar nuestra situación competitiva dentro del mercado.

Por último, indicar que hemos desarrollado una variable inédita en el sector asegurador, el índice de criminalidad, que tiene una aplicación práctica, ya que tras su desarrollo, la Compañía AXA S.A. la está utilizando en sus modelos predictivos.

Como conclusión final queremos señalar que el modelo desarrollado cumple con todos los requerimientos que se exigen a un modelo actuarial, los resultados tienen significación estadística, la base de datos ha sido contrastada, el modelo es verificable, trazable por un tercero y contrastado con dos herramientas estadísticas distintas, SAS y Emblem.

FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Para concluir el presente trabajo, vamos a establecer las futuras líneas de investigación.

Estamos de acuerdo con Lori Sherer, jefe de la consultora Bain, cuando afirma que el mundo asegurador ha estado resistiéndose a las innovaciones, pero que ahora está “a punto de innovar”. En este sentido, hemos ido viendo a lo largo del trabajo que el sector de los seguros va cambiando su forma de trabajar y evolucionando en sus estrategias.

Una de las circunstancias que ha cambiado es la elevada cantidad de información que se está obteniendo en el sector y que debemos ser capaces de manejar. El director de la consultora Willis Tower Watson, Klayton Southwood, afirma que la industria aseguradora tiene planes bastantes agresivos para el desarrollo de análisis de grandes volúmenes de datos durante los próximos años. Lo cierto es que el manejo acertado y eficaz de toda esa información propiciará nuevos productos personalizados como los microseguros o el pago por uso basados en el preciso conocimiento que las compañías van a tener de sus usuarios.

Esta reflexión nos lleva a reconocer la importancia, tanto de contar con una base de conocimiento que permita garantizar una toma de decisiones acertada, como de buscar los medios que posibiliten garantizar un correcto análisis de esos datos integrando medios como los *data warehouse*, los *data marts*, los datos sociales o los diferentes sistemas transaccionales. Todo ello con el objetivo de poder realizar un análisis predictivo que nos permita adelantarnos a lo que va a suceder, reducir costes de riesgo, elegir y retener a los mejores clientes, detectar el fraude e innovar y crear nuevos productos y servicios que garanticen la satisfacción de nuestros clientes.

Otra línea hacia la que se va evolucionando es la de los hogares conectados o *SmartHouses*, es decir, las casas que a través de la tecnología permitirán, entre otras cosas, ahorrar energía, almacenar información que permita el mantenimiento de la casa o incluso controlar la salud de las personas. Esto ha supuesto un crecimiento de una industria de la automatización del hogar a través de la domótica y los sistemas inteligentes. No hay que olvidar la evolución de Internet hacia el “internet de las cosas” en el que los dispositivos conectados podrán llegar a tomar decisiones propias.

El reto del seguro de hogar, en opinión de Díaz (2016:26) es aplicar el IoT (*Internet of Things* o Internet de las cosas) junto con otras tecnologías, consiguiendo que nuestras casas estén conectadas en un completo *SmartHome*, instalando termostatos inteligentes, cámaras de vigilancia que graben imágenes y se almacenen en la nube, programado de encendido y apagado de luces en periodos de vacaciones, detectores de seguridad técnica

y prevención de riesgos como detectores de gas natural y CO₂, de fuego, de agua, de movimientos o apertura de ventanas, que permita alertar de la posible entrada de intrusos en el hogar...

Todas estas acciones nos llevarán a mejorar la seguridad en el hogar al simular la presencia en casa de forma remota y a contribuir al ahorro en el consumo energético.

Teniendo en cuenta estas últimas reflexiones, las líneas futuras de investigación serían:

1. Incluir más variables de comportamiento en los modelos de tarificación.
2. Avanzar hacia la Inteligencia Artificial.
3. Los hogares conectados o *SmartHouses*.

6 BIBLIOGRARÍA

- **ARROW, K.** *Essays in the Theory of Risk-Bearing*. Chicago: Markham Pub., 1971.
- **ASOCIACIÓN ESPAÑOLA PARA LA CALIDAD.** *Guía de Benchmarking: Teoría y práctica de esta metodología*. Madrid: AEC, 2007.
- **BASCOMPTE RIQUELME, M.** *El seguro de Hogar en España: análisis y tendencias*. Tesis doctoral. Barcelona: Universitat de Barcelona, 2006.
- **BLASCO, I; GALDEANO, I. y HERCE, J.A.** El seguro del hogar en el S. XXI. EN: Seguros del Hogar y otros multirriesgos sencillos. *Actuarios* 36, Primavera 2015, pp. 7-11.
- **BORCH, K. H.** *Economics of Insurance*. North Holland; Amsterdam: (Ed. Knut K. Aase and Agnar Sandmo), 1990.
- **BORJA JIMÉNEZ, E.** Algunos aspectos críticos en la jurisprudencia del Tribunal Supremo sobre el robo en casa habitada. *Poder Judicial*, nº6, 1987.
- **BOXWELL, R.J.** *Benchmarking para Competir con Ventaja*. Madrid [etc.]: McGraw-Hill/Interamericana de España, 1995.
- **CARUANA, L.** (ed). *Encuentro Internacional sobre la historia del seguro*. Madrid: Fundación Mapfre, 2010.
- **CAYUELA, L.** *Modelos lineales generalizados (GLM)*. Granada: Universidad de Granada, 2010.
- **DÍAZ, B.** Innovar o quedarse atrás. *Revista Aseguranza*, nº26, mayo 2016, pp. 26.
- **ESPAÑA.** Jefatura del Estado. *Ley 20/2015, de 14 de julio, de ordenación, supervisión y solvencia de las entidades aseguradoras y reaseguradoras*. En Boletín Oficial del Estado nº 168, de 15 de julio de 2015. [En línea] <https://www.boe.es/boe/dias/2015/07/15/pdfs/BOE-A-2015-7897.pdf> [Consulta: 12/02/2016]
- **ESPAÑA.** Jefatura del Estado. *Ley 30/1995, de 8 de noviembre, de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados*. En Boletín Oficial del Estado nº 268, de 9 de noviembre de 1995. [En línea] <https://www.boe.es/boe/dias/1995/11/09/pdfs/A32480-32567.pdf> [Consulta: 12/02/2016]
- **ESPAÑA.** *Ley orgánica 10/1995, de 23 de noviembre, del Código Penal*. En Boletín Oficial del Estado nº 281, de 24 de noviembre de 1995. [En línea] <http://boe.es/legislacion/codigos/codigo.php?id=38&modo=1¬a=0>
- **ESPAÑA.** Jefatura del Estado. *Ley 50/1980, de 8 de octubre, de Contrato de Seguro*. En Boletín Oficial del Estado nº 250, de 17 de octubre de 1980. [En línea] <https://www.boe.es/buscar/pdf/1980/BOE-A-1980-22501-consolidado.pdf> [Consulta: 12/02/2016]
- **EVANS, M.** *SAS Manual for Introduction to the Practice of Statistics*. Toronto: University of Toronto.
- **GARCÍA MONTORO, L.** *Las limitadas coberturas de los seguros multirriesgo del hogar*. Toledo: Universidad de Castilla- La Mancha, Centro de Estudios de Consumo, 2014.
- **ICEA.** La gestión de siniestros en el seguro de hogar. *Documento ICEA* nº 258, Abril 2016.
- **INTXAUBURU, G. y OCHOA LABURU, C.** Una revisión teórica de la herramienta de benchmarking. *Revista de Dirección y Administración de Empresas*. Número 12, mayo

2005 págs. 73-103. [En línea] <http://www.ehu.es/ojs/index.php/rdae/article/view/11483/10655>
[Consulta: 14/02/2016]

- **LEONARDI, L.** Técnicas de tarificación. *Todo Riesgo*, pp. 78-79.
- **LOPEZ GONZÁLEZ, E. y RUIZ-SOLER, M.** Análisis de datos con el Modelo Lineal Generalizado. Una aplicación con R. *Revista Española de Pedagogía*, año LXIX, N° 248, enero-abril 2011, pp.59-80.
- **Llull, E.** Big data analysis to transform insurance industry. *The financial times*, 16 de mayo de 2016. En línea: <http://www.ft.com/cms/s/2/3273a7d4-00d2-11e6-99cb-83242733f755.html?siteedition=uk#axzz49joFP2Kj> [Consulta 16 mayo,2016]
- **Mc CULLAGH, P. & Nelder, J.A.** *Generalized Linear Models*. London, New York, Washington: Chapman & Hall CRC, 1989.
- **MANZANO MARTOS, A.** *Claves del Seguro español: una aproximación a la Historia del Seguro en España*. Discurso pronunciado el día 19 de junio de 2012 con motivo de su ingreso como Académico en la Real Academia de San Dionisio de Ciencias, Artes y Letras en Jerez de la Frontera. Madrid: Fundación Mapfre, 2012.
- **MARÍN, J.M.** *Modelos lineales generalizados*. Apuntes Tema 3. Madrid: Universidad Carlos III.
- **MARTÍNEZ GARCÍA, F.** Estimación de pérdidas máximas en siniestros: una reflexión. *Gerencia de riesgos*. Madrid, n° 48, 4º trimestre 1994; pp. 27-33.
- **MAESTRO, M.** *Historia del seguro español*. Madrid:SEDE, 1991.
- **NADAL, R.** Perspectiva práctica del seguro del hogar. EN: Seguros del Hogar y otros multirriesgos sencillos. *Actuarios* 36, Primavera 2015, pp. 9-11.
- **NELDER, J.A. & WEDDERBURN, R.W.N.** Generalized Linear Models. *Journal of the Royal Statistical Society*. Series A (General), Vol. 135, n° 3 (1972), pp. 370-384.
- **NOACK, M.** Calculo de tarifa en el Seguro de Hogar. EN: Seguros del Hogar y otros multirriesgos sencillos. *Actuarios* 36, Primavera 2015, pp. 12-14.
- **PLAZA CAMPOS, J.** Origen, Actualidad y Futuro en el Ramo de Hogar (Nuevos Modelos Actuariales de Pricing). EN: Seguros del Hogar y otros multirriesgos sencillos. *Actuarios* 36, Primavera 2015, pp. 17-22.
 - *Modelización GLM del Seguro de Hogar. Zero Inflated Poisson (ZIP) “Solución al exceso de ceros”*. Tesis Doctoral. Madrid: Universidad Carlos III, 2014.
- **PONS PONS, J.** *Investigaciones históricas sobre el seguro español*. Madrid: Fundación Mapfre, Instituto de ciencias del Seguro, 2010.
- **REAL ACADEMIA ESPAÑOLA.** *Diccionario de la lengua española* (22ª ed.). Madrid: Espasa Calpe, 2001.
- **RODRIGUEZ-PARDO DEL CASTILLO, J.M. y ARIZA RODRIGUEZ, F.** El riesgo de modelo en la industria bancaria y aseguradora: Propuestas para su evaluación, control y mitigación. (Concreción den el riesgo de longevidad). *Análisis financiero*, 129, 3er cuatrimestre, diciembre 2015.
- Modelos predictivos aplicados al seguro de vida. *Gerencia de Riesgos y Seguros* n° 114, 2012, pp.24-35.
- **SUCUNZA, R., OLLEROS, J.M. y MALDONADO, A.** Autoprotección contra el robo. *Revista de Seguridad, N° 05, Nov. 2013*
- **TORTELLA, G. (dir).** *Historia del Seguro en España*. Madrid: Fundación Mapfre, 2014.

- **UNESPA.** *Memoria social.* Madrid: UNESPA, 2014.
- **VILLEGAS PERIÑÁN, M. del M.** Benchmarking: un modelo para aprender de otras empresas. *Dirección y Organización*, 1996, Abr. (16).

INTERNET

- **BOE.** Boletín Oficial del Estado. www.boe.es
- **DGSFP.** Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones. <http://www.dgsfp.mineco.es/>
- **DICCIONARIO MAPFRE DE SEGUROS.**
<https://www.fundacionmapfre.org/wdiccionario/general/diccionario-mapfre-seguros.shtml>
- **ENCICLOPEDIA JURÍDICA.** <http://www.encyclopedia-juridica.biz14.com/>
- **EUROSTAT.** European Statistical System. <http://ec.europa.eu/eurostat/web/main/home>
- **FUNDACIÓN MAPFRE.** Fundación Mapfre. https://www.fundacionmapfre.org/fundacion/es_es/
- **GENERALI.** <https://www.generalis.es/>
- **ICEA.** Investigación Cooperativa entre Entidades Aseguradoras. <http://www.icea.es/es-ES/Paginas/home.aspx>
- **INE.** Instituto Nacional de Estadística. <http://www.ine.es/>
- **LÍNEA DIRECTA.** <https://www.lineadirecta.com/>
- **NUEZ SEGUROS.** <http://www.nuez.es/>
- **RASTREATOR.** Comparador de Seguros. <http://www.rastreator.com/>
- **SEGUROS AXA.** <https://www.axa.es/>
- **UNESPA.** Asociación Empresarial del Seguro.
<http://www.unespa.es/frontend/unespa/base.php>
- **VERTI SEGUROS.** <http://www.verti.es/>

7 ANEXOS

ANEXO1 – CÓDIGO ANÁLISIS DE VARIABLES Y TRATAMIENTO

```
/** Para obtener Media y Varianza ***/  
PROC means DATA=tfmsas1.Robo_v_intr_v1 mean median nmiss VAR;  
VAR SIN;  
RUN;  
  
/** Para hacer gráfico Variable y freq. ***/  
ods graphics on;  
  
PROC freq DATA=tfmsas1.Robo_v_intr_v1;  
tables CAPITAL_MOB_TAR /plots=freqplot;  
RUN;  
  
ods graphics off;  
  
/** Renombre de alguna Variable ***/  
DATA tfmsas1.robo_80;  
SET tfmsas1.robo_80;  
RENAME SIN_ROBO_MOB_MET_JOY_ATR_OBJ=SIN;  
RENAME CG_ROBO_MOB_MET_JOY_ATR_OBJ=COSTE;  
RENAME EXPTO_ROBO_MMJAO=EXPO;  
RUN;  
  
DATA tfmsas1.robo_20;  
SET tfmsas1.robo_20;  
RENAME SIN_ROBO_MOB_MET_JOY_ATR_OBJ=SIN;  
RENAME CG_ROBO_MOB_MET_JOY_ATR_OBJ=COSTE;  
RENAME EXPTO_ROBO_MMJAO=EXPO;  
RUN;  
  
DATA tfmsas1.robo_20;  
SET tfmsas1.robo_20;  
LnExpo= Log (EXPO);  
RUN;
```

ANEXO2 – CÓDIGO PARA ESTUDIAR EL NIVEL DE ASOCIACIÓN ENTRE LAS VARIABLES

```
/** V DE CRAMER: Macro para ver la asociación entre Variables **/  
%MACRO GENERAR_ASOCIACIONES (FACTORES=, ORIGEN=, DESTINO=);  
  
%MACRO CONSTRUIR;  
  %LET INDICE=1;  
  
  DATA LISTAVAR;  
    FORMAT VARIABLE $20.0; * Dólar pq es alfanumérico;  
    %DO %UNTIL (%SCAN (&FACTORES., &INDICE.) EQ);  
      %LET MACROVAR=%SCAN (&FACTORES., &INDICE.);  
      VARIABLE="&MACROVAR.";  
      OUTPUT;  
      %LET INDICE=%EVAL (&INDICE+1);  
    %END;  
  RUN;  
  
%MEND CONSTRUIR;  
  
%CONSTRUIR;  
  
PROC SQL;  
  CREATE TABLE CRUCEVAR AS  
  SELECT *  
  FROM LISTAVAR (RENAME= (VARIABLE=VARA))  
  CROSS JOIN LISTAVAR (RENAME= (VARIABLE=VARB))  
  WHERE VARA<VARB;  
QUIT;  
  
DATA CRUCEVAR;  
  SET CRUCEVAR;  
  NAME=COMPRESS ('TABLE' || _N_);  
  FORM=COMPRESS ('FORM' || _N_);  
  FORMULA=COMPRESS (VARA || '*' || VARB);  
  CALL SYMPUT (NAME, NAME);  
  CALL SYMPUT (FORM, FORMULA);  
RUN;
```

```

PROC SQL NOPRINT;
SELECT COUNT (*) INTO: MAXVAR FROM CRUCEVAR;
QUIT;

%MACRO VCRAMER (TABLA=, FORMULA=, NUMERO=);

PROC FREQ DATA=&ORIGEN. NOPRINT;
TABLES &FORMULA. / CHISQ;
OUTPUT OUT=&TABLA. (RENAME= (_CRAMV_=CRAMV) CRAMV;
RUN;

DATA &TABLA.;
SET &TABLA.;
%GLOBAL CRAMV&NUMERO;
NOMBRE=COMPRESS ('CRAMV' ||&NUMERO.);
CALL SYMPUT (NOMBRE, CRAMV);
RUN;

PROC SQL;
DROP TABLE &TABLA.;
%MEND VCRAMER;

%MACRO LANZAR;
%DO I=1 %TO &MAXVAR.;
%VCRAMER (TABLA=&&TABLE&I., FORMULA=&&FORM&I., NUMERO=&I.);
%END;
%MEND LANZAR;

%LANZAR;

%MACRO FINAL;
DATA &DESTINO.;
%DO I=1 %TO &MAXVAR.;
TABLE=SYMGET ("TABLE&I");
FORMULA=SYMGET ("FORM&I");
VARUNO=SCAN (FORMULA,1,'*');
VARDOS=SCAN (FORMULA,2,'*');
CRAMV=INPUT (SYMGET ("CRAMV&I"),20.0);

```

```

OUTPUT;
%END;

FORMAT CRAMV COMMAX12.4;

RUN;

%MEND FINAL;

%FINAL

TITLE "Nivel Asociación VCramer";
OPTIONS MISSING=--;

PROC REPORT DATA=&DESTINO.;
  COLUMN VARDOS VARUNO, CRAMV;
  DEFINE VARDOS / GROUP 'INICIAL';
  DEFINE VARUNO / ACROSS 'FINAL';
  DEFINE CRAMV / ANALYSIS FORMAT =COMMAX12.2 CENTER';
RUN;

OPTIONS MISSING=.;
TITLE "GRAFICO DE ASOCIACIONES";

PROC GTILE DATA=&DESTINO.;
  FLOW CRAMV TILEBY=(VARUNO,VARDOS) / MINLENDVALUE=0
  MAXLENDVALUE=1;
RUN;

QUIT;

%MEND GENERAR_ASOCIACIONES;

%GENERAR_ASOCIACIONES (FACTORES=SIN TIPOS2 CCAA, ORIGEN=TFMSAS1.ROBO_80_COMPLETA3, DESTINO=TFMSAS1.CRAME);
ods graphics on;
title 'Medidas de Asociación';

/*** Pearson, Spearman, Kendall, Hoeffding ***/
PROC CORR DATA=tfmsas1.robo_80_completa3 Pearson Spearman Kendall Hoeffding
  plots (MAXPOINTS=NONE)=matrix(histogram);

```

```

VAR SIN tipos2;
RUN;

ods graphics off;

ANEXO3 – TEST DE BONDAD DEL AJUSTE

/**** Test de bondad del ajuste a Poisson ****/
ods graphics on;

PROC freq DATA=tfmsas1.Robo_v_intr_v1;
tables SIN /OUT=FreqOUT plots=freqplot (scale=percent);
RUN;

/**** Para estimar rate parameter con Procedimiento GENMOD ****/
PROC genmod DATA=tfmsas1.Robo_v_intr_v1;
model SIN = /dist=poisson;
OUTPUT OUT=PoissonFit p=lambda;
RUN;

DATA _null_;
SET PoissonFit;
Call symputx ("Lambda", Lambda);
Stop;
RUN;

%put &Lambda.; * Para obtener la salida;

DATA PMF;
DO t=0 to 1;
Y= pdf ("Poisson", t, &Lambda);
OUTPUT;
END;
RUN;

DATA tfmsas1.Discrete;
MERGE FreqOUT PMF;

```

```

Prop= Percent/100;
RUN;

ODS LISTING CLOSE;
Ods html path="/DATOS/DEPARTMENT/GUESTSAS/TRABAJO/EBT0359/"
Gpath="/DATOS/DEPARTMENT/GUESTSAS/TRABAJO/EBT0359/png" (url="png/")
File="PoissonFitting.htm";

PROC sgplot DATA=tfmsas1.Discrete;
Vbarparm category=sin response=Prop /
legendlabel='Sample';
scatter x=T y=Y / legendlabel='PMF'
Markerattrs=GraphDATAdefault (symbol=CIRCLEFILLED size=10);
Title "Ajuste N°Siniestros a Poisson";
RUN;

PROC SORT DATA=tfmsas1. robo_v_intr_v1;
BY sin;
RUN;

DATA tfmsas1.QQ;
SET tfmsas1.robo_v_intr_v1 nobs=nobs;
v=(_N_ - 0.375)/(nobs + 0.25);
q= quantile ("Poisson", v, &lambda);
RUN;

Ods listing close;
Ods html path="/DATOS/DEPARTMENT/GUESTSAS/TRABAJO/EBT0359/"
Gpath="/DATOS/DEPARTMENT/GUESTSAS/TRABAJO/EBT0359/png" (url="png/")
File="Cuantil.htm";
Ods graphics on;

PROC sgplot DATA=tfmsas1.QQ noautolegend;
Scatter x=q y=sin;
Lineparm x=0 y=0 slope=1;
Xaxis label= "Poisson Quantiles" grid;
Yaxis label= "Observed DATA" grid;
Title "Poisson Q-QPlot of SIN"
RUN;

```

```
Ods graphics off;
Ods html close;
Ods listing;
```

ANEXO4 – MUESTREO ALEATORIO

```
/** 2013 */
PROC SORT DATA=tfmsas1. robo_v0 OUT=m_estratIFicaDO_2013 (WHERE=(perioDO in('2013')));
BY perioDO;
RUN;

PROC surveyselect DATA=m_estratIFicaDO_2013
OUT=tfmsas1.m_estrat_80_2013
method=srs
N=52368;
RUN;

/** 2014 */
PROC SORT DATA=tfmsas1. robo_v0 OUT=m_estratIFicaDO_2014 (WHERE=(perioDO in('2014')));
BY perioDO;
RUN;

PROC surveyselect DATA=m_estratIFicaDO_2014
OUT=tfmsas1.m_estrat_80_2014
method=srs
N=86496;
RUN;

/** 2015 */
PROC SORT DATA=tfmsas1. robo_v0 OUT=m_estratIFicaDO_2015 (WHERE=(perioDO in('2015')));
BY perioDO;
RUN;

PROC surveyselect DATA=m_estratIFicaDO_2015
OUT=tfmsas1.m_estrat_80_2015
method=srs
N=103304;
RUN;
```



```

/**** Unimos los tres muestreos ****/
DATA tfmsas1.UNION;
SET tfmsas1.m_estrat_80_2013 tfmsas1.m_estrat_80_2014 tfmsas1.m_estrat_80_2015;
RUN;

```

ANEXO5 - RECODIFICACIÓN VARIABLES

```

/**** ****/
/**** RECODIFICACIÓN MODELO 1 ****/
/**** ****/

/**** Agrupación Modelo de Variables intrínsecas al riesgo ****/
DATA tfmsas1.robo_80;
SET tfmsas1.union;
FORMAT C_MOB $25.;

SELECT (CAPITAL_MOB_TAR);
WHEN ('1000-2000{1000<1500<2000}', '2000-3000{2000<2500<3000}',
      '3000-4000{3000<3500<4000}', '4000-5000{4000<4500<5000}',
      '5000-6000{5000<5500<6000}', '6000-7000{6000<6500<7000}',
      '7000-8000{7000<7500<8000}', '8000-9000{8000<8500<9000}',
      '9000-10000{9000<9500<10000}');

WHEN ('10000-11000{10000<10500<11000}', '11000-12000{11000<11500<12000}',
      '12000-13000{12000<12500<13000}', '13000-14000{13000<13500<14000}',
      '14000-15000{14000<14500<15000}', '15000-16000{15000<15500<16000}',
      '16000-17000{16000<16500<17000}', '17000-18000{17000<17500<18000}',
      '18000-19000{18000<18500<19000}');

WHEN ('20000-21000{20000<20500<21000}', '21000-22000{21000<21500<22000}',
      '22000-23000{22000<22500<23000}', '23000-24000{23000<23500<24000}',
      '24000-25000{24000<24500<25000}', '25000-26000{25000<25500<26000}',
      '26000-27000{26000<26500<27000}', '27000-28000{27000<27500<28000}',
      '28000-29000{28000<28500<29000}', '29000-30000{29000<29500<30000}');

WHEN ('30000-31000{30000<30500<31000}', '31000-32000{31000<31500<32000}',

```

```

'32000-33000{32000<32500<33000}', '33000-34000{33000<33500<34000}',
'34000-35000{34000<34500<35000}', '35000-36000{35000<35500<36000}',
'36000-37000{36000<36500<37000}', '37000-38000{37000<37500<38000}',
'38000-39000{38000<38500<39000}', '39000-40000{39000<39500<40000}',
)
WHEN ('40000-41000{40000<40500<41000}', '41000-42000{41000<41500<42000}',
'42000-43000{42000<42500<43000}', '43000-44000{43000<43500<44000}',
'44000-45000{44000<44500<45000}', '45000-46000{45000<45500<46000}',
'46000-47000{46000<46500<47000}', '47000-48000{47000<47500<48000}',
'48000-49000{48000<48500<49000}', '49000-50000{49000<49500<50000}',
)
WHEN ('50000-51000{50000<50500<51000}', '51000-52000{51000<51500<52000}',
'52000-53000{52000<52500<53000}', '53000-54000{53000<53500<54000}',
'54000-55000{54000<54500<55000}', '55000-56000{55000<55500<56000}',
'56000-57000{56000<56500<57000}', '57000-58000{57000<57500<58000}',
'58000-59000{58000<58500<59000}', '59000-60000{59000<59500<60000}',
'60000-61000{60000<60500<61000}', '61000-62000{61000<61500<62000}',
'62000-63000{62000<62500<63000}', '63000-64000{63000<63500<64000}',
)
WHEN ('64000-65000{64000<64500<65000}', '65000-66000{65000<65500<66000}',
'66000-67000{66000<66500<67000}', '67000-68000{67000<67500<68000}',
'68000-69000{68000<68500<69000}', '69000-70000{69000<69500<70000}',
'70000-71000{70000<70500<71000}', '71000-72000{71000<71500<72000}',
'72000-73000{72000<72500<73000}', '73000-74000{73000<73500<74000}',
'74000-75000{74000<74500<75000}', '75000-80000{75000<77500<80000}',
)
WHEN ('80000-85000{80000<82500<85000}', '85000-90000{85000<87500<90000}',
'90000-95000{90000<92500<95000}', '95000-100000{95000<97500<100000}',
'100000-150000{100000<125000<150000}', '150000-200000{150000<175000<200000}',
'>150000{200000<300000<400000}')
OTHERWISE
END;
RUN;
DATA tfmsas1. robo_80;
SET tfmsas1. robo_80;
FORMAT Tipov_Cmob2 $25.;

```

C_MOB= ' [30K-40K] ' ;

C_MOB= ' [40K-50K] ' ;

C_MOB= ' [50K-65K] ' ;

C_MOB= ' [65K-80K] ' ;

C_MOB= ' mayor80K ' ;
C_MOB= '99999' ;

SELECT;

```
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(0-10K)') Tipov_Cmob2='PISO_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(0-10K)') Tipov_Cmob2='PISO_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(10K-20K)') Tipov_Cmob2='PISO_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(20K-30K)') Tipov_Cmob2='PISO_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(30K-40K)') Tipov_Cmob2='PISO_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(40K-50K)') Tipov_Cmob2='PISO_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(50K-65K)') Tipov_Cmob2='PISO_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='(65K-80K)') Tipov_Cmob2='PISO_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='mayor80K') Tipov_Cmob2='PISO_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='01.Piso/Apartamento' AND C_MOB='99999') Tipov_Cmob2='PISO_99999';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(0-10K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(10K-20K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(20K-30K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(30K-40K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(40K-50K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(50K-65K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='(65K-80K)') Tipov_Cmob2='ChaletADos_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='mayor80K') Tipov_Cmob2='ChaletADos_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='02.Chalet Adosado' AND C_MOB='99999') Tipov_Cmob2='ChaletADos_99999';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(0-10K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(10K-20K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(20K-30K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(30K-40K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(40K-50K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(50K-65K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='(65K-80K)') Tipov_Cmob2='ChaletInd_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='mayor80K') Tipov_Cmob2='ChaletInd_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='03.Chalet Independiente' AND C_MOB='99999') Tipov_Cmob2='ChaletInd_99999';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(0-10K)') Tipov_Cmob2='PISO_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(10K-20K)') Tipov_Cmob2='PISO_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(20K-30K)') Tipov_Cmob2='PISO_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(30K-40K)') Tipov_Cmob2='PISO_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(40K-50K)') Tipov_Cmob2='PISO_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(50K-65K)') Tipov_Cmob2='PISO_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='(65K-80K)') Tipov_Cmob2='PISO_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='mayor80K') Tipov_Cmob2='PISO_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='06.Casa Tradicional' AND C_MOB='99999') Tipov_Cmob2='PISO_99999';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home' AND C_MOB='(0-10K)') Tipov_Cmob2='PISO_10K';
```

```

WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '[10K-20K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '[20K-30K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '[30K-40K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '[40K-50K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '[50K-65K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '[65K-80K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = 'mayor80K' )
Tipov_Cmob2='PISO_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='08.Movil Home'
AND C_MOB = '99999' )
Tipov_Cmob2='PISO_99999';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '(0-10K)' )
Tipov_Cmob2='PISO_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '[10K-20K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '[20K-30K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '[30K-40K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '[40K-50K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '[50K-65K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '[65K-80K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = 'mayor80K' )
Tipov_Cmob2='PISO_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='09.Caravana'
AND C_MOB = '99999' )
Tipov_Cmob2='PISO_99999';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '(0-10K)' )
Tipov_Cmob2='PISO_10K';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '[10K-20K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_10-20';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '[20K-30K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_20-30';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '[30K-40K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_30-40';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '[40K-50K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_40-50';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '[50K-65K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_50-65';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '[65K-80K]' )
Tipov_Cmob2='PISO_65-80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = 'mayor80K' )
Tipov_Cmob2='PISO_80';
WHEN (DESCRIP_TIPO_VIV2='10.Casa de Madera'
AND C_MOB = '99999' )
Tipov_Cmob2='PISO_99999';

```

END;

RUN;

```

DATA tfmsas1. robo_80;
SET tfmsas1. robo_80;
FORMAT USO_ARG_64 Tipov_Cmob8 $25.;

```

```

SELECT (USO_ARGOS);
WHEN ('01.Vivienda propia secundaria') USO_ARG_64='05';
WHEN ('02.Vivi propia para alquiler') USO_ARG_64='02';
WHEN ('03.Vivienda propia vacia') USO_ARG_64='05';
WHEN ('04.Vivienda alquilada') USO_ARG_64='04';
WHEN ('05.Vivienda propia principal') USO_ARG_64='05';

```

USO_ARG_64='05';

OTHERWISE

END;

SELECT (Tipov_Cmob2);

WHEN ('999999') Tipov_Cmob8='PISO_10-30';
WHEN ('ChaletADos_10-20') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_10K') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_20-30') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_30-40') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_40-50') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_50-65') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_65-80') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_80') Tipov_Cmob8='C_ADOS';
WHEN ('ChaletADos_99999') Tipov_Cmob8='CInd_10-20';
WHEN ('ChaletInd_10-20') Tipov_Cmob8='CInd_10K';
WHEN ('ChaletInd_10K') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_20-30') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_30-40') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_40-50') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_50-65') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_65-80') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_80') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('ChaletInd_99999') Tipov_Cmob8='CInd_>20';
WHEN ('PISO_10-20') Tipov_Cmob8='PISO_10-30';
WHEN ('PISO_10K') Tipov_Cmob8='PISO_10K';
WHEN ('PISO_20-30') Tipov_Cmob8='PISO_10-30';
WHEN ('PISO_30-40') Tipov_Cmob8='PISO_30-65';
WHEN ('PISO_40-50') Tipov_Cmob8='PISO_30-65';
WHEN ('PISO_50-65') Tipov_Cmob8='PISO_30-65';
WHEN ('PISO_65-80') Tipov_Cmob8='PISO_>65';
WHEN ('PISO_80') Tipov_Cmob8='PISO_>65';

OTHERWISE

END;

RUN;

DATA tfmsas1. robo_80;
SET tfmsas1. robo_80;
FORMAT CASJOYAS_2 \$25.;

```

SELECT (CASJOYAS);
  WHEN ('01') CASJOYAS_2='01';
  WHEN ('02') CASJOYAS_2='02';
  WHEN ('03') CASJOYAS_2='03_04_05';
  WHEN ('04') CASJOYAS_2='03_04_05';
  WHEN ('05') CASJOYAS_2='03_04_05';
  WHEN ('06') CASJOYAS_2='06';
  WHEN ('07') CASJOYAS_2='07_08';
  WHEN ('08') CASJOYAS_2='07_08';
  OTHERWISE CASJOYAS_2='99999';
END;

RUN;

DATA tfmsas1. robo_80;
SET tfmsas1. robo_80;
FORMAT CASJOYAS T_CONST $25.;

SELECT (R_CASJOYAS);
  WHEN ('01.0') CASJOYAS='01';
  WHEN ('02.(0,1000)') CASJOYAS='02';
  WHEN ('03.(1000,1015)') CASJOYAS='03';
  WHEN ('04.(1015,1035)') CASJOYAS='04';
  WHEN ('05.(1035,1500)') CASJOYAS='05';
  WHEN ('06.(1500,3000)') CASJOYAS='06';
  WHEN ('07.(3000,6000)') CASJOYAS='07';
  WHEN ('08.>60000') CASJOYAS='08';
  OTHERWISE CASJOYAS='99999';
END;

SELECT (TIEMPO_CONST);
  WHEN ('01.0') T_CONST='01';
  WHEN ('02.1') T_CONST='02';
  WHEN ('03.2') T_CONST='03';
  WHEN ('04.3') T_CONST='04';
  WHEN ('05.4') T_CONST='05';
  WHEN ('06.5') T_CONST='06';
  WHEN ('07.6') T_CONST='07';
  WHEN ('08.7') T_CONST='08';
  WHEN ('09.8') T_CONST='09';
  WHEN ('10.9') T_CONST='10';
  WHEN ('11.10') T_CONST='11';
  WHEN ('12.11') T_CONST='12';

```

```

WHEN ('13.12') T_CONST='13';
WHEN ('14.13') T_CONST='14';
WHEN ('15.14') T_CONST='15';
WHEN ('16.15') T_CONST='16';
WHEN ('17.15-20') T_CONST='17';
WHEN ('18.20-25') T_CONST='18';
WHEN ('19.25-30') T_CONST='19';
WHEN ('20.30-40') T_CONST='20';
WHEN ('21.40-60') T_CONST='21';
WHEN ('22.60-80') T_CONST='22';
WHEN ('23.80-100') T_CONST='23';
WHEN ('24.>100') T_CONST='24';
OTHERWISE
T_CONST= '99999';
END;

```

RUN;

```

DATA tfmsas1. robo_80;
SET tfmsas1. robo_80;
FORMAT T_CONST_9 $20.;

```

```

SELECT (T_CONST);
WHEN ('01', '02') T_CONST_9='1_2';
WHEN ('03', '04') T_CONST_9='3_4';
WHEN ('05', '06', '07', '08', '09', '10', '11', '12', '13') T_CONST_9='5-13';
OTHERWISE
T_CONST_9='14-24';

```

END;

RUN;

```

/****
/**** RECODIFICACIÓN MODELO 2 ****
/****
DATA tfmsas1. robo_20_completa;
SET tfmsas1. robo_20_completa;
FORMAT CCAA $25.;

```

```

SELECT (PROVINCIA);
WHEN ('01 - Alava') CCAA='Pais_Vasco';
WHEN ('02 - Albacete') CCAA='Andalucia+++';
WHEN ('03 - Alicante') CCAA='C_Valenciana+Cataluña';
WHEN ('04 - Almeria') CCAA='Andalucia+++';

```

WHEN ('05 - Avila') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('06 - Badajoz') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('07 - Baleares') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('08 - Barcelona') CCAA='Barcelona';
 WHEN ('09 - Burgos') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('10 - Caceres') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('11 - Cadiz') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('12 - Castellon') CCAA='C_Valenciana+Cataluña';
 WHEN ('13 - Ciudad Real') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('14 - CorDOba') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('15 - La Coruña') CCAA='Galicia';
 WHEN ('16 - Cuenca') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('17 - Gerona') CCAA='C_Valenciana+Cataluña';
 WHEN ('18 - Granada') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('19 - Guadalajara') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('20 - Guipuzcoa') CCAA='Pais_Vasco';
 WHEN ('21 - Huelva') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('22 - Huesca') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('23 - Jaen') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('24 - Leon') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('25 - Lerida') CCAA='C_Valenciana+Cataluña';
 WHEN ('26 - La Rioja') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('27 - Lugo') CCAA='Galicia';
 WHEN ('28 - Madrid') CCAA='Madrid';
 WHEN ('29 - Malaga') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('30 - Murcia') CCAA='Murcia_Valenc_Sev';
 WHEN ('31 - NaVARra') CCAA='NaVARra';
 WHEN ('32 - Orense') CCAA='Galicia';
 WHEN ('33 - Asturias') CCAA='Asturias';
 WHEN ('34 - Palencia') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('35 - Las Palmas') CCAA='Islas_Canarias';
 WHEN ('36 - Pontevedra') CCAA='Galicia';
 WHEN ('37 - Salamanca') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('38 - Sta. Cruz Tenerife') CCAA='Islas_Canarias';
 WHEN ('39 - Cantabria') CCAA='Cantabria';
 WHEN ('40 - Segovia') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('41 - Sevilla') CCAA='Murcia_Valenc_Sev';
 WHEN ('42 - Soria') CCAA='Castilla_Leon';
 WHEN ('43 - Tarragona') CCAA='C_Valenciana+Cataluña';
 WHEN ('44 - Teruel') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('45 - Toledo') CCAA='Andalucia+++';
 WHEN ('46 - Valencia') CCAA='Murcia_Valenc_Sev';
 WHEN ('47 - ValladOLID') CCAA='Castilla_Leon';


```

WHEN ('48 - Vizcaya')
WHEN ('49 - Zamora')
WHEN ('50 - Zaragoza')
WHEN ('51 - Ceuta')
WHEN ('52 - Melilla')
OTHERWISE
END;

RUN;

DATA tfmsas1. robo_20_completa;
SET tfmsas1. robo_20_completa;
FORMAT PARO $25.;

SELECT (G_PARO_TOTAL);
  WHEN ('01.0-5')
  WHEN ('02.5-10')
  WHEN ('03.10-15', '04.15-20', '05.20-25', '06.25-30', '07.30-35')
  OTHERWISE
END;

RUN;

/****
**** RECODIFICACIÓN MODELO 3 ****
****
DATA tfmsas1. robo_80_completa;
SET tfmsas1. robo_80_completa;
FORMAT PERFIL_MEDOFI2 $25.;

SELECT (PERFIL_MEDOFI);
  WHEN ('CPM')
  WHEN ('CVD')
  WHEN ('General')
  WHEN ('MT')
  WHEN ('SVD')
  WHEN ('PM')
  WHEN ('VD')
  OTHERWISE
END;

RUN;

DATA tfmsas1. robo_20_completa;
  CCAA='Pais_Vasco';
  CCAA='Castilla_Leon';
  CCAA='Andalucia+++';
  CCAA='Andalucia+++';
  CCAA='Andalucia+++';
  CCAA='Andalucia+++';
  CCAA='Andalucia+++';

  PARO='01';
  PARO='02';
  PARO='03';
  PARO='03';

  PERFIL_MEDOFI2='CPM';
  PERFIL_MEDOFI2='General';
  PERFIL_MEDOFI2='General';
  PERFIL_MEDOFI2='General';
  PERFIL_MEDOFI2='SVD-VD';
  PERFIL_MEDOFI2='PM';
  PERFIL_MEDOFI2='SVD-VD';
  PERFIL_MEDOFI2='General';

RUN;

DATA tfmsas1. robo_20_completa;

```

```

SET tfmsas1. robo_20_completa;
FORMAT RENOVACION3 $25.;

SELECT (RENOVACION);
WHEN ('0')
  RENOVACION3='0';
WHEN ('1', '2')
  RENOVACION3='1-2';
WHEN ('3', '4', '5', '6', '7', '8', '9')
  RENOVACION3=' [3,10)';
WHEN ('10', '11', '12', '13', '14', '15', '16', '17', '18', '19',
      '20', '21', '22', '23', '24', '25', '26', '27', '28', '29',
      '30', '31', '32', '33', '34', '35', '36', '37', '38')
  RENOVACION3='>=10';
OTHERWISE
  RENOVACION3='0';
END;

RUN;

DATA tfmsas1. robo_80_completa;
SET tfmsas1. robo_80_completa;
FORMAT TIPO_CARNET2 $25.;
SELECT (TIPO_CARNET);
WHEN ('01.DNI')
  TIPO_CARNET2='01.DNI';
WHEN ('02.NIE', '03.CIF', '04.RESTO')
  TIPO_CARNET2='NIE_CIF';
OTHERWISE
  TIPO_CARNET2='NIE_CIF';
END;

RUN;

DATA tfmsas1. robo_20_completa;
SET tfmsas1. robo_20_completa;
FORMAT PERFIL_MEDOFI2 $25.;

SELECT (PERFIL_MEDOFI);
WHEN ('CPM')
  PERFIL_MEDOFI2='CPM';
WHEN ('CVD', 'General', 'MT')
  PERFIL_MEDOFI2='General';
WHEN ('SVD', 'VD')
  PERFIL_MEDOFI2='SVD-VD';
WHEN ('PM')
  PERFIL_MEDOFI2='PM';
OTHERWISE
  PERFIL_MEDOFI2='General';
END;

RUN;

```

ANEXO6 – MODELO LINEAL GENERALIZADO

```
/** No podemos modelar si la exposición es =0 por eso la borramos ***/
DATA tfmsas.ROBO V_INTR V2;
SET tfmsas1.ROBO V_INTR;
IF EXPTO_ROBO_MMJAO=0 THEN delete;

RUN;

/** ***** */
/** PROCEDIMIENTO PARA HACER EL GLM - GENMOD ***/
/** ***** */

%MACRO GLMSPROCESAMIENTO (TRABAJO, MODELO, SUFIJO, RESULTADO);
%GLOBAL RESULTADO1;
%LET RESULTADO1=&RESULTADO;
ODS OUTPUT
CLASSLEVELS=TFMSAS1.CLASSLEVELS&RESULTADO1.
MODELFIT=TFMSAS1.MODELFIT&RESULTADO1.
PARAMETERESTIMATES=TFMSAS1.PARAMETERESTIMATES&RESULTADO1.;
TITLE "REGRESION NUMERO DE SINIESTROS ROBO";
ODS GRAPHICS ON;

PROC GENMOD DATA=TFMSAS1.&TRABAJO. ; * PLOTS=(COOKSD LEVERAGE PREDICTED STDRESCHI (INDEX)) *;
/**
EL TAMAÑO MAXIMO PARA ESTOS NOMBRES DE VARIABLE ES 20 CARACTERES
***/
CLASS
/** Variables intrínsecas al riesgo ***/
CASJOYAS_3 (REF='>1000')
T_CONST_9 (REF='14-24')
/** PERIODO (REF='2014')
USO_ARG_64 (REF='05') ***/
Tipov_Cmob8 (REF='PISO_10-30')

/** Variables de geolocalización ***/
CCAA (REF='Andalucia++' )
PARO (REF='03' )
```

```

DENSIDADHOGARES      (REF='00000' )
/**** Variables de Comportamiento ****/
RENOVACION3          (REF='0' )
/**** FORMAPAGO2      (REF='02.Annual' ) ****/
PERFIL_MEDOFI2       (REF='General' )
TIPO_CARNET2         (REF='01.DNI' )

/PARAM=REFERENCE
;
MODEL SIN = &MODELO.
/DIST=POISSON LINK=LOG OFFSET=LnExpo SCALE=PEARSON TYPE3 WALD WALDCI;
STORE STORE MOD GLM &SUFIJO. / LABEL='MODELO DE FRECUENCIA ROBO';
OUTPUT OUT=TFMSAS1.modelov&RESULTADO. COOKSD=DIST COOK LEVERAGE=LEVERAGE LOWER=LOWER
PREDICTED=PRECT_DESPUES_EXPUES UPPER=UPPER XBETA=LINEAR_PREDICTOR STDRESCHI=RESIDUOS RESDEV=RESIDHIST;

RUN;

ODS GRAPHICS OFF;
%MEND GLMSPROCESAMIENTO;

%GLMSPROCESAMIENTO(robo_80_completa,PERFIL_MEDOFI2_RENOVACION3 TIPO_CARNET2 PARO_DENSIDADHOGARES CCAA_TipoV_Cmob8
CASJOYAS_3 T_CONST_9 , V32, 32);

```

ANEXO7 – RELATIVIDADES

```

/**** ***** ***/
/**** RELATIVIDADES ****/
/**** ***** ***/

DATA TFMSAS1.RELATIV&RESULTADO1.;
SET TFMSAS1.PARAMETERESTIMATES&RESULTADO1.;
FORMAT pval percent7.1;

IF stderr <> 0 THEN
    tval=estimate/stderr;
Rel=round(exp(estimate) ,0.0001);
Pval=probchisq;

RUN;

```



```

RUN;
PROC SORT DATA=SUMMARY_EXPO_&VAR. OUT=EXPO (DROP=_TYPE_ _FREQ_ );
BY &VAR.;
RUN;

DATA FreqAjustada_&VAR. (DROP=PRECT_DESPUES_EXPUES EXPO);
MERGE PREDIC_DES (in=a) EXPO (in=b);
BY &VAR.;
Freq_Ajust=PRECT_DESPUES_EXPUES/EXPO;
RUN;

*..... 2. ....RELATIVIDADES .....;
DATA Relativ_IC (KEEP=Parameter Level1 Rel1 LOWER_IC UPPPER_IC);
SET tfmsas1.RELATIV&RESULTADO1.;
LOWER_IC=exp(LowerWaldCL);
UPPPER_IC=exp(UpperWaldCL);
RUN;

DATA Relativ_IC2 (where=(Parameter="&VAR. "));
SET Relativ_IC;
RUN;

data Relativ_IC2_&VAR.
(DROP=Level1 RENAME=(Level2=Level1));
SET Relativ_IC2;
FORMAT Level2 $CHAR20.;
Level2=TRIM(LEFT(Level1));
RUN;

*.....3 FREQOBS .....* sum sin / sum expo;
PROC SUMMARY DATA=tfmsas1.&DATASET. nway MISSING;
VAR SIN;
CLASS &VAR.;
OUTPUT OUT =SUMMARY_SIN_&VAR. SUM=;
RUN;

PROC SUMMARY DATA=tfmsas1.&DATASET. nway MISSING;
VAR EXPO;

```

```

CLASS &VAR.;
OUTPUT OUT =SUMMARY_EXPO_&VAR.  SUM=;
RUN;

PROC SORT DATA=SUMMARY_EXPO_&VAR.  OUT=SUMA_EXPO (DROP= _TYPE_ _FREQ_);
BY &VAR.;
RUN;

PROC SORT DATA=SUMMARY_SIN_&VAR.  OUT=SUMA_SIN (DROP= _TYPE_ _FREQ_);
BY &VAR.;
RUN;

DATA FREQOBS_EXPO_&VAR. (DROP=SIN);
MERGE SUMA_SIN (in=a) SUMA_EXPO (in=b);
BY &VAR.;
FreqObs=SIN/EXPO;
RUN;

*.....4 . Unimos RELATIVIDADES FREQ OBS FREQ AJUS .....TODO*;
PROC SORT DATA=FREQOBS_EXPO_&VAR.  OUT=tabla_EXPO_FREQOBS;
BY &VAR.;
RUN;

PROC SORT DATA=FreqAjustada_&VAR.  OUT=tabla_FREQAJUS;
BY &VAR.;
RUN;

DATA AGRUPA_SUMARYS_&VAR.;
MERGE tabla_EXPO_FREQOBS (in=a)  tabla_FREQAJUS (in=b);
BY &VAR.;
RUN;

PROC SORT DATA=Relativ_IC2_&VAR.  OUT=Relativ_IC2_&VAR.;
BY Level1;
RUN;

PROC SORT DATA=AGRUPA_SUMARYS_&VAR.  OUT=AGRUPA_SUM_&VAR. (RENAME= (&VAR.=Level1));
BY &VAR.;
RUN;

```

```

data AGRUPA_SUM_&VAR.
  ( DROP=Level1 RENAME=(Level2=Level1) );
SET AGRUPA_SUM_&VAR.;
FORMAT Level2 $CHAR20.;
Level2=TRIM(LEFT(Level1));
RUN;

DATA TABLA_RESU_&VAR.;
MERGE Relativ_IC2_&VAR. (in=a) AGRUPA_SUM_&VAR. (in=b);
BY Level1;

IF Parameter = "" THEN
DO;
  Rel =1;
  LOWER_IC=1;
  UPPPER_IC=1;
  END;

Parameter1= "&VAR.";
DROP Parameter;
RENAME Parameter1=Parameter;
RUN;

DATA TABLA_RESU_&VAR.;
RETAIN
  Parameter Level1 Rel LOWER_IC UPPPER_IC FreqObs Freq_Adjust
;
SET TABLA_RESU_&VAR.;
RUN;

%END;
%MEND iterar_variables;

%iterar_variables;
ODS OUTPUT CLASSLEVELS=SCORE_CLASSLEVELS FITSTATISTICS=SCORE_FITSTATISTICS
PARAMETERESTIMATES=SCORE_PARAMETERESTIMATES STOREINFO=SCORE_STOREINFO;

```


ANEXO9 – PROCEDIMIENTO PML

```
PROC PLM SOURCE=STORE_MOD_GLM_V32;  
SHOW COVARIANCE CLASSLEVELS EFFECTS FITSTATS PARAMETERS;  
SCORE DATA=TFMSAS1. robo_20_completa OUT=RESULTADO (RENAME=(PREDICTED=FRECUENCIA) / I LINK;  
RUN;
```

ANEXO10 – CÓDIGO RESIDUOS

```
/** Dibujar los RESIDUOS ***/  
DATA Series;  
SET TFMSAS1.modelov32(KEEP=RESIDUOS LINEAR_PREDICTOR);  
RETAIN contaDor2 0;  
contaDor1= _n;  
AUXILIAR = mod(contaDor1,1000);  
IF AUXILIAR = 0 THEN  
    contaDor2=contaDor2+1;  
RUN;  
DATA Series2;  
SET RESULTADO (KEEP=PREDICTED_FRECUENCIA);  
RETAIN contaDor2 0;  
contaDor1= _n;  
AUXILIAR = mod(contaDor1,1000);  
IF AUXILIAR = 0 THEN  
    contaDor2=contaDor2+1;  
RUN;
```