

**ESTIMACIÓN DE ELBE Y LGD IN-DEFAULT EN CARTERAS HIPOTECARIAS DEL
SISTEMA BANCARIO ESPAÑOL**

Marta Ramos González

Especialista en modelos de medición de riesgo de crédito Departamento de Modelos
Internos
Banco de España

C/ Alcalá 48, 28014, Madrid

Antonio Partal Ureña

Profesor Titular de Universidad
Departamento de Economía Financiera y Contabilidad Universidad de Jaén
Campus Las Lagunillas s/n., 23071, Jaén

Pilar Gómez Fernández-Aguado

Profesora Contratada Doctora
Departamento de Economía Financiera y Contabilidad Universidad de Jaén
Campus Las Lagunillas s/n., 23071, Jaén

Área Temática: Valoración y Finanzas

Palabras clave: Credit risk, Bank regulation, ELBE, LGD in-default, Economic downturn

Research Workshop “Información financiera y modelos de valoración”

ESTIMACIÓN DE ELBE Y LGD IN-DEFAULT EN CARTERAS HIPOTECARIAS DEL SISTEMA BANCARIO ESPAÑOL

Resumen

La normativa regulatoria emitida en los últimos años en Europa sobre el cálculo de los requerimientos de capital, ha proporcionado directrices sobre desarrollo de modelos Internal Ratings Based (IRB) Avanzados para exposiciones incumplidas. Recientemente Ramos et al. (2018) realizan una propuesta concreta de dichos modelos para la estimación de los parámetros Expected Loss Best Estimate (ELBE) y Loss Given Default (LGD) in-default. Este trabajo propone una mejora a esta metodología, imponiendo una condición de monotonía no estricta en el suplemento que recoge la estimación de pérdida inesperada, en línea con la regulación vigente. Finalmente, se implementa en la cartera hipotecaria de seis entidades significativas españolas.

1. Introducción

En los últimos años la regulación bancaria europea ha ido ganando en complejidad con el objeto de conseguir un sistema bancario más robusto que permita afrontar retos similares a los acontecidos durante la crisis económica reciente y consolidar la Unión Bancaria. En particular, la normativa relativa al cálculo del capital regulatorio recogida en el Reglamento de Requisitos de Capital¹ (CRR) al cual hace referencia este trabajo. El riesgo de crédito representa la categoría de mayor consumo de capital para las entidades de crédito, siendo su valoración clave para garantizar la solidez del sistema. Para ello, se establecen diferentes alternativas en la determinación de los requerimientos de capital por riesgo de crédito: el método estándar o el método basado en calificaciones internas (Internal-Ratings Based, IRB), que a su vez se subdivide en IRB básico (F-IRB) y IRB Avanzado (A-IRB). Adicionalmente, existen dos tipos de exposiciones sobre las que es posible aplicar los modelos A-IRB, las exposiciones no incumplidas y las incumplidas. Los modelos para este último tipo de exposiciones deben permitir la estimación de dos parámetros fundamentales: mejor estimación de pérdida esperada (Expected Loss Best Estimate, ELBE) y pérdida dado el incumplimiento (Loss Given Default, LGD, in-default), sujetos a unos estrictos requisitos establecidos en la normativa CRR.

¹ Capital Requirements Regulation (CRR) Corrigendum to Regulation (EU) No 575/2013 of European Parliament and Council (2013).

Los modelos para exposiciones en incumplimiento, en los últimos años, han sido completados con mayor detalle por la Autoridad Bancaria Europea (European Banking Authority – EBA –) en recientes documentos regulatorios: Regulatory Technical Standards (RTS) on assessment of methodology for IRB approach (EBA, 2016) y Guidelines on PD estimation, LGD estimation and the treatment of defaulted exposures (EBA, 2017). En base a los requisitos específicos recogidos en estos documentos, Ramos et al. (2018) realizan una propuesta de modelos ELBE y LGD in-default que posteriormente aplicaron con datos de una entidad francesa y otra española. Nuestro trabajo propone una mejora a la metodología desarrollada por Ramos et al. que asegura el conservadurismo necesario en la estimación de la LGD in-default, con datos de la cartera hipotecaria de seis relevantes entidades españolas. Posteriormente, se realiza una comparativa de los resultados arrojados, a modo de Benchmarking, para poder valorar las diferencias en las características del riesgo crediticio de las distintas carteras.

El resto del trabajo se estructura de forma siguiente. La sección 2 presenta una revisión de la literatura. La sección 3 describe la metodología desarrollada. La sección 4 presenta los resultados. Finalmente la sección 5 recoge las conclusiones del estudio.

2. Revisión de la literatura

Actualmente existen pocos trabajos sobre modelos para exposiciones en incumplimiento que estén alineados con la regulación existente y sean concluyentes. Kim (2006) basándose en los modelos de único factor de Frye (2000) y en la propuesta de Düllmann y Trapp (2004) presentan una serie de alternativas para obtener LGD in-default y ELBE para carteras con poca profundidad histórica y muestras reducidas. Dermine y de Carvalho (2006, 2008) estiman las repercusiones después del incumplimiento, considerando la variable tiempo incumplido, utilizando dos métodos distintos. El primer modelo sigue lo propuesto por Altman (1989) y Altman y Suggit (2000), donde se analiza el porcentaje de préstamos buenos y dudosos después de un número de años desde su originación y presentan un ajuste basado en el estimador Kaplan-Meier (Greene, 1993) que corrige el efecto de datos censurados. El segundo modelo consiste en un estimador empírico de una función log-log. Weissback et al. (2010) centran su estudio en el estimador de capital económico y proponen para ello el uso modelos A-IRB, donde ELBE y LGD in-default se calculan a través de modelos de factor único. La aplicación de análisis de supervivencia y de una distribución mixtura, entre otros, es valorado por Zhang y C. Thomas (2012) para la modelización del ratio de recuperación y la consiguiente predicción de LGD. Altman y Kalotay (2014) modelizan recuperaciones de deuda incumplida mediante una mixtura de distribuciones

Gaussianas. Fenech et al. (2016) utilizan también el estimador de Kaplan-Meier, aplicado para calcular la supervivencia de entidades cercanas a la bancarrota, es decir, la posibilidad de recuperar toda la deuda.

La regulación sugiere que LGD in-default se puede estimar mediante la adición de un suplemento sobre la ELBE estimada, que recoja cualquier pérdida inesperada que pueda surgir durante el proceso de recuperación de la deuda pendiente. En este sentido, Merton (1974) establece que la volatilidad de los ratios de recuperación desaparece con una adecuada diversificación del portfolio. Sin embargo, Altman et al. (2004) afirma alternativamente que dicha volatilidad ha estado presente en distintos momentos del ciclo económico en varios países. Por tanto, concluye que la asunción del modelo de Merton (1974) contradice la evidencia empírica demostrada. Esta conclusión da sentido a la propuesta regulatoria de estimar un suplemento que recoja la pérdida inesperada.

En la metodología para estimar ELBE y LGD in-default, la variable tiempo en incumplimiento adquiere especial relevancia. Gürtler y Hibbeln (2013) concluyen que la mayoría de préstamos tardan cierto tiempo en salir de la situación de incumplimiento, además encuentran correlación positiva entre la LGD y el tiempo de resolución. Frontczak y Rostek (2015) introducen el tiempo en incumplimiento como variable en una propuesta de modelo de LGD con colateral estocástico y Betz et al. (2016) analizan el tiempo de resolución, ambos concluyen en sus estudios que coinciden con lo que se presenta en el trabajo de Gürtler y Hibbeln (2013).

Ramos et al. (2018) estiman los parámetros ELBE y LGD in-default introduciendo como elemento novedoso un indicador de ajuste mixto para garantizar una estimación de pérdidas esperadas e inesperadas adecuada. Los modelos en los que se basa este trabajo están en línea con esta propuesta, introduciendo una significativa mejora metodológica sobre la pérdida inesperada. En particular, el modelo ELBE tiene similitudes con un modelo de análisis de supervivencia que es también considerado por Krüger et al. (2018), los cuales sugieren una manera de modelizar la relación entre el tiempo de incumplimiento y LGD.

3. Metodología

Siguiendo la metodología propuesta por Ramos et al. (2018) y con el objeto de calibrar los parámetros ELBE y LGD in-default, se definen en primer lugar dos conjuntos de datos tal y como se indica a continuación:

- Conjunto de estimación de pérdidas esperadas e inesperadas (E): Recoge los datos contenidos en la base de datos utilizada para la estimación que se

encuentran cercanos a la fecha de referencia y que son suficientemente representativos como para que la vida de los contratos que contiene sea completamente observada, desde la fecha de incumplimiento hasta el recobro completo de la deuda. Este conjunto se utiliza para la estimación de ambos modelos de ELBE y LGD in-default.

- Conjunto de estimación de pérdidas inesperadas (*I*): Contiene los datos asociados a exposiciones cuya fecha de incumplimiento es cercana a la fecha de referencia, de manera que los procesos de recuperación se han observado sólo durante los primeros meses de incumplimiento y, por tanto, la tendencia más reciente es capturada. Este conjunto, además, contiene los datos registrados durante pasados periodos económicos de recesión, de manera que tendencias registradas en momentos son también recogidos, tal y como se propone en los documentos regulatorios relevantes. Este conjunto se utiliza para una parte de la estimación de la LGD in-default.

3.1. Modelo ELBE

El modelo ELBE está estimado para cada fecha de referencia para la que se tienen informados flujos de recuperación tal y como se especifica a continuación.

Siendo $[0, T] \subset \mathbb{R}$ un intervalo del tiempo de incumplimiento y siendo $0 < t_0 < t_1 < \dots < t_k < \dots < t_n < T$ y $0 < \tilde{t}_0 < \tilde{t}_1 < \dots < \tilde{t}_k < \dots < \tilde{t}_m < T$ sendas particiones de dicho intervalo tales que $t_0 < \tilde{t}_0$ y $\tilde{t}_m < t_n$.

Las recuperaciones de la deuda registradas a lo largo del periodo de incumplimiento definido vienen dadas por $r_{\tilde{t}_0}, r_{\tilde{t}_1}, \dots, r_{\tilde{t}_k}, \dots, r_{\tilde{t}_m}$ tales que $\tilde{t}_i \in (0, T)$, siendo además la EAD la exposición en el momento de incumplimiento.

$$\widehat{ELBE}_{t_k} = 1 - \frac{\sum_{\tilde{t}_i > t_k} r_{\tilde{t}_i}}{EAD - \sum_{\tilde{t}_i > t_k} r_{\tilde{t}_i}} \quad (1)$$

Para la estimación adecuada del parámetro ELBE, los datos relativos a los procesos de recuperación contenidos en el conjunto E son los utilizados, es decir, todos aquellos $r_{\tilde{t}_i}$ tales que $\tilde{t}_i \in (0, T)$. La ELBE de la fórmula anterior, evaluada en E , se denota por tanto:

$$ELBE_{\tilde{t}_i}^E \quad \forall \tilde{t}_i \in (0, T), i \in \{1, \dots, n\}$$

3.2. Modelo LGD in-default

El modelo LGD in-default se obtiene a partir de la adición de un suplemento a la ELBE. Este suplemento se estima de manera que recoja la incertidumbre existente en el

proceso de recuperación de la deuda, así como las condiciones de un periodo de recesión económica. La LGD in-default se estima de manera conservadora, reflejando tanto la pérdida esperada como la inesperada según las recomendaciones regulatorias. Según se puede interpretar a partir de la regulación, el conservadurismo ha de venir tan sólo de la estimación de la pérdida inesperada.

En primer lugar, se considera que el último momento temporal registrado después del incumplimiento es $t_s \in (0, T)$ para cierto $s > 0$.

Se define $ELBE_{t_i}^{C,p}$ como el percentil p de la distribución de ELBE en el momento t_i basado en los datos que están contenidos en cualquier conjunto C .

Por tanto, se define la siguiente serie de diferencias:

$$\Delta_p^{E,I}(t_i) = ELBE_{t_i}^{E,p} - ELBE_{t_i}^{I,50} \quad \forall t_i \in (0, t_s], i \in \{1, \dots, n\}, p \in [50,100] \quad (2)$$

En base a lo anterior, se definen también los siguientes errores cuadráticos medios:

$$RMSE_p = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \Delta_p^{E,I}(t_i)^2} \quad \forall p \in [50,100] \quad (3)$$

$$RMSE_p^{neg} = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{\delta_p} \sum_{\{i \in \{1, \dots, s\} / \Delta_p^{E,I}(t_i) > 0\}} \Delta_p^{E,I}(t_i)^2} & \text{si } \delta_p > 0 \\ 0 & \text{si } \delta_p = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Siendo $\delta_p = \#\{i \in \{1, \dots, s\} / \Delta_p^{E,I}(t_i) > 0, \forall p \in [50,100]\}$

De manera que definimos el Mixed Adjustment Indicator (MAI) según Ramos et al. (2018) como:

$$MAI_p = RMSE_p + RMSE_p^{neg} \quad \forall p \in [50,100] \quad (5)$$

Una vez definidas estas herramientas, se puede proceder a la obtención del percentil que se busca para el cálculo de un suplemento suficientemente conservador, p^* tal que verifica lo siguiente:

$$p^* = \min\{MAI_p / p \in \{50,52,55,57,60,65,70,75,80,82,86,88,90,92,94,96,98,100\}\}$$

Los valores del percentil propuestos son los que se han utilizado para la implementación del modelo. La pérdida inesperada adicional se calcula a continuación y de la siguiente manera:

$$\Delta_{p^*}^{E,I}(t_i) = ELBE_{t_i}^{E,p^*} - ELBE_{t_i}^{E,50} \quad \forall t_i \in (0, T], i \in \{1, \dots, n\} \quad (6)$$

La curva de suplemento calculada conviene que sea monótona creciente. Esto es debido a que se considera que tiene sentido económico y que la curva de LGD in-default sea creciente, al igual que lo observado en la curva de ELBE, y también que se obtenga realizando una estimación conservadora, ya que refleja la suma de pérdidas esperada e inesperada a lo largo del tiempo de incumplimiento. Además, este planteamiento también se considera alineado con la normativa regulatoria relevante y supone una mejora a la metodología de Ramos, et al. (2018), al introducir un tratamiento adicional para lograr la monotonía señalada en la curva de LGD in-default. Así, se impone que la curva de add-on, o suplemento, sea monótona creciente, sin considerarse necesario que sea creciente de manera estricta.

Se ha implementado esta monotonía realizando una corrección en el suplemento de manera que se impone que en todo momento temporal ha de ser igual o mayor que el valor del momento temporal inmediatamente anterior. Es decir, se recalcula el add-on en cada momento de la siguiente manera:

$$\hat{\Delta}_{p^*}^{E,I}(t_i) = \max\{\Delta_{p^*}^{E,I}(t_{i-1}), \Delta_{p^*}^{E,I}(t_i) / t_i \in (0, T] \wedge i \in \{2, \dots, n\}\}$$

Finalmente, la LGD in-default se obtiene como se indica a continuación:

$$LGD_{t_i} = ELBE_{t_i}^E - \hat{\Delta}_{p^*}^E(t_i) \forall t_i \in (0, T], i \in \{1, \dots, n\} \quad (7)$$

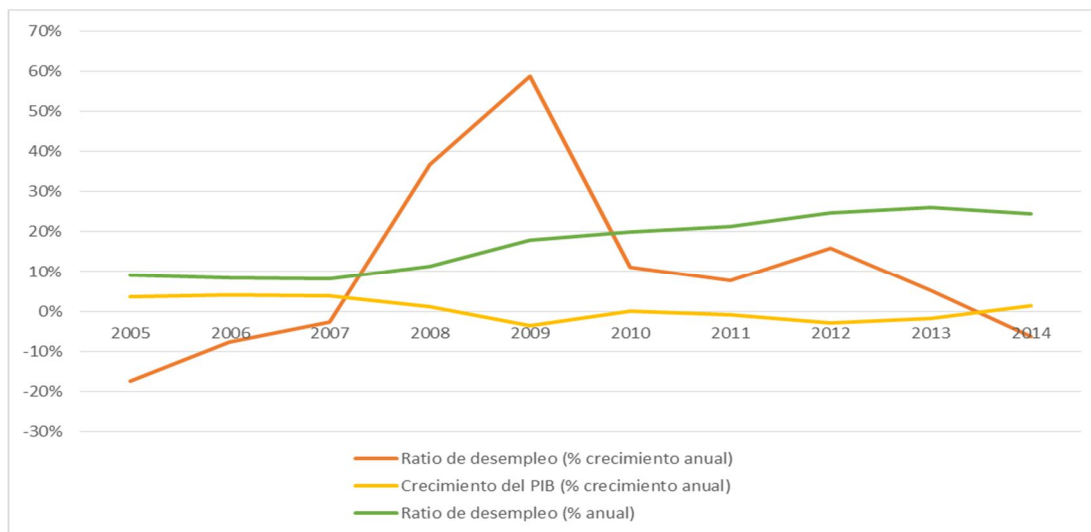
4. Calibración de los modelos

Los modelos descritos se implementan sobre los datos de la cartera hipotecaria de seis entidades bancarias españolas. La base histórica comprende datos de 2005 a 2014, abarcando periodos de bonanza económica, así como periodos de recesión. De este modo, se puede calibrar el modelo de manera más robusta y hacer una comparativa de la cartera hipotecaria de las entidades más representativas del sistema bancario español.

4.1. Definición de conjuntos

En primer lugar, se han definido los conjuntos E e I de referencia para la calibración del modelo. Para ello conviene hacer un análisis del entorno macroeconómico a lo largo del periodo señalado e identificar los años de recesión que se han podido observar. Con este objetivo, se han analizado algunas variables macroeconómicas que se consideran de especial relevancia para la economía española (Gráfico 1).

Gráfico 1. Evolución de variables macroeconómicas en España (2005-2014).



Fuente: Banco Mundial (2019)

Como se puede observar, tanto el porcentaje de crecimiento anual del ratio de desempleo como el del Producto Interior Bruto (PIB) registran un cambio de tendencia en 2008 que se manifiesta con mayor intensidad en 2009. Por otra parte, a pesar de que en el año 2010 los mencionados indicadores no reflejan un cambio significativo, el porcentaje de desempleo continua creciendo, manteniendo la tendencia hasta 2014. Se decide por tanto identificar los años 2009 y 2010 como periodo downturn, también debido a que la cartera hipotecaria tendrá cierto decalaje en el empeoramiento crediticio, es decir, las malas condiciones económicas no provocarán incumplimientos inmediatos pero sí después de un periodo de tiempo, que es el tiempo que los clientes tratarán de evitar el incumplimiento con ahorros u otros instrumentos a su alcance en la medida de lo posible.

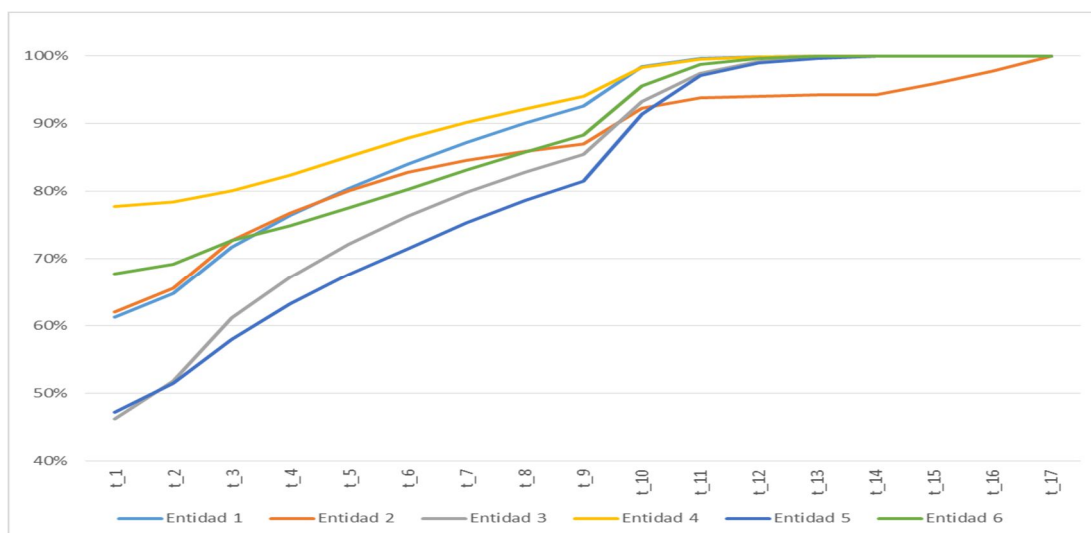
Por otra parte, una muestra de procesos de recuperación de deuda suficientemente observados que recoja condiciones recientes del entorno económico es el periodo que va desde 2012 a 2014. Además, este periodo recoge características de entorno desfavorable observadas respecto al porcentaje anual de desempleo y, en menor medida al crecimiento anual del PIB. Tanto el contener condiciones económicas recientes como el tener aspectos relativos a un entorno desfavorable hacen que el periodo mencionado sea un buen candidato para pertenecer al conjunto I . De este modo se construye el conjunto I , con los datos relativos a hipotecas incumplidas en los años 2009, 2010, 2012, 2013 y 2014.

Por último, el conjunto E ha de recoger aquellos incumplidos bastante recientes pero suficientemente observados tras su incumplimiento. Por este motivo se ha decidido construir este conjunto a partir del periodo 2009 a 2012.

4.2. Presentación de resultados

Tras la calibración de los modelos en función de los conjuntos de referencia definidos, se obtienen los siguientes resultados.

Gráfico 2. ELBE de entidades españolas por tiempo en incumplimiento.

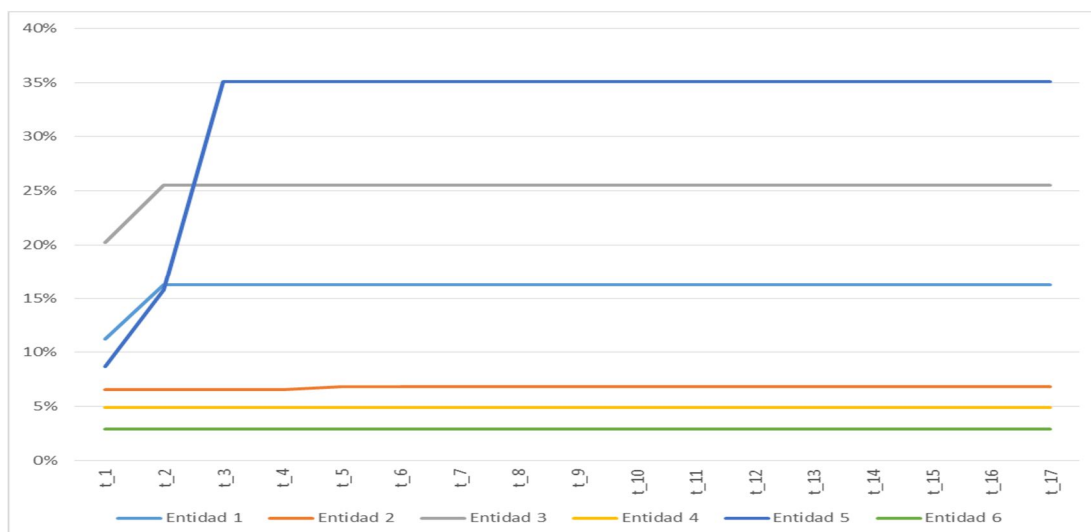


Fuente: Elaboración propia.

El gráfico 2 refleja que las políticas de concesión y seguimiento internas de cada entidad son diferentes. La pérdida esperada de la entidad 4 resulta más elevada, por lo que su perfil crediticio es, en inicio, peor que las competidoras. Se entiende que esta entidad asumió más riesgo en la concesión de préstamos hipotecarios. Por otro lado, la entidad 5 que, al principio del incumplimiento está mejor situada, es decir, con una estimación de pérdidas esperadas más baja, converge a 100% a mayor velocidad que las anteriores. Algo similar sucede con la entidad 3. Todas las entidades convergen más o menos en torno al momento temporal t_{10} , que corresponde con 2 años posteriores al incumplimiento. La excepción a esta regla es la Entidad 2, que alcanza cierta estabilidad en dicho momento temporal pero termina de converger en el momento t_{17} , que corresponde con 10 años después del incumplimiento. La velocidad de convergencia a 100% está básicamente influenciada por la efectividad de las políticas implementadas en cada entidad con respecto a la recuperación de la deuda.

Por último, calculamos el suplemento al que se impone una monotonía creciente, es decir, la pérdida inesperada estimada para cada entidad, como la volatilidad observada en la evolución de los procesos de recuperación a lo largo del tiempo de incumplimiento. En particular, la volatilidad observada es la del periodo de recesión y el periodo más reciente observado, aquellos recogidos en el conjunto I .

Gráfico 3. Add-on de entidades españolas por tiempo en incumplimiento.

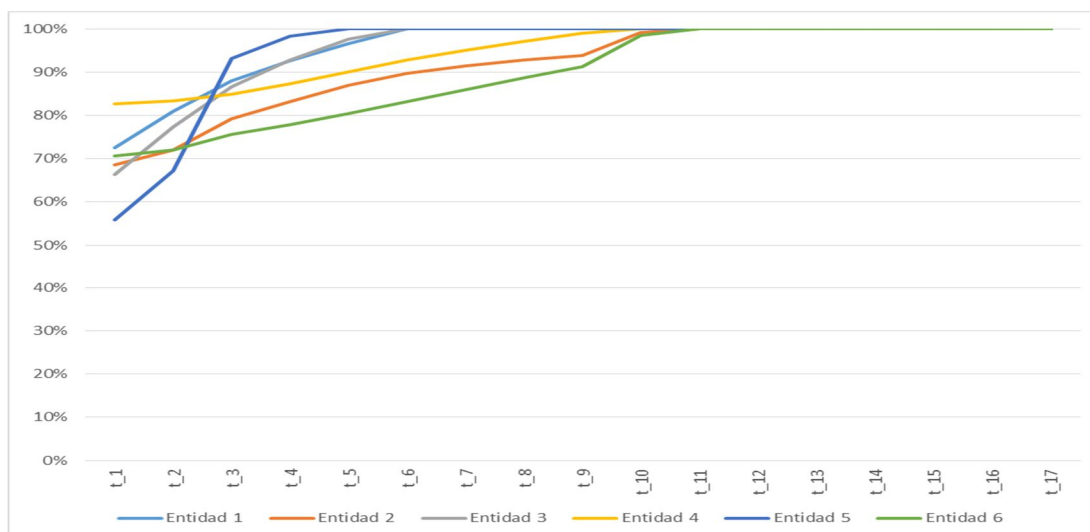


Fuente: Elaboración propia.

El gráfico 3 muestra como los niveles estimados son sustancialmente distintos. La entidad 5 que comenzaba mejor posicionada en términos de pérdida esperada, es la que más volatilidad refleja y, por tanto, a la que le corresponde una mayor pérdida inesperada. De nuevo, la entidad 3 también se ve afectada por este fenómeno observado, aunque a un nivel menor. Sin embargo, la entidad 4 que empezaba significativamente peor posicionada en cuanto a pérdida esperada se refiere, tiene un nivel de pérdida inesperada bastante bajo. Cabe también reseñar que, en cualquier caso, siempre se estima una pérdida inesperada no nula, tal y como se interpreta de la documentación regulatoria vigente al respecto.

Las curvas de LGD in-default resultantes tras la suma de los dos conjuntos de curvas, correspondientes a la ELBE y al suplemento que recoge la estimación de pérdidas inesperadas, se presentan en gráfico 4.

Gráfico 4. LGD in-default de entidades españolas por tiempo en incumplimiento.



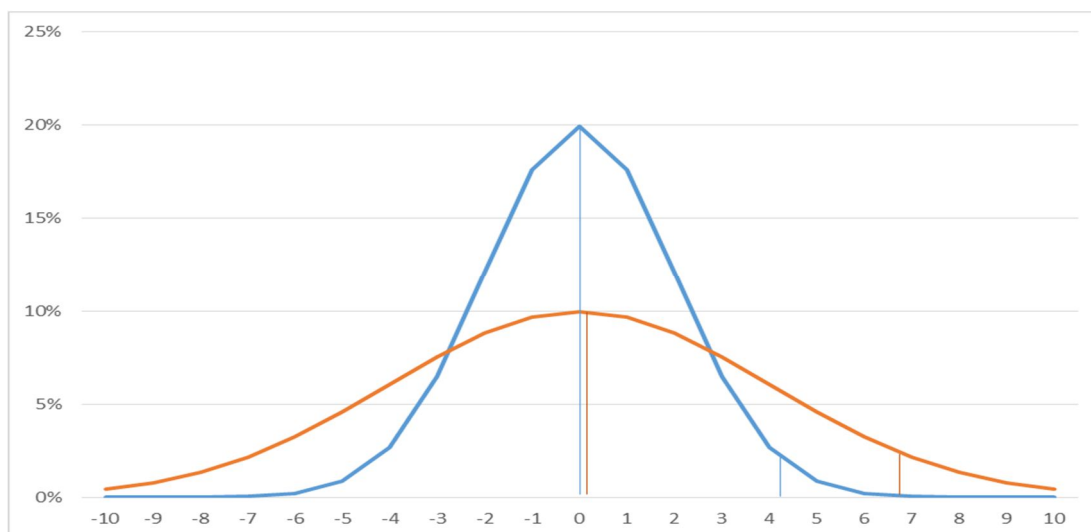
Fuente: Elaboración propia.

El gráfico 4 muestra como los niveles de LGD in-default para cada entidad cambian de manera notoria respecto a los niveles de pérdida esperada reflejados por la ELBE. Esto es consecuencia y va en línea con lo comentado previamente respecto al suplemento de pérdida inesperada. Para este parámetro, la monotonía deseada se consigue y, la convergencia a 100% se da de manera más rápida que para la ELBE, debido a que se parte de niveles más elevados de pérdidas y también a que la convergencia se acelera en entornos de recesión, efecto que viene recogido en la estimación del suplemento de pérdida inesperada.

Es importante destacar que, mientras la pérdida esperada (ELBE) es generalmente menor para la entidad 1 que para sus competidoras, la pérdida inesperada, expresada por el add-on, es la de mayor magnitud. Esto es, la media de la distribución de pérdidas es más baja pero la desviación de la distribución es más elevada que en otras entidades. Al contrario, para la entidad 4 se observa una pérdida esperada muy alta pero se le estima un suplemento de pérdida inesperada de bajo nivel.

Las distribuciones de pérdidas de las entidades consideradas en el estudio pueden ser representadas mediante una distribución normal, similares a las recogidas en el gráfico 5. La forma de la distribución de la curva naranja reflejaría el comportamiento observado para la entidad 1, la media de la distribución es de bajo nivel, mientras que la desviación es elevada. La curva azul tendría más similitud con la distribución de pérdidas de la entidad 4, la media de la distribución es mayor, sin embargo, la desviación es menor que la observada para la otra entidad.

Gráfico 5. Ejemplos de distribuciones normales.



Fuente: Elaboración propia

Los resultados obtenidos tras la implementación de los modelos de ELBE y LGD in-default propuestos para las carteras hipotecarias de distintas entidades españolas consideradas, van en línea con lo que se podría observar tras la representación de distribuciones normales de pérdidas de distintas medias y desviaciones.

5. Conclusiones

Implementado los modelos A-IRB para exposiciones en incumplimiento, ELBE y LGD in-default desarrollados por Ramos et al. (2018), este trabajo incorpora una nueva propuesta incluyendo una condición de monotonía no estricta en el suplemento que recoge la estimación de pérdida inesperada, de manera que la tendencia estimada recoge mayor conservadurismo y tiene sentido económico. Nuestra aportación mejora la única propuesta concreta existente en la literatura siguiendo estrictamente las directrices regulatorias actuales.

La metodología es aplicada sobre una base de datos que contiene información sobre los procesos de recuperación de la deuda de préstamos hipotecarios incumplidos de seis entidades significativas españolas que suponen una excelente representación de la industria bancaria española. Los resultados son bastante clarificadores en cuanto a distribución de pérdidas. Las entidades que en principio parecen ser más arriesgadas en políticas de concesión tienen una estimación de pérdidas esperadas elevada, mientras que la estimación de pérdidas inesperadas es reducida con respecto a las competidoras. Por el contrario, las entidades más restrictivas en la concesión de préstamos, presentan una estimación de pérdidas esperadas más baja, sin embargo, las pérdidas inesperadas estimadas son superiores. Estos resultados están alineados

con la tendencia esperada al analizar los distintos tipos de distribuciones de pérdidas normales que se pueden modelizar teóricamente, donde grandes medias van asociadas a pequeñas desviaciones y viceversa.

6. Bibliografía

Altman, E. (1989). Measuring corporate bond mortality and performance. *Journal of Finance*, 44, 909-922.

Altman, E. y Kalotay, A. (2014). Ultimate recovery mixtures. *Journal of Banking & Finance*, 40, 116-129.

Altman, E., Resti, A., y Sironi, A. (2004). Default recovery rates in credit risk modelling: A review of the literature and empirical evidence. *Economic Notes*, 33(2), 183-208.

Altman, E. y Suggit, H. (2000). Default rates in the syndicated bank loan market: A mortality analysis. *Journal of Banking & Finance*, 24, 224-253.

Banco Mundial (2019): World Bank Open Data, <https://databank.worldbank.org/data/home.aspx>

Basel Committee on Banking Supervision (2006). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework. Comprehensive Version. BIS.

Betz J., Kellner R. y Roesch D. (2016). What drives the time to resolution of defaulted bank loans? *Finance Research Letters*, 18, 7-31.

Dermine, J. y de Carvalho, C. N. (2006). Bank loan losses-given-default: A case study. *Journal of Banking & Finance*, 30, 1219-1243.

Dermine, J. y de Carvalho, C. N. (2008). Bank loan-loss provisioning, central bank rules vs. estimation: The case of Portugal. *Journal of Financial Stability*, 4(1), 1-22.

Düllmann, K. y Trapp, M. (2004). Systematic risk in recovery rates: An empirical analysis of U.S. corporate credit exposures. EFMA 2004 Basel Meetings Paper.

European Banking Authority (2017). Guidelines on PD estimation, LGD estimation and treatment of defaulted assets. EBA/GL/2017/16.

European Banking Authority (2016). Final Draft Regulatory Technical Standards on assessment methodology for IRB approach. EBA/RTS/2016/03.

European Parliament and Council (2013). Capital Requirements Regulation (CRR) Corrigendum to Regulation (EU) No 575/2013.

Fenech, J. P., Yap Y. K. y Shafik S. (2016). Modelling the recovery outcomes for defaulted loans: A survival analysis approach. *Economic Letters*, 145, 79-82.

Frontczak, R. y Rostek, S. (2015). Modelling loss given default with stochastic collateral. *Economic Modelling*, 44, 162-170.

Frye, J. (2000). Depressing recoveries. *Risk*, 13(11), 108-111.

Greene, W. H. (1993). *Econometric Analysis*. MacMillan.

Gürtler M. y Hibbeln M. (2013). Improvements in loss given default forecasts for bank loans. *Journal of Banking & Finance*, 37, 2354-2366.

Kim, M. (2006). Downturn LGD, Best Estimate of Expected Loss, and Potential LGD under Basel II: Korean Experience. *Journal of Economic Research*, 11, 203-223.

Krüger, S., Oehme T., Rösch, D. y Scheule, H. (2018). A copula sample selection model for predicting multi-year LGDs and Lifetime Expected Losses. *Journal of Empirical Finance*, 47, 246-262.

Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance*, 29, 449-470.

Ramos, M., Partal, A. y Fernández-Aguado P. (2018). Proposal on ELBE and LGD in-default: Tackling Capital Requirements after de financial crisis. European Central Bank Working Paper Series. No. 2165.

Weissbach, R. y Von Lieres und Wilkau, C. (2010). Economic Capital for Non-Performing Loans. *Financial Markets and Portfolio Management*, 24(1), 67-85.

Zhang, J. y C. Thomas, L. (2012). Comparisons of linear regression and survival analysis using single and mixture distributions approaches in modelling LGD. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 204-215.