PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL ECUADOR
FACULTAD DE ECONOMÍA Y GESTIÓN EMPRESARIAL
CARRERA ECONOMÍA

Trabajo de Integración Curricular previo a la obtención del título de Economista

Artículo Académico

Relación territorial entre la inseguridad y morosidad en el sistema financiero de Ecuador (2023–2025)

John Estiven Bolaños Mejia
jebolanos@puce.edu.ec

Director/a: Andrea Elizabeth Bedoya Ramos
aebedoya@puce.edu.ec

Junio de 2026

Resumen

Esta investigación analiza la relación territorial entre la inseguridad y la morosidad en el sistema financiero ecuatoriano durante 2023–2025. Se utilizaron datos mensuales provinciales para la banca privada y para las cooperativas de ahorro y crédito (segmentos 1, 2 y 3 y mutualistas). La inseguridad se midió mediante un índice sintético construido con homicidios, extorsión, secuestro, privación arbitraria de la libertad y secuestro extorsivo. La estimación se realizó mediante modelos dinámicos System GMM con tres especificaciones: contemporánea, rezagada un mes y promedio móvil de tres meses. Los resultados evidencian persistencia temporal de la morosidad. Los coeficientes de la morosidad rezagada oscilaron entre 0,52 y 0,55 en banca privada y entre 0,76 y 0,79 en el sector financiero popular y solidario. El índice de inseguridad no fue significativo al 5% en ninguna especificación global y los delitos individuales tampoco mostraron significancia estadística. Las correlaciones exploratorias revelaron asociaciones positivas, negativas y no significativas según provincia y tipo de entidad. Aunque las pruebas AR (2) fueron favorables, las pruebas Sargan/Hansen rechazaron la validez conjunta de los instrumentos, por lo que los resultados deben interpretarse con cautela y no como evidencia causal definitiva sobre el efecto global de la inseguridad.

Palabras clave: Morosidad financiera (JEL: G21); inseguridad territorial (JEL: K42); System GMM (JEL: C33); banca privada (JEL: G21); sector financiero popular y solidario (JEL: G23).

Abstract

This study examines the territorial relationship between insecurity and loan delinquency in Ecuador's financial system during 2023–2025. Monthly provincial data were used for private banks and for credit unions in segments 1, 2, and 3, together with mutual associations. Insecurity was measured through a composite index constructed from homicide, extortion, kidnapping, arbitrary deprivation of liberty, and extortive kidnapping indicators. Dynamic System GMM models were estimated under three specifications: contemporaneous insecurity, insecurity lagged by one month, and a three-month moving average. The results show temporal persistence of delinquency in both financial subsystems. The coefficient of lagged delinquency ranged from 0.51 to 0.55 in private banking and from 0.76 to 0.79 in the popular and solidarity financial sector. The insecurity index was not statistically significant at the 5% level in any global specification, and individual crime indicators were also insignificant. Exploratory correlations revealed positive, negative, and non-significant associations across provinces and institutional types. Although the AR (2) tests were favorable, the Sargan/Hansen tests rejected the joint validity of the instruments. Therefore, the findings should be interpreted cautiously and not as definitive causal evidence regarding the global effect of insecurity on loan delinquency within the analyzed period and the estimated dynamic panel specifications overall.

Keywords: Loan delinquency (JEL: G21); territorial insecurity (JEL: K42); System GMM (JEL: C33); private banking (JEL: G21); popular and solidarity financial sector (JEL: G23)

Introducción

La inseguridad es un fenómeno que comprende violencia letal, delitos contra las personas, delitos patrimoniales y formas de cohesión económica que alteran en la vida cotidiana, la movilidad, el uso de espacio y la actividad económica (Pérez et al., 2024). De acuerdo con la clasificación internacional de delitos de la oficina de las Naciones Unidas contra la droga y el delito (UNODC) (2023), la violencia letal constituye una de las expresiones más visibles y se refiere a los homicidios intencionales; los delitos contra las personas que incluyen agresiones, secuestros y amenazas; los delitos patrimoniales que abarcan robos, hurtos y otros afectaciones sobre bienes y recursos; y las formas de cohesión económica que comprenden prácticas como la extorsión, el cobro de "vacunas" y otras exigencias ilícitas que inciden de manera directa sobre ingresos y gastos.

En América Latina y el Caribe, el *InSigth crime* (2025) reportó que al menos 121.695 personas fueron asesinadas en la región durante el 2024, y que la tasa mediana de homicidios se ubicó alrededor de 20,2% por cada 100,000 habitantes, un nivel similar al observado en 2023. En 2024, los aumentos más notorios de la tasa de homicidios se concentraron en el Caribe, con casos destacados como Surinam con más de 382,3% y Barbados con más de 138,0%. En América Latina, Perú figuró entre los países con incrementos, con una variación mayor de 35,9%. Al mismo tiempo, varios países latinoamericanos registraron reducciones en sus tasas de homicidio. Honduras presentó una disminución del 26,5%, El Salvador de 20,8% y Bolivia del 16,7%, mientras que Brasil y Paraguay, mostraron descensos más moderados, de 5,4% y 5,3%, respectivamente. No obstante, el balance regional mantuvo focos de violencia, asociado a pandillas, mercados, ilegales, tráfico de armas y disputa territoriales. La inseguridad de regional es un fenómeno heterogéneo, con intensidad distintas entre subregiones y con vínculos recurrentes con economías criminales (Cavalari et al., 2025).

La composición de los homicidios también mostró diferencias entre el continente americano y el promedio mundial. La UNODC (2023), indicó que el 50% de los homicidios en el continente americano estuvieron conectados con crimen organizado, frente a 24% a escala global. Esta diferencia sugiere que, en la región, una fracción mayor de la violencia letal se relacionó con disputas entre grupos, criminales, pandillas, mercados, ilícitos y control territorial. En consecuencia, el análisis de la inseguridad regional requiere ir más allá del conteo, agregado de homicidios y considerar el peso que tienen las estructuras criminales en la producción de violencia, así como los efectos que estas generan sobre movilidad, empleo, comercio, uso del tiempo e ingresos de hogares y pequeñas unidades económicas (UNODC, 2023).

El Banco Interamericano de Desarrollo (BID)(2024), señaló que, para 22 países de América Latina y el Caribe, los costos directos del crimen y la violencia representaron 3,44% del Producto Interno Bruto (PIB) en 2022; dentro de esa cifra, los costos privados correspondieron a 1,6% del PIB, los costos públicos a 1,08% y las pérdidas de capital humano a 0,76%. Esta aproximación permitió tratar la inseguridad, no solo como un conjunto de delitos consumados, sino también como un entorno que generó gasto en seguridad por parte de empresas y hogares, así como un gasto público en la prevención del delito, con efectos sobre individuos, empresas y gobiernos (Pérez et al., 2024).

Pérez et al. (2024) y Goldberg et al. (2014) señalaron que el crimen y la violencia, alteraron, decisiones de inversión, funcionamiento, protección y permanencia en determinadas actividades o territorios. Para América Latina y el Caribe, estos autores reportaron que las firmas destinaron, um promedio del 1,9% de sus ventas anuales, a gastos de seguridad, y que, cerca de un tercio identificó al crimen como un obstáculo para sus operaciones. En Ecuador, Goldberg et al. (2014) mostraron que los costos directos de seguridad representaron 1,2% de las ventas anuales y que las pérdidas por robo y vandalismo equivalieron a 0,4% de las ventas. En el caso de las personas y los hogares, la inseguridad, también afectó, horarios, desplazamientos, continuidad de

actividades y gasto preventivo, lo que vínculo el problema de seguridad con el comportamiento económico cotidiano (Banco Mundial, 2017)[1].

El sistema financiero cumple una función de intermediación entre los agentes con excedentes de recursos y agentes con necesidades de financiamiento, por lo que su desempeño incide de forma directa sobre la economía real a través de la movilización del ahorro, la asignación del crédito y el financiamiento del consumo y la inversión (Superintendencia de Bancos, 2025). El banco mundial (2012), señala que los sistemas financieros facilitan la movilización de recursos, la asignación del capital, la administración del riesgo y el intercambio de bienes y servicios, mientras que el Banco de Pagos Internacionales (BIS) (2019) ha destacado que las condiciones de los balances bancarios influyen sobre la oferta de crédito y, con ello, sobre la actividad económica de hogares y empresas. La morosidad se constituye un indicador relevante de la calidad de la cartera crediticia, ya que expresa la proporción de los créditos improductivos[2] en relación con la cartera total (Superintendencia de Bancos, 2025).

Alfaro et al. (2010) encontraron que el ingreso familiar en Chile constituyó el predictor más consistente del incumplimiento tanto en deuda hipotecaria como en deuda de consumo. El mismo estudio mostró que la relación de servicio de la deuda fue relevante para explicar el incumplimiento en la deuda de consumo. Este indicador mide la proporción del ingreso del lugar destinado al pago de obligaciones financieras; por ello, un aumento de esta relación implica una mayor carga financiera y una menor capacidad para absorber reducciones de ingreso o gastos imprevistos. La inseguridad alteró ingresos, empleo, continuidad de actividades o gastos corrientes, también pudo incidir sobre la capacidad de pago de hogares y prestatarios (Banco Mundial, 2017).

En Ecuador, el Ministerio del Interior (2025) explicó que la extorsión, el secuestro extorsivo, el cobro de “vacunas”, los robos, violentos y otras formas de cohesión económica, afectaron de manera directa la circulación de dinero, bienes y decisiones de gasto. El Banco Interamericano de Desarrollo (BID) (2024) mostró que la extorsión operó como una extracción de renta sobre hogares, comerciantes y pequeñas unidades económicas, mediante pagos, coercitivos, amenazas o costos de protección. Cuando una parte del ingreso se destina a cubrir pérdidas, protección o pagos ilícitos, disminuye el margen disponible para atender obligaciones crediticias. En ese sentido, la conexión entre inseguridad y morosidad no depende únicamente de homicidios, sino también de delitos que afectan la forma inmediata la liquidez (BID, 2024).

La inseguridad presentó una distribución territorial diferenciada en Ecuador. Guevara et al. (2025), con información de 218 cantones para el periodo 2015 – 2021, identificaron clústeres, espaciales de criminalidad, “islas de crimen” y efectos de contagio territorial. El estudio también reportó que, en 2021, la tasa nacional de homicidios alcanzó el 12,05 por cada 100.000 habitantes y qué varios cantones de la costa y de frontera superaron 30 homicidios por 100,000 habitantes. Además, incorporó la variable *serious complaints*, que agrupó denuncias graves relativas a extorsión, cobro, ilegal de dinero, crimen organizado, lavado de activos, secuestro para obtener rescate, tráfico, ilícito de armas, tráfico de sustancias y trata de personas (Guevara et al., 2025).

El Observatorio Ecuatoriano de Crimen Organizado (OECO) y la *Pan American Development Foundation* (PADF) registraron durante el primer semestre de 2025, 4.619, homicidios intencionales en el país y una tasa del 25,51 por cada 100.000 habitantes. A nivel provincial, las tasas más altas correspondieron a Los Ríos, con 61,32 de homicidios por cada 100.000 habitantes y 600 casos; Guayas, con 47,81, y 2.289 casos; El Oro, con 42,10 y 317 casos; Orellana con 34,69 y 68 casos; Manabí con 33,12 y 568 casos; Sucumbíos, con 32,82 y 46 casos y Esmeraldas con 31,06 y 188 casos. Estas provincias se ubicaron, principalmente en la Costa, la Amazonia y zonas de articulación fronteriza y logística del país. Además, Guayas concentró, cerca de la mitad

[1] Los resultados sobre afectación económica de las firmas provinieron de los trabajos de Perez et al. (2024) y Goldberg et al. (2014), elaborados a partir de información de las encuestas *Enterprise Surveys y Compete Caribbean* para América Latina y el Caribe.

[2] Los créditos improductivos son aquellos préstamos cuyo comportamiento de pago se ha deteriorado y que, por tanto, dejan de generar el flujo normal esperado para la entidad financiera; en términos operativos, comprenden la cartera vencida y la cartera que no devenga intereses.

de los homicidios, registrados en el periodo, al reunir 2.289 de los 4.619 casos contabilizados a nivel nacional (OECO y PADF, 2025).

Entre 2022 y 2025 la extorsión se consolidó en Ecuador como una de las expresiones más visibles de la cohesión económica asociada al crimen organizado. El Ministerio del Interior (2025) reportó que los casos de extorsión pasaron de 8.399 en 2022 a 23.087 en 2024, lo que equivale a un incremento acumulado de 174,9%. Hasta mayo de 2025[3], se contabilizaron 6.436 casos. El mismo informe señaló que la extorsión, junto con el secuestro y el secuestro extorsivo, mantuvieron una vinculación directa o conexa con el fortalecimiento de estructuras armadas organizadas. En la misma línea, el Observatorio Ecuatoriano de Crimen Organizado (2025) indicó que este delito operó como una fuente de financiamiento y como un mecanismo de control territorial, mediante prácticas como el cobro de "derecho de piso", las amenazas y otras formas de presión sobre actividades económicas y vida cotidiana. En este contexto, la extorsión puede ser tratada como una forma de inseguridad con incidencia económica directa, en la medida en que afectó ingresos, liquidez y decisiones de gastos de hogares, comerciantes y pequeñas unidades productivas (Ministerio del Interior, 2025; OECO, 2025).

Los estudios sobre morosidad financiera identificaron, patrones que permiten vincular el deterioro del entorno económico con el comportamiento de pago. Klein (2013) encontró que los créditos improductivos[4] reaccionaron a variaciones del crecimiento del PIB, el desempleo y la infracción, mientras que Nkusu (2011) documentó vínculos entre deterioro de cartera y desempeño macroeconómico en economías avanzadas. A nivel de hogares, Alfaro y Gallardo (2012) para Chile y Landaberry (2016) para Uruguay identificaron al ingreso, la relación entre ingreso y gasto y la carga financiera como determinantes del incumplimiento. Para Ecuador, Ocaña (2017) reportó una relación entre la cartera subestándar[5] y el desempleo. De forma complementaria, Díaz Flores (2018) encontró para 15 bancos privados ecuatorianos, que el rezago de la morosidad presentó coeficientes positivos, mientras que el crecimiento del PIB mostró coeficientes negativos, en cambio, el desempleo y la tasa de interés mantuvieron una relación positiva con la morosidad. Esto significa que, si la calidad de la cartera presenta un comportamiento persistente[6], los niveles de morosidad de periodos anteriores tienden a trasladarse al periodo actual. En este sentido, la inseguridad pudo afectar esas variables al reducir riesgos, alterar la continuidad de actividades económicas, incrementar gastos corrientes asociados a protección, victimización o coerción económica, y debilitar las condiciones locales de funcionamiento económico (Goldberg et al., 2014; Ministerio del Interior, 2025; Pérez et al., 2024).

En Ecuador, la morosidad financiera mostró una distribución territorial diferenciada en 2025. En la banca privada, la tasa nacional se ubicó en el 3,18%, pero su comportamiento por regiones no fue homogéneo. en la Amazonia se observaron algunos de los niveles más altos, particularmente en Napo (9,36%), Pastaza (6,98%) y Sucumbíos (6,82%). En la Costa también se registraron tasas elevadas en Esmeraldas (6,24%) y Santa Elena (6,01%), mientras que, en la Sierra, los niveles más altos fueron comparativamente menores. En el sector financiero, popular y solidario, la heterogeneidad territorial fue más marcada y varió según el segmento institucional[7]. En el segmento 1, las tasas más altas se localizaron principalmente en la Costa, con Esmeraldas (19,38%), Guayas (13,30%), Los Ríos (12,56%), Santo Domingo de los Tsáchilas (11,74%) y Santa Elena (11,08%). En el segmento 2, la distribución combinó, provincias, amazónicas y costeras, con Pastaza (13,42%),

[3] Hasta la presente entrega del presente artículo no se han publicado informes actualizados de Boletín de Análisis: "Economías Criminales y Ciberdelincuencia"

[4] Los créditos improductivos son aquellos préstamos cuyo comportamiento de pago se ha deteriorado y que, por tanto, dejan de generar el flujo normal esperado para la entidad financiera; en términos operativos, comprenden la cartera vencida y la cartera que no devenga intereses.

[5] La cartera subestándar corresponde al conjunto de créditos clasificados en las categorías C, D y E, es decir, operaciones con un nivel de riesgo superior al riesgo normal y al riesgo potencial, lo que refleja un deterioro en la calidad de la cartera.

[6] La persistencia de una variable en el tiempo se refiere a la tendencia de sus valores actuales a depender de sus valores pasados.

[7] Las cooperativas de ahorro y crédito del Sector Financiero Popular y Solidario se clasifican por segmentos de acuerdo con el saldo de sus activos. De acuerdo con la normativa vigente, el Segmento 1 agrupa a las cooperativas con activos superiores a USD 80 millones; el Segmento 2, a las que registran activos mayores a USD 20 millones y hasta USD 80 millones; el Segmento 3, a las que poseen activos mayores a USD 5 millones y hasta USD 20 millones; el Segmento 4, a las que tienen activos mayores a USD 1 millón y hasta USD 5 millones; y el Segmento 5, a las entidades con activos de hasta USD 1 millón, incluidas cajas de ahorro, bancos comunales y cajas comunales.

Sucumbíos (11,98%), Esmeraldas (11,17%), El Oro (10,46%) y Santo Domingo de los Tsáchilas (9,89%). En el segmento 3, la mayor tasa se registró en Santo Domingo Tsáchilas (32,06%), seguida de Esmeraldas (14,80%), Napo (13,33%), Sucumbíos (12,60%) y Bolívar (11,13%). Por su parte, en las mutualistas, las tasas más altas se observaron en Morona Santiago (35,63%), Guayas (20,43%), Santa Elena (19,92%), Pastaza (12,57%) y Santo Domingo de los Tsáchilas (12,25%).

Esta distribución territorial de la morosidad se ubicó en un contexto en el que la inseguridad, tanto en América Latina como en Ecuador, no se redujo a la violencia letal, sino que también comprendió, extorsión, secuestro, robos, violentos, y otras formas de coerción con incidencia económica sobre hogares, personas y actividades productivas (Pérez et al., 2024; Guevara Rosero et al., 2025; OECO y PADF, 2025). De manera complementaria, la literatura sobre incumplimiento financiero señaló que la morosidad respondió a variables asociadas con la capacidad de pago, entre ellas, el ingreso, el empleo, la carga financiera y el entorno macroeconómico (Alfaro et al., 2010; Klein, 2023; Nkusu, 2011; Ocaña Mazón, 2017; Díaz Flores, 2018). Para el caso ecuatoriano, la evidencia presentada demostró que tanto la inseguridad como la morosidad exhibieron diferencias territoriales observables: en el primer caso, mediante patrones especiales del crimen y mayores tasas de homicidios en determinadas provincias; en el segundo, mediante variaciones provinciales en banca privada, el sector financiero, popular y solidario y las mutualistas (Guevara Rosero et al., 2025; OECO y PADF, 2025; Superintendencia de Bancos, 2025); sin que exista evidencia empírica que establezca con precisión si las provincias con mayores niveles de inseguridad registraron también mayores niveles de morosidad financiera durante el periodo 2023 – 2025.

Aunque la literatura revisada mostró, por un lado, que la inseguridad pudo afectar ingresos, liquides, continuidad de actividades y costos corrientes, y, por tanto, que la morosidad, respondió a variables como ingreso, empleo y carga financiera (Alfaro et al., 2010; Pérez et al., 2024; Díaz Flores, 2018); estos dos fenómenos han estudiado de manera separada. En consecuencia, no se ha establecido con precisión si las diferencias provinciales en los niveles de inseguridad se asociaron con diferencias provinciales de la morosidad financiera, tanto en la Banca Privada como en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1, 2, 3 y Asociaciones Mutualistas para el Desarrollo y Crédito para la Vivienda, durante el periodo 2023 – 2025.

A partir de este vacío, la presente investigación identificará en qué medida, los niveles provinciales de inseguridad (homicidios, intencionales, extorsión, secuestros, secuestro, extorsivo) se asocian con la morosidad de la Banca Privada, Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento, 1, 2, 3 y Asociaciones Mutualistas de Ahorro y Crédito para la Vivienda en Ecuador durante el periodo 2023 - 2025. Para ello, se empleará un modelo de panel dinámico, estimado mediante el Método Generalizado de Momentos en Sistema (System GMM), el cual permitirá incorporar la persistencia temporal de la morosidad, controlar la heterogeneidad no observada entre provincias y estimar la asociación entre los cambios en los niveles de inseguridad y las variaciones en la mora a lo largo del tiempo. No obstante, los resultados deberán interpretarse con cautela, ya que el modelo permitirá identificar asociaciones estadísticas, pero no establecer una relación causal; además de que no se han incorporado factores territoriales como pobreza, empleo, formalidad o estructura productiva, que también inciden sobre ambas variables.

La presente investigación se divide en introducción, revisión de literatura, metodología, resultados y discusión. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones.

Revisión de literatura

La relación territorial entre inseguridad y morosidad financiera se articula conceptualmente a partir de tres tradiciones analíticas: la economía del crimen, la sociología del territorio y la literatura sobre vulnerabilidad económica y comportamiento financiero. Está estructura explica por qué las actividades delictivas pueden surgir bajo determinados incentivos, dado que tienden a concentrarse en espacios específicos y sus efectos pueden

trasladarse a las condiciones materiales de hogares, empresas productivas y deudores del sistema financiero. Estos enfoques no operan como explicaciones aisladas, sino como niveles complementarios de un mismo problema: la inseguridad como fenómeno territorial y la morosidad como resultado financiero asociado a restricciones, choques y vulnerabilidades económicas.

Crimen, inseguridad y territorio como problema económico

La economía del crimen de Becker (1968) analiza la inseguridad como marco de decisión económica mediante la conducta delictiva que no se reduce a una desviación moral o psicológica, sino que puede ser analizada como una elección en la que intervienen beneficios esperados, costos, probabilidad de aprehensión, sanción y recursos destinados al control del delito. Desde esta perspectiva, el crimen genera daños sociales y que las políticas de control deben considerar tanto los costos del delito como los costos de prevenirlo, perseguirlo y sancionarlo. En este marco, se plantea una función de pérdida social que incluye los daños producidos por las ofensas, los costos de aprehensión y condena, y los costos sociales derivados del castigo.

El mismo autor distingue entre delitos contra personas, propiedad, bienes y servicios ilegales, gastos públicos de persecución y costos privados de protección mediante los costos económicos del crimen. En ese sentido, la inseguridad puede modificar las decisiones económicas de los agentes porque introduce costos adicionales y altera las expectativas de los hogares y las personas. Esto genera una reorientación de recursos que podrían destinase a consumo, inversión o pago de obligaciones.

Shaw y McKay (1969) amplían la explicación desde el individuo hacia la organización del espacio como un conjunto. A partir del estudio, las tasas de delincuencia en relación con las características diferenciales de las comunidades locales en ciudades estadounidenses. Desde esta perspectiva la criminalidad que se distribuye de manera desigual en el territorio y dicha distribución se relaciona con rasgos de organización social, movilidad residencial, condiciones económicas y estructura comunitaria. Este enfoque incorpora la dimensión territorial en la reproducción de las conductas delictivas. Mientras Becker ubica el énfasis en la elección del agente, Shaw y McKay se sitúan en la estructura del espacio social donde la conducta delictiva se vuelve más probable, persistente o concentrada.

La teoría de las actividades rutinarias de Cohen y Felson (1979) introduce otros elementos que no contemplan los anteriores autores. En lugar de centrarse en las características del ofensor, su análisis se dirige hacia las circunstancias en las que se ejecutan los delitos o las agresiones. Su planteamiento sostiene que la ocurrencia del delito requiere la convergencia en tiempo y espacio de tres elementos: un ofensor motivado, un objetivo adecuado y la ausencia de guardianes capaces de impedir la infracción. Este planteamiento indica que los actos criminales requieren que se cumplan esos tres elementos y que los cambios en las actividades rutinarias pueden aumentar las oportunidades delictivas sin requerir un aumento en las motivaciones criminales o por la naturaleza del propio entorno.

Cohen y Felson, no niegan la existencia de incentivos de Becker, pero desplaza el centro hacia las oportunidades situacionales. Frente a Shaw y McKay (1969), abordan una explicación más dinámica: el delito depende de la organización temporal y espacial de la vida cotidiana. Este enfoque incorpora los conceptos de ritmo, tiempo y sincronización para analizar cómo la estructura temporal de las actividades humanas incide en las oportunidades de aumento en actos delictivos. De esta forma, la inseguridad no solo se asocia a territorios con debilidades estructurales, sino también a la forma en que personas, bienes, comercios y viviendas se distribuyen en el espacio y en el tiempo.

La principal conexión de Cohen y Felson (1979) es la inseguridad con la exposición de actividades económicas. Dado que en ciertos territorios pueden experimentar mayores niveles de riesgo en hogares, negocios y actividades productivas porque las actividades rutinarias determinan la visibilidad, accesibilidad y vulnerabilidad de servicios y productos. Su explicación da paso a un análisis territorial de la morosidad, ya que los territorios

con mayores niveles de inseguridad y delitos pueden enfrentar mayores costos de protección y generar interrupciones en actividades económicas o pérdida de ingresos de hogares y familias.

Sampson, Raudenbush y Earls (1997) introducen la eficacia colectiva. Las diferencias que existen entre barrios con mayor violencia no se explican únicamente por la composición demográfica de sus habitantes, sino por la capacidad de las comunidades para realizar valores comunes y mantener controles sociales efectivos. La eficacia colectiva se define como cohesión social entre vecinos combinada con disposición a intervenir a favor del bien común, por el contrario, aún después de controlar las características individuales y violencia previa, se observan variaciones entre los barrios, debido a la mayor eficacia colectiva que se asocia con menores niveles de violencia.

La eficacia colectiva se complementa con el enfoque de Shaw y McKay (1969) al determinar el mecanismo social que vincula la característica del territorio con violencia. Mientras la desorganización social se centra en las condiciones estructurales del territorio, Sampson et al. (1997) incorpora la capacidad de acción colectiva como elemento mediador de esta relación. En lugares donde se concentra la pobreza e inestabilidad no operan solamente como atributos del espacio, sino que erosiona o limitan los mecanismos informales de control social. Desde la noción de la eficacia colectiva, la capacidad de los residentes para controlar procesos grupales y señales visibles de desorden constituye un mecanismo que influye en las oportunidades de crimen interpersonal. Es por eso que la concentración territorial de la violencia se explica por la interacción entre desventaja social, estabilidad residencial, cohesión social y la disposición comunitaria a intervenir (Sampson et al. 1997).

Por tanto, la inseguridad puede entenderse como un fenómeno multicausal. Becker (1968) aporta la explicación económica de la conducta delictiva; Shaw y McKay (1969) sitúan el problema en la estructura territorial; Cohen y Felson (1979) explican las oportunidades delictivas a partir de las actividades rutinarias y Sampson et al. (1997) incorporan la eficacia colectiva como mecanismo de control social. En conjunto, estas perspectivas se complementan al examinar diferentes niveles de análisis como la decisión individual y sus costos sociales, la estructura territorial, las oportunidades situacionales y la capacidad colectiva para ejercer control social.

Vulnerabilidad económica, crédito y morosidad financiera

El World Development Report (2001) amplía la noción de pobreza más allá del ingreso y la relaciona con vulnerabilidad, exposición al riesgo, inseguridad económica y violencia. El informe sostiene que la vulnerabilidad frente a eventos externos como enfermedad, violencia, choques económicos y desastres naturales refuerza las condiciones de privación material y debilita la posición de negociación de los hogares. Bajo este enfoque, la violencia no opera únicamente como un problema de seguridad pública, sino como un riesgo que afecta la estabilidad económica de los hogares.

El World Development Report (2001) reconoce la seguridad como un componente del bienestar y de la reducción de la pobreza, debido a que permite disminuir la vulnerabilidad de los hogares frente a enfermedades, choques económicos, desastres y episodios de violencia. Una menor exposición a estos riesgos favorece la continuidad de las inversiones en capital humano y el desarrollo de actividades de mayor retorno. Desde esta perspectiva, los territorios afectados por la violencia o la inseguridad pueden presentar condiciones económicas más frágiles, especialmente cuando los hogares y los negocios enfrentan interrupciones de ingresos, mayores gastos preventivos o pérdidas patrimoniales.

El mismo informe vincula vulnerabilidad con acceso financiero. En el capítulo sobre mercados financieros para personas de bajos ingresos, se señala que los servicios de crédito, ahorro y seguro ayudan a manejar riesgos y suavizar el consumo frente a fluctuaciones en ingresos agrícolas, precios, choques económicos y desastres. No obstante, también advierte que los mercados financieros suelen servir mal a los pobres debido a información asimétrica, selección adversa, riesgo moral, falta de colateral y altos costos de transacción en préstamos

pequeños. Esta idea conecta con la morosidad porque el crédito funciona como mecanismo de manejo de riesgo, pero también puede convertirse en una obligación difícil de sostener cuando el ingreso se vuelve inestable.

Stiglitz y Weiss (1981) plantean la teoría del racionamiento crediticio que sustenta los mercados de crédito no se ajustan necesariamente mediante el precio hasta igualar oferta y demanda. En presencia de información imperfecta, aumentar la tasa de interés puede modificar la composición de los solicitantes de crédito y los incentivos de los prestatarios. La tasa de interés actúa como mecanismo de selección y que el aumento de la tasa puede afectar tanto la conducta de los prestatarios como la distribución de los solicitantes, elevando el riesgo promedio de la cartera. Esta teoría introduce una relación directa entre riesgo, selección y comportamiento del crédito. La propuesta de Stiglitz y Weiss complementa con el informe del *World Development Report* porque sitúa el acceso al crédito dentro de la vulnerabilidad y los mecanismos de gestión de riesgo, Stiglitz y Weiss explican por qué el mercado financiero puede restringir el crédito aun cuando existan demandantes dispuestos a pagar tasas más altas. El racionamiento del crédito aparece cuando los bancos prefieren limitar el volumen de préstamos antes que elevar la tasa, debido a efectos de selección adversa y riesgo moral. Esta perspectiva permite incorporar al sistema financiero como actor que responde al riesgo territorial mediante condiciones crediticias, evaluación de riesgo y restricciones de oferta.

Zinman (2014) amplía el marco de Stiglitz y Weiss al revisar teorías y evidencia sobre deuda de los hogares. Su revisión señala que las decisiones de endeudamiento tienen implicaciones para la macroeconomía, la teoría de contratos y la eficiencia de mercados. En su estudio, Zinman sostiene que el uso de deuda determina el costo de oportunidad del consumo o inversión para la mayoría de los hogares y que el endeudamiento constituye un espacio para aplicar modelos de elección intertemporal y teoría de contratos. Su revisión también introduce una tensión teórica: los mercados de crédito pueden producir insuficiencia de préstamos o exceso de deuda organizando los problemas del crédito de consumo en torno a dos preguntas: si los mercados producen asignaciones eficientes y por qué no lo hacen. En su revisión, Zinman identifica mecanismos de suboferta vinculados al poder de mercado, fallas regulatorias e información asimétrica, incluyendo el racionamiento crediticio de Stiglitz y Weiss; y mecanismos de sobreendeudamiento vinculados con selección, riesgo moral, externalidades y sesgos conductuales.

Existe una contraposición de Stiglitz y Weiss con lo aportado por Zinman. Stiglitz y Weiss explican porque puede existir racionamiento y suboferta en los mercados crediticios mediante la información imperfecta y Zinman concluye que la información imperfecta no es el único determinante para generar suboferta, también pueden existir mecanismos de exceso de exceso de deuda bajo condiciones contractuales y conductuales. El mismo autor incorpora una frontera más amplia para explicar la asignación ineficiente del crédito mientras que Stiglitz y Weiss ofrecen una teoría canónica del crédito restringido. Está diferencia se vuelve útil porque ayuda a ver que la inseguridad puede operar desde dos perspectivas: restringiendo oferta crediticia en territorios riesgosos o deteriorando la capacidad de pago de deudores.

Ganong y Noel (2018) permiten profundizar en la relación entre deuda, liquidez e incumplimiento. Su estudio distingue entre las reducciones de las obligaciones de largo plazo, asociadas con la riqueza, y las reducciones de los pagos de corto plazo, vinculadas con la liquidez. Las disminuciones de deuda que incrementan la riqueza habitacional, entendida como el valor de la vivienda que corresponde al hogar después de descontar la deuda hipotecaria pendiente, no tienen efectos sobre el incumplimiento cuando no mejoran su liquidez. En cambio, las extensiones de madurez, que consisten en ampliar el plazo de pago del crédito para reducir las cuotas mensuales, aumentan la liquidez y generan efectos significativos sobre el incumplimiento y el consumo. A partir de estos resultados, los autores plantean que la cuestión central es determinar si el incumplimiento se explica por la falta de efectivo para cubrir los pagos de corto plazo o por la carga total de la deuda de largo plazo.

Ganong y Noel (2018) permiten profundizar la relación entre deuda, liquidez y por incumplimiento. Su estudio distingue entre reducciones de obligaciones de largo plazo, asociadas a riqueza, y reducciones de pagos de

corto plazo, asociadas a liquidez. Las disminuciones de deuda que incrementan la riqueza habitacional, entendida como el valor de la vivienda que corresponde al hogar después de descontar la deuda hipotecaria pendiente, no tienen efectos sobre el incumplimiento cuando no mejoran su liquidez. A partir de estos resultados, los autores plantean que la cuestión central es determinar si el incumplimiento se explica por la falta de efectivo para cubrir los pagos de corto plazo o por la carga total de la deuda de largo plazo.

El aporte de Ganong y Noel (2018) complementa el enfoque de vulnerabilidad económica al mostrar que la capacidad de pago depende, en gran medida, de la liquidez disponible en el corto plazo. Por tanto, los choques territoriales que reducen los ingresos corrientes o generan gastos imprevistos pueden aumentar la morosidad, incluso cuando no modifican la riqueza patrimonial de los hogares. Este planteamiento se relaciona con el *World Development Report* (2001), que considera la violencia y los choques económicos como factores de vulnerabilidad, y con Zinman, quien analiza la deuda a partir de las decisiones intertemporales y las restricciones existentes en los mercados financieros.

Los aportes de Stiglitz y Weiss, Zinman, Ganong y Noel permiten comprender que la morosidad financiera no responde únicamente al registro contable de obligaciones vencidas, sino también a las condiciones económicas que afectan la capacidad de pago de los deudores y la evaluación del riesgo por parte de las entidades financieras. En este marco, la inseguridad territorial puede deteriorar los ingresos, elevar los costos operativos, limitar la movilidad y reducir la inversión, con efectos directos sobre el cumplimiento de las obligaciones financieras. Así, la morosidad constituye una manifestación financiera de la vulnerabilidad que enfrentan los hogares y los negocios en territorios expuestos a distintas formas de violencia.

Crimen, violencia y actividad económica

La evidencia reciente para América Latina y el Caribe muestra que el crimen y la violencia generan costos económicos directos e indirectos. Pérez et al. (2024), en una actualización de estimaciones para la región, señalan que los costos directos del crimen representaron alrededor del 3,4% del PIB en 2022. Estos costos incluyen capital humano perdido por homicidios y otros delitos, gasto público asociado a seguridad y justicia, y gastos privados de las empresas para prevenir el delito.

Además, el estudio enfatiza que los efectos indirectos se manifiestan en menor inversión, menor productividad empresarial, migración y afectaciones al turismo, por lo que los costos monetarios directos no agotan el impacto económico del crimen.

-Si el crimen modifica decisiones de inversión, movilidad, operación empresarial y asignación de recursos, entonces puede afectar los flujos de ingresos que sostienen el pago de obligaciones financieras. La relación con la morosidad no se plantea como automática, sino como un canal económico: la inseguridad altera condiciones productivas, reduce márgenes, aumenta gastos defensivos y puede deteriorar la capacidad de pago de hogares y unidades productivas (Pérez et al., 2024).

Bisca et al. (2024) analizaron la inseguridad en América Latina y el Caribe desde una perspectiva territorial macroeconómica mediante indicadores de crimen basados en noticias y modelos con efectos fijos regionales y temporales con datos subnacionales a nivel municipal. Los autores demostraron que los indicadores nacionales pueden ocultar fuertes diferencias internas, debido a que la variación de los homicidios entre municipios supera a la observada entre países. El estudio identificó una concentración de homicidios en zonas fronterizas, áreas costeras y territorios vinculados a infraestructura de transporte y señalan el incremento reciente de la violencia letal en Ecuador asociado a la disputa entre grupos del narcotráfico. En contraste con Pérez et al. (2024), quienes cuantificaron los costos directos e indirectos del crimen. Bisca et al. (2024) complementan el enfoque al incorporar evidencia sobre los efectos territoriales en la actividad económica a nivel municipal. De acuerdo con sus resultados, un aumento de 10% en homicidios se asocia con una reducción aproximada de 4% en la

actividad económica, mientras que un mayor peso de noticias sobre crimen se relaciona con una contracción posterior de la producción industrial.

Goldberg, Kim y Arian (2014) se enfocaron en el canal empresarial. Parten de casos en Brasil. Colombia, Jamaica, México, Nepal y Ruanda, analizaron cómo las empresas pueden responder a contextos de criminalidad y violencia mediante análisis descriptivos de indicadores como tasas de homicidio, porcentaje de empresas que pagan seguridad privada y porcentaje de empresas que identifican el crimen, robo y desorden como una restricción de sus ventas. Los autores señalaron que las firmas enfrentan pérdidas, gastos de seguridad y mayores costos de seguros, incluso la salida del mercado por efectos de la violencia. Su estudio identifica que, en promedio, el 57% de las firmas paga por servicios o medidas de seguridad, mientras que el 27% considera que el crimen, el robo y el desorden constituyen restricciones importantes para sus operaciones. Si una firma traslada recursos desde producción hacia seguridad, reduce ventas por cambios de movilidad o enfrenta pérdidas por robo, extorsión o vandalismo, su flujo de caja puede deteriorarse. Esa afectación puede trasladarse al pago de créditos productivos, microcréditos, créditos de consumo vinculados a ingresos laborales o préstamos de pequeños negocios. A diferencia de los estudios macroeconómicos, Goldberg et al. (2014) sitúan sus resultados en los mecanismos de adaptación empresarial como supervivencia, seguridad privada, acción colectiva y cambios operativos.

Bonaccorsi di Patti (2009) analizó la relación entre las tasas locales del crimen y condiciones de préstamos bancarios en Italia. Utilizó una muestra de más de 30.000 relaciones banco y empresa mediante regresiones lineales para la tasa de interés y modelos logit para variables binarias. Sus resultados mostraron que, en zonas con mayor criminalidad, los prestatarios pagan tasas de interés más altas, debían de entregar más garantías por activos y utilizan más líneas de crédito revolventes. Estas líneas corresponden a cupos de financiamiento que pueden utilizarse, pagarse y volver a utilizarse hasta un límite previamente establecido, lo que permite cubrir necesidades recurrentes de liquidez. El acceso al crédito se ve afectado negativamente por el crimen, especialmente cuando los delitos aumentan la fragilidad empresarial o elevan la pérdida esperada ante incumplimiento, como extorsión, crimen organizado, fraude y bancarrota fraudulenta.

Cafiso y Martorana (2025) se enfocaron en entidades pequeñas, con vínculos territoriales estrechos como son los bancos cooperativos italianos, su estudio se realizó durante 2013-2023 y evaluaron los efectos del crimen y la ineficacia judicial mediante regresiones de panel con efectos fijos por banco. Los resultados indicaron que el crimen y la ineficiencia judicial influyen en la capacidad de los bancos cooperativos para otorgar crédito y en la incidencia de préstamos improductivos. Asimismo, ante la reducción de los ingresos financieros, estas entidades recurren a mayores comisiones y tarifas, lo que repercute directamente en su rentabilidad.

El estudio de Cafiso y Martorana (2025) complementa el trabajo de Bonaccorsi di Patti (2009) porque este último analiza las condiciones del crédito empresarial y demuestra que el crimen encarece y restringe el financiamiento, Cafiso y Martorana examinan sus efectos sobre el desempeño de los bancos cooperativos locales. De esta manera, la inseguridad no solo afecta a los prestatarios, sino también a las instituciones financieras que operan en los territorios donde se concentra la actividad delictiva. Este efecto puede ser más visible en entidades con una menor diversificación geográfica, debido a su mayor exposición a las condiciones económicas e institucionales de su entorno.

La eficacia del sistema judicial también condiciona la relación entre el crimen, el crédito y la calidad de la cartera. Cafiso y Martorana (2025) incorporan la ineficiencia judicial como una variable asociada y muestran que, en territorios donde la justicia funciona con menor eficacia, las entidades financieras pueden enfrentar mayores dificultades para recuperar los créditos otorgados. De Martiis (2020), por su parte, analiza la relación entre el crimen organizado y las empresas financieramente debilitadas a partir de información de firmas italianas y medidas territoriales de actividad criminal. Sus resultados muestran una mayor concentración de empresas con dificultades para cumplir sus obligaciones financieras en zonas con mayor presencia del crimen organizado. La investigación plantea que los grupos criminales pueden ofrecer protección privada y acceso informal al crédito

a empresas con problemas financieros, permitiendo que algunas continúen operando en lugar de abandonar el mercado o incurrir en incumplimiento.

En conjunto, estas investigaciones muestran que la inseguridad territorial puede restringir el acceso al crédito, elevar las tasas de interés y las garantías exigidas, dificultar la recuperación de cartera y favorecer formas informales de financiamiento vinculadas con organizaciones criminales. Por tanto, sus efectos no se limitan a la capacidad de pago de las empresas, sino que también alcanzan las decisiones crediticias y el desempeño de las instituciones financieras que operan en los territorios afectados.

Impacto del crimen, corrupción y préstamos morosos como determinantes del crecimiento económico.

Fajnzylber, Lederman y Loayza (2001) analizaron la relación entre desigualdad y crimen violento mediante una muestra internacional de paneles quinquenales. La muestra incluyó 39 países para homicidios durante 1965–1995 y 37 países para robos durante 1970–1994. El estudio aplicó distintas técnicas, desde correlaciones simples y regresiones de mínimos cuadrados ordinarios hasta modelos dinámicos por método generalizado de momentos, con el propósito de controlar persistencia del crimen, endogeneidad conjunta y error de medición. Sus resultados mostraron que las tasas de crimen y la desigualdad se correlacionan positivamente y que esa relación se mantuvo incluso al controlar otros determinantes del crimen. Se sostiene que los fenómenos de violencia no deben tratarse como variables estrictamente exógenas ni estáticas, dado que se mantiene en el tiempo y pueden estar vinculados con condiciones socioeconómicas del territorio.

Naddeo (2014) aportó evidencia regional sobre el efecto del crimen en el desempeño económico de Italia. Mediante un panel de 19 regiones italianas durante 1995–2011 porque mide el crimen mediante la tasa de homicidios por cada 100.000 habitantes. El método que utilizó fue de mínimos cuadrados de dos etapas (2SLS) utilizando un instrumento para el crimen, con el fin de tener en cuenta los posibles problemas de endogeneidad. Esta decisión se justifica porque los delitos asociados al crimen organizado, como la extorsión, pueden presentar subregistro. Además, el estudio señaló la presencia de posible causalidad inversa, el PIB per cápita puede ser bajo por la presencia de crimen, pero el crimen también puede aumentar en territorios con menor desempeño económico. Los resultados de Naddeo (2014) demostraron que, mediante el modelo dinámico de método generalizado de momentos, donde la variable dependiente es el crecimiento del PIB per cápita, la tasa de homicidios presenta un coeficiente de -0,136 con significancia al 10% en la especificación con controles, y de -0,150 con significancia al 5% cuando se incorpora la variable de quiebre estructural.

Neanidis, Rana y Blackburn (2017) estudiaron la interacción entre crimen organizado, corrupción y crecimiento económico en regiones italianas durante 1983–2009. Su trabajo parte de un marco en el que el crimen organizado reduce el crecimiento económico porque opera como una forma de impuesto sobre los retornos esperados de los emprendedores, principalmente mediante extorsión. En este contexto, la corrupción puede modificar el efecto del crimen organizado sobre el crecimiento, por lo que incorporan un término de interacción entre crimen organizado y corrupción. En el estudio estimaron modelos MCO, efectos fijos y métodos de los momentos generalizados en diferencias, dónde construyen índices de crimen organizado a partir de delitos como asociación criminal, homicidios de mafia, ataques con bombas y extorsión, y limitan el número de rezagos usados como instrumentos para evitar proliferación instrumental. Los principales resultados mostraron que la corrupción y el crimen organizado presentan coeficientes negativos sobre el crecimiento, lo que los autores interpretan como evidencia de que el efecto negativo del crimen organizado sobre el crecimiento es menos severo cuando coexiste con corrupción.

Son, Liem y Khuong (2020) relacionaron la corrupción, préstamos morosos y crecimiento económico con información agregada de 120 países durante 2004–2017. En su análisis estiman ecuaciones simultáneas mediante 3SLS (Mínimos Cuadrados en Tres Etapas, por sus siglas en inglés) y aplican pruebas de robustez con el método generalizado de momentos. Demostraron que la corrupción aumenta la relación de los préstamos morosos y que los préstamos morosos reducen el crecimiento económico. Indicando que el crecimiento del PIB

rezagado presenta un coeficiente de 0,030, significativo al 1%, la relación de préstamos morosos mantiene un coeficiente negativo de -0,033, significativo al 1%, mientras que el control de corrupción registra un coeficiente positivo de 1,341, significativo al 1%. En consecuencia, el sistema bancario funciona como un canal de transmisión mediante el cual el deterioro institucional afecta el crecimiento económico.

Ahmed, Majeed, Thalassinos y Thalassinos (2021) estudiaron los determinantes bancarios y macroeconómicos de los préstamos morosos en bancos comerciales de Pakistán durante 2008–2018. Para la estimación, prefieren el estimador de métodos generalizados en momentos porque la confiabilidad del modelo depende de instrumentos válidos, y aplican la prueba J de Hansen y la prueba Arellano–Bond AR(2). Sus resultados indicaron que el crecimiento del crédito, las provisiones por pérdidas, la diversificación bancaria, el margen financiero, la tasa de interés, el tipo de cambio y el riesgo político aumentan los préstamos morosos, mientras que el tamaño bancario, la eficiencia operativa, el ROA y el crecimiento del PIB los reducen. Para implementar el modelo, señala cuatro condiciones para implementar el modelo: número reducido de periodos, presencia de una variable dependiente rezagada, posibilidad de correlación entre regresores y errores pasados o contemporáneos, y existencia de heterocedasticidad y autocorrelación dentro de los individuos. Asimismo, advierten que cuando se incluye la variable dependiente rezagada, un modelo de efectos fijos puede ser inconsistente porque el término de error puede correlacionarse con el rezago de los préstamos morosos.

Metodología

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo de alcance correlacional estimando la asociación entre indicadores territoriales de inseguridad y morosidad financiera, incorporando controles financieros y la persistencia temporal de la morosidad.

La estimación se planteó de manera separada para la banca privada y para el sector financiero popular y solidario, debido a que ambos subsistemas presentan estructuras institucionales, regulatorias y operativas distintas. Por esta razón, no se integraron ambos subsistemas en una sola ecuación general, ya que una estimación conjunta podía ocultar diferencias en la composición de cartera, el perfil de clientes, la cobertura territorial y la dinámica de morosidad.

En consecuencia, se formularon dos especificaciones independientes: una para banca privada y otra para el sector financiero popular y solidario. Esta separación permitió comparar si la relación entre inseguridad territorial y morosidad se mantuvo, se debilitó o cambió de signo entre ambos grupos de entidades del sistema financiero.

Fuentes de información y construcción de la base

La información financiera de la banca privada se obtuvo de los registros publicados por la Superintendencia de Bancos y la información proporcionada por el mismo ente de control, específicamente en lo referido a los datos por tipo de cliente. La información se organizó por provincia, fecha de corte y tipo de cliente. Para este subsistema, la unidad de análisis se definió como provincia – tipo de cliente – mes, lo que permitió diferenciar la morosidad asociada a personas naturales y jurídicas. La información del sector financiero popular y solidario se obtuvo de los registros publicados por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. Para este subsistema, la unidad de análisis se estructuró por provincia – segmento – mes. Para toda la información de la banca privada como la de cooperativas de ahorro y crédito y mutualistas; se usaron las bases de colocaciones, cartera y saldos reportados por las entidades del organismo de control.

La variable dependiente fue la morosidad de la cartera, construida de manera equivalente para ambos subsistemas financieros. En banca privada, la morosidad se calculó como la razón entre la suma de la cartera vencida y la cartera que no devenga intereses sobre la cartera total. La fórmula aplicada fue:

$$Morosidad_{i,t}^{Banca} = \frac{CarteraVencida_{i,t}^{Banca} + CarteraNoDevenga_{i,t}^{Banca}}{CarteraTotal_{i,t}^{Banca}}$$

Donde i representó la unidad provincia–tipo de cliente y t el mes observado. Esta fórmula permitió medir el deterioro de la cartera bancaria, ya que incorporó tanto los créditos vencidos como los créditos que dejaron de generar intereses.

Para el sector financiero popular y solidario, la morosidad se construyó con la misma lógica financiera:

$$Morosidad_{j,t}^{SFPS} = \frac{ValorVencido_{j,t}^{SFPS} + ValorNoDevengaIntereses_{j,t}^{SFPS}}{ValorSaldoTotal_{j,t}^{SFPS}}$$

Donde j representó la unidad provincia–tipo de cliente la unidad provincia–segmento, y t el mes. Esta construcción permitió mantener comparabilidad metodológica entre ambos subsistemas, aunque las bases provinieran de fuentes regulatorias distintas.

Las variables independientes principales correspondieron a indicadores de inseguridad territorial. Se trabajó con cinco dimensiones: homicidios, extorsión, secuestro, privación arbitraria de la libertad y secuestro extorsivo. Estas variables fueron asignadas a cada observación financiera según la provincia y el mes correspondiente. Por tanto, todas las unidades financieras ubicadas en una misma provincia y mes compartieron el mismo indicador territorial de inseguridad.

Para el caso de los homicidios, se construyó una tasa mensual de homicidios por cada 100.000 habitantes. Debido a que la población provincial se encontraba disponible de forma anual, se realizó una mensualización mediante interpolación lineal[8]. Este procedimiento permitió obtener una aproximación mensual de la población provincial y, con ello, calcular una tasa comparable entre provincias.

La población mensual se estimó de la siguiente manera:

$$Poblacion_{p,t} = Poblacion_{p,y} + \frac{m-1}{12}\left(Poblacion_{p,y+1} - Poblacion_{p,y}\right)$$

Donde $Poblacion_{p,t}$ representó la población a ser interpolada de la provincia p en el mes t; $Poblacion_{p,y}$ fue la población anual de la provincia p en el año y; $Poblacion_{p,y+1}$ fue la población anual del año siguiente; y m representó el mes dentro del año, de 1 a 12. Con esta población mensual estimada, la tasa de homicidios se calculó así:

$$TasaHomicidios_{p,t} = \frac{Homicidios_{p,t}}{Poblacion_{p,t}} \times 100.000$$

Esta variable se utilizó como una aproximación mensual de violencia letal en cada provincia.

Para los demás indicadores de inseguridad como extorsión, secuestro, privación arbitraria de la libertad y secuestro extorsivo se utilizaron los registros de llamadas o avisos del ECU 911, específicamente del servicio de seguridad ciudadana. No se trabajó con conteos brutos, sino con tasas relativas construidas a partir del total de llamadas o avisos del servicio de seguridad ciudadana en cada provincia y mes. Se pudo medir el peso relativo de cada evento dentro de la demanda total de atención por seguridad ciudadana, evitando que las provincias con mayor número de llamadas aparecieran artificialmente como más inseguras solo por tamaño poblacional o mayor uso del sistema de emergencias.

[8] La interpolación lineal es un método de estimación que permite obtener valores intermedios entre dos observaciones conocidas, asumiendo que el cambio entre ambos puntos ocurre de manera constante y proporcional en el tiempo.

Las tasas provenientes del ECU 911 se calcularon de la siguiente manera:

$$TasaExtorsion_{p,t} = \frac{AvisosExtorsion_{p,t}}{TotalAvisosSeguridadCiudadana_{p,t}} \times 100$$
$$TasaSecuestro_{p,t} = \frac{AvisosSecuestro_{p,t}}{TotalAvisosSeguridadCiudadana_{p,t}} \times 100$$
$$TasaPrivacion_{p,t} = \frac{AvisosPrivacionArbitraria_{p,t}}{TotalAvisosSeguridadCiudadana_{p,t}} \times 100$$
$$TasaSecuestroExtorsivo_{p,t} = \frac{AvisosSecuestroExtorsivo_{p,t}}{TotalAvisosSeguridadCiudadana_{p,t}} \times 100$$

Donde p representó la provincia y t el mes. Estas variables funcionaron como indicadores relativos de inseguridad no letal reportada o alertada mediante el sistema ECU 911.

Adicionalmente, se construyó un índice sintético de inseguridad para resumir las distintas manifestaciones del fenómeno. Para ello, cada tasa de inseguridad fue estandarizada mediante una transformación tipo z-score:

$$Z(X_{p,t}) = \frac{X_{p,t} - \bar{X}}{\sigma_X}$$

Donde $X_{p,t}$ representó cada tasa de inseguridad, $\bar{X}$ su media y σ_X su desviación estándar. Posteriormente, el índice de inseguridad se construyó como el promedio de las cinco variables estandarizadas:

$$IndiceInseguridad_{p,t} = \frac{\begin{array}{c} Z(TasaHomicidios_{p,t}) + \\ Z(TasaExtorsion_{p,t}) + \\ Z(TasaSecuestro_{p,t}) + \\ Z(TasaPrivacion_{p,t}) + \\ Z(TasaSecuestroExtorsivo_{p,t}) \end{array}}{5}$$

El índice permitió reducir problemas de colinealidad entre delitos y evaluar la inseguridad territorial como un fenómeno agregado. No obstante, también se estimaron modelos individuales por tipo de delito, con el fin de identificar si alguna manifestación específica de inseguridad presentó una asociación diferenciada con la morosidad.

Como variables de control se incorporaron indicadores financieros asociados a la dinámica crediticia: El crecimiento de cartera se calculó como la variación de la cartera total respecto al mismo periodo del año anterior.

$$CrecimientoCartera_{i,t} = \frac{CarteraTotal_{i,t} - CarteraTotal_{i,t-12}}{CarteraTotal_{i,t-12}}$$

El volumen de crédito correspondió al monto de crédito colocado o reportado por cada subsistema financiero en la unidad territorial correspondiente. Las captaciones correspondieron a los recursos captados por las entidades financieras, de acuerdo con la información disponible en las fuentes regulatorias. Para reducir la dispersión de las variables monetarias, el volumen de crédito y las captaciones se transformaron mediante logaritmo natural:

$$LnVolumenCredito_{i,t} = ln(VolumenCredito_{i,t})$$
$$LnCaptaciones_{i,t} = ln(Captaciones_{i,t})$$

Estas variables de control permitieron aislar parcialmente la relación entre inseguridad y morosidad de la dinámica propia de la intermediación financiera.

Especificación econométrica para banca privada

Para la banca privada, la especificación se estimó de forma independiente. La unidad de análisis fue provincia–tipo de cliente–mes. El modelo dinámico se planteó de la siguiente manera:

$$Morosidad_{i,t}^{Banca} = \alpha_1 Morosidad_{i,t-1}^{Banca} + \beta_1 Inseguridad_{p,t-k} + \gamma_1 CrecimientoCartera_{i,t}^{Banca} + \gamma_2 LnVolumenCredito_{i,t}^{Banca} + \gamma_3 LnCaptaciones_{i,t}^{Banca} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t}$$

Donde:

- $Morosidad_{i,t}^{Banca}$: representó la morosidad de la banca privada para la unidad provincia–tipo de cliente i en el mes t.
- $Morosidad_{i,t-1}^{Banca}$: representó la morosidad rezagada un mes.
- $Inseguridad_{p,t-k}$: representó el indicador de inseguridad de la provincia p, evaluado en tres formas: contemporáneo ($k = 0$), rezagado un mes ($k = 1$)y promedio móvil de tres meses.
- $CrecimientoCartera_{i,t}^{Banca}$: representó el crecimiento de la cartera de banca privada.
- $LnVolumenCredito_{i,t}^{Banca}$: representó el logaritmo del volumen de crédito de banca privada.
- $LnCaptaciones_{i,t}^{Banca}$: representó el logaritmo de las captaciones de banca privada.
- μ_i: capturó las características no observadas e invariantes de cada unidad provincia–tipo de cliente.
- λ_t: capturó los efectos comunes del tiempo, tales como choques macroeconómicos o regulatorios que afectaron simultáneamente a todas las unidades.
- $\varepsilon_{i,t}$: representó el término de error.

Especificación econométrica para el sector financiero popular y solidario

Para el sector financiero popular y solidario, se estimó una especificación separada, con la misma estructura general, pero utilizando las variables financieras propias del subsistema. La unidad de análisis se definió según la estructura disponible de la base de SEPS, es decir, provincia–segmento–mes.

La ecuación fue:

$$Morosidad_{j,t}^{SFPS} = \alpha_2 Morosidad_{j,t-1}^{SFPS} + \beta_2 Inseguridad_{p,t-k} + \delta_1 CrecimientoCartera_{j,t}^{SFPS} + \delta_2 LnVolumenCredito_{j,t}^{SFPS} + \delta_3 LnCaptaciones_{j,t}^{SFPS} + \eta_j + \lambda_t + u_{j,t}$$

Donde:

- $Morosidad_{j,t}^{SFPS}$: representó la morosidad del sector financiero popular y solidario en la unidad j y mes t.
- $Morosidad_{j,t-1}^{SFPS}$: representó la morosidad rezagada del sector financiero popular y solidario.
- $Inseguridad_{p,t-k}$: representó los indicadores de inseguridad territorial asignados por provincia y mes.
- $CrecimientoCartera_{j,t}^{SFPS}$: representó el crecimiento de la cartera del sector financiero popular y solidario.
- $LnVolumenCredito_{j,t}^{SFPS}$: representó el logaritmo del volumen de crédito del sector financiero popular y solidario.
- $LnCaptaciones_{j,t}^{SFPS}$: representó el logaritmo de las captaciones del sector financiero popular y solidario.

- η_j: capturó las características no observadas de cada unidad transversal del sector financiero popular y solidario.
- λ_t: capturó los efectos comunes del tiempo.
- $u_{j,t}$: representó el término de error.

La separación entre banca privada y sector financiero popular y solidario permitió que los coeficientes de la morosidad rezagada, inseguridad y controles financieros fueran estimados de manera independiente. Esto fue necesario porque la sensibilidad de la morosidad ante la inseguridad podía diferir entre bancos privados, cooperativas y mutualistas, debido a diferencias en perfil de clientes, escala territorial, concentración de cartera, exposición a microcrédito y capacidad de gestión de riesgos.

Tratamiento dinámico y estimación mediante método generalizado por momentos (System GMM)
Para la estimación se utilizó el método generalizado de momentos, también conocido como *System Generalized Method of Moments* (System GMM por sus siglas en inglés). Este método se eligió debido a la estructura dinámica de la morosidad, que puede depender de la morosidad en el pasado. Debido a la correlación entre el resultado de la variable dependiente y el error transformado, la inclusión de la variable dependiente en modelos tradicionales de efectos fijos puede generar sesgo. Además, la relación entre inseguridad y morosidad puede presentar endogeneidad, ya que la inseguridad puede afectar la capacidad de pago de hogares y empresas, y el declive económico territorial también puede estar vinculado a mayores niveles de inseguridad.

El modelo System GMM permitió utilizar instrumentos internos construidos a partir de rezagos de las variables. En la especificación principal, la morosidad rezagada fue instrumentada mediante su segundo rezago:

$$Morosidad_{i,t-2}$$

Asimismo, se utilizó una estructura parsimoniosa de instrumentos, con la opción de colapsar la matriz instrumental, para evitar proliferación de instrumentos. Esta decisión fue necesaria porque el exceso de instrumentos puede debilitar las pruebas de validez y generar estimaciones poco confiables.

Se estimaron tres versiones del modelo para cada subsistema financiero:

$$Inseguridad_{p,t}$$
$$Inseguridad_{p,t-1}$$
$$Inseguridad3M_{p,t} = \frac{Inseguridad_{p,t} + Inseguridad_{p,t-1} + Inseguridad_{p,t-2}}{3}$$

La primera versión evaluó la relación contemporánea entre inseguridad y morosidad. La segunda capturó un posible efecto retardado de un mes. La tercera capturó un efecto acumulado de tres meses. Este tratamiento fue incorporado porque el impacto de la inseguridad sobre la morosidad no necesariamente se refleja de forma inmediata; puede materializarse después de que la inseguridad afecte ventas, movilidad, liquidez, empleo, costos operativos y capacidad de pago.

Pruebas de validación y diagnóstico del modelo

Con el propósito de verificar la consistencia de la base, la pertinencia del modelo dinámico y la validez de la estimación mediante System GMM, se aplicaron pruebas exploratorias, pruebas de diagnóstico de panel y pruebas específicas de validación econométrica. Estas pruebas se realizaron por separado para la banca privada y para el sector financiero popular y solidario, debido a que cada subsistema fue modelado de forma independiente.

Se realizó una validación de la variable dependiente rezagada. Esta prueba fue necesaria porque el modelo incluyó la morosidad del periodo anterior como variable explicativa. Para ello, se calculó la correlación entre la morosidad contemporánea y la morosidad rezagada, y se estimó una regresión simple de persistencia. La hipótesis evaluada fue la siguiente:

$$H_0: \rho(Morosidad_{i,t}, Morosidad_{i,t-1}) = 0$$
$$H_1: \rho(Morosidad_{i,t}, Morosidad_{i,t-1}) \neq 0$$

En términos del modelo de persistencia, la hipótesis fue:

$$H_0: \alpha = 0$$
$$H_1: \alpha \neq 0$$

Donde α representó el coeficiente de la morosidad rezagada. Dado que el p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que existía evidencia estadística de persistencia temporal de la morosidad, es decir, que la morosidad actual se ve afectada por la morosidad de periodos pasados. Es por ello, que se justificó el uso de un modelo dinámico de panel.

También se calcularon correlaciones de Pearson (1895) y Spearman (1904) entre la morosidad y los indicadores de inseguridad. Las correlaciones de Pearson se emplearon para evaluar asociaciones lineales, mientras que las correlaciones de Spearman se emplearon para evaluar asociaciones monotónicas, menos sensibles a valores extremos. Estas pruebas se aplicaron por provincia, tipo de cliente, segmento y unidad transversal, y también se calcularon para las variables contemporáneas, rezagadas y acumuladas.

Para la correlación de Pearson, las hipótesis fueron:

$$H_0: \rho = 0$$
$$H_1: \rho \neq 0$$

Donde ρ representó el coeficiente de correlación lineal entre la morosidad y cada indicador de inseguridad.

Para la correlación de Spearman, las hipótesis fueron:

$$H_0: \rho_s = 0$$
$$H_1: \rho_s \neq 0$$

Donde ρ_s representó el coeficiente de correlación por rangos. Cuando el valor p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se consideró que existía asociación estadísticamente significativa entre las variables analizadas. Sin embargo, estas correlaciones fueron utilizadas solo como diagnóstico exploratorio y no como evidencia causal, debido a que no controlan por persistencia temporal, heterogeneidad territorial ni endogeneidad.

Debido a que se estimaron múltiples correlaciones simultáneamente, se aplicó el ajuste Benjamini-Hochberg (1995) sobre los valores p. Este ajuste no constituyó una prueba econométrica independiente, sino un procedimiento de corrección para reducir el riesgo de falsos positivos. Su aplicación fue necesaria porque, al evaluar varias provincias, tipos de cliente e indicadores de inseguridad, algunas correlaciones podían aparecer como significativas por azar. Por tanto, además del valor p original, se reportó el valor p ajustado.

Se estimó un modelo de efectos fijos como especificación comparativa. Esta estimación permitió controlar características no observadas e invariantes en el tiempo para cada unidad transversal, así como choques comunes asociados a cada periodo. El modelo de efectos fijos se formuló como:

$$Morosidad_{i,t} = \alpha Morosidad_{i,t-1} + \beta Inseguridad_{i,t-k} + \gamma X_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t}$$

Donde μ_i representó los efectos fijos por unidad transversal y $\lambda_t$los efectos temporales. En este modelo se evaluó la significancia individual de cada variable explicativa mediante pruebas t robustas. Para cada coeficiente, las hipótesis fueron:

$$H_0: \beta_j = 0$$
$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Si el valor p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que la variable tenía una asociación estadísticamente significativa con la morosidad, controlando por las demás variables del modelo.
Adicionalmente, se aplicó una prueba conjunta para los indicadores de inseguridad. Esta prueba permitió evaluar si las variables de inseguridad, consideradas en conjunto, tenían capacidad explicativa sobre la morosidad.

Las hipótesis fueron:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$$
H_1:al menos un $\beta_j \neq 0$

Cuando el valor p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que los indicadores de inseguridad fueron conjuntamente significativos. Si el valor p fue mayor a 0,05, no se encontró evidencia estadística suficiente para afirmar que las variables de inseguridad, en conjunto, explicaron la morosidad.

Para verificar la conveniencia entre efectos fijos y efectos aleatorios, se aplicó la prueba de Hausman. Esta prueba comparó la consistencia de ambos estimadores. Las hipótesis fueron:

H_0:el modelo de efectos aleatorios es consistente
H_1:el modelo de efectos aleatorios no es consistente y se prefiere efectos fijos

Dado que el valor p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se prefirió el modelo de efectos fijos. Si el valor p fue mayor a 0,05, no se rechazó la hipótesis nula y el modelo de efectos aleatorios podía considerarse consistente.

También se aplicó una prueba de autocorrelación en panel antes de la estimación GMM. Esta prueba permitió verificar si los errores del modelo presentaban correlación serial. Las hipótesis fueron:

H_0:no existe autocorrelación serial en los errores
H_1:existe autocorrelación serial en los errores

Cuando el valor p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que existía autocorrelación. La presencia de autocorrelación reforzó la necesidad de trabajar con modelos dinámicos y errores robustos.

Asimismo, se aplicó la prueba de dependencia transversal de Pesaran (2004). Esta prueba evaluó si los errores de las unidades transversales estaban correlacionados entre sí. Las hipótesis fueron:

H_0:no existe dependencia transversal entre unidades
H_1:existe dependencia transversal entre unidades

Cuando el valor p fue menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que existía dependencia transversal.

También se revisó la multicolinealidad mediante el factor de inflación de la varianza, conocido como VIF. Esta prueba no se interpretó mediante una hipótesis nula y alternativa, sino mediante umbrales de diagnóstico. Valores de VIF superiores a 5 sugirieron posible multicolinealidad moderada, mientras que valores superiores a 10 indicaron multicolinealidad elevada. Se realizó el VIF porque los indicadores de inseguridad podían estar relacionados entre sí.

En el modelo System GMM se evaluó primero la significancia individual de los coeficientes. Para cada variable explicativa, las hipótesis fueron:

$$H_0: \beta_j = 0$$
$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Cuando el valor p sea menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que la variable fue estadísticamente significativa. En particular, la significancia de α, asociada a $Morosidad_{i,t-1}$, fue importante para confirmar la persistencia dinámica de la morosidad. La significancia de β, asociada a la inseguridad, permitió evaluar si los indicadores de inseguridad territorial se relacionaron estadísticamente con la morosidad.

Después de estimar el modelo System GMM, se aplicó la prueba de autocorrelación de Arellano-Bond (1991) de primer orden, AR(1). Las hipótesis fueron:

H_0:no existe autocorrelación de primer orden en los errores diferenciados
H_1:existe autocorrelación de primer orden en los errores diferenciados

En modelos dinámicos GMM, la presencia de autocorrelación de primer orden suele ser esperada después de la transformación en diferencias. Por ello, un valor p menor a 0,05 en AR (1) no invalidó por sí mismo el modelo. La prueba clave fue la autocorrelación de segundo orden, AR (2). Sus hipótesis fueron:

H_0:no existe autocorrelación de segundo orden en los errores diferenciados
H_1:existe autocorrelación de segundo orden en los errores diferenciados

El criterio de validación fue que el valor p de AR (2) fuera mayor a 0,05. Dado que no se rechazó la hipótesis nula, se concluyó que no existía evidencia de autocorrelación de segundo orden, lo cual respaldó el uso de rezagos como instrumentos. Cuando el valor p fue menor a 0,05, el modelo se consideró problemático porque los instrumentos rezagados podían estar correlacionados con el término de error.

También se aplicó la prueba de Sargan (1958) y Hansen (1982) de sobreidentificación. Esta prueba evaluó la validez global de los instrumentos utilizados en el modelo. Las hipótesis fueron:

H_0:los instrumentos son válidos
H_1:los instrumentos no son válidos

Dado que el valor p es mayor a 0,05, no se rechazó la hipótesis nula y se consideró que los instrumentos eran válidos. Cuando el valor p es menor a 0,05, se rechazó la hipótesis nula y se concluyó que existían problemas de validez instrumental. En ese caso, la especificación debía ajustarse mediante reducción de instrumentos, uso de rezagos más restringidos, colapso de la matriz instrumental o estimación de modelos más parsimoniosos.

En síntesis, el modelo System GMM se consideró adecuado si cumplió simultáneamente las siguientes condiciones:

- La morosidad rezagada fue estadísticamente significativa

- La prueba AR(2) no rechazó la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación de segundo orden
- La prueba de Sargan/Hansen no rechazó la validez de los instrumentos
- El número de instrumentos se mantuvo por debajo del número de unidades transversales
- Los coeficientes de inseguridad mostraron signo e interpretación coherente con el planteamiento empírico del estudio.

Con ello, se garantizó que la interpretación de los resultados no se limitara a la significancia de los coeficientes, sino que también considerara la validez de los instrumentos, la estructura dinámica de la morosidad y los posibles problemas econométricos del panel.

Resultados y discusión

Este apartado presenta los resultados obtenidos de la aplicación metodológica tanto para la banca privada como cooperativas de ahorro y crédito de los segmentos 1, 2 y 3, y las asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda. Primero, se describió la posición de cada provincia frente a los promedios provinciales de morosidad e inseguridad. Segundo, se verificó la persistencia de la morosidad mediante la relación entre el valor de cada mes y el valor del mes anterior. En tercer lugar, se calcularon correlaciones exploratorias para identificar las provincias y los tipos de entidad en que ambas variables se movieron conjuntamente.

A continuación, se estimaron tres modelos System GMM: uno incorporó la inseguridad del mismo mes, otro empleó un rezago de un mes y el tercero utilizó un promedio móvil de tres meses. Finalmente, se estimaron modelos separados por tipo de delito y se revisaron las pruebas de validación. Esta secuencia permitió pasar de la descripción territorial a una estimación que incorporó la morosidad previa y la dinámica financiera de cada subsistema.

La banca privada, las cooperativas de ahorro y crédito de los segmentos 1, 2 y 3, y las asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda se estudiaron por separado debido a sus diferencias institucionales. En la banca privada, la unidad transversal correspondió a una combinación de provincia y tipo de cliente; cada observación representó esa unidad en un mes determinado, por ejemplo, “Esmeraldas-persona natural-enero de 2024”. En el sector financiero popular y solidario, la unidad transversal correspondió a una combinación de provincia y tipo de organización; cada observación representó esa unidad en un mes, por ejemplo, “Azuay-COAC segmento 1-enero de 2024”. Esta separación evitó que un resultado promedio ocultara diferencias entre personas naturales y jurídicas, entre los distintos segmentos de COAC y entre las cooperativas y las mutualistas.

Los promedios utilizados en los gráficos de cuadrantes son promedios simples de los valores provinciales. Por ello, no representan la tasa nacional ponderada por el tamaño de la cartera. El índice de inseguridad también es relativo: se construyó a partir de cinco indicadores estandarizados. Un valor de cero representa el nivel medio del conjunto utilizado para construir el índice; un valor positivo indica que la provincia se ubicó por encima de ese nivel medio y un valor negativo indica que se ubicó por debajo. En consecuencia, un índice negativo no significa ausencia de inseguridad.

Parte I. Comportamiento de la morosidad y la inseguridad en COAC del segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

La base reunió 95 combinaciones provincia-tipo de organización determinadas como unidades, observadas durante 36 meses, lo que produjo 3.420 observaciones. La unidad seguida a lo largo del tiempo fue una provincia asociada a un segmento de COAC o a las mutualistas. Esta estructura permitió comparar el comportamiento de la morosidad dentro de una misma combinación territorial e institucional.

La Figura 1 ubica en el eje horizontal el índice promedio de inseguridad y en el eje vertical la morosidad promedio. La línea vertical corresponde al promedio simple de los índices provinciales de inseguridad (-0,01) y

la línea horizontal al promedio simple de la morosidad provincial (8,50%). La intersección de ambas líneas forma cuatro cuadrantes. El cuadrante I reúne provincias con morosidad e inseguridad por encima de sus promedios; el cuadrante II contiene provincias con morosidad superior e inseguridad inferior al promedio; el cuadrante III agrupa provincias con ambas variables por debajo de sus promedios; y el cuadrante IV incluye provincias con inseguridad superior y morosidad inferior al promedio.

En este apartado, COAC se refiere a las cooperativas de ahorro y crédito de los segmentos 1, 2 y 3. Las mutualistas se analizan como una categoría institucional distinta dentro del sector financiero popular y solidario.

Figura 1. Morosidad promedio e índice de inseguridad promedio de COAC del segmento 1, 2, 3 y Mutualistas (2023-2025)



Fuente: SEPS, Ministerio de Interior, ECU 911

En el cuadrante I se ubicaron seis provincias, todas pertenecientes a la Costa: Santo Domingo de los Tsáchilas, Esmeraldas, Guayas, Santa Elena, El Oro y Los Ríos. Santo Domingo de los Tsáchilas registró la mayor morosidad del grupo, con 14,66%, y superó en 6,16 puntos porcentuales el promedio provincial de morosidad de 8,50%. El Oro presentó la menor morosidad dentro del cuadrante, con 8,87%, apenas 0,37 puntos porcentuales por encima de esa referencia. En el índice de inseguridad, Los Ríos alcanzó el valor más alto (1,49), mientras que Santa Elena mostró el menor valor positivo (0,27). Los Ríos encabezó el índice de inseguridad, pero no la morosidad. Santo Domingo presentó la mayor morosidad, pero no el mayor índice. Por tanto, incluso dentro del cuadrante en el que ambas variables superaron sus promedios, una mayor inseguridad no estuvo acompañada por un incremento proporcional de la morosidad.

El cuadrante II reunió cinco provincias: Sucumbíos, Morona Santiago y Napo, de la región Oriental, Bolívar y Pichincha, de la Sierra. Todas superaron el 8,50% de morosidad, aunque sus índices de inseguridad fueron inferiores al promedio. Sucumbíos registró la mayor morosidad del cuadrante, con 13,42%, seguida por Morona Santiago, con 12,10%, y Napo, con 11,22%. Pichincha presentó el menor valor del grupo, con 8,91%. Este cuadrante muestra que la morosidad elevada también apareció en territorios cuyo índice de inseguridad se ubicó por debajo de la referencia.

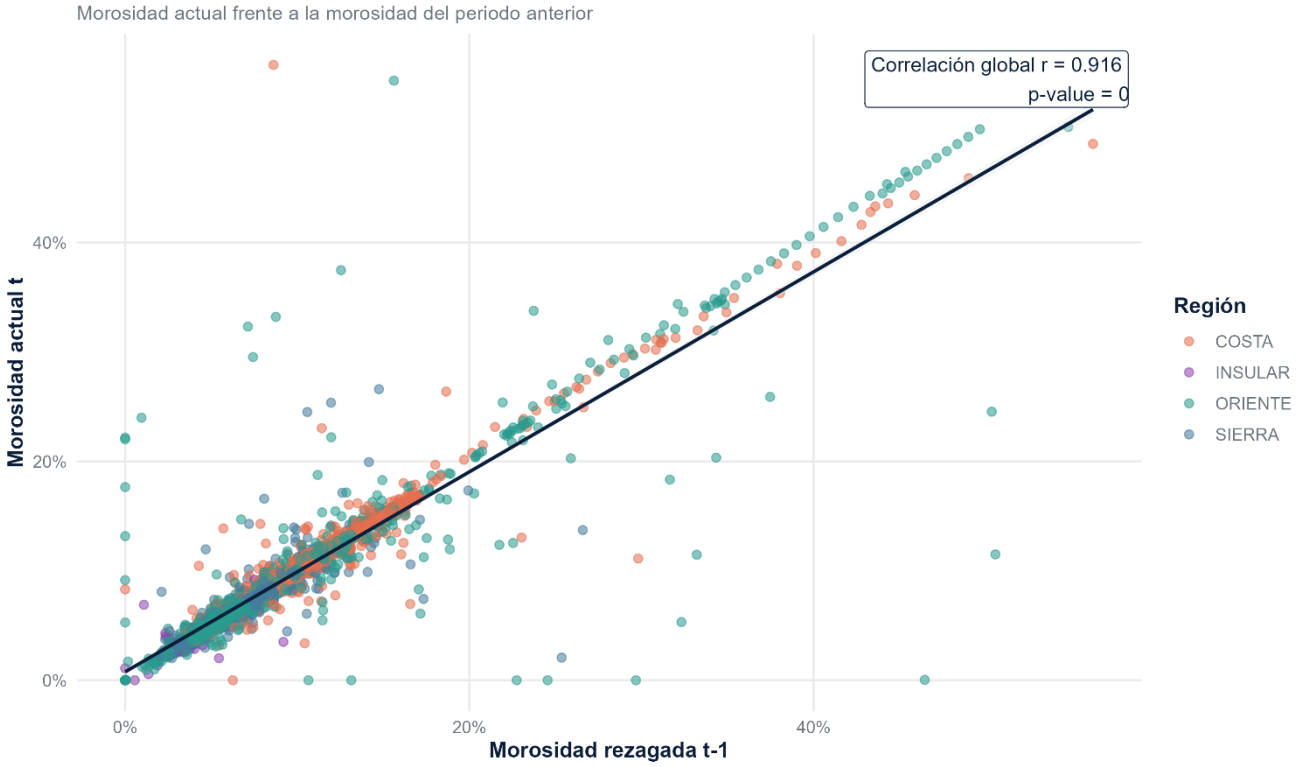
El cuadrante III concentró diez provincias: Azuay, Carchi, Chimborazo, Cotopaxi, Imbabura, Loja y Tungurahua, en la Sierra; Pastaza y Zamora Chinchipe, en el Oriente; y Galápagos, en la región Insular. En estas provincias, tanto la morosidad como el índice de inseguridad se ubicaron por debajo de sus respectivos promedios. El cuadrante IV incluyó tres provincias: Cañar, Manabí y Orellana. Orellana presentó la mayor morosidad de este grupo, con 7,69%, y Cañar la menor, con 5,74%. Las tres tuvieron un índice de inseguridad superior al promedio, pero una morosidad inferior al 8,50%.

La distribución es consistente con la conclusión de Bisca et al. (2024) de que los promedios nacionales pueden ocultar diferencias territoriales. De manera descriptiva, las seis provincias del cuadrante I también muestran una dirección compatible con Cafiso y Martorana (2025), pues un entorno de mayor inseguridad aparece junto con una mayor cartera deteriorada. Los cuadrantes II y IV revelan patrones distintos: en el primero hubo morosidad elevada sin inseguridad superior al promedio y, en el segundo, inseguridad superior sin morosidad elevada. El marco teórico de Becker (1968) y la evidencia de Perez et al. (2024), Bonaccorsi di Patti (2009) y De Martiis (2020) plantean mecanismos mediante los cuales el crimen puede imponer costos, deteriorar la actividad empresarial y afectar las condiciones financieras, esos mecanismos son compatibles con la coincidencia observada en ciertas provincias, pero la distribución por cuadrantes no constituye por sí sola una prueba estadística de asociación.

Persistencia temporal de la morosidad en COAC del segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

Para verificar si la morosidad presentaba persistencia, se comparó el valor observado en cada mes con el valor de la misma unidad en el mes anterior. En la Figura 2, el eje horizontal muestra la morosidad rezagada un mes y el eje vertical la morosidad actual. Cada punto representa una observación mensual de una combinación provincia-tipo de organización. La línea ascendente resume la tendencia general, cuando los puntos se concentran cerca de una línea ascendente, las unidades que tuvieron mayor morosidad en un mes tienden a conservar posiciones altas al mes siguiente.

Figura 2. Validación del rezago de la morosidad (2023-2025)



Fuente: SEPS

La correlación global entre la morosidad actual y la del mes anterior fue 0,916 y resultó estadísticamente significativa ($p < 0,001$). De las 95 unidades analizadas, 93 presentaron una relación significativa. Los valores

más altos correspondieron a Guayas-mutualistas (0,992), Pichincha-mutualistas (0,982) y Manabí-COAC segmento 1 (0,981). Bolívar-mutualistas no presentó una relación significativa (0,290; p = 0,091), mientras que en Zamora Chinchipe-mutualistas no existió variación suficiente para calcularla. El gráfico no indica que la morosidad aumentara todos los meses; muestra que las unidades con niveles altos tendieron a permanecer entre las más altas y las unidades con niveles bajos tendieron a conservar niveles reducidos.

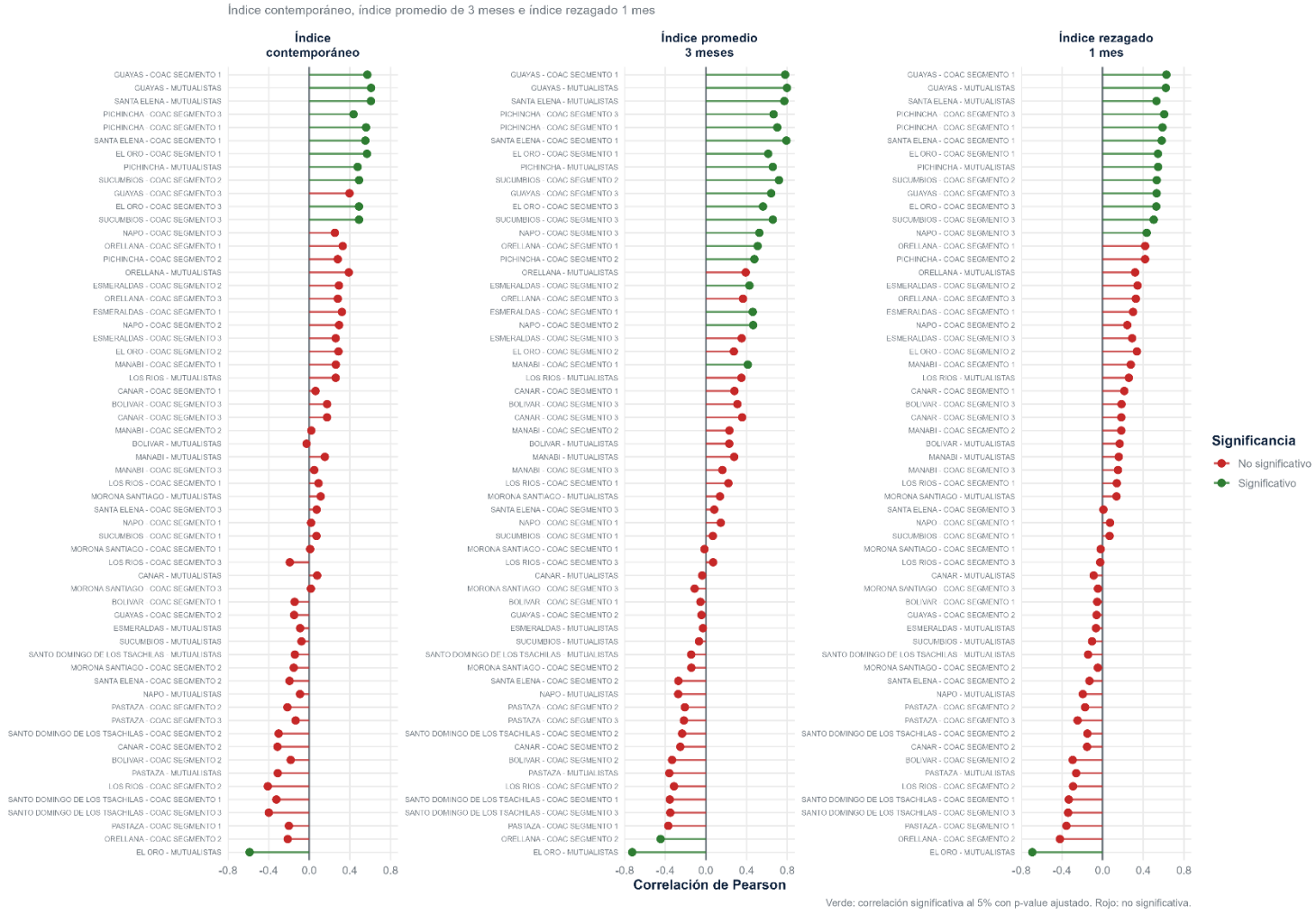
La elevada correlación temporal es consistente con Nkusu (2011), quien señala que el deterioro de los préstamos puede prolongarse y reforzarse. La relación con Alfaro et al. (2010), Landaberry (2016) y Ganong y Noel (2018) es indirecta porque estos trabajos identifican al ingreso, al balance entre ingresos y gastos a la liquidez de corto plazo como mecanismos que pueden contribuir a la continuidad del incumplimiento. No obstante, la correlación presentada aquí solo evidencia persistencia temporal y no permite identificar cuál de esos mecanismos la origina.

Correlaciones exploratorias entre inseguridad y morosidad

Después de comprobar la persistencia de la morosidad, se examinó si esta se movía junto con la inseguridad en unidades concretas. Se calcularon correlaciones para el mismo mes, para la inseguridad rezagada un mes y para el promedio móvil de los últimos tres meses. Este último indicador representó una exposición temporal acumulada. Debido al número de pruebas simultáneas, los valores p se ajustaron mediante el procedimiento de Benjamini-Hochberg para reducir el riesgo de falsos positivos.

De las 180 correlaciones estimadas, 47 fueron significativas al 5% después del ajuste: 12 correspondieron al mismo mes, 14 al rezago de un mes y 21 al promedio móvil de tres meses. Esta última medición concentró el mayor número de asociaciones significativas. El resultado indica que, en determinadas unidades, la relación fue más frecuente cuando la inseguridad se midió mediante un promedio de tres meses. Pero, no demuestra por sí mismo que exista un mecanismo acumulativo, porque el promedio móvil también suaviza la variabilidad mensual y genera observaciones superpuestas.

Figura 3. Correlaciones entre morosidad e índice de inseguridad (2023-2025)



Fuente: SEPS, Ministerio de Interior, ECU 911

Los patrones positivos más consistentes aparecieron en Guayas, Pichincha, Santa Elena, Sucumbíos y El Oro. En Guayas, la correlación de las COAC del segmento 1 aumentó de 0,572 en el mismo mes a 0,780 en el promedio de tres meses. En las mutualistas pasó de 0,609 a 0,798. En Pichincha, las COAC del segmento 1 registraron 0,559 en el mismo mes, 0,589 con un mes de retraso y 0,702 con el promedio de tres meses. Las COAC del segmento 3 y las mutualistas también presentaron relaciones positivas en las tres mediciones. En Santa Elena, las COAC del segmento 1 alcanzaron 0,792 y las mutualistas 0,772 con el promedio de tres meses. En Sucumbíos, el mismo indicador llegó a 0,719 en las COAC del segmento 2 y 0,659 en las COAC del segmento 3. En El Oro, las COAC de los segmentos 1 y 3 mostraron relaciones positivas, pero las mutualistas presentaron el comportamiento opuesto: -0,587 en el mismo mes, -0,692 con un mes de retraso y -0,725 en el promedio de tres meses.

El comportamiento de El Oro muestra por qué no conviene atribuir a toda una provincia un único vínculo entre inseguridad y morosidad. Dentro del mismo territorio, dos segmentos de COAC registraron una relación positiva, mientras las mutualistas mostraron una relación negativa. Además, la mayoría de las 180 combinaciones evaluadas no fue significativa. Por tanto, la asociación dependió de la provincia, del tipo de organización y del periodo utilizado para medir la inseguridad.

Las relaciones positivas de Guayas, Pichincha, Santa Elena, Sucumbíos y las COAC de El Oro siguen la misma dirección que el resultado de Cafiso y Martorana (2025), quienes encuentran que una mayor criminalidad se asocia con más préstamos improductivos en bancos cooperativos vinculados a su territorio. En cambio, las relaciones negativas y la mayoría de los resultados no significativos difieren de ese patrón general. La heterogeneidad encontrada coincide con Bisca et al. (2024), quienes sostienen que el crimen se concentra y

produce efectos distintos dentro de un mismo país. En términos teóricos, las asociaciones positivas observadas en determinadas unidades son compatibles con Becker (1968), Cohen y Felson (1979) y Sampson et al. (1997), porque el crimen puede elevar costos, alterar actividades habituales y reflejar diferencias en la capacidad local de control. Estas correspondencias deben interpretarse como comparaciones de dirección y no como evidencia causal.

Resultado del modelo Sytem GMM en COAC del segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

Finalmente, se estimó una ecuación en la que la morosidad actual dependió de la morosidad del mes anterior, del índice de inseguridad, del crecimiento de la cartera, del volumen de crédito y de las captaciones. La ecuación también consideró las características propias de cada combinación provincia-tipo de organización y los cambios comunes de cada mes.

$$Morosidad_{j,t}^{SFPS} = \alpha_2 Morosidad_{j,t-1}^{SFPS} + \beta_2 Inseguridad_{p,t-k} + \delta_1 CrecimientoCartera_{j,t}^{SFPS} + \delta_2 LnVolumenCredito_{j,t}^{SFPS} + \delta_3 LnCaptaciones_{j,t}^{SFPS} + \eta_j + \lambda_t + u_{j,t}$$

Se estimaron tres versiones con la misma estructura: una utilizó la inseguridad del mismo mes, otra con rezago de un mes y la tercera empleó el promedio de tres meses.

Tabla 1. Coeficientes de los modelos System GMM

Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
SEPS - Inseguridad contemporánea	lag(morosidad, 1)	0.78625	0.11152	7.051	0.0000	***
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	lag(morosidad, 1)	0.78223	0.11284	6.932	0.0000	***
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	lag(morosidad, 1)	0.76316	0.12147	6.283	0.0000	***

Nota*: *** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,10.
Fuente: SEPS, Ministerio de Interior, ECU 911

La morosidad del mes anterior fue significativa en las tres versiones. Manteniendo iguales las demás variables, un aumento de 1 punto porcentual en la morosidad previa se asoció con 0,79 puntos adicionales de morosidad actual en el modelo del mismo mes, 0,78 puntos en el modelo con un mes de rezago y 0,76 puntos en el
Los coeficientes del índice y de los controles estandarizados se leen como el cambio de la morosidad ante un aumento de una desviación estándar en la variable correspondiente. Para expresarlos en puntos porcentuales, el coeficiente se multiplica por 100 promedio de tres meses. La cercanía de estos valores muestra que la persistencia se mantuvo aun cuando cambió la forma temporal del índice de inseguridad.

El índice de inseguridad tuvo signo positivo en los tres modelos. Un aumento equivalente a una desviación estándar del índice se asoció con 0,33 puntos porcentuales adicionales de morosidad en el modelo contemporáneo, 0,28 puntos en el modelo rezagado y 0,37 puntos en el promedio de tres meses. Ninguno de estos coeficientes fue significativo al 5%. Por tanto, con la muestra y la especificación utilizadas no se encontró evidencia estadística suficiente de una asociación promedio entre el índice de inseguridad y la morosidad, una vez consideradas la morosidad del mes anterior y las variables financieras. Los coeficientes completos del índice y de los controles deben presentarse en una tabla o anexo para que el lector pueda verificar estas interpretaciones.

El crecimiento de la cartera, el volumen de crédito y las captaciones tampoco fueron significativos al 5%. En consecuencia, no se identificó una asociación promedio estadísticamente robusta de esos controles en la especificación estimada. La persistencia de la morosidad guarda relación con Nkusu (2011), quien concluye

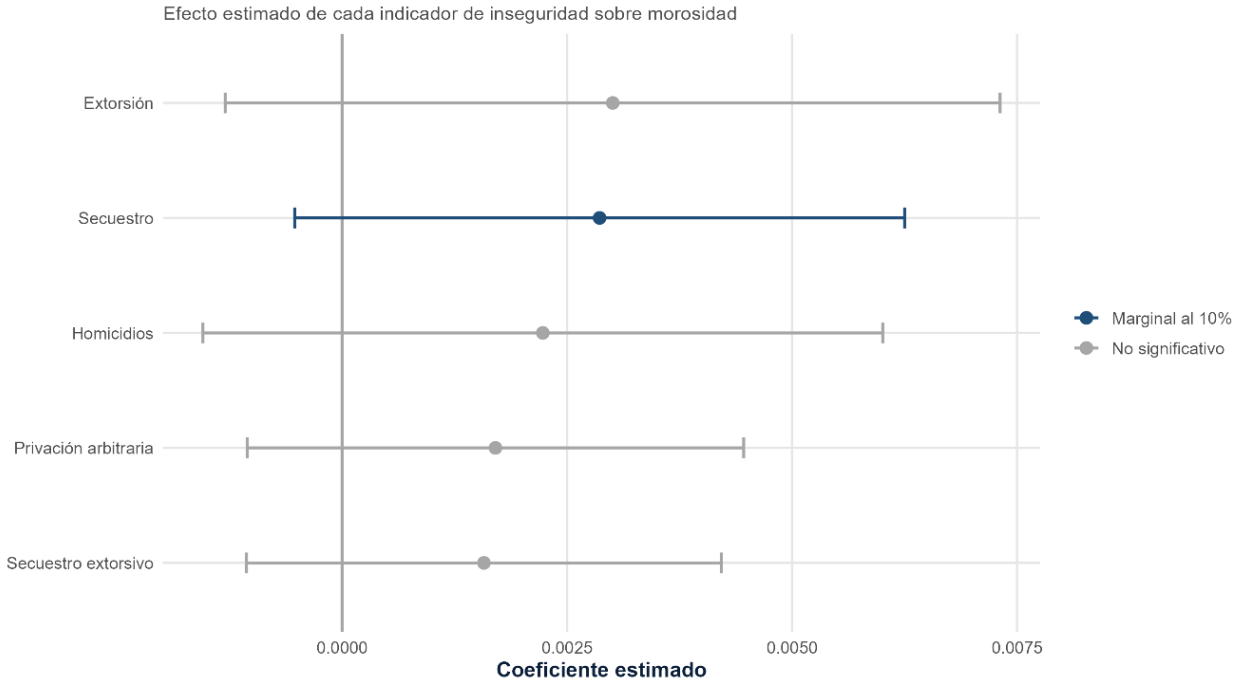
que el deterioro de cartera puede prolongarse y reforzarse. La comparación con Klein (2013), Ahmed et al. (2021) y Mohanty et al. (2018) debe interpretarse con cautela, porque dichos estudios analizan condiciones macroeconómicas, crecimiento del crédito y características bancarias, mientras que esta sección examina principalmente el índice de inseguridad y controles financieros agregados.

La falta de significancia del índice de inseguridad difiere de Cafiso y Martorana (2025), quienes encuentran que el crimen predice el deterioro de los préstamos en bancos cooperativos, y de Son et al. (2020), quienes vinculan la corrupción con mayores préstamos morosos. No obstante, las variables, las unidades de análisis y los contextos institucionales no son equivalentes. En el caso ecuatoriano, las relaciones positivas aparecieron en determinadas provincias y tipos de organización, pero no se conservaron como una asociación promedio estadísticamente significativa en el panel completo.

Resultados por tipo de delito en COAC del segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

Para identificar si el índice agregado podía ocultar el comportamiento de un delito particular, se estimó un modelo separado para homicidios, extorsión, secuestro, privación arbitraria de la libertad y secuestro extorsivo. En cada modelo se mantuvieron la morosidad del mes anterior y los mismos controles financieros. Como las tasas de delito fueron estandarizadas, cada coeficiente expresa el cambio de la morosidad ante un aumento de una desviación estándar en la tasa correspondiente.

Figura 4. Coeficientes GMM por tipo de delito



Fuente: Ministerio de Interior, ECU 911

Ningún delito fue significativo al 5%. Un aumento de una desviación estándar se asoció con 0,22 puntos porcentuales adicionales de morosidad para homicidios (p = 0,247), 0,30 puntos para extorsión (p = 0,171), 0,29 puntos para secuestro (p = 0,098), 0,17 puntos para privación arbitraria de la libertad (p = 0,226) y 0,16 puntos para secuestro extorsivo (p = 0,242). El secuestro presentó evidencia marginal al 10%; este resultado debe considerarse exploratorio, especialmente porque se estimaron varios delitos por separado.

La ausencia de asociaciones estadísticamente significativas difiere de Bonaccorsi di Patti (2009), quien concluye que la extorsión y el crimen organizado encarecen y restringen el crédito, y de De Martiis (2020), quien encuentra una mayor concentración de empresas con dificultades financieras en territorios con presencia de crimen organizado. También difiere de Perez et al. (2024), quienes documentan costos del crimen sobre la

productividad y la inversión. Estas diferencias deben interpretarse considerando que los estudios comparados utilizan variables, unidades de análisis y estrategias metodológicas distintas.

Validación del modelo System GMM

La consistencia del modelo se revisó con tres pruebas. La prueba AR (1) examina si los errores transformados presentan autocorrelación de primer orden; en un modelo dinámico en diferencias, este resultado suele aparecer y no invalida por sí solo la estimación. La prueba AR (2) evalúa si la autocorrelación continúa después de dos periodos. Para que los rezagos sean admisibles como instrumentos, es necesario que AR (2) no sea significativa. Esta condición no confirma la persistencia de la morosidad; únicamente respalda la ausencia de autocorrelación de segundo orden en los errores transformados. La prueba Sargan/Hansen evalúa la validez conjunta de los instrumentos, su resultado es fundamental, porque un coeficiente puede ser significativo y, aun así, provenir de una estructura instrumental inadecuada.

Tabla 2. Coeficientes de los modelos System GMM

Modelo	Prueba	Estadístico	p-value	Interpretación
SEPS - Inseguridad contemporánea	Arellano-Bond AR (1)	-2.738	0.0062	AR (1) significativo; esperado en GMM dinámico
SEPS - Inseguridad contemporánea	Arellano-Bond AR (2)	-1.425	0.1542	No se rechaza H0; no hay AR (2)
SEPS - Inseguridad contemporánea	Sargan/Hansen	35.204	0.0000	Se rechaza H0; problemas de instrumentos
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	Arellano-Bond AR (1)	-2.596	0.0094	AR (1) significativo; esperado en GMM dinámico
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	Arellano-Bond AR (2)	-1.465	0.1429	No se rechaza H0; no hay AR (2)
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	Sargan/Hansen	38.234	0.0000	Se rechaza H0; problemas de instrumentos
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	Arellano-Bond AR (1)	-2.604	0.0092	AR (1) significativo; esperado en GMM dinámico
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	Arellano-Bond AR (2)	-1.454	0.1460	No se rechaza H0; no hay AR (2)
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	Sargan/Hansen	39.120	0.0000	Se rechaza H0; problemas de instrumentos

Fuente: SEPS, Ministerio de Interior, ECU 911

Los resultados deben leerse en conjunto. AR (1) fue significativa, como suele ocurrir en este tipo de estimación. AR (2) no fue significativa, con valores p entre 0,143 y 0,154, por lo que no se encontró autocorrelación de segundo orden. En cambio, Sargan/Hansen fue significativa en las tres versiones ($p < 0,001$), lo que implica el rechazo de la validez conjunta de los instrumentos. Cada modelo utilizó 10 instrumentos para 95 unidades. Aunque el número de instrumentos fue menor que el de unidades, esta relación no garantiza su validez: el rechazo también puede reflejar instrumentos correlacionados con el error, restricciones de momentos inadecuadas o una especificación incorrecta.

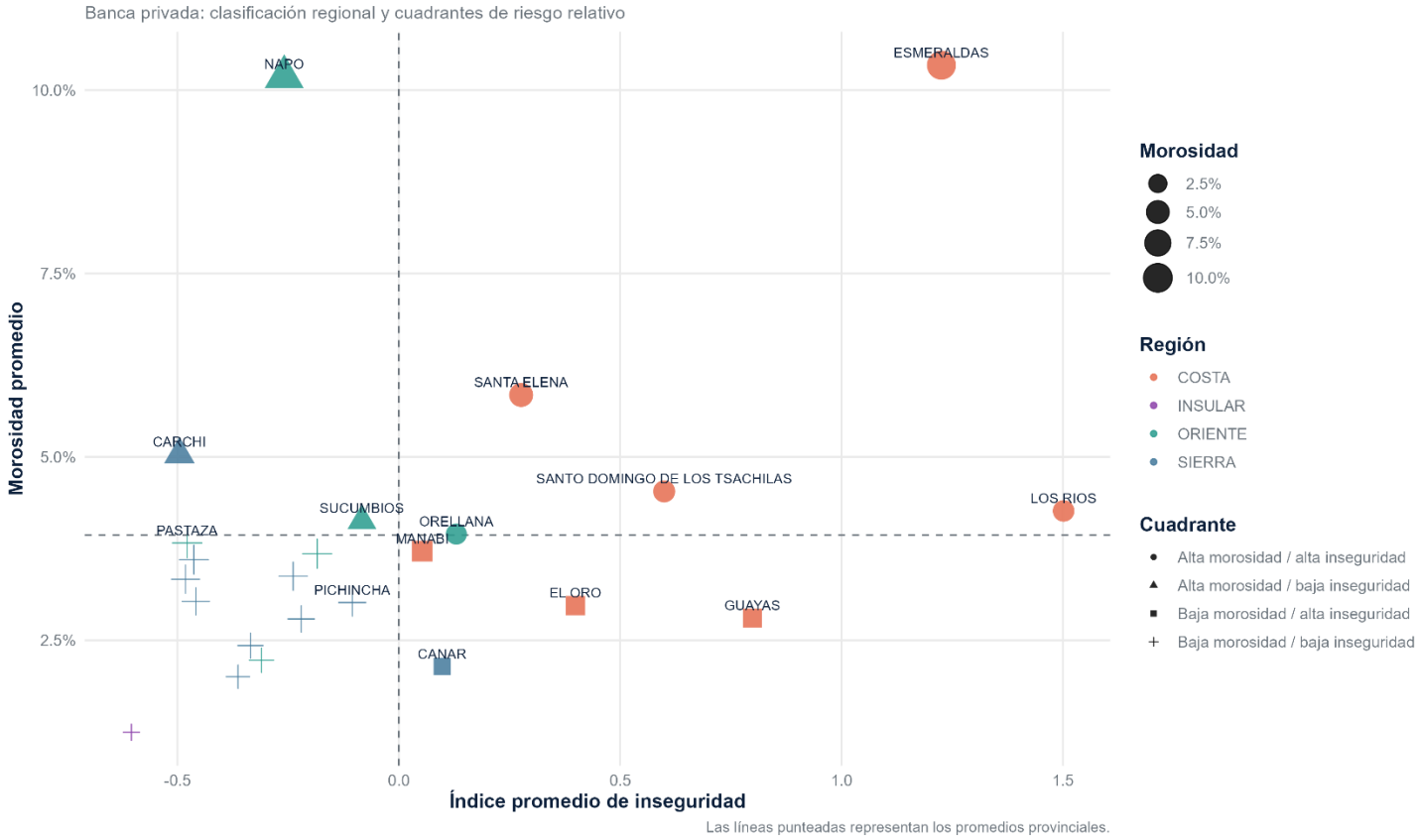
La ausencia de AR (2) es favorable, pero el rechazo de Sargan/Hansen impide considerar los modelos plenamente validados. En consecuencia, los coeficientes deben tratarse como estimaciones exploratorias cuya confiabilidad econométrica es limitada; no constituyen evidencia causal ni resultados definitivos. Esta interpretación es consistente con Ahmed et al. (2021), quienes señalan que la confianza en System GMM depende tanto de la ausencia de autocorrelación de segundo orden como de la validez de los instrumentos.

Parte II. Comportamiento de la morosidad y la inseguridad en la Banca Privada

La banca privada se organizó en 48 combinaciones provincia-tipo de cliente: personas naturales y personas jurídicas en cada provincia, seguidas durante 36 meses, esto produjo 1.728 observaciones. La unidad de análisis fue una provincia asociada a un tipo de cliente, en las correlaciones entre inseguridad y morosidad se utilizaron las 28 unidades que contaban con la información completa requerida para las tres mediciones temporales.

En la Figura 5, el eje horizontal representa el índice promedio de inseguridad y el eje vertical la morosidad promedio de la banca privada. La línea vertical se ubicó en el promedio simple de los índices provinciales (0,00) y la horizontal en el promedio simple de la morosidad provincial (3,94%). Estos valores son referencias provinciales no ponderadas por el tamaño de la cartera, los cuadrantes mantienen la interpretación definida en la Parte I.

Figura 5. Comparativo territorial entre morosidad e inseguridad (2023-2025)



Fuente: SBE

El cuadrante I incluyó cinco provincias: Esmeraldas, Los Ríos, Santa Elena y Santo Domingo de los Tsáchilas, en la Costa, y Orellana, en el Oriente. Esmeraldas registró la mayor morosidad, con 10,34%, y superó el promedio provincial en 6,40 puntos porcentuales. Orellana presentó el menor valor del cuadrante, con 3,95%, apenas 0,01 puntos por encima de la referencia. Los Ríos tuvo el índice de inseguridad más alto (1,50), pero su morosidad fue 4,26%, muy inferior a la de Esmeraldas. La diferencia entre ambas provincias confirma que el orden de la inseguridad no reprodujo el orden de la morosidad.

El cuadrante II reunió a Napo y Sucumbíos, en el Oriente, y Carchi, en la Sierra. Napo registró 10,18% de morosidad con un índice de -0,26; Carchi, 5,03% con -0,50; y Sucumbíos, 4,13% con -0,08. La cercanía de la morosidad de Napo y Esmeraldas resulta especialmente ilustrativa: ambas se aproximaron al 10%, pero se ubicaron en lados opuestos del promedio de inseguridad.

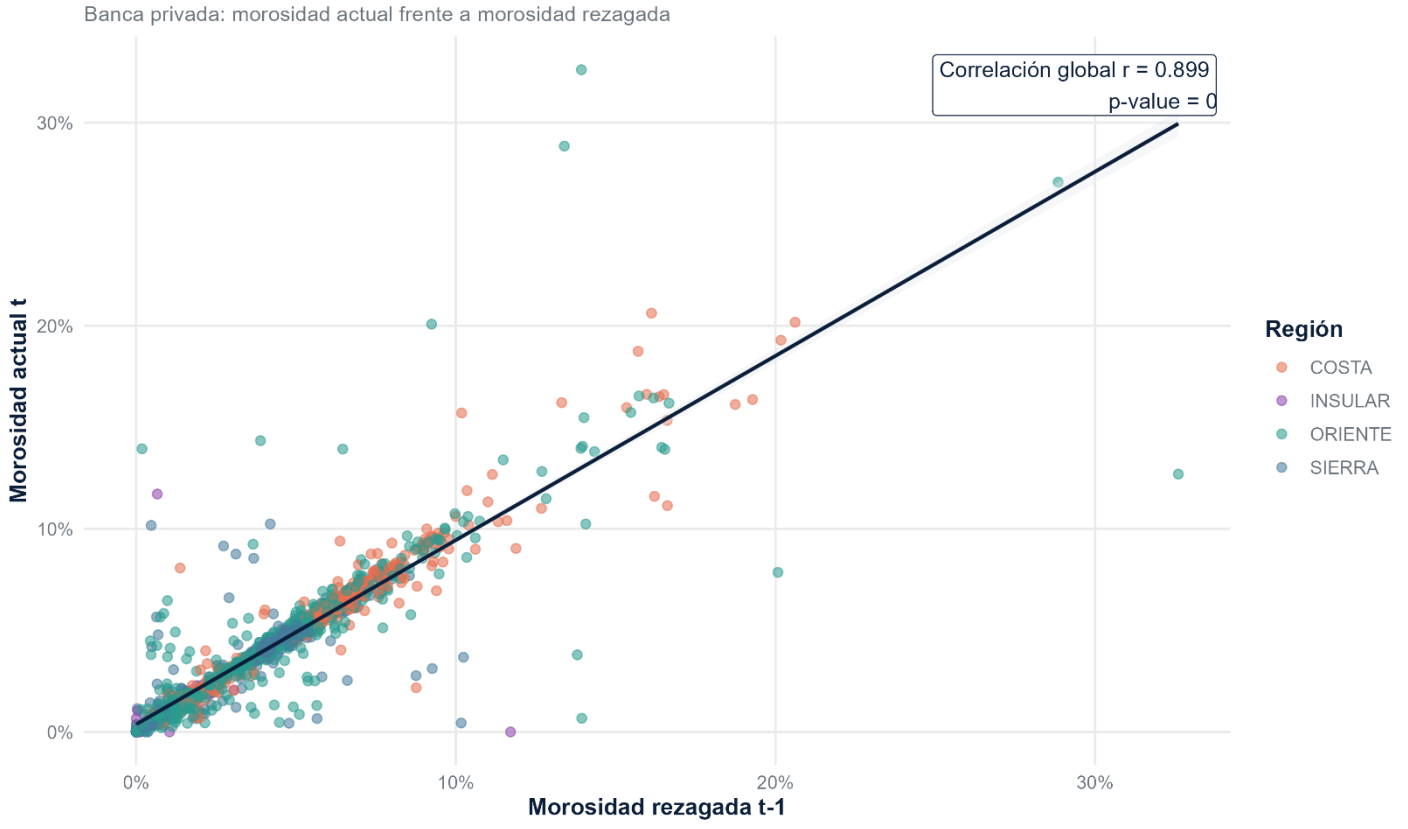
El cuadrante III agrupó doce provincias: Azuay, Bolívar, Chimborazo, Cotopaxi, Imbabura, Loja, Pichincha y Tungurahua, en la Sierra; Morona Santiago, Pastaza y Zamora Chinchipe, en el Oriente; y Galápagos, en la región Insular, todas se ubicaron por debajo de los dos promedios. El cuadrante IV reunió a Cañar, en la Sierra, y a El Oro, Guayas y Manabí, en la Costa. Guayas presentó el índice de inseguridad más alto del grupo (0,80), pero una morosidad de 2,80%; Manabí registró la mayor morosidad del cuadrante (3,72%) con un índice de 0,05; y Cañar tuvo la menor morosidad (2,14%).

La distribución vuelve a ser consistente con Bisca et al. (2024), pues los promedios agregados ocultan diferencias internas. Los casos de Esmeraldas, Los Ríos y Santo Domingo de los Tsáchilas muestran, de manera descriptiva, una dirección compatible con Perez et al. (2024), Naddeo (2014) y Bonaccorsi di Patti (2009), según quienes el crimen puede deteriorar la actividad económica y las condiciones financieras. Sin embargo, Napo y Guayas evidencian que ese patrón no se repitió en todas las provincias. Por tanto, la ubicación en los cuadrantes debe interpretarse como una comparación descriptiva y no como una prueba estadística de asociación.

Persistencia temporal de la morosidad en la Banca Privada

La persistencia se evaluó mediante el mismo procedimiento utilizado para las COAC y las mutualistas. En la Figura 6, el eje horizontal contiene la morosidad de cada unidad en el mes anterior y el eje vertical su morosidad actual. Cada punto representa una observación mensual de una combinación provincia-tipo de cliente. La línea ascendente resume el patrón general: las unidades con mayor morosidad en el mes anterior tendieron a registrar también niveles más altos en el mes actual.

Figura 5. Validación gráfica de la correlación rezagada (2023-2025)



Fuente: SBE

La correlación global fue 0,899 y resultó significativa ($p < 0,001$). De las 48 unidades, 44 presentaron una relación significativa. Los valores más altos correspondieron a Esmeraldas-persona natural (0,950), Galápagos-persona natural (0,943) y Santo Domingo de los Tsáchilas-persona natural (0,934). No fueron significativas El Oro-persona jurídica (0,252; $p = 0,145$), Galápagos-persona jurídica (0,018; $p = 0,918$), Pastaza-persona jurídica (-0,023; $p = 0,894$) y Zamora Chinchipe-persona jurídica (0,137; $p = 0,433$). La correlación agrupada

puede reflejar tanto persistencia dentro de cada unidad como diferencias estables entre unidades; por ello, debe interpretarse junto con las correlaciones individuales. Las diferencias entre personas naturales y jurídicas muestran que la persistencia no fue homogénea según el tipo de cliente.

El resultado coincide con Nkusu (2011) en que el deterioro de cartera puede prolongarse y reforzarse. También es coherente con Alfaro et al. (2010), Landaberry (2016) y Ganong y Noel (2018), cuyas conclusiones vinculan el incumplimiento con el ingreso, el balance entre ingresos y gastos y la liquidez de corto plazo.

Correlaciones exploratorias entre inseguridad y morosidad en banca privada

Se calcularon 84 correlaciones para las 28 unidades con información completa: una para el mismo mes, una con la inseguridad rezagada un mes y una con el promedio móvil de tres meses. Después del ajuste de significancia, 17 fueron significativas: cuatro correspondieron al mismo mes, dos al rezago de un mes y once al promedio móvil de tres meses. Entre las correlaciones significativas, nueve tuvieron signo positivo y ocho con signo negativo. A diferencia de las COAC, donde predominaron los signos positivos entre los resultados significativos, en la banca privada ambos sentidos aparecieron casi en la misma proporción.

Figura 6. Correlaciones entre morosidad e índice de inseguridad (2023-2025)



Fuente: SBE, Ministerio de Interior, ECU 911

Pichincha-persona natural presentó el patrón positivo más constante: 0,550 en el mismo mes, 0,675 con un mes de retraso y 0,771 con el promedio de tres meses. En Sucumbíos, la relación fue positiva para personas naturales en el mismo mes (0,455) y en el promedio de tres meses (0,533), y para personas jurídicas en el promedio de tres meses (0,582). Orellana-persona natural registró 0,505; Carchi-persona jurídica 0,471; y Santa Elena-persona jurídica 0,472, todos con el promedio de tres meses.

Los signos negativos se concentraron en unidades distintas. Napo-persona jurídica registró -0,531 con un mes de retraso y -0,635 con el promedio de tres meses; Guayas-persona natural alcanzó -0,566 en el mismo mes y -0,507 en el promedio; Esmeraldas-persona jurídica presentó -0,484 y -0,492; Esmeraldas-persona natural, -0,426; y Carchi-persona natural, -0,470 en el promedio de tres meses. Estos valores no significan que la inseguridad reduzca la morosidad, solo indican que, durante el periodo observado, ambas variables se desplazaron en sentidos opuestos dentro de esas unidades.

Las correlaciones positivas de Pichincha, Sucumbíos, Orellana, Carchi y Santa Elena siguen la dirección del resultado de Cafiso y Martorana (2025) sobre crimen y préstamos improductivos. Las correlaciones negativas y la mayoría de las relaciones no significativas difieren de ese resultado general. La distribución coincide con Bisca et al. (2024) en la heterogeneidad territorial. La comparación con Klein (2013), Ahmed et al. (2021) y Son et al. (2020) debe ser prudente, porque esos estudios examinan determinantes y contextos diferentes. En consecuencia, los hallazgos de esta sección se limitan a asociaciones exploratorias y no permiten atribuir causalidad.

Resultados del modelo System GMM en banca privada

Para la banca privada se estimó una ecuación en la que la morosidad actual dependió de la morosidad del mes anterior, del índice de inseguridad, del crecimiento de cartera, del volumen de crédito y de las captaciones. También se consideraron las características propias de cada combinación provincia-tipo de cliente y los cambios comunes de cada mes.

$$Morosidad_{i,t}^{Banca} = \alpha_1 Morosidad_{i,t-1}^{Banca} + \beta_1 Inseguridad_{p,t-k} + \gamma_1 CrecimientoCartera_{i,t}^{Banca} + \gamma_2 LnVolumenCredito_{i,t}^{Banca} + \gamma_3 LnCaptaciones_{i,t}^{Banca} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t}$$

La estructura fue la misma en los tres modelos y solo cambió la medición temporal de la inseguridad: mismo mes, rezago de un mes y promedio móvil de tres meses.

Tabla 3. Coeficientes de los modelos System GMM

Modelo	Variable	Coeficiente[9]	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
Banca privada - Inseguridad contemporánea	lag(morosidad, 1)	0.55105	0.10209	5.398	0.0000	***
Banca privada - Inseguridad contemporánea	z_crecimiento_cartera	-0.00355	0.00214	-1.660	0.0969	*
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	lag(morosidad, 1)	0.52775	0.10485	5.033	0.0000	***
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	z_crecimiento_cartera	-0.00394	0.00227	-1.737	0.0824	*
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	lag(morosidad, 1)	0.51586	0.11195	4.608	0.0000	***
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_crecimiento_cartera	-0.00387	0.00230	-1.683	0.0924	*

Nota: **** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,10.*
Fuente: SBE, Ministerio de Interior, ECU 911

La morosidad del mes anterior fue significativa en las tres versiones. Un aumento de 1 punto porcentual en la morosidad previa se asoció con 0,55 puntos adicionales de morosidad actual en el modelo del mismo mes, 0,53 puntos en el modelo con un mes de retraso y 0,52 puntos en el promedio de tres meses. Estas estimaciones

[9] Los coeficientes del índice y de los controles estandarizados se leen como el cambio de la morosidad ante un aumento de una desviación estándar en la variable correspondiente. Para expresarlos en puntos porcentuales, el coeficiente se multiplica por 100.

sugieren una persistencia menor que en las COAC. Debido al rechazo posterior de la validez instrumental, deben considerarse resultados exploratorios y no diferencias econométricamente confirmadas.

Un aumento de una desviación estándar en el índice de inseguridad se asoció con 0,32 puntos porcentuales adicionales de morosidad en el modelo contemporáneo, 0,26 puntos en el modelo rezagado y 0,34 puntos en el promedio de tres meses, ningún coeficiente fue significativo al 5%. En consecuencia, las asociaciones localizadas en unidades como Pichincha-persona natural o Sucumbíos no se tradujeron en evidencia estadística robusta de una asociación promedio para toda la banca privada. Los coeficientes completos del índice y de los controles deben incluirse en una tabla o anexo.

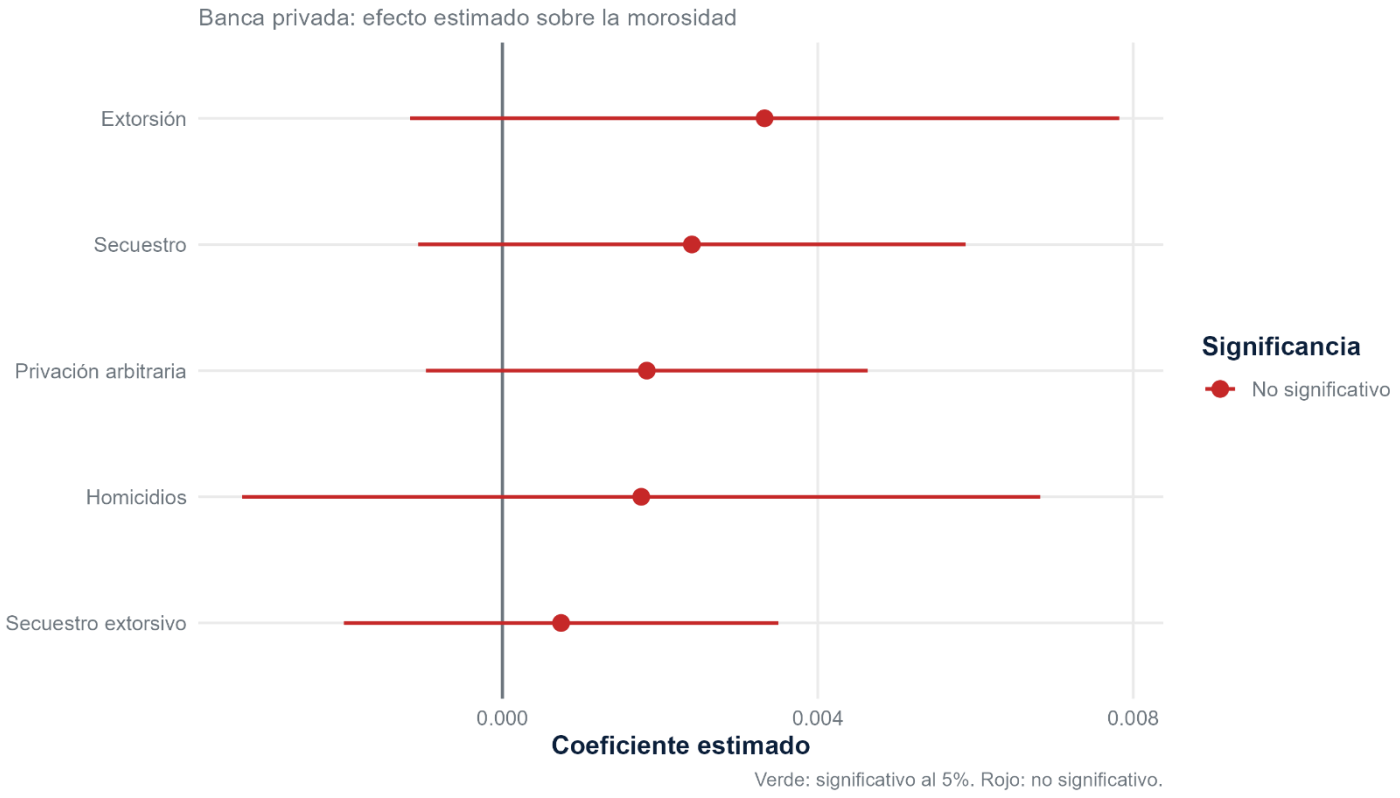
El crecimiento de cartera presentó signo negativo y significancia únicamente al 10%. Un aumento de una desviación estándar se asoció con reducciones de entre 0,35 y 0,39 puntos porcentuales en la morosidad, dado que el resultado no alcanzó el nivel de 5%, debe considerarse evidencia marginal. El volumen de crédito y las captaciones tampoco fueron significativos. La comparación con Ahmed et al. (2021) y Klein (2013) debe realizarse con cautela, porque esos estudios examinan crecimiento excesivo del crédito, rezagos y especificaciones que no son necesariamente equivalentes. Por ello, no puede concluirse de manera directa que el signo encontrado contradiga sus resultados.

La falta de significancia del índice de inseguridad difiere de Cafiso y Martorana (2025) y Son et al. (2020), cuyas conclusiones vinculan entornos criminales o institucionalmente deteriorados con una mayor cartera improductiva. Las variables y los contextos analizados no son equivalentes. En Ecuador, la inseguridad presentó relaciones localizadas, pero no se encontró evidencia estadística robusta de una asociación promedio con la morosidad de la banca privada después de considerar la persistencia y los controles financieros.

Resultados por tipo de delito en la Banca Privada

Se estimó un modelo independiente para cada delito, conservando la morosidad del mes anterior y los controles financieros. Los coeficientes se interpretan como el cambio de la morosidad ante un aumento de una desviación estándar en la tasa de cada delito.

Figura 7. Coeficientes GMM por tipo de delito (2023-2025)



Fuente: Ministerio de Interior, ECU 911

Ninguno de los cinco delitos fue significativo al 5%. Los aumentos estimados fueron 0,18 puntos porcentuales para homicidios (p = 0,495), 0,33 puntos para extorsión (p = 0,147), 0,24 puntos para secuestro (p = 0,175), 0,18 puntos para privación arbitraria de la libertad (p = 0,200) y 0,07 puntos para secuestro extorsivo (p = 0,596). Todos los signos fueron positivos, pero la amplitud de la incertidumbre alrededor de los coeficientes impide afirmar que exista una relación promedio.

La ausencia de significancia difiere de Bonaccorsi di Patti (2009), quien concluye que la extorsión y el crimen organizado deterioran las condiciones de acceso al crédito, y de Perez et al. (2024), quienes documentan pérdidas de productividad e inversión asociadas al crimen. En la banca privada ecuatoriana, esas consecuencias no aparecieron como un aumento estadísticamente confirmado de la morosidad mensual del conjunto.

Validación del modelo System GMM en banca privada

La validación se realizó con las mismas tres pruebas. AR (1) revisó la relación de los errores entre meses consecutivos; AR (2) examinó si esa relación persistía dos periodos después; y Sargan/Hansen evaluó la validez conjunta de los instrumentos. La condición principal para utilizar los rezagos es que AR(2) no sea significativa y que Sargan/Hansen tampoco rechace la validez de los instrumentos.

Tabla 3. Coeficientes de los modelos System GMM

Modelo	Prueba	Estadístico	p-value	Interpretación
Banca privada - Inseguridad contemporánea	Arellano-Bond AR(1)	-1.469	0.1419	AR (1) no significativo
Banca privada - Inseguridad contemporánea	Arellano-Bond AR(2)	0.381	0.7033	No se rechaza H0; no hay AR (2)
Banca privada - Inseguridad contemporánea	Sargan/Hansen	28.294	0.0000	Se rechaza H0; problemas de instrumentos
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	Arellano-Bond AR(1)	-1.411	0.1581	AR (1) no significativo
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	Arellano-Bond AR(2)	0.307	0.7589	No se rechaza H0; no hay AR (2)
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	Sargan/Hansen	15.958	0.0070	Se rechaza H0; problemas de instrumentos
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	Arellano-Bond AR(1)	-1.367	0.1718	AR (1) no significativo
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	Arellano-Bond AR(2)	0.320	0.7488	No se rechaza H0; no hay AR (2)
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	Sargan/Hansen	23.597	0.0003	Se rechaza H0; problemas de instrumentos

Fuente: SBE, Ministerio de Interior, ECU 911

AR(1) no fue significativa en ninguna de las tres versiones. Por tanto, en la banca privada no se observó el patrón de primer orden que suele aparecer después de transformar un modelo dinámico. Este resultado no invalida por sí solo la estimación, pero debe registrarse como una diferencia frente al comportamiento esperado. AR(2) tampoco fue significativa, con valores p entre 0,703 y 0,759, lo que es favorable porque no se encontró relación de los errores después de dos periodos.

Sargan/Hansen rechazó la validez conjunta de los instrumentos en los tres modelos, con valores p de menos de 0,001, 0,007 e inferiores a 0,001, cada modelo utilizó 10 instrumentos para 48 unidades. En consecuencia, el modelo cumple la condición de AR(2), pero no supera la validación instrumental. La persistencia de la morosidad fue el resultado más estable entre las tres versiones, aunque debe interpretarse como asociación y no como efecto causal, la misma cautela se aplica a la ausencia de significancia de la inseguridad y al signo negativo del crecimiento de cartera.

Síntesis comparativa de los dos subsistemas

La comparación justifica el análisis separado de los dos subsistemas. El promedio simple de la morosidad provincial fue 8,50% en las COAC y 3,94% en la banca privada. La diferencia se mantuvo en todas las regiones: Costa, 10,53% frente a 4,92%; Oriente, 9,43% frente a 4,67%; Sierra, 7,10% frente a 3,07%; e Insular, 2,84% frente a 1,25%. Estos promedios regionales se calcularon a partir de las provincias de cada región y no están ponderados por el volumen de cartera. El orden regional fue el mismo en ambos subsistemas. Las diferencias observadas podrían estar relacionadas con la composición de clientes, los productos crediticios y la estructura institucional, aspectos que no fueron medidos directamente en este estudio.

La segunda diferencia se observó en la persistencia estimada. En las COAC, un punto porcentual adicional de morosidad previa se asoció con entre 0,76 y 0,79 puntos de morosidad actual. En la banca privada, la asociación se ubicó entre 0,52 y 0,55 puntos. Estas estimaciones sugieren una mayor continuidad de la morosidad en las COAC y mutualistas. No obstante, la diferencia no debe considerarse confirmada, porque los modelos de ambos subsistemas rechazaron la validez conjunta de los instrumentos.

La tercera diferencia apareció en las correlaciones exploratorias. En las COAC fueron significativas 47 de 180 correlaciones y predominaron los signos positivos. En la banca privada fueron significativas 17 de 84, con una distribución casi equilibrada entre signos positivos y negativos. En ambos casos, el promedio móvil de tres meses concentró la mayor cantidad de resultados significativos.

Este patrón indica que las asociaciones fueron más frecuentes cuando la inseguridad se midió mediante un promedio móvil de tres meses. Pero no demuestra que la exposición acumulada sea necesariamente más informativa, porque el suavizamiento de la serie y la superposición de las ventanas también pueden aumentar la correlación. Además, el resultado no se mantuvo como una asociación promedio estadísticamente significativa en los modelos System GMM.

En los dos subsistemas, el índice de inseguridad no fue significativo al 5% en ninguna de las tres versiones y ningún delito individual alcanzó ese nivel. La única señal marginal fue el secuestro en las COAC, significativo al 10%. Por tanto, la evidencia territorial mostró asociaciones localizadas, pero el panel completo no proporcionó evidencia estadística robusta de una asociación promedio positiva entre inseguridad y morosidad. Este resultado difiere de Cafiso y Martorana (2025) y Son et al. (2020), pero coincide con Bisca et al. (2024) en que las relaciones territoriales son heterogéneas y pueden modificarse al agregarlas

Conclusiones

Existen asociaciones estadísticamente significativas entre inseguridad y morosidad en unidades territoriales e institucionales específicas, estas representaron una proporción minoritaria del total de correlaciones estimadas. En el subsistema de COAC y mutualistas fueron significativas 47 de 180 correlaciones, mientras que en la banca privada lo fueron 17 de 84. Además, existieron signos opuestos incluso dentro de una misma provincia, como ocurrió en El Oro entre las COAC y las mutualistas. Por tanto, la evidencia no muestra un patrón territorial único, sino asociaciones heterogéneas según la provincia, el tipo de organización o cliente y la medición temporal de la inseguridad.

No se encontró evidencia estadística robusta de una asociación global y uniforme entre la inseguridad y la morosidad en el sistema financiero ecuatoriano durante 2023-2025. Las provincias ubicadas por encima del promedio en ambas variables mostraron que los dos fenómenos pueden coincidir territorialmente. No obstante, también hubo provincias con morosidad elevada e inseguridad inferior al promedio, así como territorios con inseguridad superior y morosidad reducida. En consecuencia, los resultados no permiten sostener que una mayor inseguridad esté acompañada necesariamente por una mayor morosidad en todas las provincias y tipos de entidad.

Se observaron diferencias regionales, pero estas no explicaron por sí solas la cartera deteriorada. La Costa presentó el mayor promedio de morosidad en ambos subsistemas, seguida por el Oriente, la Sierra y la región Insular. Pero, dentro de una misma región coexistieron provincias con posiciones distintas, Esmeraldas combinó morosidad e inseguridad superiores al promedio, mientras que Napo mostró morosidad elevada con un índice de inseguridad inferior. La clasificación regional describe patrones generales, pero existe una heterogeneidad intrarregional que impide atribuirle un resultado financiero uniforme.

Las COAC y mutualistas registraron una morosidad promedio superior a la banca privada en todas las regiones. Las estimaciones también sugirieron una mayor persistencia de la morosidad en las COAC. En la banca privada, la persistencia fue menor y mostró diferencias más marcadas entre personas naturales y jurídicas. Estas diferencias podrían estar asociadas con la estructura institucional, la composición de los clientes y los productos crediticios. Sin embargo, tales mecanismos no fueron medidos directamente y, por tanto, no pueden considerarse confirmados.

El promedio móvil de tres meses reunió más correlaciones significativas que el índice contemporáneo o el rezagado un mes. Esto indica que las asociaciones fueron más frecuentes cuando la inseguridad se representó mediante una medida suavizada de tres meses. No obstante, el resultado no permite afirmar que exista un efecto acumulativo. El promedio móvil reduce la variabilidad mensual y utiliza ventanas superpuestas, lo que también puede aumentar la correlación. Además, esta señal no se mantuvo como una asociación promedio estadísticamente significativa en los modelos System GMM.

La morosidad del mes anterior fue el coeficiente más estable entre las especificaciones y presentó valores mayores en el sector financiero popular y solidario que en la banca privada. Esta diferencia debe interpretarse con cautela porque los modelos no superaron la validación instrumental. El índice de inseguridad no fue significativo al 5% en ninguna versión y tampoco lo fueron los cinco delitos analizados por separado. El secuestro presentó evidencia marginal al 10% en las COAC, insuficiente para considerarlo un determinante o un resultado confirmado.

Las pruebas de validación limitan de manera sustantiva el alcance de las conclusiones. La ausencia de autocorrelación de segundo orden fue favorable en los seis modelos, pero la prueba Sargan/Hansen rechazó la validez conjunta de los instrumentos. En la banca privada, además, AR(1) no mostró el patrón que suele esperarse después de la transformación del modelo. Por ello, los coeficientes deben considerarse estimaciones exploratorias de confiabilidad limitada y no evidencia causal ni resultados definitivos. La persistencia fue el patrón más estable, pero tampoco debe presentarse como causalidad confirmada.

Los valores que afectan la morosidad no solo se han presentado por efectos de inseguridad o crimen. La inseguridad se construyó a partir de homicidios y de cuatro indicadores basados en avisos o registros del ECU 911. Estos datos pueden verse afectados por subregistro y por diferencias provinciales en el uso del sistema de emergencias. El índice asignó el mismo peso a delitos con mecanismos económicos distintos y aplicó un mismo valor provincial a todas las unidades financieras de ese territorio, lo que redujo la variación efectiva de la inseguridad entre segmentos, entidades y tipos de cliente. La morosidad se observó de forma agregada por

provincia y tipo de entidad o cliente; por ello, no fue posible identificar los ingresos, la carga financiera, el empleo, la informalidad, las garantías, el destino del crédito ni la victimización directa de cada deudor.

Las investigaciones posteriores deberían ampliar el periodo y trabajar con información cantonal, por entidad y, cuando sea posible, por operación de crédito. También deberían combinar avisos del ECU 911 con denuncias, encuestas de victimización y registros judiciales. La incorporación de ingreso, empleo, informalidad, pobreza, actividad económica, carga financiera, tasa de interés y tipo de crédito permitiría examinar los canales mediante los cuales la inseguridad podría afectar la capacidad de pago. En el plano econométrico, la prioridad es revisar la especificación System GMM mediante conjuntos más restringidos de instrumentos, diferentes rangos de rezagos y una clasificación explícita de las variables endógenas y predeterminadas. Posteriormente, los resultados podrían contrastarse con modelos espaciales o estrategias basadas en choques de inseguridad claramente localizados.

Bibliografía

Abu, N., Sakanko, M. A., & Haron, N. F. (2026). Insecurity and financial inclusion nexus in Africa: Evidence from System-GMM approach. African Journal of Economic and Management Studies. https://doi.org/10.1108/AJEMS-06-2025-0432

Ahmed, S., Majeed, M. E., Thalassinos, E. I., & Thalassinos, Y. E. (2021). The impact of bank specific and macro-economic factors on non-performing loans in the banking sector: Evidence from an emerging economy. Journal of Risk and Financial Management, 14(5), Article 217. https://doi.org/10.3390/jrfm14050217

Alfaro, R., Gallardo, N., & Stein, R. (2010). The determinants of household debt default (Working Paper No. 574). Banco Central de Chile.

Arellano, M. (2003). Panel data econometrics. Oxford University Press.

Arellano, M., & Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. The Review of Economic Studies, 58(2), 277–297. https://doi.org/10.2307/2297968

Arellano, M., & Bover, O. (1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. Journal of Econometrics, 68(1), 29–51. https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01642-D

Baltagi, B. H. (2021). Econometric analysis of panel data (6th ed.). Springer.

Baum, C. F. (2006). An introduction to modern econometrics using Stata. Stata Press.

Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. Journal of Political Economy, 76(2), 169–217. https://doi.org/10.1086/259394

Blundell, R., & Bond, S. (1998). Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. Journal of Econometrics, 87(1), 115–143. https://doi.org/10.1016/S0304-4076(98)00009-8

Bonaccorsi di Patti, E. (2009). Weak institutions and credit availability: The impact of crime on bank loans (Questioni di Economia e Finanza / Occasional Papers No. 52). Bank of Italy.

Cafiso, G., & Martorana, M. F. (2025). Cooperative banks and crime: A provincial-level analysis (CESifo Working Paper No. 12025). CESifo.

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). Microeconometrics: Methods and applications. Cambridge University Press.

Cohen, L. E., & Felson, M. (1979). Social change and crime rate trends: A routine activity approach. American Sociological Review, 44(4), 588–608. https://doi.org/10.2307/2094589

Croissant, Y., & Millo, G. (2008). Panel data econometrics in R: The plm package. Journal of Statistical Software, 27(2), 1–43. https://doi.org/10.18637/jss.v027.i02

Datos Abiertos Ecuador. (2026). Homicidios intencionales. Gobierno del Ecuador.

De Martiis, A. (2020). The effects of organized crime on distressed firms. SSRN.

Díaz Flores, R. F. (2018). Determinantes de la tasa de morosidad de la cartera bruta de consumo: Desde la visión de los datos de panel dinámicos. Superintendencia de Bancos del Ecuador.

Feinberg, R. M., & Nickerson, D. (2002). Crime and residential mortgage default: An empirical analysis. Applied Economics Letters, 9(4), 217–220. https://doi.org/10.1080/13504850110058997

Forgione, A. F., Migliardo, C., & Spadaro, M. (2025). Crime and credit: Analyzing the impact of organized crime perceptions on loan restrictions. International Review of Economics & Finance, 104, Article 104669. https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104669

Ganong, P., & Noel, P. (2018). Liquidity vs. wealth in household debt obligations: Evidence from housing policy in the Great Recession (NBER Working Paper No. 24964). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w24964

Goldberg, M., Kim, K. W., & Ariano, M. (2014). How firms cope with crime and violence: Experiences from around the world. World Bank. https://doi.org/10.1596/978-1-4648-0101-3

Guevara Rosero, C., Flores, M., Llumiquinga, M., & Tulcán, M. (2026). Spatial patterns of crime in Ecuador: Analyzing the impact of judicial systems and geographic elements. Journal of Regional Research, 64, 149–73. https://doi.org/10.38191/iirr-jorr.25.001

Hansen, L. P. (1982). Large sample properties of generalized method of moments estimators. Econometrica, 50(4), 1029–1054. https://doi.org/10.2307/1912775

Hayashi, F. (2000). Econometrics. Princeton University Press.

Hsiao, C. (2014). Analysis of panel data (3rd ed.). Cambridge University Press.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2024). Estimaciones y proyecciones de población, revisión 2024. INEC.

Klein, N. (2013). Non-performing loans in CESEE: Determinants and impact on macroeconomic performance (IMF Working Paper No. 13/72). International Monetary Fund. https://doi.org/10.5089/9781484318522.001

Landaberry, M. V. (2016). Determinants of households' default probability in Uruguay. En CEMLA Joint Research Program 2016 (pp. 477–505). Banco Central del Uruguay / CEMLA.

Ministerio del Interior. (2025). Boletín de economías criminales y ciberdelincuencia. Gobierno del Ecuador.

Mohanty, A. R., Das, B. R., & Kumar, S. (2018). Determinants of non-performing loans in India: A System GMM panel approach. Prajnan, 47(1), 37–55.

Naddeo, A. (2014). How crime affects the economy: Evidence from Italy (MPRA Paper No. 65419). Munich Personal.

Neanidis, K. C., Rana, M. P., & Blackburn, K. (2017). An empirical analysis of organized crime, corruption and economic growth. Annals of Finance, 13, 273–298. https://doi.org/10.1007/s10436-017-0299-7

Nkusu, M. (2011). Nonperforming loans and macrofinancial vulnerabilities in advanced economies (IMF Working Paper No. 11/161). International Monetary Fund. https://doi.org/10.5089/9781455297740.001

Observatorio Ecuatoriano de Crimen Organizado, & Pan American Development Foundation. (2025). Boletín semestral sobre homicidios intencionales en Ecuador: Análisis estadístico del primer semestre de 2025. OECO / PADF.

Ocaña Mazón, E. (2017). Determinantes de la morosidad en el sistema bancario ecuatoriano. Superintendencia de Bancos del Ecuador.

Perez, S. M., Puebla, D., Alvarado, N., Mejía, L. F., Cadena, X., Higuera, S., & Niño, J. D. (2024). Los costos del crimen y la violencia: Ampliación y actualización de las estimaciones para América Latina y el Caribe (Monografía del BID No. 1244). Banco Interamericano de Desarrollo.

Roodman, D. (2009). How to do xtabond2: An introduction to Difference and System GMM in Stata. The Stata Journal. https://doi.org/10.1177/1536867X0900900106

Sampson, R. J., Raudenbush, S. W., & Earls, F. (1997). Neighborhoods and violent crime: A multilevel study of collective efficacy. Science. https://doi.org/10.1126/science.277.5328.918

Sargan, J. D. (1958). The estimation of economic relationships using instrumental variables. Econometrica. https://doi.org/10.2307/1907619

Shaw, C. R., & McKay, H. D. (1969). Juvenile delinquency and urban areas: A study of rates of delinquency in relation to differential characteristics of local communities in American cities (Rev. ed.). University of Chicago Press. Obra original publicada en 1942.

Son, T. H., Liem, N. T., & Khuong, N. V. (2020). Corruption, nonperforming loans, and economic growth: International evidence. Cogent Business & Management. https://doi.org/10.1080/23311975.2020.1735691

StataCorp. (2024). xtabond—Arellano–Bond linear dynamic panel-data estimation. En Stata longitudinal-data/panel-data reference manual. Stata Press.

Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981). Credit rationing in markets with imperfect information. The American Economic Review, 71(3), 393–410.

Superintendencia de Bancos. (2025). Portal estadístico. Gobierno del Ecuador.

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2025). Portal estadístico. Gobierno del Ecuador.

United Nations Office on Drugs and Crime. (2023). Global study on homicide 2023. United Nations.

Windmeijer, F. (2005). A finite sample correction for the variance of linear efficient two-step GMM estimators. Journal of Econometrics, 126(1), 25–51. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2004.02.005

Wooldridge, J. M. (2010). Econometric analysis of cross section and panel data (2nd ed.). MIT Press.

World Bank. (2001). World development report 2000/2001: Attacking poverty. Oxford University Press.

World Bank. (2017). Enterprise surveys: Ecuador country profile 2017. World Bank Group.

World Bank. (2024). Enterprise surveys: Ecuador 2024 country profile. World Bank Group.

Zinman, J. (2015). Household debt: Facts, puzzles, theories, and policies. Annual Review of Economics, 7, 251–276. https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080614-115640

Anexos

Ranking provincial de morosidad e inseguridad banca privada

Provincia	Morosidad promedio	Morosidad máxima	Índice inseguridad promedio	Ranking morosidad	Ranking inseguridad
ESMERALDAS	10.34%	20.62%	1.225	1	2
NAPO	10.18%	32.60%	-0.259	2	15
SANTA ELENA	5.84%	9.39%	0.276	3	6
CARCHI	5.03%	10.24%	-0.496	4	23
SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	4.53%	8.32%	0.599	5	4
LOS RIOS	4.26%	7.84%	1.502	6	1
SUCUMBIOS	4.13%	8.26%	-0.083	7	10
ORELLANA	3.95%	6.73%	0.130	8	7
MANABI	3.72%	6.98%	0.053	10	9
PICHINCHA	3.01%	5.51%	-0.105	16	11
EL ORO	2.97%	6.12%	0.399	17	5
GUAYAS	2.80%	5.41%	0.799	18	3
CANAR	2.14%	4.41%	0.098	22	8
AZUAY	2.00%	4.19%	-0.363	23	18

Correlaciones significativas del índice de inseguridad en provincias seleccionadas banca privada

Provincia	Tipo de cliente	Unidad	Variable	n	Pearson	p Pearson ajustado	Spearman	p Spearman ajustado
CARCHI	PERSONA JURIDICA	CARCHI - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_3m	36	0.471	0.0152	0.414	0.0411
CARCHI	PERSONA NATURAL	CARCHI - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.470	0.0152	-0.398	0.0424
EL ORO	PERSONA JURIDICA	EL ORO - PERSONA JURIDICA	indice_inseguridad	36	0.398	0.0708	0.472	0.0253
EL ORO	PERSONA JURIDICA	EL ORO - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_3m	36	0.374	0.0626	0.447	0.0275

Provincia	Tipo de cliente	Unidad	Variable	n	Pearson	p Pearson ajustado	Spearman	p Spearman ajustado
ESMERALDAS	PERSONA JURIDICA	ESMERALDAS - PERSONA JURIDICA	indice_inseguridad	36	-0.484	0.0266	-0.525	0.0097
ESMERALDAS	PERSONA JURIDICA	ESMERALDAS - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.492	0.0122	-0.525	0.0069
ESMERALDAS	PERSONA NATURAL	ESMERALDAS - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.426	0.0289	-0.405	0.0424
GUAYAS	PERSONA NATURAL	GUAYAS - PERSONA NATURAL	indice_inseguridad	36	-0.566	0.0052	-0.556	0.0068
GUAYAS	PERSONA NATURAL	GUAYAS - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.507	0.0101	-0.580	0.0017
NAPO	PERSONA JURIDICA	NAPO - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.635	0.0005	-0.660	0.0002
NAPO	PERSONA JURIDICA	NAPO - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_lag1	35	-0.531	0.0166	-0.559	0.0077
NAPO	PERSONA NATURAL	NAPO - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.290	0.1795	-0.406	0.0424
ORELLANA	PERSONA NATURAL	ORELLANA - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	0.505	0.0101	0.480	0.0164
PICHINCHA	PERSONA NATURAL	PICHINCHA - PERSONA NATURAL	indice_inseguridad	36	0.550	0.0061	0.535	0.0093
PICHINCHA	PERSONA NATURAL	PICHINCHA - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	0.771	0.0000	0.738	0.0000
PICHINCHA	PERSONA NATURAL	PICHINCHA - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.675	0.0004	0.615	0.0020
SANTA ELENA	PERSONA JURIDICA	SANTA ELENA - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_3m	36	0.472	0.0152	0.323	0.1307
SUCUMBIOS	PERSONA JURIDICA	SUCUMBIOS - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_3m	36	0.582	0.0023	0.607	0.0010
SUCUMBIOS	PERSONA JURIDICA	SUCUMBIOS - PERSONA JURIDICA	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.470	0.0521	0.489	0.0283
SUCUMBIOS	PERSONA NATURAL	SUCUMBIOS - PERSONA NATURAL	indice_inseguridad	36	0.455	0.0360	0.482	0.0231
SUCUMBIOS	PERSONA NATURAL	SUCUMBIOS - PERSONA NATURAL	z_indice_inseguridad_3m	36	0.533	0.0078	0.513	0.0082

Coeficientes de los modelos System GMM banca privada

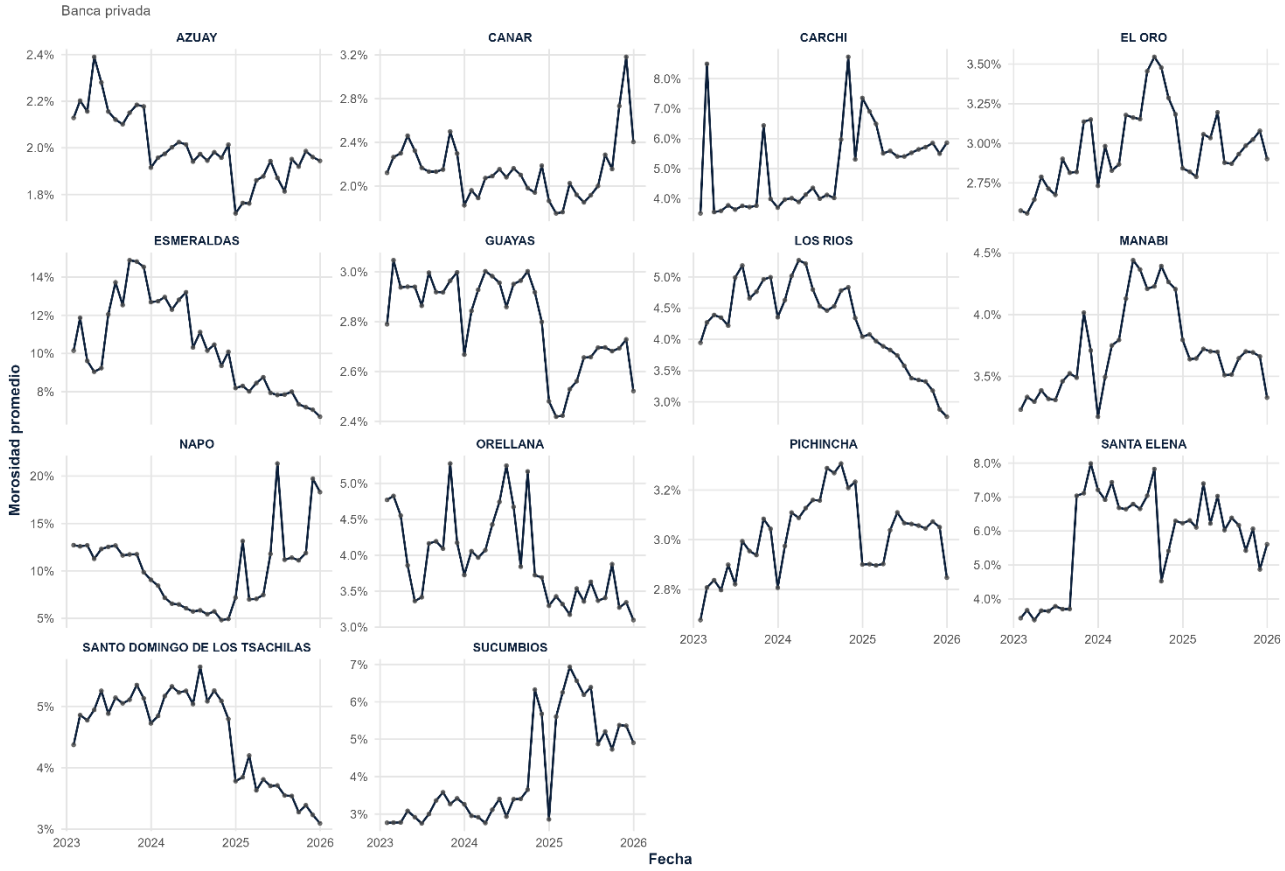
Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
Banca privada - Inseguridad contemporánea	lag(morosidad, 1)	0.55105	0.10209	5.398	0.0000	***
Banca privada - Inseguridad contemporánea	z_indice_inseguridad	0.00323	0.00237	1.365	0.1722	
Banca privada - Inseguridad contemporánea	z_crecimiento_cartera	-0.00355	0.00214	-1.660	0.0969	*
Banca privada - Inseguridad contemporánea	z_ln_volumen_credito	0.00259	0.00698	0.371	0.7106	
Banca privada - Inseguridad contemporánea	z_ln_captaciones	-0.00771	0.00737	-1.046	0.2957	
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	lag(morosidad, 1)	0.52775	0.10485	5.033	0.0000	***
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	z_indice_inseguridad_lag1	0.00264	0.00282	0.939	0.3478	
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	z_crecimiento_cartera	-0.00394	0.00227	-1.737	0.0824	*
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	z_ln_volumen_credito	0.00308	0.00738	0.416	0.6771	
Banca privada - Inseguridad rezagada 1 mes	z_ln_captaciones	-0.00831	0.00775	-1.071	0.2840	

Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	lag(morosidad, 1)	0.51586	0.11195	4.608	0.0000	***
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_indice_inseguridad_3m	0.00338	0.00354	0.952	0.3410	
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_crecimiento_cartera	-0.00387	0.00230	-1.683	0.0924	*
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_ln_volumen_credito	0.00297	0.00755	0.393	0.6941	
Banca privada - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_ln_captaciones	-0.00843	0.00791	-1.066	0.2866	

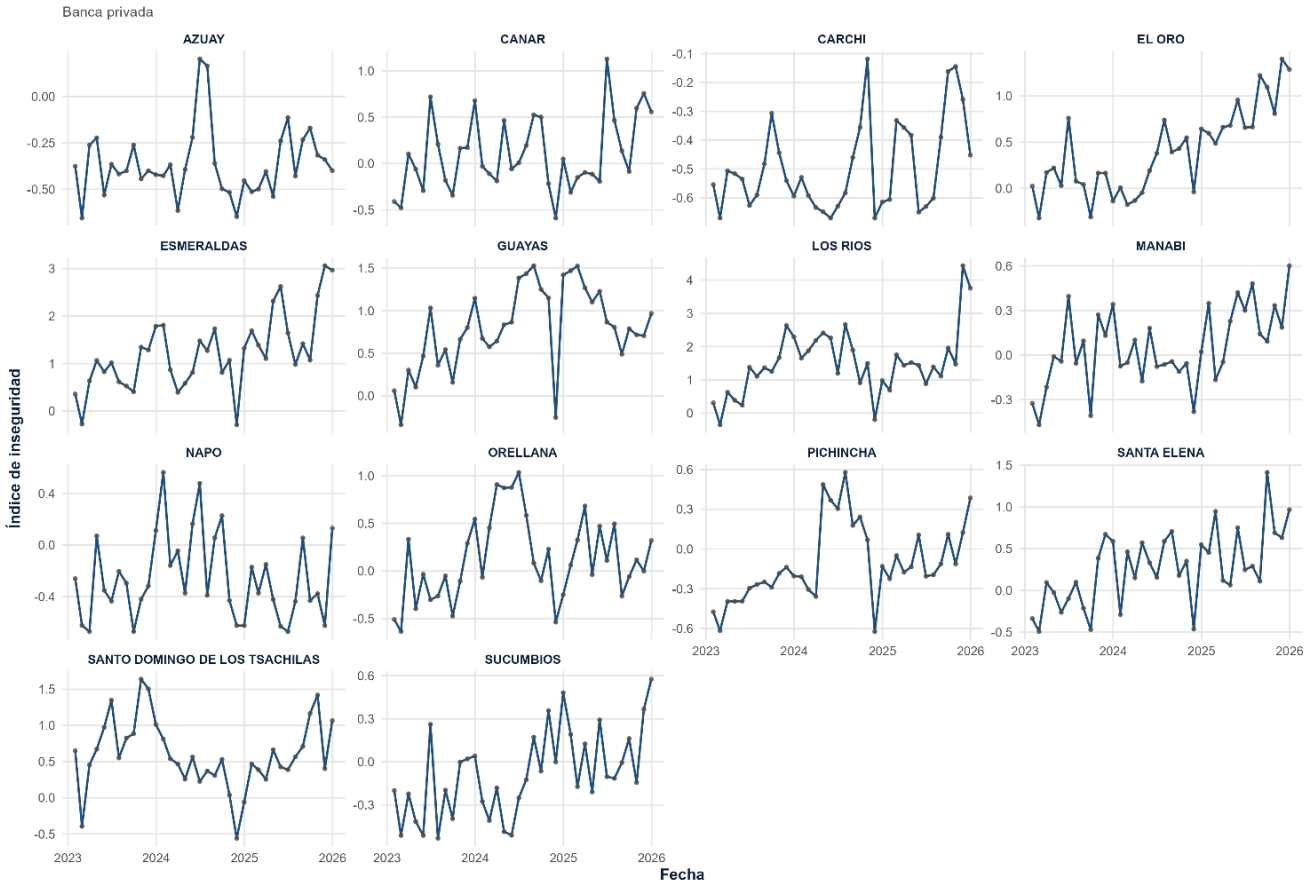
Coeficientes de modelos GMM por delito banca privada

Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_homicidios	lag(morosidad, 1)	0.50591	0.11372	4.449	0.0000	***
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_tasa_homicidios	0.00176	0.00258	0.682	0.4952	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_crecimiento_cartera	-0.00450	0.00251	-1.792	0.0731	*
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_ln_volumen_credito	0.00314	0.00763	0.412	0.6805	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_ln_captaciones	-0.00849	0.00790	-1.074	0.2828	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_extorsion	lag(morosidad, 1)	0.58800	0.10010	5.874	0.0000	***
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_tasa_extorsion	0.00333	0.00229	1.449	0.1474	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_crecimiento_cartera	-0.00326	0.00203	-1.601	0.1093	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_ln_volumen_credito	0.00397	0.00613	0.647	0.5174	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_ln_captaciones	-0.00817	0.00652	-1.252	0.2105	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro	lag(morosidad, 1)	0.56367	0.10240	5.505	0.0000	***
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_tasa_secuestro	0.00240	0.00177	1.357	0.1747	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_crecimiento_cartera	-0.00374	0.00209	-1.790	0.0735	*
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_ln_volumen_credito	0.00264	0.00689	0.383	0.7019	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_ln_captaciones	-0.00735	0.00725	-1.014	0.3107	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_privacion	lag(morosidad, 1)	0.52190	0.12076	4.322	0.0000	***
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_tasa_privacion	0.00183	0.00143	1.282	0.2000	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_crecimiento_cartera	-0.00437	0.00257	-1.704	0.0885	*
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_ln_volumen_credito	0.00232	0.00748	0.310	0.7567	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_ln_captaciones	-0.00747	0.00771	-0.969	0.3327	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	lag(morosidad, 1)	0.50883	0.10913	4.662	0.0000	***
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_tasa_secuestro_extorsivo	0.00074	0.00140	0.530	0.5962	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_crecimiento_cartera	-0.00474	0.00255	-1.859	0.0630	*
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_ln_volumen_credito	0.00321	0.00760	0.423	0.6724	
Banca privada - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_ln_captaciones	-0.00840	0.00774	-1.086	0.2777	

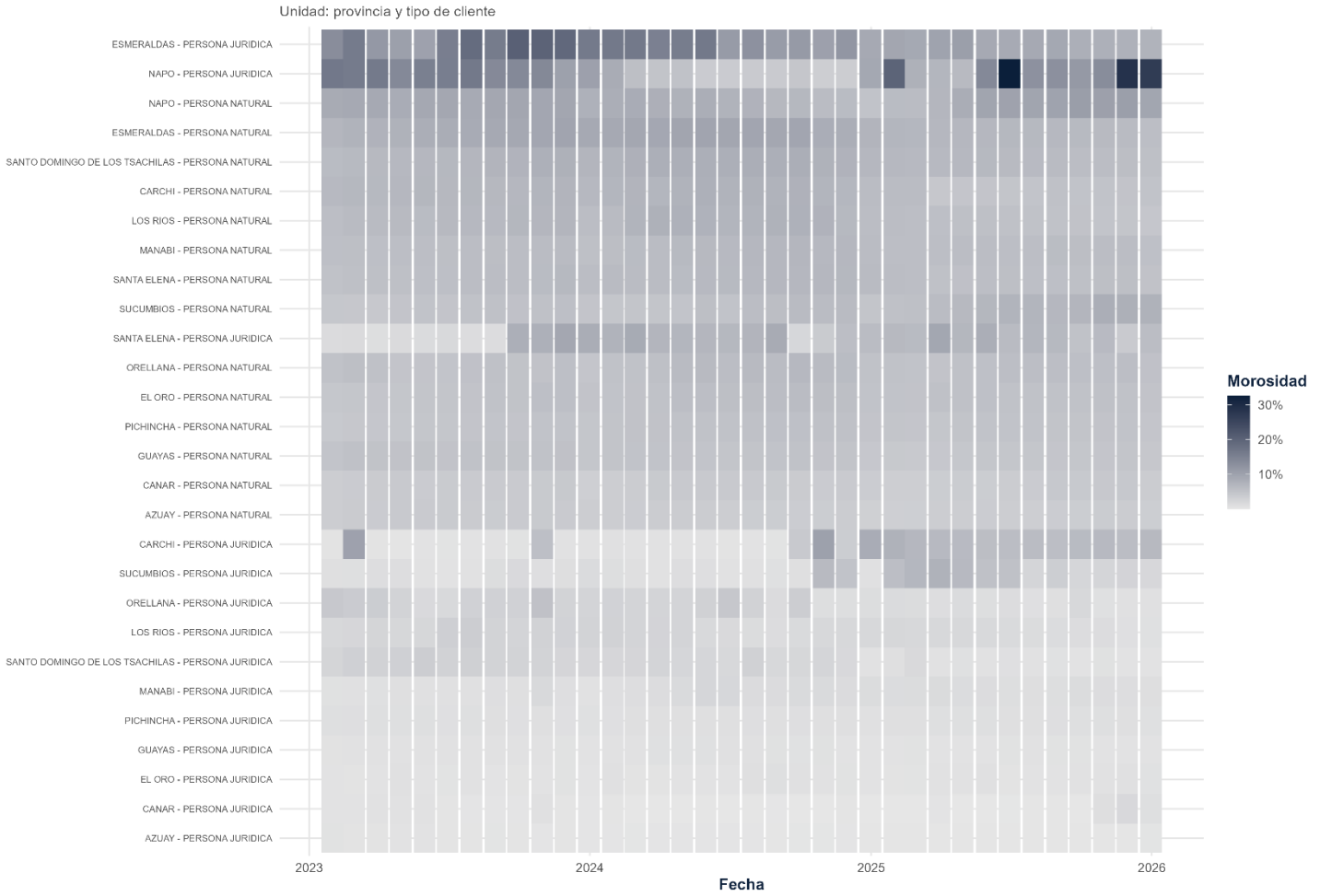
Evolución mensual de la morosidad en provincias seleccionadas de la banca privada



Evolución mensual de la inseguridad en provincias seleccionadas de la banca privada



Mapa temporal de morosidad en provincias seleccionadas de la banca privada



Ranking provincial de morosidad e inseguridad de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

Provincia	Morosidad promedio	Morosidad máxima	Índice inseguridad promedio	Ranking morosidad	Ranking inseguridad
SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	14.66%	56.23%	0.591	1	4
SUCUMBIOS	13.42%	46.45%	-0.089	2	10
ESMERALDAS	12.80%	29.80%	1.215	3	2
MORONA SANTIAGO	12.10%	34.85%	-0.190	4	12
NAPO	11.22%	50.35%	-0.264	5	15
GUAYAS	10.81%	17.15%	0.790	6	3
SANTA ELENA	9.73%	26.63%	0.269	7	6
BOLIVAR	9.52%	26.59%	-0.244	8	14
LOS RIOS	9.30%	13.37%	1.491	9	1
PICHINCHA	8.91%	11.82%	-0.111	10	11
EL ORO	8.87%	13.10%	0.392	11	5
ORELLANA	7.69%	54.79%	0.124	15	7
MANABI	7.56%	11.62%	0.047	16	9
CAÑAR	5.74%	12.17%	0.091	20	8
AZUAY	5.18%	7.55%	-0.369	22	18

Correlaciones significativas del índice de inseguridad en provincias seleccionadas de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

Provincia	Segmento	Unidad	Variable	n	Pearson	p Pearson ajustado	Spearman	p Spearman ajustado
BOLIVAR	COAC SEGMENTO 2	BOLIVAR - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.333	0.0958	-0.485	0.0098
CAÑAR	COAC SEGMENTO 3	CAÑAR - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.357	0.0767	0.408	0.0351
EL ORO	COAC SEGMENTO 1	EL ORO - COAC SEGMENTO 1	indice_inseguridad	36	0.568	0.0056	0.501	0.0160
EL ORO	COAC SEGMENTO 1	EL ORO - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.613	0.0004	0.584	0.0011
EL ORO	COAC SEGMENTO 1	EL ORO - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.545	0.0075	0.514	0.0119
EL ORO	COAC SEGMENTO 3	EL ORO - COAC SEGMENTO 3	indice_inseguridad	36	0.490	0.0176	0.446	0.0334
EL ORO	COAC SEGMENTO 3	EL ORO - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.562	0.0017	0.562	0.0019
EL ORO	COAC SEGMENTO 3	EL ORO - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.529	0.0079	0.488	0.0162
EL ORO	MUTUALISTAS	EL ORO - MUTUALISTAS	indice_inseguridad	36	-0.587	0.0053	-0.508	0.0160
EL ORO	MUTUALISTAS	EL ORO - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.725	0.0000	-0.658	0.0001
EL ORO	MUTUALISTAS	EL ORO - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_lag1	35	-0.692	0.0004	-0.641	0.0010
ESMERALDAS	COAC SEGMENTO 1	ESMERALDAS - COAC SEGMENTO 1	indice_inseguridad	36	0.322	0.1798	0.432	0.0407
ESMERALDAS	COAC SEGMENTO 1	ESMERALDAS - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.461	0.0163	0.572	0.0015
ESMERALDAS	COAC SEGMENTO 2	ESMERALDAS - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_3m	36	0.429	0.0277	0.432	0.0259
GUAYAS	COAC SEGMENTO 1	GUAYAS - COAC SEGMENTO 1	indice_inseguridad	36	0.572	0.0056	0.540	0.0132
GUAYAS	COAC SEGMENTO 1	GUAYAS - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.780	0.0000	0.738	0.0000
GUAYAS	COAC SEGMENTO 1	GUAYAS - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.628	0.0021	0.646	0.0010
GUAYAS	COAC SEGMENTO 3	GUAYAS - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.642	0.0002	0.560	0.0019
GUAYAS	COAC SEGMENTO 3	GUAYAS - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.532	0.0079	0.527	0.0108
GUAYAS	MUTUALISTAS	GUAYAS - MUTUALISTAS	indice_inseguridad	36	0.609	0.0040	0.585	0.0085
GUAYAS	MUTUALISTAS	GUAYAS - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_3m	36	0.798	0.0000	0.710	0.0000
GUAYAS	MUTUALISTAS	GUAYAS - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.622	0.0021	0.574	0.0049
MANABI	COAC SEGMENTO 1	MANABI - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.413	0.0364	0.294	0.1570
NAPO	COAC SEGMENTO 2	NAPO - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_3m	36	0.465	0.0155	0.462	0.0153
NAPO	COAC SEGMENTO 3	NAPO - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.525	0.0043	0.451	0.0186
NAPO	COAC SEGMENTO 3	NAPO - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.434	0.0434	0.405	0.0549

Provincia	Segmento	Unidad	Variable	n	Pearson	p Pearson ajustado	Spearman	p Spearman ajustado
ORELLANA	COAC SEGMENTO 1	ORELLANA - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.509	0.0060	0.501	0.0075
ORELLANA	COAC SEGMENTO 2	ORELLANA - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.446	0.0216	-0.378	0.0542
ORELLANA	COAC SEGMENTO 3	ORELLANA - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.365	0.0706	0.394	0.0436
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 1	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 1	indice_inseguridad	36	0.559	0.0061	0.554	0.0132
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 1	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.702	0.0000	0.696	0.0000
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 1	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.589	0.0037	0.610	0.0023
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 2	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_3m	36	0.477	0.0123	0.547	0.0026
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 2	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.418	0.0510	0.509	0.0119
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 3	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 3	indice_inseguridad	36	0.436	0.0459	0.501	0.0160
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 3	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.666	0.0001	0.694	0.0000
PICHINCHA	COAC SEGMENTO 3	PICHINCHA - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.606	0.0027	0.554	0.0074
PICHINCHA	MUTUALISTAS	PICHINCHA - MUTUALISTAS	indice_inseguridad	36	0.476	0.0208	0.485	0.0211
PICHINCHA	MUTUALISTAS	PICHINCHA - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_3m	36	0.658	0.0001	0.616	0.0004
PICHINCHA	MUTUALISTAS	PICHINCHA - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.546	0.0075	0.585	0.0043
SANTA ELENA	COAC SEGMENTO 1	SANTA ELENA - COAC SEGMENTO 1	indice_inseguridad	36	0.553	0.0064	0.452	0.0312
SANTA ELENA	COAC SEGMENTO 1	SANTA ELENA - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_3m	36	0.792	0.0000	0.620	0.0004
SANTA ELENA	COAC SEGMENTO 1	SANTA ELENA - COAC SEGMENTO 1	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.582	0.0039	0.510	0.0119
SANTA ELENA	MUTUALISTAS	SANTA ELENA - MUTUALISTAS	indice_inseguridad	36	0.607	0.0040	0.505	0.0160
SANTA ELENA	MUTUALISTAS	SANTA ELENA - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_3m	36	0.772	0.0000	0.689	0.0000
SANTA ELENA	MUTUALISTAS	SANTA ELENA - MUTUALISTAS	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.530	0.0079	0.474	0.0211
SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	COAC SEGMENTO 2	SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS - COAC SEGMENTO 2	indice_inseguridad	36	-0.301	0.2056	-0.431	0.0407
SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	COAC SEGMENTO 3	SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS - COAC SEGMENTO 3	indice_inseguridad	36	-0.398	0.0782	-0.534	0.0132
SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	COAC SEGMENTO 3	SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	-0.351	0.0785	-0.411	0.0343
SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	COAC SEGMENTO 3	SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_lag1	35	-0.340	0.1384	-0.434	0.0426

Provincia	Segmento	Unidad	Variable	n	Pearson	p Pearson ajustado	Spearman	p Spearman ajustado
SUCUMBIOS	COAC SEGMENTO 2	SUCUMBIOS - COAC SEGMENTO 2	indice_inseguridad	36	0.490	0.0176	0.475	0.0218
SUCUMBIOS	COAC SEGMENTO 2	SUCUMBIOS - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_3m	36	0.719	0.0000	0.669	0.0001
SUCUMBIOS	COAC SEGMENTO 2	SUCUMBIOS - COAC SEGMENTO 2	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.533	0.0079	0.520	0.0117
SUCUMBIOS	COAC SEGMENTO 3	SUCUMBIOS - COAC SEGMENTO 3	indice_inseguridad	36	0.490	0.0176	0.516	0.0160
SUCUMBIOS	COAC SEGMENTO 3	SUCUMBIOS - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_3m	36	0.659	0.0001	0.649	0.0002
SUCUMBIOS	COAC SEGMENTO 3	SUCUMBIOS - COAC SEGMENTO 3	z_indice_inseguridad_lag1	35	0.503	0.0130	0.507	0.0119

Coeficientes de los modelos System GMM de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

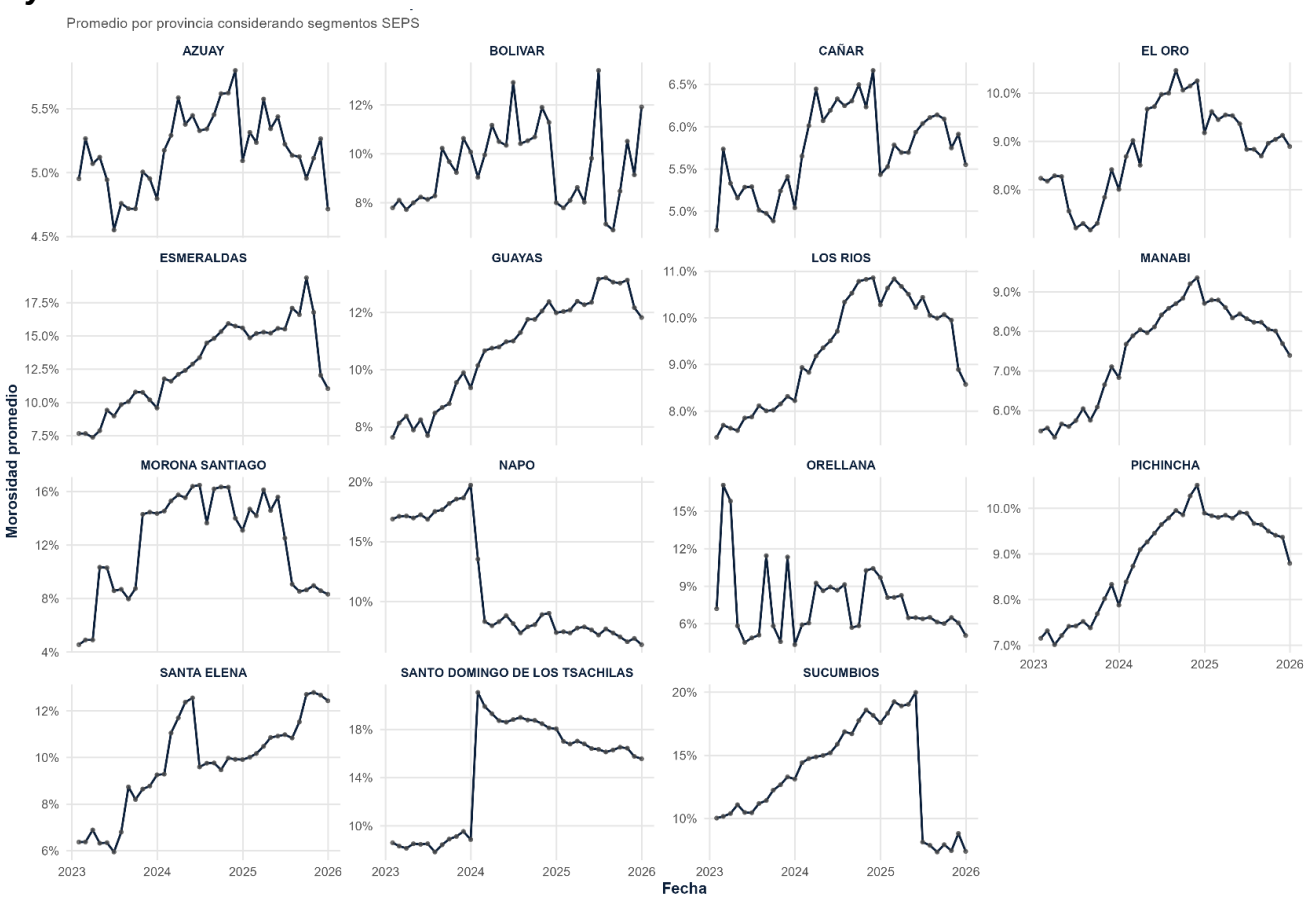
Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
SEPS - Inseguridad contemporánea	lag(morosidad, 1)	0.78625	0.11152	7.051	0.0000	***
SEPS - Inseguridad contemporánea	z_indice_inseguridad	0.00334	0.00212	1.580	0.1142	
SEPS - Inseguridad contemporánea	z_crecimiento_cartera	-0.00172	0.00196	-0.876	0.3810	
SEPS - Inseguridad contemporánea	z_ln_volumen_credito	-0.00673	0.00567	-1.185	0.2358	
SEPS - Inseguridad contemporánea	z_ln_captaciones	0.00345	0.00603	0.573	0.5667	
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	lag(morosidad, 1)	0.78223	0.11284	6.932	0.0000	***
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	z_indice_inseguridad_lag1	0.00275	0.00201	1.365	0.1722	
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	z_crecimiento_cartera	-0.00175	0.00198	-0.881	0.3781	
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	z_ln_volumen_credito	-0.00670	0.00572	-1.172	0.2413	
SEPS - Inseguridad rezagada 1 mes	z_ln_captaciones	0.00337	0.00611	0.551	0.5816	
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	lag(morosidad, 1)	0.76316	0.12147	6.283	0.0000	***
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_indice_inseguridad_3m	0.00372	0.00271	1.370	0.1708	
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_crecimiento_cartera	-0.00183	0.00210	-0.869	0.3846	
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_ln_volumen_credito	-0.00654	0.00599	-1.092	0.2748	
SEPS - Inseguridad promedio móvil 3 meses	z_ln_captaciones	0.00292	0.00639	0.457	0.6474	

Coeficientes de modelos GMM por delito de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

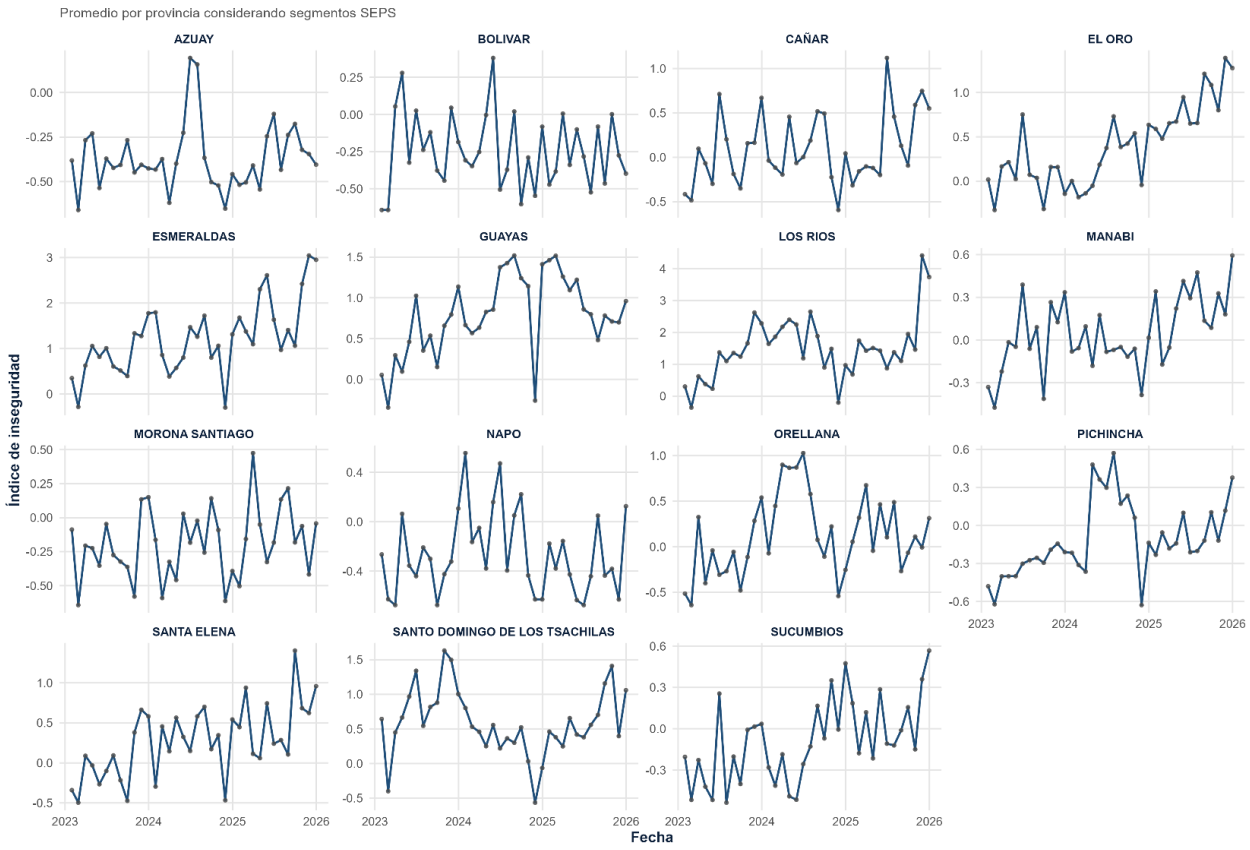
Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
SEPS - Modelo individual: z_tasa_homicidios	lag(morosidad, 1)	0.75233	0.11995	6.272	0.0000	***
SEPS - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_tasa_homicidios	0.00223	0.00193	1.157	0.2472	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_crecimiento_cartera	-0.00203	0.00224	-0.904	0.3658	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_ln_volumen_credito	-0.00639	0.00598	-1.068	0.2854	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_homicidios	z_ln_captaciones	0.00269	0.00632	0.426	0.6702	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_extorsion	lag(morosidad, 1)	0.76635	0.11249	6.813	0.0000	***
SEPS - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_tasa_extorsion	0.00301	0.00220	1.369	0.1710	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_crecimiento_cartera	-0.00179	0.00208	-0.861	0.3893	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_ln_volumen_credito	-0.00646	0.00585	-1.103	0.2700	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_extorsion	z_ln_captaciones	0.00308	0.00612	0.503	0.6151	

Modelo	Variable	Coeficiente	Error estándar	Estadístico	p-value	Significancia
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro	lag(morosidad, 1)	0.79112	0.10803	7.323	0.0000	***
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_tasa_secuestro	0.00286	0.00173	1.655	0.0979	*
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_crecimiento_cartera	-0.00166	0.00191	-0.867	0.3861	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_ln_volumen_credito	-0.00686	0.00548	-1.252	0.2107	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro	z_ln_captaciones	0.00354	0.00575	0.617	0.5374	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_privacion	lag(morosidad, 1)	0.81104	0.11035	7.350	0.0000	***
SEPS - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_tasa_privacion	0.00170	0.00141	1.210	0.2262	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_crecimiento_cartera	-0.00160	0.00184	-0.872	0.3833	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_ln_volumen_credito	-0.00710	0.00539	-1.318	0.1875	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_privacion	z_ln_captaciones	0.00415	0.00572	0.725	0.4685	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	lag(morosidad, 1)	0.77384	0.10996	7.038	0.0000	***
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_tasa_secuestro_extorsivo	0.00158	0.00135	1.170	0.2420	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_crecimiento_cartera	-0.00188	0.00209	-0.901	0.3678	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_ln_volumen_credito	-0.00660	0.00561	-1.176	0.2397	
SEPS - Modelo individual: z_tasa_secuestro_extorsivo	z_ln_captaciones	0.00300	0.00588	0.510	0.6101	

Evolución mensual de la morosidad en provincias seleccionadas de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas



Evolución mensual de la inseguridad en provincias seleccionadas de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas



Mapa temporal de morosidad en provincias seleccionadas de COAC de Segmento 1, 2, 3 y Mutualistas

