

# **Efecto De La Especialización Comercial En La Calidad De La Cartera De Microcrédito.**

**Germán Fernández Parra**

**Colegio de Estudios Superiores de Administración –CESA–  
Maestría en Finanzas Corporativas  
Bogotá  
2014**

**Efecto De La Especialización Comercial En La Calidad De La  
Cartera De Microcrédito.**

**Germán Fernández Parra**

**Director:  
Javier Cadena Lozano  
Miller Ariza Garzón**

**Colegio de Estudios Superiores de Administración –CESA-  
Maestría en Finanzas Corporativas  
Bogotá  
2014**

*A mis padres, hermanos y amigos quienes han apoyado todos mis pasos.*

# Efecto De La Especialización Comercial En La Calidad De La Cartera De Microcrédito\* .

Germán Fernández Parra\*\*

## Resumen

El microcrédito es profundamente estudiado por los efectos sociales que tiene en la reducción de la pobreza. En Colombia aún no se incentiva la expansión de este tipo de cartera por considerarse la línea de colocación de más alto riesgo por las condiciones del deudor. En este trabajo se estima el efecto que genera la especialización comercial de las entidades que otorgan microcrédito en la calidad de este tipo de cartera. Para esto fue programado un modelo de datos de panel sobre información de una base de datos especialmente construida, en ella, los individuos son entidades financieras que otorgan microcrédito como un nuevo enfoque de estudio en microcrédito. Comprobamos que la especialización comercial mejora la calidad de la cartera y creemos que se debe finalmente a un modelo comercial especializado en microcrédito que permite a los comerciales: identificar buenos sujetos de crédito excluidos de los sistemas de clasificación, generar capital humano en la colocación y mitigar con estrategias comerciales el riesgo de crédito.

**Palabras Clave:** General, Bancos, Microcrédito.

**Clasificación JEL:** G20, G21, G29

---

\* Agradezco de manera especial a Luz Karine Ardila, Javier Cadena y Miller Ariza por todos los aportes y comentarios realizados a este artículo. Los errores u omisiones son responsabilidad del autor.

\*\* Candidato al título de Magister en Finanzas Corporativas del Colegio de Estudios Superiores en Administración CESA y Economista de la Pontificia Universidad Javeriana.  
Email: fernandez.g1@gmail.com

## Contenido

1.	LISTA DE ECUACIONES, ILUSTRACIONES Y TABLAS. ....	6
2.	INTRODUCCIÓN .....	8
3.	REVISIÓN DE LITERATURA .....	10
4.	EL MODELO.....	19
4.1	Variables Independientes Explicativas. ....	20
4.2	Variables de Control. ....	23
4.3	Metodología. ....	24
5.	LOS DATOS.....	25
6.	RESULTADOS.....	26
7.	CONCLUSIONES.....	30
8.	ANEXOS.....	32
8.1.	Modelo datos panel que no utiliza los individuos <i>outliers</i> .....	32
8.1.1.	Programación .....	32
8.1.2.	Resultados STATA .....	34
8.2	Modelo datos panel que usa toda la muestra.....	42
8.2.1.	Programación .....	42
8.2.2.	Resultados STATA .....	44
8.3	Modelos de datos de panel, Efectos Fijos y Efectos Aleatorios. ....	51
8.4	Matriz de Correlación de Variables. ....	52
8.5	Gráficos de Dispersión.....	52
9.	REFERENCIAS .....	56

## 1. LISTA DE ECUACIONES, ILUSTRACIONES Y TABLAS.

Ecuación 01: Modelo Propuesto .....	20
Ecuación 02: Indicador Espec1 .....	21
Ecuación 03: Indicador Espec2 .....	21
Ecuación 04: Indicador Espec3 .....	21
Ecuación 05: Indicador Participación .....	22
Ilustración 01: Dispersión Espec1 vs. ICV .....	53
Ilustración 02: Dispersión Espec2 vs ICV .....	53
Ilustración 03: Dispersión Espec3 vs ICV .....	54
Ilustración 04: Dispersión Partc vs ICV .....	54
Ilustración 05: Dispersión Patri vs ICV .....	55
Tabla 01: Matriz de Correlación .....	52
Tabla 02: Salida regresión Esp1 FE .....	34
Tabla 03: Salida regresión Esp2 FE .....	34
Tabla 04: Salida regresión Esp3 FE .....	35
Tabla 05: Salida regresión Esp1 RE .....	35
Tabla 06: Salida regresión Esp2 RE .....	36
Tabla 07: Salida regresión Esp3 RE .....	36
Tabla 08: Salida Prueba Hausmann Esp1 .....	37
Tabla 09: Salida Prueba Hausmann Esp2 .....	37
Tabla 10: Salida Prueba Hausmann Esp3 .....	38
Tabla 11: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp1 .....	38
Tabla 12: Salida Prueba Autocorrelación Esp1 .....	38
Tabla 13: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp2 .....	38
Tabla 14: Salida Prueba Autocorrelación Esp2 .....	39
Tabla 15: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp3 .....	39
Tabla 16: Salida Prueba Autocorrelación Esp3 .....	39
Tabla 17: Salida regresión robusta Esp1 .....	39
Tabla 18: Salida regresión robusta Esp2 .....	40
Tabla 19: Salida regresión robusta Esp3 .....	40
Tabla 20: Resumen Resultados Esp1 .....	41
Tabla 21: Resumen Resultados Esp2 .....	41
Tabla 22: Resumen Resultados Esp3 .....	41
Tabla 23: Salida regresión Esp1 FE (Todos Ind) .....	44
Tabla 24: Salida regresión Esp2 FE (Todos Ind) .....	44
Tabla 25: Salida regresión Esp3 FE (Todos Ind) .....	45
Tabla 26: Salida regresión Esp1 RE (Todos Ind) .....	45
Tabla 27: Salida regresión Esp2 RE (Todos Ind) .....	46
Tabla 28: Salida regresión Esp3 RE (Todos Ind) .....	46
Tabla 29: Salida Prueba Hausmann Esp1 (Todos Ind) .....	47
Tabla 30: Salida Prueba Hausmann Esp2 (Todos Ind) .....	47
Tabla 31: Salida Prueba Hausmann Esp3 (Todos Ind) .....	48
Tabla 32: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp1 (Todos Ind) .....	48
Tabla 33: Salida Prueba Autocorrelación Esp1 (Todos Ind) .....	48
Tabla 34: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp2 (Todos Ind) .....	48

Tabla 35: Salida Prueba Autocorrelación Esp2 (Todos Ind) .....	48
Tabla 36: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp3 (Todos Ind) .....	49
Tabla 37: Salida Prueba Autocorrelación Esp3 (Todos Ind) .....	49
Tabla 38: Salida regresión robusta Esp1 (Todos Ind) .....	49
Tabla 39: Salida regresión robusta Esp2 (Todos Ind) .....	49
Tabla 40: Salida regresión robusta Esp3 (Todos Ind) .....	50
Tabla 41: Resumen Resultados Esp1 (Todos Ind).....	50
Tabla 42: Resumen Resultados Esp2 (Todos Ind).....	50
Tabla 43: Resumen Resultados Esp3 (Todos Ind).....	51

## 2. INTRODUCCIÓN

En la economía mundial es muy importante el impacto que tiene la promoción de programas de microcrédito en la reducción de la pobreza. En general, esta tipología de cartera genera el más alto riesgo producto de las condiciones del deudor y niveles bajos de rentabilidad dados los costos de transacción, en adición esta cartera puede deteriorarse a una velocidad mayor que las demás líneas de crédito. Por esto, en sistemas financieros como el colombiano la masa de recursos asignados a esta clase de préstamos es la más baja en comparación con las demás líneas de crédito.

La función de las entidades financieras que otorgan crédito es asignar de manera eficiente los excedentes de liquidez de los agentes a aquellos con necesidades de recursos. En esta intermediación dos de las variables más importantes son la rentabilidad y el riesgo de crédito (*default*) entre otras. Así, es normal que las entidades tengan como objetivo comercial colocar recursos a aquellos agentes que generen una minimización del riesgo de crédito y una maximización de la rentabilidad obtenida de la intermediación.

En esta intermediación, los administradores financieros buscan mitigar el riesgo de crédito asociado a través de modelos de clasificación. Estos modelos son adecuados pero generan un mercado que resulta sin atender: una masa de buenos sujetos de crédito que son rechazados por los sistemas de clasificación ó *scoring* (sujetos de microcrédito). Así, al refinar estos mecanismos podría suceder que las calculadoras sean cada vez más ácidas con el tiempo y al final parece crearse un efecto en el cual la banca conservadora y tradicional no profundiza en este segmento.

En relación a la rentabilidad, los altos costos de transacción y administración que son requeridos para la buena administración de los programas, tienden a contraponerse a los objetivos financieros de maximizar la rentabilidad en la colocación aun cuando la cartera de microcrédito ofrece a las entidades las tasas más altas de colocación (en Colombia la tasa de referencia ha variado entre el 28% y el 35% en el espacio de tiempo de nuestra muestra)

De la interacción de las entidades con el mercado se escogen los perfiles de riesgo objetivo y finalmente se genera especialización comercial en ciertas líneas de cartera. Una vez la entidad aprende como administrar un tipo de cartera buscará profundizar en ella porque al saberla administrar mitiga el riesgo de crédito y mejoran sus niveles de cartera vencida. Así mismo, si una entidad no es especializada, mantendrá una exposición mínima al tipo de riesgo dados los altos niveles de cartera vencida que genera la colocación.

Lo que ha generado un interés particular, es que se observa el surgimiento de unas instituciones con ánimo de lucro que se enfocan en microcrédito las cuales tienen niveles de cartera vencida inferiores comparado a los grandes jugadores del mercado. Sobre la muestra se observa que solo seis entidades (Bancamia S.A., WWB, Finamerica, Banco Agrario, Banco Procredit y Cooperativa Financiera Antioquia) de las veinticuatro escogidas están enfocadas en microcrédito y para diciembre de 2013 tienen un indicador de cartera vencida promedio del 6.44%. A su vez, el resto de entidades, dentro de las cuales se encuentran las más tradicionales (Banco Bogotá, Banco Davivienda, Bancolombia S.A., Banco Popular, etc) presentan un indicador de cartera vencida promedio para el mismo periodo del 13.90% siendo las menos concentradas en microcrédito.

Entramos en una profunda discusión sobre cuál podría ser la diferencia entre las entidades y basados en los aportes de la literatura revisada, sugerimos que podría ser un modelo comercial que logre a través la especialización comercial minimizar el riesgo de *default* de este tipo de colocaciones y aprovechar la capacidad de pago de los sujetos de crédito.

Con este trabajo se busca demostrar desde una nueva perspectiva (la entidad que otorga créditos - *lender*), si la especialización comercial tiene efecto sobre la calidad de la cartera de microcréditos. A través de la especialización comercial se permite asignar recursos a aquellos deudores con alta capacidad de repagar sus deudas que son excluidos por los modelos de análisis de riesgo. Para aprovechar al máximo la

información de los individuos seleccionados las estimaciones son realizadas a través de un modelo econométrico de datos panel.

Una vez se compruebe que la especialización comercial tiene un efecto positivo en la calidad de la cartera dado que la mejora, será posible pensar en una premisa evidente: el riesgo de crédito de microcrédito se puede mitigar y así pensar en un escenario en donde la mayoría de las entidades financieras que otorgan crédito impulsen la implementación de programas de microcrédito en el país y apoyar a la reducción de la pobreza.

En materia de microcrédito se han realizado búsquedas estadísticas con dos enfoques: uno busca determinar los efectos sociales más importantes al impulsar programas en las economías emergentes; el segundo busca encontrar los determinantes macroeconómicos del riesgo de crédito de diferentes líneas de colocación (entre ellas el microcrédito). Este trabajo pretende revisar una nueva perspectiva: desde la entidad que otorga el crédito quien finalmente asume los riesgos en la colocación.

Este trabajo se encuentra organizado así: en la sección tres revisaremos literatura que nos ambientará sobre los aspectos generales del microcrédito; en la sección cuatro, se desarrolla el modelo econométrico de datos de panel; en la sección cinco revisaremos la base de datos y algunas aspectos relevantes que tuvimos en cuenta; en la sexta sección se presentan los resultados del modelo y se finaliza entregando algunas conclusiones.

### **3. REVISIÓN DE LITERATURA**

Como punto de partida y para efectos de este artículo es importante revisar el concepto de microcrédito que tenemos en Colombia, según el decreto 4090 de 2006 expedido por el Ministerio de Hacienda y Crédito Público el microcrédito es definido como: “Son los créditos otorgados a microempresas, cuyo saldo de endeudamiento con la respectiva entidad no supere veinticinco (25) salarios mínimos legales

mensuales vigentes. Por microempresa se entiende toda unidad de explotación económica, realizada por persona natural o jurídica, en actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana, cuya planta de personal no supere los diez (10) trabajadores o sus activos totales, excluida la vivienda, sean inferiores a quinientos (500) salarios mínimos mensuales legales vigentes.” Por otra parte, el concepto mundial de microcrédito se basa en la generación de préstamos a individuos sin condiciones suficientes para respaldar la deuda adquirida. Para el análisis de este artículo, asumimos que al final la información de microcrédito en Colombia es aceptable dado que tanto personas como empresas tienen la misma restricción de acceder a recursos frescos porque los modelos de clasificación los categorizan como sujetos no atractivos para la colocación. Así mismo es importante resaltar que muchas microempresas son fundadas con la intención de formalizar la economía y en las mismas podríamos pensar en recoger información de individuos indirectamente, por tanto la información de esas microempresas a las cuales se les otorgan microcréditos sirve como una aproximación para tratar de extraer información del mercado entendiendo a estos deudores como aquellos excluidos por los modelos de riesgo de crédito de las entidades financieras.

Esto implica que los esfuerzos que hemos realizado en la economía colombiana en asignar recursos a los más necesitados aún nos permiten pensar en grandes retos y oportunidades en el futuro conforme la profundidad de mercado en microcrédito aún no alcanza a individuos directamente.

El microcrédito se originó en la India dadas las condiciones de un país en desarrollo en la época de los noventas, básicamente diseñado para atender a una masa de hogares en condiciones de pobreza y con la necesidad de crear oportunidades para las comunidades excluidas de fuentes de crédito por parte de la banca formal. Esta forma de colocación ha tomado fuerza dados los efectos positivos en la reducción de pobreza y en la generación de oportunidades para estas personas, que sin fuentes formales de financiación no cuentan con recursos financieros suficientes que brinden posibilidades a sus proyectos productivos en el mediano y largo plazo.

Importante comentar que estos programas llaman la atención no solo de economías en desarrollo, el microcrédito ha tomado fuerza en países como Estados Unidos. En este país para la década pasada se observó un fenómeno al interior de las ciudades en el cual las condiciones necesarias para otorgar recursos a los microempresarios informales empezaban a limitarse conforme eran excluidos por los sofisticados modelos de segmentación de la banca formal. Según Bhatt *et al.*(2001): “estas iniciativas de generar bases para las microempresas han sido inspiradas por programas de microcrédito del tercer mundo como el Grameen Bank en India, BRAC en Zambia y ACCION International en America Latina. Estos programas han reportado obtener altas tasas de pago de las deudas (hasta el 97%) incluso cuando dichas deudas no son aseguradas y otorgadas a deudoras sin historia de crédito formal” (p. 219). En Bolivia uno de los programas de microcrédito que se transformó en banco comercial (entidad con ánimo de lucro) fue BancoSol quien logró tener más de 100.000 clientes con una calidad de cartera del 99.5% (p 1).

Promover el microcrédito es importante para mejorar las condiciones de una región y en algunas aliviar a las poblaciones en reducir la pobreza. En Amin *et al.* (2003) partiendo del desarrollo de una comparación entre dos diferentes villas en Bangladesh antes y después de 1995 (año en el cual se hicieron intensivos programas de microcrédito en la región por parte del Grameen Bank y otros) se argumenta que los hogares en general eran más pobres antes de acceder a los programa de microcrédito; que hogares pobres que acceden al microcrédito tienen mejor acceso a seguros y mecanismos de aquellos hogares que no; y que “una vez un programa de microcrédito se ubica en una región se expande rápidamente y otros programas lo siguen de manera inmediata” (p 9-10). por ejemplo el programa PULSE en Zambia fue instaurado en 1994 y para julio de 1995 ya tenía colocados 2.78 millones de libras esterlinas (Copestake *et al.* 2000).

En Colombia, Presbítero *et al.* (2012) confirman los efectos sociales positivos del microcrédito tomando una base de la organización Banco de las Oportunidades en Medellín y encontrando una relación positiva y directamente proporcional entre el

acceso al microcrédito con servicios no financieros<sup>1</sup> y la mejoría en los niveles de ventas de los negocios y por ende un beneficio final en el bienestar de los hogares participantes en el programa. Importante mencionar que impulsar programas de microcréditos podría tener un efecto adicional dado que el otorgamiento de créditos en reemplazo a la asignación de subsidios ayuda a eliminar los círculos viciosos de estructuras de dependencia. (Fontana 2010).

Así toma importancia la siguiente pregunta: ¿Por qué es tan difícil promover programas de microcrédito?

### **El Microcrédito y sus retos.**

En microcrédito tenemos grandes programas que han resultado exitosos en este tipo de colocación generando altas tasas de repago y bajos niveles de cartera vencida. Encontramos buenas referencias geográficas en India, Bolivia, algunos países de centro y sur América, Zambia y Estados Unidos. Programas exitosos como ACCIÓN enfocado en países del sur occidente de América, PULSE y BRAC<sup>2</sup> en Zambia y los del Grameen Bank aplicados en India y replicados en varios países de África. De la evolución y desarrollo de estos programas se han derivado grandes fuentes de aprendizaje de los riesgos y retos implícitos dentro de este tipo de colocación.

Apuntando a describir los retos para las entidades que otorgan microcrédito es un paso necesario tratar de identificar y clasificar las diferentes fuentes de riesgo y de ellas extraer los principales factores que determinarían riesgo de crédito (*default*) en el pago de los préstamos. Estas fuentes de riesgo son clasificadas en: gobierno del programa, perfil de deudor, y aspectos relacionados a la entidad que ejecuta el programa y realiza la colocación de la cartera.

---

1 Los servicios no financieros son el valor agregado que la entidad que otorga crédito entrega a los individuos, algunos de los servicios no financieros son la educación financiera básica, la asesoría en cuestiones de vida (índices de natalidad) y el seguimiento financiero a los proyectos productivos.

<sup>2</sup> Para profundizar en los factores de éxito de este programa sugerimos el artículo de Zaman (1999).

### **Gobierno del Programa.**

Los programas de microcrédito deben crearse partiendo del diseño de estrategias y unas políticas claras en relación al gobierno de los mismos. Bhatt *et al.*(2001) define esta gestión como: “intermediación administrativa” y explican que cuando se tienen diferencias culturales entre grupos de interés, gerentes del programa, juntas directivas, patrocinadores, agentes de campo y relacionados con el negocio tiende a generarse espacio para distorsiones e ineficiencias en el programa (p. 235). Por esto, es importante que al diseñar las estrategias de crecimiento no se generen presiones para aumentar los montos desembolsados sin tener en cuenta la buena selección de los deudores, más aún teniendo en cuenta que los individuos o grupos deben contar con un proyecto productivo como uno de los principales factores en el aseguramiento del repago de la deuda. Estas presiones e ineficiencias podrían aumentar la colocación a malos sujetos de crédito, aumentar la probabilidad de *default*, deteriorar la calidad de la cartera ó aumentar los costos administrativos y así no generar incentivos para la promoción de estos programas.

Por otra parte, es importante mantener siempre en el diseño de los programas el enfoque y propósito para no permitir que se asignen los recursos a beneficiarios que no necesiten de este tipo de microcréditos (Amin *et al.* 2003), (Copestake 2000). Edgcomb *et al* (1996) (como se cita en Bath *et al.* 2001) comprobó que el 62% de los individuos que participaban en programas de microcrédito no eran individuos de bajos ingresos. Se hace tan importante el diseño de la estrategia que por ejemplo toma importancia la capacidad de los programas de microcrédito para ayudar a la población en situaciones difíciles o en momentos económicos complicados para todas las partes, por ejemplo el programa BRAC en Zambia durante las inundaciones de 1998 implementó varias medidas como prorrogar el tiempo de pago, reducir las tasas en la colocación, permitir pequeños *defaults* controlados, todas con el fin de suavizar el efecto negativo del ciclo macroeconómico en los deudores (Zaman 1999).

Amin *et al.* (2003) basados en estudios realizados en Costa Rica e India argumentan que en general el crédito subsidiado es manipulado de manera política y tiende a asignarse a sujetos diferentes para el cual está diseñado. Comentan que si bien el

microcrédito logra afectar positivamente a la masa pobre, no logra alcanzar a los más necesitados, sin embargo, es importante resaltar que no tienen en cuenta que el objetivo de colocación en microcrédito son aquellos individuos o grupos que presenten proyectos productivos que garantizan el repago de la deuda a futuro por tanto la ausencia del mismo puede marginar naturalmente a los más necesitados (Copestake *et al.* 2000) (Bhatt *et al.* 2001).

Relacionado con la capacidad pública de incentivar programas de microcrédito encontramos una fuerte discusión sobre: ¿Cuál es el vehículo mejor preparado para administrar carteras de microcrédito? y ¿Cuál es el mejor vehículo que se debe utilizar para alcanzar a los más necesitados y excluidos por la banca formal? Como se discute en el trabajo de Bhatt *et al.* (2001), no está bien definido si deben utilizarse entidades sin ánimo de lucro (ONG's) o si debe ser la banca formal que a través de cuotas de ley tengan la obligación de otorgar recursos por esta línea de colocación. Sin embargo lo que sí está probado es que al diseñar programas de microcrédito, las entidades deben entregar servicios financieros y no financieros adicionales a los deudores con el fin de generar capital humano y así tener una colocación con alta probabilidad de repago. Es la formación de capital humano uno de los factores influyentes en las altas probabilidades de repago en las carteras de microcrédito (Bath *et al.* 2002), Dichter (1996) argumenta: "sin otros aspectos más que el crédito, muchos de los receptores de micro-deudas tienen enormes dificultades haciendo productivo el uso de estas pequeñas deudas" (como se cita en Bath *et al.* 2001 p.323). Copestake *et al.* (2000) para Zambia demuestra que miembros del programa PULSE que formaron capital humano a través de la educación del programa presentaron mejor desempeño en el crecimiento de los ingresos de sus negocios.

### **Perfil del Deudor.**

En microcrédito, el deudor objetivo tiene algunas condiciones sociales, económicas y culturales que regularmente lo excluyen de los sofisticados modelos de clasificación, Withelm (2000) resume el perfil del deudor así:

La característica básica de las microfinancieras es atender al mercado informal de sus países. Sus clientes son negocios familiares pequeños o empresarios con bajos ingresos. La documentación formal para poder hacer la evaluación de crédito es sumamente limitada, por lo tanto el análisis de crédito se basa en el carácter y los flujos generados, datos que son verificados a través de inspecciones en el campo de negocio del acreditado. En vista de que los deudores son negocios muy pequeños, los montos de los créditos son significativamente más bajos que los de la banca tradicional, los plazos generalmente son muy cortos y las amortizaciones de los créditos se hacen en forma semanal o quincenal. Por lo general, los microempresarios no cuentan con garantías reales ni formales para respaldar los créditos, por lo tanto, en la mayoría de los casos las carteras de las microfinancieras no están garantizadas.

(p. 1)

En general el deudor objetivo no cuenta con activos que se puedan ofrecer para garantizar la cartera que su ejecución a valor de mercado respalde el monto adeudado, sin embargo en culturas como la latinoamericana, existen un factor cultural basado en las normas comunes, la confianza y reciprocidad personal, que hacen que el riesgo sea menor en las economías emergentes. (Putnam 1993 (como se cita en Bath *et al.* 2001)) (Bath *et al.* 2002) (Vallejo *et al.* 2006)

Dentro de los factores de los individuos más importantes tenemos que Bath *et al.* (2002) en un extenso trabajo estadístico con los cuatro principales programas de microcrédito en California, Estados Unidos, argumenta que en términos generales el nivel de educación de los participantes del programa y la distancia entre la agencia y el deudor aumentan la probabilidad de repago de los créditos, este último encontrado también por Presbítero *et al.*(2012) para el caso colombiano. Por otra parte en un ejercicio de encuestas especial al programa NEP<sup>3</sup>, argumentan que menores costos de transacción o mayores castigos por *default* aumentan la probabilidad de repago conforme el deudor entiende que lo importante es sostener la deuda presente para garantizar mejores oportunidades en el futuro y evitar el peso de las acciones legales de la entidad que le otorgó el crédito en un posible *default*. Copestake *et al.* (2000)

---

<sup>3</sup> Neighborhood Entrepreneurship Program. Promueve microcréditos y entrenamiento a mujeres Afroamericanas y caucásicas. Para un mayor detalle del programa ver Bath *et al.* (2002)

realiza una investigación detallada del programa PULSE<sup>4</sup> en Zambia en donde descubre múltiples factores personales que influyen en la capacidad de responder por la deuda inclusive en individuos ya reclutados en grupos de desarrollo: si es soltero o casado, último año de estudio, si finalizó el programa de educación, si logró pagar la primera deuda, entre otros. Zaman (1999) identificó en un estudio específico al programa BRAC en Zambia dos factores importantes de reducción de pobreza en las condiciones del deudor, la capacidad en la formación de activos y capital en los microdeudores mejora la capacidad de los hogares de comprar más y el empoderamiento de las mujeres dentro de los hogares brinda un mejor desempeño en el ámbito productivo del hogar beneficiario del microcrédito este último desarrollado también por Fontana (2010).

Así, si una entidad pretende diseñar un programa de microcrédito debe incorporar dentro del mismo la debida gestión de estos riesgos y a las diferencias culturales que pueden presentar los miembros del grupo que pueden generar distorsiones y desviar al grupo del objetivo de generar capital humano. Bhatt *et al.*(2001) lo llama “intermediación social” explicado así: “se refiere al proceso de interacción y participación con los posibles prestatarios para reclutarlos y hacer la deuda viable para ellos” (p. 231).

Al final tenemos a un individuo excluido del sistema formal de crédito con una deficiencia de activos que le permitan respaldar nuevos créditos y que a la vez tienen otros factores personales individuales importantes dentro de su personalidad que podrían ser fundamentales y muy importantes para generar el repago de la deuda.

### **Factores del Lender.**

Withelm (2000) basado en un estudio de Standard & Poor’s a Bancosol y otras entidades dedicadas a las microfinanzas de la región latinoamericana, argumenta que algunos de los principales riesgos que pueden afectar al *lender* son: Competencia, Accionistas, Estructura Jurídica, Posición de Mercado, Concentración, Estrategia,

---

<sup>4</sup> PULSE: Peri-Urban Lusaka Small Enterprise Project, tiene su enfoque en personal con fuente de ingreso independiente que viven en los lugares más pobres de Lusaka – Zambia. Mayor detalle del programa se puede ver en el trabajo de Copestake *et al.* (2000).

Administración, Riesgo de Crédito, Liquidez, Fondeo y Capital. Ariza (2011) determina en un estudio para las entidades financieras colombianas los principales factores del *lender* que influyen en la cartera de microcréditos. Bath *et al.* (2001) lo definen como intermediación financiera y tiene que ver con las condiciones del prestamista (entidad que otorga el crédito) “se refiere a la habilidad por parte del prestamista de crear valor administrando el riesgo y minimizando los costos de transacción” (p. 232).

Existe una dualidad entre minimizar los costos de transacción en la colocación de recursos y el crecimiento de los costos administrativos dado que al querer educar a los grupos a los cuales se asignará deuda son normalmente altos pero necesarios en la generación de capital humano. Adicionalmente la fuerza comercial necesaria para hacer monitoreo de la utilización de los recursos que se otorgan debe ser suficiente lo que implica mayor contratación y gasto en personal. En el caso de países del tercer mundo el mercado permite que dichos costos se puedan transferir al deudor, pero en economías con altos niveles de capital, estos costos son asumidos por el prestamista en búsqueda de generar mayor cantidad de micro préstamos con altas probabilidades de repago. Así, una mala gestión de esta dualidad puede hacer ineficiente la utilidad generada de la colocación de microcrédito. (Bhat *et al.* 2001) (Bhat *et al.* 2002) (Copestake *et al.* 2000)

Como ejemplo de contexto de algunos de los riesgos importantes en la relación *lender* – deudor, Presbítero *et al.* (2012) para Colombia y Bath *et al.* (2002) para Estados Unidos, determinan de forma estadística un efecto entre la distancia geográfica entidad – deudor y el riesgo moral que se presenta en los deudores al usar los recursos del crédito en actividades no productivas que no tienen relación con el negocio como uno de los factores generadores de riesgo de crédito. La colocación de microcrédito requiere un modelo comercial especializado de seguimiento para garantizar a través de la educación y el monitoreo, el uso efectivo de los recursos y en una geografía como la colombiana, las distancias pueden ocasionar incrementos en los costos de agencia a través del incremento en los costos de transporte.

Finalmente como mitigador de riesgo para la entidad, es importante mencionar estrategias como el *group lending* (préstamo a grupos) no solo como una solución a los costos de transporte, también porque busca: que el aprendizaje y el espíritu empresarial de cada persona que conforma el grupo resulte en la formación de capital humano, en mejoras en la probabilidad del pago de la deuda, en la generación de valor para los participantes del programa, en la búsqueda de esquemas de ahorro de grupo que permitan la creación de fondos que garanticen el monto otorgado (Copestake *et al.* 2000) (Fontana 2010) y finalmente en la reducción de los costos de transacción para la entidad que otorga el microcrédito que mejoran la probabilidad de repago por parte de los deudores (Bath *et al.* 2002).

#### **El efecto de la especialización comercial en la colocación de microcréditos.**

Así, tenemos algunas líneas de pensamiento que determinan nuestro interés en este estudio: sabemos que tenemos una línea de colocación de alto riesgo en múltiples caminos, que el riesgo de crédito se puede mitigar, que existen unos modelos de clasificación de riesgo que dejan por fuera del alcance al crédito a bien calificados sujetos de crédito y finalmente tenemos unas pequeñas entidades en el mercado fomentando el microcrédito generando bajos niveles de cartera vencida acompañados de aceptables niveles de rentabilidad para sus accionistas.

Considero que para lograr un nivel de cartera vencida aceptable existe un modelo comercial específico en la entidad para el microcrédito que permite a la entidad especializarse y profundizar en el tipo de colocación y trabajar simultáneamente con todos los riesgos asociados a los deudores, los programas y las entidades. Trataremos de verificar qué relación existe entre la calidad de cartera y la especialización comercial de la entidad.

## **4. EL MODELO**

La intención de este documento es demostrar que pese a que los sujetos de crédito objetivo en la colocación de microcrédito generan niveles más altos de exposición de riesgo dadas sus condiciones para respaldar los mismos, consideramos que la calidad

de la cartera puede ser bien controlada a través de su administración comercial porque el riesgo se puede mitigar. De esta manera solo aquellas entidades que consiguen diseñar un modelo comercial especializado logran mantener sus indicadores de cartera vencida en niveles bajos en comparación con aquellas entidades que no.

Como se ha comentado, la bibliografía relacionada con perspectivas desde la entidad que otorga microcréditos es limitada, así, las variables que decidimos considerar en el modelo han sido seleccionadas a través de interpretar variables de otros modelos tales como Giraldo Yagüé (2010), Gonzalez Arbelaez (2010), Gutierrez (2010) en Colombia; Alfaro *et al.* (2008) y Sagner (2011) en Chile; Cermeño *et al.* (2011) y Muñoz (1999) en Perú y Coll *et al.* (2006) para Venezuela. Posteriormente hemos realizado discusiones con los directores del trabajo, colegas en la oficina y amigos.

El modelo propuesto tiene la forma:

$$ICVmicro_{it} = \alpha + \beta_1 Espec_{it} + \beta_2 Partc_{it} + \beta_5 Patri_{it} + \varphi_1 Desemp_t + \varphi_3 Remesas_t + \varphi_4 TiMicro_t + \varphi_4 DummyYR_t + \theta_i + \varepsilon_{it}$$

**Ecuación 01:** Modelo Propuesto

Donde:

#### **4.1 Variables Independientes Explicativas.**

##### **Especialización (Espec).**

Es la variable más importante dentro del modelo, con ella tratamos de revisar si la especialización comercial tiene efecto en la calidad de la cartera de microcrédito. Construimos tres indicadores los cuales serán utilizados en tres modelos diferentes para eliminar problemas de correlación y multicolínealidad<sup>5</sup>. Para esta variable construimos tres indicadores:

---

<sup>5</sup> Ver en anexos la sección 8.4 y la tabla 01: Matriz de Correlación.

**Espec1:** Esta aproximación mide la especialización comercial a través del gasto en personal relativo a la profundización de la entidad en microcrédito y el peso en el gasto operacional. Como fue revisado en el capítulo 3, la fuerza comercial es muy importante en el control de los préstamos para garantizar su repago a futuro. La ecuación del indicador:

$$Espec1_{it} = \frac{\left( \left( \frac{GastoPersonal_{it}}{TotalCartera_{it}} \right) * CartMicro_{it} \right)}{GastoOperativo_{it}}$$

**Ecuación 02:** Indicador Espec1

**Espec2:** Construimos este indicador para medir la especialización comercial explicada por la profundización simple que tiene la entidad en microcrédito. Consideramos que cuando la composición de la cartera de una entidad está concentrada en una de las líneas (comercial, consumo, vivienda o microcrédito) se genera una especialización natural en cuanto la entidad conoce y administra muy bien este tipo de riesgo de crédito. La ecuación:

$$Espec2_{it} = \frac{CartMicro_{it}}{TotalCartera_{it}}$$

**Ecuación 03:** Indicador Espec2

**Espec3:** Este indicador mide el nivel de especialización en microcrédito de la entidad en comparación a la especialización del mercado. La ecuación:

$$Espec3_{it} = \frac{\frac{CartMicro_{it}}{TotalCartera_{it}}}{\frac{CartMicro_{\Sigma it}}{TotalCartera_{\Sigma it}}}$$

**Ecuación 04:** Indicador Espec3

Se espera para la variable especialización (cualquiera de los indicadores) un estimador que resulte inversamente proporcional (-) en la medida que, reforzando nuestra

hipótesis, niveles más altos de especialización tienden a mejorar la calidad de la cartera de microcrédito.

### **Participación (Partc).**

Cuando las entidades tienen una alta participación de mercado en alguna línea de colocación, el aprendizaje desde la experiencia comercial puede tener efecto sobre la calidad de la cartera en la medida en que el modelo comercial incorpora los detalles y aprendizajes desde los errores cometidos dentro de la promoción del tipo de colocación. Esta variable se espera inversamente proporcional (-) dado que si la entidad tiene una alta participación de mercado, su sistema de administración comercial posiblemente ya ha incorporado los principales factores de riesgo de los individuos de microcrédito mejorando al final la calidad de la cartera. La ecuación:

$$Partc_{it} = \frac{CartMicro_{it}}{TotalCarteraMicro_{\Sigma it}}$$

**Ecuación 05:** Indicador Participación

### **Patrimonio (Patri).**

Según mi experiencia en el sector es importante como una aproximación del tamaño de la entidad en la medida en que se identifican dos efectos, por una parte las entidades con alto nivel de patrimonio (entidades grandes) concentran sus esfuerzos en la financiación de proyectos grandes en la medida en que su capacidad patrimonial se los permite, así, estas entidades tienden a estar especializadas en otras líneas de cartera. Dada esta concentración se observan altos niveles de cartera vencida de microcrédito para algunas entidades. Por otro lado, encontramos entidades de nivel patrimonial bajo (entidades pequeñas) las cuales están muy especializadas en microcrédito generando niveles de cartera vencida muy buenos producto de la especialización comercial.

Esta variable se espera directamente proporcional (+) en la medida que observamos que las entidades pequeñas tienen modelos comerciales más precisos para mitigar el

riesgo de crédito y niveles más bajos de cartera vencida mientras que las entidades grandes podrían tener modelos no tan precisos en la línea de colocación en estudio.

#### **4.2 Variables de Control.**

Nuestro objetivo fue la selección de variables del entorno macroeconómico que sean iguales para los individuos y que estén relacionadas con la cartera de microcrédito.

**Desempleo (Desemp).** Esta variable de control es importantes en cuanto la ocupación de los sujetos de crédito es factor fundamental porque facilita el repago de la deuda. Se espera directamente proporcional (+) en la medida en que incrementos en la tasa de desempleo pueden llevar a niveles más alto de cartera vencida por la pérdida de flujos de ingreso de los deudores.

**Remesas (Remesas).** En Colombia el mercado laboral interno tiene algunas deficiencias estructurales, así es importante entender que muchos colombianos salen al exterior buscando ingresos para enviar a sus familias. Normalmente las familias de estos colombianos en el exterior son sujetos de crédito en microcrédito y las deudas dependen del flujo de ingresos desde el exterior. Se espera inversamente proporcional (-) en cuanto aumentos en el nivel de remesas del exterior podrían disminuir la cantidad de cartera vencida de los créditos.

**Tasa de Interés de Colocación Microcrédito (TiMicro).** El precio de la colocación es muy importante como factor común para las entidades que otorgan microcréditos. Esperamos para esta variable relación directamente proporcional (+) en la medida en que aumentos en la tasa de interés podrían generar niveles más altos de cartera vencida a través del encarecimiento de los recursos otorgados.

**Variable DummyYear (DummyYR / Crisis).** Esta variable fue seleccionada con el fin de controlar dentro del modelo de datos de panel un efecto que percibimos en la distribución en el tiempo de la variable dependiente ICV. Fueron revisadas las series históricas para algunos individuos y encontramos que pudo existir un patrón similar de

comportamiento a partir de enero de 2010 en donde fuertemente se deteriora la cartera para algunos individuos. Así la variable toma valor =0 para el rango 2002:01 a 2009:12 y valor =1 para el rango de 2010:01 a 2013:12.

### **4.3 Metodología.**

En el siguiente capítulo revisaremos con mayor detalle el grupo de individuos llamados *outliers* y porque son considerados así en este modelo, adicionalmente en el capítulo de anexos se puede encontrar una copia de log de la programación de la metodología utilizada para la estimación de los modelos de datos de panel<sup>6</sup>.

#### **Para todos los individuos sin los *outliers*.**

Se corren seis regresiones en total, dos por cada indicador de especialización (Espec1, Espec2 y Espec3) una contemplando efectos fijos (fe) y otra contemplando efectos variables (re)<sup>7</sup>. Luego con la prueba de Hausmann se determina cual es el modelo que mejor se ajusta a los datos con el fin de tener los mejores estimadores en términos de consistencia y eficiencia.

Posteriormente se aplican pruebas de heterocedasticidad y autocorrelación a los errores de los modelos seleccionados. Finalmente dados estos problemas se utiliza la metodología de estimación robusta del programa para corregir los problemas de los errores del modelo.

#### **Para todos los individuos con los *outliers*.**

Se lleva a cabo la misma metodología utilizada en el grupo anterior con el fin de conseguir nuevos resultados para comparación.

---

6 En el capítulo 8. Anexos ver sección 8.1 y 8.2.

7 Ver en el capítulo 8. Anexos la sección 8.3 en donde se realiza resumen de la diferencia entre estos tipos de modelos.

## 5. LOS DATOS

Toda la información procesada para este documento tiene origen en información pública en la página de internet de la Superintendencia Financiera de Colombia y es producto de trabajo al detalle de minería de datos donde se tomaron las bases históricas disponibles y se combinaron en una única base con la cantidad suficiente de información para poder realizar inferencia estadística.

La base tiene variables con medición mensual y un periodo de tiempo definido entre enero de 2002 hasta diciembre de 2013, se construyó con la información de bancos, corporaciones financieras y compañías de financiamiento para un total de 24 entidades colocadoras de microcrédito. Así, tenemos una fuente de información con 144 observaciones para cada individuo del panel y un total de 3456 observaciones para cada variable del modelo.<sup>8</sup>

En esta sección explicaremos algunas consideraciones que fueron importantes relacionadas con los datos antes de correr el modelo.

### **Gasto de Personal y Gasto Operacional Negativo.**

Cuando estas variables se reportan negativas fueron entendidas como un error de reporte en la base.

### **Variables en Valor Absoluto.**

En el modelo tenemos variables expresadas en términos absolutos (Patrimonio y Remesas), a las mismas se les aplicó logaritmo para suavizar su tendencia y eliminar picos de varianza dentro de la serie que parecen tener un comportamiento estacional. Adicionalmente se trabajaron en tasas de crecimiento para acotar su comportamiento histórico a un intervalo a términos en porcentaje, comportamiento que tiene la variable dependiente indicador de cartera vencida (ICV).

---

<sup>8</sup> La base de datos está disponible para investigadores interesados.

### **Grupo de individuos denominados *Outliers*.**

Como se mencionó en el capítulo anterior en la sección de metodología decidimos correr todos los modelos (Espec1, Espec2, Espec3, fe y re) para dos grandes grupos de la muestra, uno sin individuos *outliers* y otro con todos los individuos. Se revisaron los diagramas de dispersión de las variables explicativas (Ilustraciones de la 1 a la 5)<sup>9</sup> y se encuentra un patrón no común para los datos de los individuos Colpatria, Davivienda, Giros y Finanzas, Juriscoop, Macrofinanciera y BBVA. La medición para estas entidades demuestra un patrón de corto plazo regularmente con información para uno o dos años dentro del periodo de la muestra y se caracteriza por un crecimiento muy rápido de la cartera vencida en donde finalmente termina varios periodos en el 100% y posteriormente desaparece el reporte por parte de la entidad. Según nuestro criterio esto podría corresponder a esfuerzos comerciales de las entidades por entrar en la línea pero al no saberla manejar y ante una posible gestión de riesgo ineficiente pudo tomarse una decisión de desmontar la línea llevando los saldos a castigarlos (100%) y posteriormente a eliminar la medición de microcrédito a través del desmonte de la línea de colocación.

De esta manera, al retirar a estos seis individuos atípicos garantizamos que en realidad nos estemos enfocando en las entidades que verdaderamente han administrado cartera de microcrédito en el tiempo, así mismo, eliminamos el efecto negativo de la mayor varianza aportada por los individuos *outliers* que dado su comportamiento tienden a reportar valores en su mayoría cercanos al 100% en el indicador de cartera vencida (ICV).

## **6. RESULTADOS**

Para el grupo de individuos sin los *outliers* fueron programadas las regresiones (efectos fijos/variables) para cada uno de los indicadores Espec1, Espec2 y Espec3 (tablas 02 a la 07). Para los indicadores Espec1 y Espec2 se observan modelos robustos dada la prueba de significancia conjunta y se encontró significancia individual de los estimadores a niveles del 1%, 5% y 10% de significancia. Para el indicador Espec3 se

---

<sup>9</sup> Las ilustraciones pueden ser observadas en la sección 8.5 en el capítulo de anexos.

encontró significancia individual pero los valores del estimador parecen indicar un efecto mínimo en la calidad de la cartera por tanto este indicador no se tendrá en cuenta para interpretación, esto sugiere que la profundización de la entidad relativa al nivel de profundización del mercado no tiene efecto en la cartera vencida.

Según la prueba de Hausmann, (tablas 08 y 09) el modelo que mejor se ajusta a los datos brindando mejor consistencia y eficiencia en los estimadores es la estimación con efectos aleatorios, por tanto al parecer existe diferencia entre los individuos la cual no es observable. Previo a revisar la interpretación se programaron las pruebas de heterocedasticidad y autocorrelación (tablas 11 a la 14) y de las mismas concluimos que los errores presentan ambos problemas, esto podría estar explicado por un posible efecto autoregresivo en el indicador de cartera vencida (ICV) el cual no estamos incorporando en nuestra estimación pero que corroboramos con un autocorrelograma de la variable ICV.

Finalmente utilizamos la metodología de estimación robusta<sup>10</sup> en donde a través de procesos especiales para la estimación se trabajan los errores para garantizar la corrección de los problemas antes mencionados. Los resultados de esta metodología de estimación igual confirman que el modelo es robusto dado que tenemos resultados similares en los niveles de significancia individual, significancia conjunta y relaciones de las variables explicativas con la variable independiente.

En cuanto a la interpretación, según el resumen de los datos (tablas 20 y 21) el primer hallazgo es que se confirma nuestra hipótesis, la especialización comercial, medida con Espec 1 y Espec2, tienen estimadores con significancia individual al 1%. Resulta el efecto esperado, inversamente proporcional (-) en la cartera vencida, mayores niveles de especialización generan menores niveles de cartera vencida. Esto refuerza nuestro concepto y podría explicarse porque la especialización de la fuerza comercial que atiende al microcrédito permite que se administren esos otros valores del deudor y

---

<sup>10</sup> Si se desea profundizar en las metodologías de estimación robusta pueden consultarse los documentos especializados de STATA.

que se identifique si el mismo cuenta con un proyecto productivo suficiente para garantizar el repago de la deuda.

El nivel de participación en el mercado de colocación de microcrédito muestra también significancia individual para las regresiones de Espec1 y Espec2 de nuevo reforzando nuestra hipótesis. Resultó con la relación inversamente proporcional esperada (-), entidades con mayor participación de mercado de microcrédito tienden a generar experiencia y aprendizaje en donde el modelo comercial se refina y permite identificar aquellos buenos sujetos de crédito excluidos de fuentes de recursos.

El desempleo también muestra significancia individual para ambos modelos con Espec1 y Espec2. El signo resultó contrario al esperado (-). Puede que esto no dependa estrictamente de los individuos sino de un comportamiento pro cíclico de cartera, podríamos pensar que las entidades que otorgan crédito cuando observan aumentos en la tasa de desempleo, hacen más fuertes sus modelos de clasificación y así el impacto final resultado es la disminución de los niveles de cartera vencida.

Finalmente y como la última variable significativa en los modelos con efectos aleatorios tenemos la dummy crisis. Esta variable se seleccionó como un control del tiempo entendiendo que observamos un comportamiento acelerado del ICV durante el periodo de tiempo seleccionado. Esto indica que durante ese periodo de tiempo si tuvimos un efecto negativo del tiempo y como resultado mayores niveles de cartera vencida general en los individuos.

En cuanto a las variables no significativas individualmente en el modelo tenemos el patrimonio, las remesas y la tasa de interés de colocación. En cuanto al patrimonio esperábamos una relación directamente proporcional igual a la relación resultante en las regresiones, pensamos que a medida que las entidades que otorgan crédito tienen mayores niveles de patrimonio (son más grandes) descuidan los modelos comerciales de administración de microcrédito o se especializan en otras líneas de cartera, por tanto la cartera vencida sube. En cuanto a las remesas, la relación resultante es igual a la esperada inversa (-) en cuanto se considera que menor cantidad de remesas en el

país podría implicar la disminución de los flujos que sirven a la deuda en general y por tanto aumenta la cartera vencida. Por último la relación para la tasa de interés de microcrédito resultó contraria a la esperada, inversamente proporcional (-), creemos que siendo la tasa de referencia el precio con el cual se regula el mercado, el propósito de subir la tasa de microcrédito puede ser no estimular su crecimiento por tanto la cartera tiende a mejorar en el tiempo.

Para el otro grupo (con todos los individuos incluyendo los atípicos) se realizó la misma metodología, se corrieron los modelos con efectos fijos y efectos aleatorios (tablas 23 a la 28), se realizaron pruebas de Hausmman (tablas 29 a la 31), se realizaron pruebas de heterocedasticidad y autocorrelación (tablas 32 a la 37) y se corrieron las estimaciones robustas (tablas 38 a la 40). Como resultados diferenciadores se encontró por la prueba de Hausmann que la misma no es concluyente, por tanto en este caso son los efectos fijos aquellos que nos permiten extraer mejor información de la muestra. Dado que las pruebas de autocorrelación y heterocedasticidad indican que los errores tienen estos problemas se programó la estimación robusta donde se corrigen estos problemas. En general los valores de los estimadores en magnitud tienden a estar un poco más altos comparados con los estimadores del modelos sin los *outliers*, considero que esto puede ser explicado por la varianza que agregan estos individuos atípicos.

Según las tablas de resultados (tablas 41 a la 43) para este grupo de individuos también se comprueba nuestra hipótesis en la medida en que los indicadores Espec1 y Espec2 son significativos individualmente en cada uno de sus respectivos modelos a niveles de 1% de significancia y conservan la relación inversamente proporcional esperada. El indicador Espec3 no resulta significativo individualmente en ningún nivel de significancia (1%, 5% ó 10%).

Finalmente realizando una comparación de las regresiones de cada grupo y de cada indicador (tablas 20, 21, 22, 41, 42 y 43) encontramos igualdad en la mayoría de los estimadores de las variables, sin embargo resultan algunos cambios en la significancia individual de las variables participación y tasa de interés de colocación de microcrédito

y cambios en las relaciones resultantes en las variables patrimonio y tasa de interés de microcrédito.

## **7. CONCLUSIONES**

En esta investigación partimos de una evidencia de mercado muy importante, estimular programas de microcrédito es una cuestión compleja conforme son muchos los riesgos asociados relacionados principalmente con las condiciones de los deudores. Sin embargo en el mercado colombiano se observan entidades pequeñas que otorgan microcréditos con índices de cartera vencida mejores que los reportados por los grandes jugadores de mercado.

Entonces se nos ocurrió tratar de identificar cual es el mecanismo que podría generar esta diferencia. Inicialmente para demostrar que los riesgos asociados a la cartera de microcrédito se pueden mitigar y en segundo plano como una sugerencia a que las entidades tradicionales podrían tener un espacio de crecimiento y profundización de mercado considerable. Promover el microcrédito recibe importancia dados los efectos que tiene en la reducción de pobreza de las poblaciones a donde los programas llegan.

Luego de estudiar los principales riesgos de la línea de colocación basados en estudios de diferentes lugares en el mundo entendimos que el aspecto que podría generar la diferencia en cartera vencida entre entidades es un modelo comercial especializado e intuimos que el principal factor es la inversión en personal altamente capacitado en capacidad de percibir cuando es posible financiar las necesidades de la masa de buenos sujetos de crédito excluidos por los fuertes modelos de clasificación de riesgo.

Para comprobar esto construimos una base de datos única con algunas variables de balances y estados de resultados para 24 entidades colombianas entre bancos, corporaciones financieras y compañías de financiamiento para posteriormente aprovechar dicha información diseñando un modelo de datos de panel con el cual realizamos inferencia estadística.

Como resultado en estadística más importante y probando nuestra hipótesis encontramos que la variable especialización es explicativa y significativa, inversamente proporcional al indicador de cartera vencida donde el efecto final estimado es un 0.04% por cada cambio de un punto porcentual en la especialización. Lo que sugiere que un mayor nivel de especialización comercial se refleja al final en un indicador de cartera vencida más bajo. Encontramos también otras variables explicativas significativas como la participación de mercado, el desempleo y un efecto temporal de crisis algunas de ellas llamaron nuestra atención por los signos resultado de la estimación que son diferentes a los esperados.

Siendo la especialización importante dentro del modelo comercial, las entidades en general deberían propender por invertir una cantidad de recursos eficiente en capacitación de la fuerza comercial para enseñarles a identificar aquellos sujetos de crédito excluidos de la fuente de recursos frescos que pueden repagar sus deudas minimizando la probabilidad de *default*. Finalmente podríamos pensar a futuro en la reducción de la pobreza simplemente brindando oportunidades a aquellas personas con proyectos productivos a través de un mecanismo ampliamente estudiado: “el microcrédito”.

Quedan entonces algunos puntos que podrían desarrollarse a futuro relacionados con esta tesis. En relación a la estadística, desarrollar nuevas formas de medir la especialización comercial y revisar modificaciones en la metodología de estimación del modelo que puedan mejorar su capacidad de extraer información; En cuanto a la perspectiva comercial tratar de diseñar las estrategias de un plan comercial de microcrédito en donde se pueda promover la capacidad de los comerciales en identificar aquellos buenos sujetos de crédito, buscar la manera de cuantificar y medir aquellos valores personales de los sujetos de microcrédito que pueden ser más importantes que tener activos para garantizar los créditos y revisar estrategias de diferenciación de tasas partiendo del perfil de los deudores.

## 8. ANEXOS

### Programación y resultados de STATA

#### 8.1. Modelo datos panel que no utiliza los individuos *outliers*

##### 8.1.1. Programación

```
!Efectos fijos Especializaciones 1 2 3

xtreg icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, fe
est store OFE_Esp1

xtreg icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, fe
est store OFE_Esp2

xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, fe
est store OFE_Esp3

!Efectos aleatorios Especializaciones 1 2 3

xtreg icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, re
est store ORE_Esp1

xtreg icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, re
est store ORE_Esp2

xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, re
est store ORE_Esp3

!Hausman

hausman OFE_Esp1 ORE_Esp1
hausman OFE_Esp2 ORE_Esp2
hausman OFE_Esp3 ORE_Esp3

!Pruebas de correlación y heteroscedasticidad

xtreg icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, re
xttest1
xtgls icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, igls panels(heteroskedastic)
estimates store heteroEsp1
xtgls icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, igls
local df = e(N_g) - 1
lrtest heteroEsp1 . , df(`df')

xtreg icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, re
xttest1
```

```
xtgls icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, igls panels(heteroskedastic)
estimates store heteroEsp2
xtgls icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, igls
local df = e(N_g) - 1
lrtest heteroEsp2 . , df(`df')
```

```
xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, re
xttest1
xtgls icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, igls panels(heteroskedastic)
estimates store heteroEsp3
xtgls icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0, igls
local df = e(N_g) - 1
lrtest heteroEsp3 . , df(`df')
```

!Estimación robusta que aborda los problemas de autocorrelación y heteroscedasticidad:

```
xtscc icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0
est store OSCC_Esp1
```

```
xtscc icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0
est store OSCC_Esp2
```

```
xtscc icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis if
Out==0
est store OSCC_Esp3
```

!Tabla

```
estimates table OFE_Esp1 ORE_Esp1 OSCC_Esp1 , b(%7.4f) star(0.1 0.05
.01) stats(N)
estimates table OFE_Esp2 ORE_Esp2 OSCC_Esp2 , b(%7.4f) star(0.1 0.05
.01) stats(N)
estimates table OFE_Esp3 ORE_Esp3 OSCC_Esp3, b(%7.4f) star(0.1 0.05
.01) stats(N)
```

### 8.1.2. Resultados STATA

#### 8.1.2.1 Regresión Esp1 efectos fijos.

```

Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =    1850
Group variable: Ent                   Number of groups =     18

R-sq:  within = 0.0139                Obs per group:  min =    34
        between = 0.1137                avg =    102.8
        overall = 0.0218                max =    142

corr(u_i, Xb) = -0.5687                F(7,1825)      =    3.68
                                         Prob > F       =    0.0006
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_1	-.0414339	.0315383	-1.31	0.189	-.1032889	.0204211
Part	-.1425806	.0512504	-2.78	0.005	-.2430963	-.0420649
dpPatr	.0153127	.020932	0.73	0.465	-.0257406	.0563659
dpReme	-.0153238	.0095909	-1.60	0.110	-.0341341	.0034864
desemp	-.2556138	.0835293	-3.06	0.002	-.4194368	-.0917908
intmicroreal	-.0293892	.0506905	-0.58	0.562	-.1288066	.0700282
Crisis	-.0100155	.0038357	-2.61	0.009	-.0175384	-.0024926
_cons	.12877	.0205132	6.28	0.000	.0885383	.1690018
sigma_u	.02916678					
sigma_e	.05362656					
rho	.2282836	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u\_i=0: F(17, 1825) = 18.32 Prob > F = 0.0000

**Tabla 01: Salida regresión Esp1 FE**

#### 8.1.2.2 Regresión Esp2 efectos fijos.

```

Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =    1851
Group variable: Ent                   Number of groups =     18

R-sq:  within = 0.0146                Obs per group:  min =    34
        between = 0.1487                avg =    102.8
        overall = 0.0266                max =    142

corr(u_i, Xb) = -0.6006                F(7,1826)      =    3.85
                                         Prob > F       =    0.0004
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_2	-.0422283	.0248788	-1.70	0.090	-.0910223	.0065657
Part	-.1347928	.0515642	-2.61	0.009	-.2359237	-.0336619
dpPatr	.0147999	.0209259	0.71	0.479	-.0262413	.0558411
dpReme	-.0155313	.0095718	-1.62	0.105	-.0343042	.0032416
desemp	-.2618607	.0835931	-3.13	0.002	-.4258089	-.0979126
intmicroreal	-.0264244	.0507418	-0.52	0.603	-.1259425	.0730937
Crisis	-.0099777	.0038327	-2.60	0.009	-.0174947	-.0024607
_cons	.1307885	.0205812	6.35	0.000	.0904233	.1711536
sigma_u	.0296273					
sigma_e	.053597					
rho	.23404796	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u\_i=0: F(17, 1826) = 17.96 Prob > F = 0.0000

**Tabla 02: Salida regresión Esp2 FE**

### 8.1.2.3 Regresión Esp3 efectos fijos.

```

Fixed-effects (within) regression
Group variable: Ent
Number of obs      =      1851
Number of groups   =       18

R-sq:  within = 0.0130
       between = 0.0535
       overall = 0.0143
Obs per group:  min =       34
                avg  =      102.8
                max  =       142

corr(u_i, Xb) = -0.5479
F(7,1826)      =       3.44
Prob > F       =      0.0012
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_3	-.0000525	.0003284	-0.16	0.873	-.0006967	.0005917
Part	-.1436044	.0526649	-2.73	0.006	-.2468942	-.0403145
dpPatr	.0161576	.020927	0.77	0.440	-.0248857	.0572009
dpReme	-.0151118	.0095831	-1.58	0.115	-.0339068	.0036832
desemp	-.2522206	.0846206	-2.98	0.003	-.418184	-.0862573
intmicroreal	-.0335391	.0506823	-0.66	0.508	-.1329406	.0658623
Crisis	-.0103133	.0038502	-2.68	0.007	-.0178645	-.0027622
_cons	.1263557	.0205042	6.16	0.000	.0861416	.1665699
sigma_u	.02968602					
sigma_e	.05363889					
rho	.23447801	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u\_i=0: F(17, 1826) = 18.55 Prob > F = 0.0000

Tabla 03: Salida regresión Esp3 FE

### 8.1.2.4 Regresión Esp1 efectos aleatorios.

```

Random-effects GLS regression
Group variable: Ent
Number of obs      =      1850
Number of groups   =       18

R-sq:  within = 0.0134
       between = 0.1408
       overall = 0.0271
Obs per group:  min =       34
                avg  =      102.8
                max  =       142

Random effects u_i ~ Gaussian
corr(u_i, X)      = 0 (assumed)
Wald chi2(7)     =      25.84
Prob > chi2      =      0.0005
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Esp_1	-.0413237	.0242206	-1.71	0.088	-.0887952	.0061479
Part	-.0888872	.0376915	-2.36	0.018	-.1627612	-.0150131
dpPatr	.0150111	.0208928	0.72	0.472	-.0259379	.0559602
dpReme	-.0154923	.0095796	-1.62	0.106	-.034268	.0032834
desemp	-.2613501	.0833565	-3.14	0.002	-.4247259	-.0979743
intmicroreal	-.0249549	.0505255	-0.49	0.621	-.1239831	.0740733
Crisis	-.0094567	.0038159	-2.48	0.013	-.0169357	-.0019776
_cons	.1234011	.021377	5.77	0.000	.0815029	.1652992
sigma_u	.02992267					
sigma_e	.05362656					
rho	.23742371	(fraction of variance due to u_i)				

Tabla 04: Salida regresión Esp1 RE

### 8.1.2.5 Regresión Esp2 efectos aleatorios.

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =   1851
Group variable: Ent                      Number of groups =    18

R-sq:  within = 0.0140                   Obs per group:  min =    34
        between = 0.1674                  avg   =   102.8
        overall = 0.0312                  max   =   142

Random effects u_i ~ Gaussian             Wald chi2(7)    =   27.05
corr(u_i, X) = 0 (assumed)               Prob > chi2     =   0.0003
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Esp_2	-.0349515	.0173803	-2.01	0.044	-.0690163	-.0008866
Part	-.0811653	.0383633	-2.12	0.034	-.1563561	-.0059745
dpPatr	.0148203	.0208813	0.71	0.478	-.0261063	.0557469
dpReme	-.0156392	.0095604	-1.64	0.102	-.0343772	.0030988
desemp	-.2667809	.0833872	-3.20	0.001	-.4302168	-.103345
intmicroreal	-.0228094	.0505403	-0.45	0.652	-.1218665	.0762477
Crisis	-.0094124	.0038131	-2.47	0.014	-.0168859	-.0019389
_cons	.1248952	.0214226	5.83	0.000	.0829077	.1668827
sigma_u	.03012338					
sigma_e	.053597					
rho	.24005412	(fraction of variance due to u_i)				

Tabla 05: Salida regresión Esp2 RE

### 8.1.2.6 Regresión Esp3 efectos aleatorios

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =   1851
Group variable: Ent                      Number of groups =    18

R-sq:  within = 0.0125                   Obs per group:  min =    34
        between = 0.0779                  avg   =   102.8
        overall = 0.0192                  max   =   142

Random effects u_i ~ Gaussian             Wald chi2(7)    =   23.47
corr(u_i, X) = 0 (assumed)               Prob > chi2     =   0.0014
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Esp_3	-.0002125	.0003017	-0.70	0.481	-.0008038	.0003788
Part	-.0921154	.0390196	-2.36	0.018	-.1685924	-.0156383
dpPatr	.0156051	.0208952	0.75	0.455	-.0253487	.0565589
dpReme	-.0150951	.0095726	-1.58	0.115	-.033857	.0036668
desemp	-.2500917	.0842702	-2.97	0.003	-.4152582	-.0849251
intmicroreal	-.0288327	.0505149	-0.57	0.568	-.12784	.0701746
Crisis	-.0100871	.0038239	-2.64	0.008	-.0175818	-.0025923
_cons	.1203625	.0214207	5.62	0.000	.0783788	.1623462
sigma_u	.03073461					
sigma_e	.05363889					
rho	.24716876	(fraction of variance due to u_i)				

Tabla 06: Salida regresión Esp3 RE

### 8.1.2.7 Prueba de Husman: Esp1

	---- Coefficients ----			
	(b) OFE_Esp1	(B) ORE_Esp1	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
Esp_1	-.0414339	-.0413237	-.0001102	.0201997
Part	-.1425806	-.0888872	-.0536935	.0347269
dpPatr	.0153127	.0150111	.0003015	.0012815
dpReme	-.0153238	-.0154923	.0001685	.0004653
desemp	-.2556138	-.2613501	.0057363	.0053696
intmicroreal	-.0293892	-.0249549	-.0044343	.0040862
Crisis	-.0100155	-.0094567	-.0005589	.0003894

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg  
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2}(7) &= (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) \\ &= 2.55 \\ \text{Prob}>\text{chi2} &= 0.9230 \end{aligned}$$

**Tabla 07: Salida Prueba Hausmann Esp1**

### 8.1.2.8 Prueba de Hausman: Esp2

	---- Coefficients ----			
	(b) OFE_Esp2	(B) ORE_Esp2	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
Esp_2	-.0422283	-.0349515	-.0072768	.0178011
Part	-.1347928	-.0811653	-.0536275	.0344545
dpPatr	.0147999	.0148203	-.0000204	.0013649
dpReme	-.0155313	-.0156392	.0001079	.0004682
desemp	-.2618607	-.2667809	.0049202	.0058635
intmicroreal	-.0264244	-.0228094	-.003615	.0045183
Crisis	-.0099777	-.0094124	-.0005653	.0003878

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg  
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2}(7) &= (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) \\ &= 2.82 \\ \text{Prob}>\text{chi2} &= 0.9010 \end{aligned}$$

**Tabla 08: Salida Prueba Hausmann Esp2**

### 8.1.2.9 Prueba de Hausman: Esp3

	---- Coefficients ----			
	(b) OFE_Esp3	(B) ORE_Esp3	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
Esp_3	-.0000525	-.0002125	.00016	.0001299
Part	-.1436044	-.0921154	-.051489	.0353704
dpPatr	.0161576	.0156051	.0005525	.0011528
dpReme	-.0151118	-.0150951	-.0000167	.0004494
desemp	-.2522206	-.2500917	-.002129	.0076931
intmicroreal	-.0335391	-.0288327	-.0047064	.004117
Crisis	-.0103133	-.0100871	-.0002263	.0004488

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg  
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2}(7) &= (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) \\ &= 3.03 \\ \text{Prob}>\text{chi2} &= 0.8818 \end{aligned}$$

**Tabla 9: Salida Prueba Hausmann Esp3**

### 8.1.2.10 Pruebas de correlación serial y heteroscedasticidad: Esp1

```
. lrtest hetero . , df(`df')
Likelihood-ratio test                               LR chi2(17) = 1907.52
(Assumption: . nested in hetero)                   Prob > chi2 = 0.0000
```

**Tabla 10: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp1**

```
. xttest1
Tests for the error component model:
```

$$\begin{aligned} \text{icv}[\text{Ent},t] &= Xb + u[\text{Ent}] + v[\text{Ent},t] \\ v[\text{Ent},t] &= \text{lambda } v[\text{Ent},(t-1)] + e[\text{Ent},t] \end{aligned}$$

Estimated results:

	Var	sd = sqrt(Var)
icv	.0034416	.058665
e	.0028726	.053597
u	.0009074	.03012338

Tests:

Random Effects, Two Sided:  
ALM(Var(u)=0) = 1114.30 Pr>chi2(1) = 0.0000

Random Effects, One Sided:  
ALM(Var(u)=0) = 33.38 Pr>N(0,1) = 0.0000

Serial Correlation:  
ALM(lambda=0) = 248.11 Pr>chi2(1) = 0.0000

Joint Test:  
LM(Var(u)=0,lambda=0) = 1527.12 Pr>chi2(2) = 0.0000

**Tabla 11: Salida Prueba Autocorrelación Esp1**

### 8.1.2.11 Pruebas de correlación serial y heteroscedasticidad: Esp2

```
. lrtest hetero . , df(`df')
Likelihood-ratio test                               LR chi2(17) = 1907.52
(Assumption: . nested in hetero)                   Prob > chi2 = 0.0000
```

**Tabla 12: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp2**

```
. xttest1
Tests for the error component model:
```

$$\begin{aligned} \text{icv}[\text{Ent},t] &= Xb + u[\text{Ent}] + v[\text{Ent},t] \\ v[\text{Ent},t] &= \text{lambda } v[\text{Ent},(t-1)] + e[\text{Ent},t] \end{aligned}$$

Estimated results:

	Var	sd = sqrt(Var)
icv	.0034416	.058665
e	.0028726	.053597
u	.0009074	.03012338

Tests:

Random Effects, Two Sided:  
ALM(Var(u)=0) = 1114.30 Pr>chi2(1) = 0.0000

Random Effects, One Sided:  
 ALM(Var(u)=0) = 33.38 Pr>N(0,1) = 0.0000

Serial Correlation:  
 ALM(lambda=0) = 248.11 Pr>chi2(1) = 0.0000

Joint Test:  
 LM(Var(u)=0,lambda=0) = 1527.12 Pr>chi2(2) = 0.0000

**Tabla 13: Salida Prueba Autocorrelación Esp2**

### 8.1.2.12 Pruebas de correlación serial y heteroscedasticidad: Esp2

```
. lrtest heteroEsp3 . , df(`df')
Likelihood-ratio test          LR chi2(17) = 1848.42
(Assumption: . nested in heteroEsp3) Prob > chi2 = 0.0000
```

**Tabla 14: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp3**

Tests for the error component model:  
 $icv[Ent,t] = Xb + u[Ent] + v[Ent,t]$   
 $v[Ent,t] = \lambda v[Ent,(t-1)] + e[Ent,t]$

Estimated results:

	Var	sd = sqrt(Var)
icv	.0034416	.058665
e	.0028771	.05363889
u	.0009446	.03073461

Tests:

Random Effects, Two Sided:  
 ALM(Var(u)=0) = 1152.08 Pr>chi2(1) = 0.0000

Random Effects, One Sided:  
 ALM(Var(u)=0) = 33.94 Pr>N(0,1) = 0.0000

Serial Correlation:  
 ALM(lambda=0) = 249.12 Pr>chi2(1) = 0.0000

Joint Test:  
 LM(Var(u)=0,lambda=0) = 1569.24 Pr>chi2(2) = 0.0000

**Tabla 15: Salida Prueba Autocorrelación Esp3**

### 8.1.2.13 Estimación robusta: Esp1

Regression with Driscoll-Kraay standard errors      Number of obs = 1850  
 Method: Pooled OLS                                      Number of groups = 18  
 Group variable (i): Ent                                 F( 7, 17) = 8.52  
 maximum lag: 4    Prob > F = 0.0002  
     R-squared = 0.0350  
     Root MSE = 0.0578

icv	Drisc/Kraay			P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.	t			
Esp_1	-.0446796	.0072252	-6.18	0.000	-.0599234	-.0294358
Part	-.0273417	.0077662	-3.52	0.003	-.043727	-.0109564
dpPatr	.0194092	.0224693	0.86	0.400	-.0279968	.0668152
dpReme	-.0159535	.0114559	-1.39	0.182	-.0401232	.0082163
desemp	-.2755787	.1229869	-2.24	0.039	-.5350584	-.0160991
intmicroreal	-.0293523	.1042173	-0.28	0.782	-.2492316	.190527
Crisis	-.0090537	.0088219	-1.03	0.319	-.0276662	.0095588
_cons	.1221894	.0350776	3.48	0.003	.0481821	.1961967

**Tabla 16: Salida regresión robusta Esp1**

### 8.1.2.14 Estimación robusta: Esp2

```

Regression with Driscoll-Kraay standard errors   Number of obs   =   1851
Method: Pooled OLS                             Number of groups =    18
Group variable (i): Ent                         F( 7, 17)      =   10.09
maximum lag: 4                                 Prob > F       =   0.0001
                                                R-squared     =   0.0384
                                                Root MSE     =   0.0576
    
```

icv	Coef.	Drisc/Kraay Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_2	-.032453	.0048118	-6.74	0.000	-.0426049	-.0223011
Part	-.0204691	.007289	-2.81	0.012	-.0358475	-.0050906
dpPatr	.0196767	.0222981	0.88	0.390	-.0273682	.0667217
dpReme	-.01599	.0114625	-1.39	0.181	-.0401737	.0081938
desemp	-.2831151	.1224554	-2.31	0.034	-.5414735	-.0247567
intmicroreal	-.0255368	.1035742	-0.25	0.808	-.2440592	.1929856
Crisis	-.008809	.0087964	-1.00	0.331	-.0273677	.0097498
_cons	.1222807	.0348373	3.51	0.003	.0487804	.1957809

Tabla 17: Salida regresión robusta Esp2

### 8.1.2.15 Estimación robusta: Esp3

```

Regression with Driscoll-Kraay standard errors   Number of obs   =   1851
Method: Pooled OLS                             Number of groups =    18
Group variable (i): Ent                         F( 7, 17)      =    3.28
maximum lag: 4                                 Prob > F       =   0.0216
                                                R-squared     =   0.0324
                                                Root MSE     =   0.0578
    
```

icv	Coef.	Drisc/Kraay Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_3	-.0006911	.0001778	-3.89	0.001	-.0010663	-.0003159
Part	-.0238777	.0065014	-3.67	0.002	-.0375944	-.010161
dpPatr	.0187769	.0228603	0.82	0.423	-.0294542	.067008
dpReme	-.0149693	.0115358	-1.30	0.212	-.0393077	.0093692
desemp	-.2424393	.1248407	-1.94	0.069	-.5058302	.0209515
intmicroreal	-.0327895	.1045331	-0.31	0.758	-.2533352	.1877561
Crisis	-.010629	.0087516	-1.21	0.241	-.0290932	.0078351
_cons	.1195043	.0354924	3.37	0.004	.044622	.1943867

Tabla 18: Salida regresión robusta Esp3

### 8.1.2.16. Resumen resultados: Esp1

```

estimates table OFE_Esp1 ORE_Esp1 OSCC_Esp1 , b(%7.4f) star(0.1 0.05 .01)
stats(N)
    
```

Variable	OFE_Esp1	ORE_Esp1	OSCC_Esp1
Esp_1	-0.0414	-0.0413*	-0.0447***
Part	-0.1426***	-0.0889**	-0.0273***
dpPatr	0.0153	0.0150	0.0194
dpReme	-0.0153	-0.0155	-0.0160
desemp	-0.2556***	-0.2614***	-0.2756**
intmicroreal	-0.0294	-0.0250	-0.0294
Crisis	-0.0100***	-0.0095**	-0.0091
_cons	0.1288***	0.1234***	0.1222***

N | 1850 1850 1850

-----  
 legend: \* p<.1; \*\* p<.05; \*\*\* p<.01

**Tabla 19: Resumen Resultados Esp1**

### 8.1.2.17. Resumen resultados: Esp2

```
estimates table OFE_Esp2 ORE_Esp2 OSCC_Esp2 , b(%7.4f) star(0.1 0.05 .01)
stats(N)
```

Variable	OFE_Esp2	ORE_Esp2	OSCC_Esp2
Esp_2	-0.0422*	-0.0350**	-0.0325***
Part	-0.1348***	-0.0812**	-0.0205**
dpPatr	0.0148	0.0148	0.0197
dpReme	-0.0155	-0.0156	-0.0160
desemp	-0.2619***	-0.2668***	-0.2831**
intmicroreal	-0.0264	-0.0228	-0.0255
Crisis	-0.0100***	-0.0094**	-0.0088
_cons	0.1308***	0.1249***	0.1223***
N	1851	1851	1851

-----  
 legend: \* p<.1; \*\* p<.05; \*\*\* p<.01

**Tabla 20: Resumen Resultados Esp2**

### 8.1.2.18 Resumen resultados: Esp3

```
estimates table OFE_Esp3 ORE_Esp3 OSCC_Esp3, b(%7.4f) star(0.1 0.05
.01) stats(N)
```

Variable	OFE_Esp3	ORE_Esp3	OSCC_Esp3
Esp_3	-0.0001	-0.0002	-0.0007***
Part	-0.1436***	-0.0921**	-0.0239***
dpPatr	0.0162	0.0156	0.0188
dpReme	-0.0151	-0.0151	-0.0150
desemp	-0.2522***	-0.2501***	-0.2424*
intmicroreal	-0.0335	-0.0288	-0.0328
Crisis	-0.0103***	-0.0101***	-0.0106
_cons	0.1264***	0.1204***	0.1195***
N	1851	1851	1851

-----  
 legend: \* p<.1; \*\* p<.05; \*\*\* p<.01

**Tabla 21: Resumen Resultados Esp3**

## 8.2 Modelo datos panel que usa toda la muestra

### 8.2.1. Programación

```

% Variables;
log using "D:\Perfil GermánF\Descargas\MicroCredito_05042014_VF.smcl", replace
xtset Ent year
xtdes
!Efectos fijos Especializaciones 1 2 3

xtreg icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe
est store FE_Esp1

xtreg icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe
est store FE_Esp2

xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe
est store FE_Esp3

!Efectos aleatorios Especializaciones 1 2 3

xtreg icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, re
est store RE_Esp1

xtreg icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, re
est store RE_Esp2

xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, re
est store RE_Esp3

!Hausman

hausman FE_Esp1 RE_Esp1
hausman FE_Esp2 RE_Esp2
hausman FE_Esp3 RE_Esp3

!Pruebas de heteroscedasticidad y

xtreg icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe
xttest3
xtserial icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis

xtreg icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe
xttest3
xtserial icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis

xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe
xttest3
xtserial icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis

```

!Estimación robusta que aborda los problemas de autocorrelación y heteroscedasticidad:  
xtscc icv Esp\_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe  
est store SCC\_Esp1

xtscc icv Esp\_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe  
est store SCC\_Esp2

xtscc icv Esp\_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe  
est store SCC\_Esp3

!Tabla

estimates table FE\_Esp1 RE\_Esp1 SCC\_Esp1 , b(%7.4f) star(0.1 0.05 .01) stats(N)  
estimates table FE\_Esp2 RE\_Esp2 SCC\_Esp2 , b(%7.4f) star(0.1 0.05 .01) stats(N)  
estimates table FE\_Esp3 RE\_Esp3 SCC\_Esp3, b(%7.4f) star(0.1 0.05 .01) stats(N)

## 8.2.2. Resultados STATA

### 8.2.2.1 Regresión Esp1 efectos fijos.

```

Fixed-effects (within) regression              Number of obs   =       2233
Group variable: Ent                           Number of groups =         24

R-sq:  within = 0.0100                        Obs per group:  min =         31
        between = 0.1594                       avg =          93.0
        overall = 0.0711                       max =          142

corr(u_i, Xb) = 0.1299                        F(7,2202)       =         3.16
                                                Prob > F        =         0.0025
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_1	-.1198867	.0647587	-1.85	0.064	-.2468812	.0071079
Part	-.1098654	.1047458	-1.05	0.294	-.3152763	.0955454
dpPatr	-.0664232	.0343277	-1.93	0.053	-.1337413	.0008949
dpReme	-.0176345	.0180622	-0.98	0.329	-.0530552	.0177861
desemp	-.3200094	.1594983	-2.01	0.045	-.6327921	-.0072266
intmicroreal	.197401	.0970465	2.03	0.042	.0070887	.3877133
Crisis	-.0076618	.0071174	-1.08	0.282	-.0216194	.0062958
_cons	.1172349	.0393307	2.98	0.003	.0401057	.1943642
sigma_u	.16539254					
sigma_e	.11041895					
rho	.69170018	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u\_i=0: F(23, 2202) = 100.60 Prob > F = 0.0000

**Tabla 22: Salida regresión Esp1 FE (Todos Individuos)**

### 8.2.2.2 Regresión Esp2 efectos fijos

```

Fixed-effects (within) regression              Number of obs   =       2235
Group variable: Ent                           Number of groups =         24

R-sq:  within = 0.0114                        Obs per group:  min =         31
        between = 0.1449                       avg =          93.1
        overall = 0.0697                       max =          142

corr(u_i, Xb) = 0.0347                        F(7,2204)       =         3.64
                                                Prob > F        =         0.0007
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_2	-.1315531	.0509472	-2.58	0.010	-.2314627	-.0316436
Part	-.0873235	.1052919	-0.83	0.407	-.2938052	.1191582
dpPatr	-.0679029	.0343129	-1.98	0.048	-.135192	-.0006139
dpReme	-.0184683	.0180247	-1.02	0.306	-.0538154	.0168789
desemp	-.3373287	.1595761	-2.11	0.035	-.650264	-.0243935
intmicroreal	.2083621	.0971134	2.15	0.032	.0179188	.3988055
Crisis	-.0079074	.0071072	-1.11	0.266	-.0218451	.0060302
_cons	.1226894	.03942	3.11	0.002	.0453851	.1999937
sigma_u	.16336667					
sigma_e	.11034131					
rho	.68672178	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u\_i=0: F(23, 2204) = 100.40 Prob > F = 0.0000

**Tabla 23: Salida regresión Esp2 FE (Todos Individuos)**

### 8.2.2.3 Regresión Esp3 efectos fijos.

```

Fixed-effects (within) regression
Group variable: Ent
Number of obs      =      2235
Number of groups   =        24

R-sq:  within = 0.0084
       between = 0.1086
       overall = 0.0447
Obs per group:  min =        31
                avg  =       93.1
                max  =       142

corr(u_i, Xb) = 0.1253
F(7,2204)      =        2.68
Prob > F       =       0.0093
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_3	.0000151	.0006741	0.02	0.982	-.0013069	.0013371
Part	-.1191955	.1078697	-1.10	0.269	-.3307323	.0923414
dpPatr	-.0644936	.0343394	-1.88	0.060	-.1318345	.0028473
dpReme	-.0174803	.0180583	-0.97	0.333	-.0528934	.0179328
desemp	-.317129	.1613875	-1.97	0.050	-.6336165	-.0006414
intmicroreal	.1867368	.0970614	1.92	0.054	-.0036046	.3770781
Crisis	-.0084772	.007143	-1.19	0.235	-.022485	.0055305
_cons	.1121329	.0393584	2.85	0.004	.0349495	.1893163
sigma_u	.17035449					
sigma_e	.11050807					
rho	.70382637	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u\_i=0: F(23, 2204) = 103.19 Prob > F = 0.0000

Tabla 24: Salida regresión Esp3 FE (Todos Ind)

### 8.2.2.4 Regresión Esp1 efectos aleatorios.

```

Random-effects GLS regression
Group variable: Ent
Number of obs      =      2233
Number of groups   =        24

R-sq:  within = 0.0099
       between = 0.1532
       overall = 0.0696
Obs per group:  min =        31
                avg  =       93.0
                max  =       142

Random effects u_i ~ Gaussian
corr(u_i, X)      = 0 (assumed)
Wald chi2(7)     =       26.93
Prob > chi2      =       0.0003
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Esp_1	-.1445609	.0593601	-2.44	0.015	-.2609045	-.0282174
Part	-.1322199	.0949527	-1.39	0.164	-.3183237	.053884
dpPatr	-.0672085	.0344558	-1.95	0.051	-.1347407	.0003237
dpReme	-.0176364	.0181329	-0.97	0.331	-.0531763	.0179035
desemp	-.3230739	.1600676	-2.02	0.044	-.6368006	-.0093471
intmicroreal	.2035731	.0973493	2.09	0.037	.0127719	.3943743
Crisis	-.0071406	.0071358	-1.00	0.317	-.0211265	.0068454
_cons	.1508668	.0465754	3.24	0.001	.0595807	.2421529
sigma_u	.1225022					
sigma_e	.11041895					
rho	.55173776	(fraction of variance due to u_i)				

Tabla 25: Salida regresión Esp1 RE (Todos Ind)

### 8.2.2.5 Regresión Esp2 efectos aleatorios.

```

Random-effects GLS regression                Number of obs    =    2235
Group variable: Ent                         Number of groups =     24

R-sq:  within = 0.0114                      Obs per group:  min =     31
        between = 0.1447                    avg           =    93.1
        overall = 0.0696                    max           =    142

Random effects u_i ~ Gaussian               Wald chi2(7)     =    31.04
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                 Prob > chi2     =    0.0001
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Esp_2	-.1417149	.0448338	-3.16	0.002	-.2295875	-.0538422
Part	-.1020882	.0959933	-1.06	0.288	-.2902316	.0860552
dpPatr	-.0684864	.0344262	-1.99	0.047	-.1359605	-.0010122
dpReme	-.0184063	.0180895	-1.02	0.309	-.053861	.0170484
desemp	-.3421422	.1600765	-2.14	0.033	-.6558864	-.028398
intmicroreal	.2145465	.097358	2.20	0.028	.0237282	.4053647
Crisis	-.0073743	.0071236	-1.04	0.301	-.0213362	.0065876
_cons	.1568242	.0467379	3.36	0.001	.0652195	.2484289
sigma_u	.12344069					
sigma_e	.11034131					
rho	.55585706	(fraction of variance due to u_i)				

Tabla 26: Salida regresión Esp2 RE (Todos Ind)

### 8.2.2.6 Regresión Esp3 efectos aleatorios.

```

xtreg icv Esp_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, re

Random-effects GLS regression                Number of obs    =    2235
Group variable: Ent                         Number of groups =     24

R-sq:  within = 0.0084                      Obs per group:  min =     31
        between = 0.1111                    avg           =    93.1
        overall = 0.0471                    max           =    142

Random effects u_i ~ Gaussian               Wald chi2(7)     =    20.91
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                 Prob > chi2     =    0.0039
    
```

icv	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Esp_3	-.00018	.0006609	-0.27	0.785	-.0014753	.0011154
Part	-.1443383	.0983495	-1.47	0.142	-.3370999	.0484232
dpPatr	-.0649569	.034467	-1.88	0.059	-.132511	.0025972
dpReme	-.0171308	.0181269	-0.95	0.345	-.052659	.0183974
desemp	-.3110496	.1618602	-1.92	0.055	-.6282897	.0061905
intmicroreal	.1904972	.0973491	1.96	0.050	-.0003035	.3812978
Crisis	-.0084092	.0071582	-1.17	0.240	-.0224391	.0056206
_cons	.1430809	.0470916	3.04	0.002	.0507831	.2353787
sigma_u	.12729765					
sigma_e	.11050807					
rho	.57025191	(fraction of variance due to u_i)				

Tabla 27: Salida regresión Esp3 RE (Todos Ind)

### 8.2.2.7 Prueba de Husman: Esp1

	---- Coefficients ----			
	(b) FE_Esp1	(B) RE_Esp1	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
Esp_1	-.1198867	-.1445609	.0246743	.0258858
Part	-.1098654	-.1322199	.0223544	.0442229
dpPatr	-.0664232	-.0672085	.0007853	.
dpReme	-.0176345	-.0176364	1.88e-06	.
desemp	-.3200094	-.3230739	.0030645	.
intmicroreal	.197401	.2035731	-.0061721	.
Crisis	-.0076618	-.0071406	-.0005212	.

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg  
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(7) = (b-B)'[(V\_b-V\_B)^(-1)](b-B)  
 = -8.06 chi2<0 ==> model fitted on these  
 data fails to meet the asymptotic  
 assumptions of the Hausman test;  
 see suest for a generalized test

Tabla 28: Salida Prueba Hausmann Esp1 (Todos Ind)

### 8.2.2.8 Prueba de Husman: Esp2

	---- Coefficients ----			
	(b) FE_Esp2	(B) RE_Esp2	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
Esp_2	-.1315531	-.1417149	.0101617	.024198
Part	-.0873235	-.1020882	.0147647	.0432628
dpPatr	-.0679029	-.0684864	.0005835	.
dpReme	-.0184683	-.0184063	-.000062	.
desemp	-.3373287	-.3421422	.0048135	.
intmicroreal	.2083621	.2145465	-.0061843	.
Crisis	-.0079074	-.0073743	-.0005331	.

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg  
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(7) = (b-B)'[(V\_b-V\_B)^(-1)](b-B)  
 = -9.84 chi2<0 ==> model fitted on these  
 data fails to meet the asymptotic  
 assumptions of the Hausman test;  
 see suest for a generalized test

Tabla 29: Salida Prueba Hausmann Esp2 (Todos Ind)

### 8.2.2.9 Prueba de Husman: Esp3

	---- Coefficients ----			
	(b) FE_Esp3	(B) RE_Esp3	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
Esp_3	.0000151	-.00018	.0001951	.0001328
Part	-.1191955	-.1443383	.0251429	.0443084
dpPatr	-.0644936	-.0649569	.0004633	.
dpReme	-.0174803	-.0171308	-.0003495	.
desemp	-.317129	-.3110496	-.0060793	.
intmicroreal	.1867368	.1904972	-.0037604	.
Crisis	-.0084772	-.0084092	-.000068	.

```
-----
                b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
                B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test:   Ho:   difference in coefficients not systematic

                chi2(7) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
                =      -4.85   chi2<0 ==> model fitted on these
                                data fails to meet the asymptotic
                                assumptions of the Hausman test;
                                see suest for a generalized test
```

**Tabla 30: Salida Prueba Hausmann Esp3 (Todos Ind)**

### 8.2.2.10 Pruebas de heteroscedasticidad y correlación serial: Esp1

```
. xttest3
Modified Wald test for groupwise heteroskedasticity
in fixed effect regression model

H0: sigma(i)^2 = sigma^2 for all i

chi2 (24) =      7.1e+05
Prob>chi2 =      0.0000
```

**Tabla 31: Salida Prueba Heteroscedasticidad Esp1 (Todos Ind)**

```
xtserial icv Esp_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis
Wooldridge test for autocorrelation in panel data
H0: no first-order autocorrelation
      F( 1, 23) =      29.924
      Prob > F =      0.0000
```

**Tabla 32: Salida Prueba Autocorrelación Esp1 (Todos Ind)**

### 8.2.2.11 Pruebas de heteroscedasticidad y correlación serial: Esp2

```
. xttest3
Modified Wald test for groupwise heteroskedasticity
in fixed effect regression model

H0: sigma(i)^2 = sigma^2 for all i

chi2 (24) =      1.4e+06
Prob>chi2 =      0.0000
```

**Tabla 33: Salida Prueba Heteroscedasticidad Esp2 (Todos Ind)**

```
xtserial icv Esp_2 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis
Wooldridge test for autocorrelation in panel data
H0: no first-order autocorrelation
      F( 1, 23) =      30.204
      Prob > F =      0.0000
```

**Tabla 34: Salida Prueba Autocorrelación Esp2 (Todos Ind)**

### 8.2.2.12 Pruebas de heteroscedasticidad y correlación serial: Esp3

```
Modified Wald test for groupwise heteroskedasticity
in fixed effect regression model

H0: sigma(i)^2 = sigma^2 for all i

chi2 (24) =      1.9e+06
```

Prob>chi2 = 0.0000

**Tabla 35: Salida Prueba Heterocedasticidad Esp3 (Todos Ind)**

xtserial icv Esp\_3 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis

Wooldridge test for autocorrelation in panel data

H0: no first-order autocorrelation

F( 1, 23) = 30.245

Prob > F = 0.0000

**Tabla 36: Salida Prueba Autocorrelación Esp3 (Todos Ind)**

### 8.2.2.13 Estimación robusta: Esp1

. xtscv icv Esp\_1 Part dpPatr dpReme desemp intmicroreal Crisis, fe

Regression with Driscoll-Kraay standard errors      Number of obs      =      2233  
 Method: Fixed-effects regression                      Number of groups    =      24  
 Group variable (i): Ent                                      F( 7, 23)            =      14.80  
 maximum lag: 4    Prob > F             =      0.0000  
     within R-squared    =      0.0100

icv	Coef.	Drisc/Kraay Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_1	-.1198867	.0229206	-5.23	0.000	-.1673016	-.0724717
Part	-.1098654	.0542015	-2.03	0.054	-.2219898	.0022589
dpPatr	-.0664232	.0666464	-1.00	0.329	-.2042918	.0714454
dpReme	-.0176345	.0127854	-1.38	0.181	-.0440832	.0088142
desemp	-.3200094	.2115952	-1.51	0.144	-.7577274	.1177087
intmicroreal	.197401	.1086353	1.82	0.082	-.0273283	.4221303
Crisis	-.0076618	.0074778	-1.02	0.316	-.0231308	.0078072
_cons	.1172349	.0476981	2.46	0.022	.0185638	.215906

**Tabla 37: Salida regresión robusta Esp1 (Todos Ind)**

### 8.2.2.14 Estimación robusta: Esp2

Regression with Driscoll-Kraay standard errors      Number of obs      =      2235  
 Method: Fixed-effects regression                      Number of groups    =      24  
 Group variable (i): Ent                                      F( 7, 23)            =      24.92  
 maximum lag: 4    Prob > F             =      0.0000  
     within R-squared    =      0.0114

icv	Coef.	Drisc/Kraay Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Esp_2	-.1315531	.0219411	-6.00	0.000	-.1769417	-.0861646
Part	-.0873235	.055481	-1.57	0.129	-.2020946	.0274476
dpPatr	-.0679029	.0666412	-1.02	0.319	-.2057607	.0699548
dpReme	-.0184683	.0128308	-1.44	0.164	-.0450108	.0080742
desemp	-.3373287	.2093277	-1.61	0.121	-.7703561	.0956986
intmicroreal	.2083621	.1091538	1.91	0.069	-.0174398	.434164
Crisis	-.0079074	.007642	-1.03	0.312	-.0237162	.0079013
_cons	.1226894	.0470515	2.61	0.016	.025356	.2200227

**Tabla 38: Salida regresión robusta Esp2 (Todos Ind)**



### 8.2.2.18 Resumen resultados: Esp3

Variable	FE_Esp3	RE_Esp3	SCC_Esp3
Esp_3	0.0000	-0.0002	0.0000
Part	-0.1192	-0.1443	-0.1192**
dpPatr	-0.0645*	-0.0650*	-0.0645
dpReme	-0.0175	-0.0171	-0.0175
desemp	-0.3171**	-0.3110*	-0.3171
intmicroreal	0.1867*	0.1905*	0.1867*
Crisis	-0.0085	-0.0084	-0.0085
_cons	0.1121***	0.1431***	0.1121**
N	2235	2235	2235

Legend: \* p<.1; \*\* p<.05; \*\*\* p<.01

Tabla 42: Resumen Resultados Esp3 (Todos Ind)

### 8.3 Modelos de datos de panel, Efectos Fijos y Efectos Aleatorios.

En general, en los modelos de datos de panel tenemos la combinación de datos de corte transversal (individuos) y series de tiempo dado que las variables tienen una medición periódica mensual durante la muestra. Así, sobre la muestra parecen existir unas características intrínsecas no observables sobre las entidades que otorgan crédito que genera heterogeneidad en los individuos o en el tiempo.

Dentro de las posibilidades en modelos de datos de panel tenemos dos opciones entre muchas otras, efectos fijos ó efectos aleatorios.

**Efectos Fijos.** En esta estimación se supone que los efectos individuales son independientes entre sí y que existe un término constante diferente para cada entidad. En el caso de efectos fijos, el término  $\varepsilon_{it}$  se descompone en un efecto individual específico  $\varepsilon_i$  y un término de disturbio aleatorio  $v_{it}$ , que varía sobre el tiempo y las entidades.

$$\varepsilon_{it} = \varepsilon_i + v_{it}$$

**Efectos Aleatorios.** En esta estimación se supone que los efectos individuales no son independientes entre sí, están distribuidos aleatoriamente alrededor de un valor dado, y que existen diferencias y características propias de cada entidad. En el caso de efectos fijos, el término  $\varepsilon_{it}$  se descompone en un efecto individual específico  $w_i$  que

tiene su propia distribución y un término de disturbio aleatorio  $v_{it}$ , que de nuevo varía sobre el tiempo y las entidades.

$$\varepsilon_{it} = w_i + v_{it}$$

La heterogeneidad se tiene en cuenta a través de  $w_i$  porque se considera tiene media cero, es independiente de los términos  $v_{it}$ , tiene varianza constante  $\sigma_w^2$ , y es independiente de las variables explicativas.

El desarrollo de estas metodologías se puede revisar en Judge (1988), Baltagi (2008) y Wooldridge (2010).

### 8.4 Matriz de Correlación de Variables.

Esta matriz busca revisar que tan parecidas en su comportamiento son las variables del modelo y así tratar de evitar correlación o multicolinealidad que resultan en problemas de los estimadores y sus propiedades. Conforme tenemos un modelo de datos de panel, estas correlaciones fueron calculadas sobre el promedio de las variables para los individuos de esta manera podríamos tener algún grado de sesgo estadístico en la medida en que eliminamos el efecto del tiempo en las series de datos.

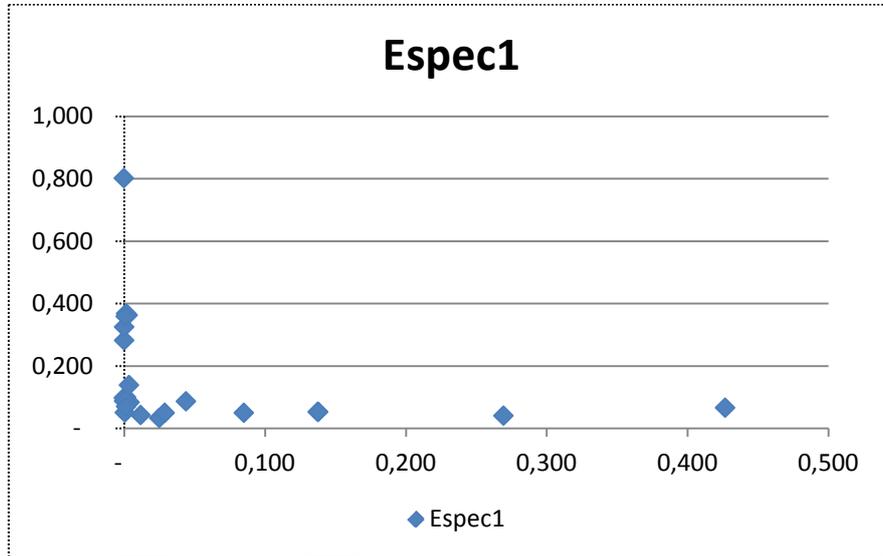
	Espec1	Espec2	Espec3	Partc	logpatri
Espec1	100%	98%	99%	28%	-19%
Espec2	98%	100%	98%	39%	-19%
Espec3	99%	98%	100%	39%	-17%
Partc	28%	39%	39%	100%	26%
logpatri	-19%	-19%	-17%	26%	100%

**Tabla 043:** Matriz de Correlación  
Cálculos realizados por el autor.

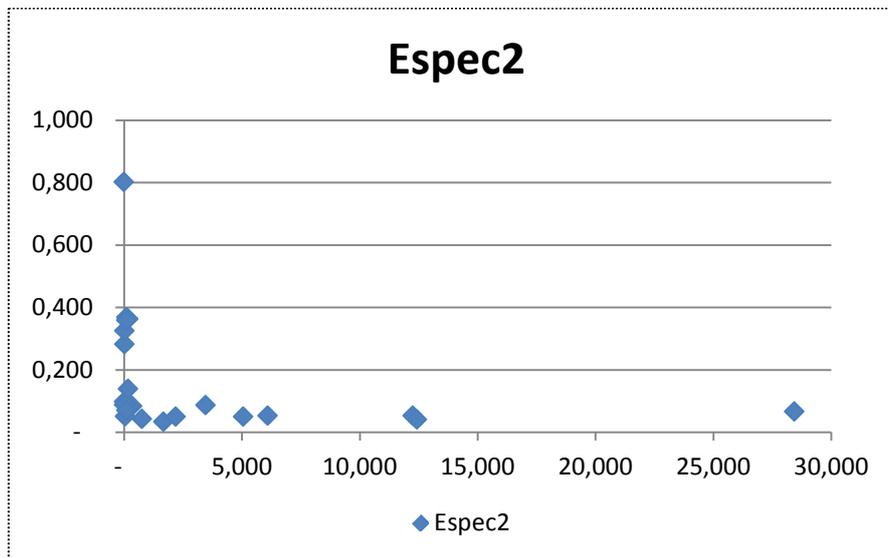
### 8.5 Gráficos de Dispersión.

Con los gráficos de dispersión buscamos encontrar patrones de comportamiento comunes entre los individuos. Es importante mencionar que las series de tiempo para los gráficos de nuevo se procesaron como promedio para los individuos, así podríamos tener sesgo en la medida en que estamos eliminando el efecto del tiempo en las variables.

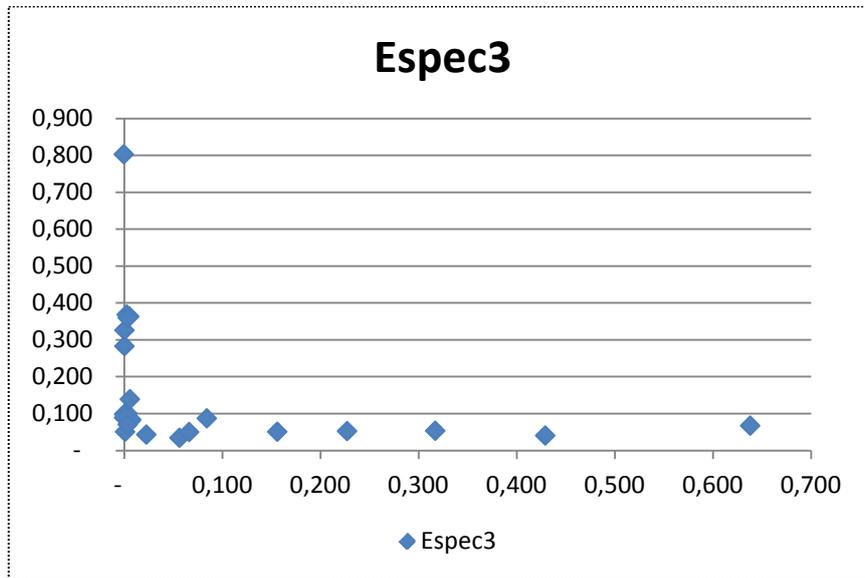
En general observamos un comportamiento atípico para los individuos: Colpatría, Davivienda, Giros y Finanzas, Juriscoop, Macrofinanciera y BBVA.



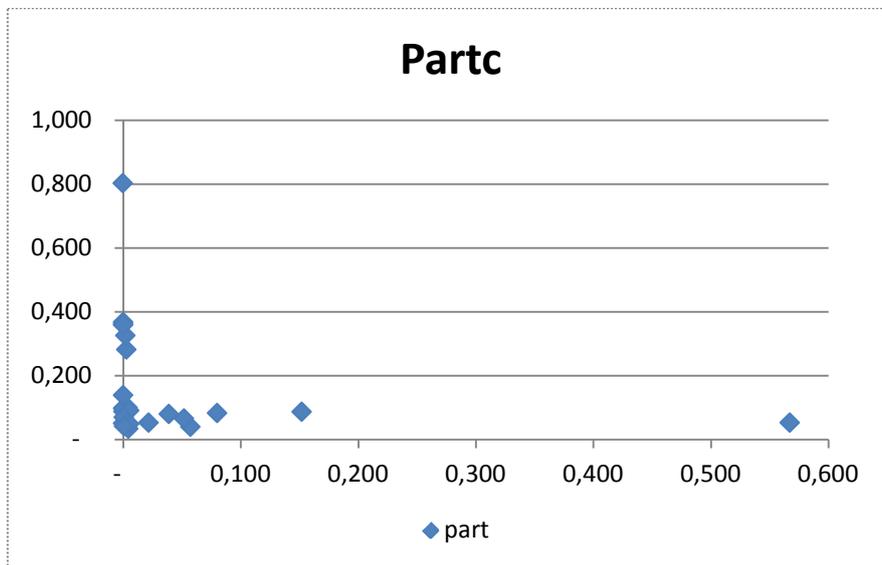
**Ilustración 01:** Dispersión Espec1 vs. ICV  
Cálculos realizados por el autor.



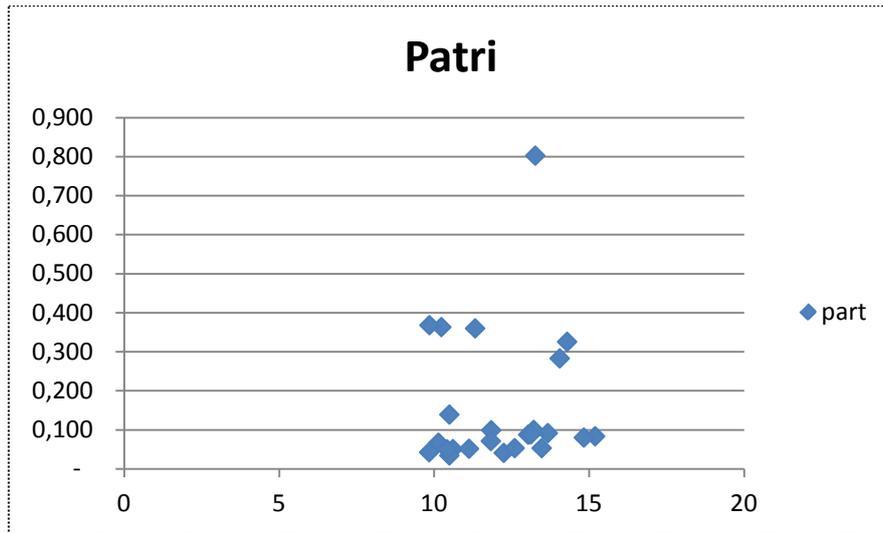
**Ilustración 02:** Dispersión Espec2 vs. ICV  
Cálculos realizados por el autor.



**Ilustración 03:** Dispersión Espec3 vs ICV  
Cálculos realizados por el autor.



**Ilustración 04:** Dispersión Partc vs ICV  
Cálculos realizados por el autor.



**Ilustración 05:** Dispersión Patri vs ICV  
Cálculos realizados por el autor.

## 9. REFERENCIAS

- Alfaro, R., Calvo, D., & Oda, D. (2008). Riesgo de Crédito de La Banca. *Documentos de Trabajo*, Banco Central de Chile (503).
- Amin, S., Rai, A. S., & Topa, G. (2003, Febrero). Does Microcredit Reach the Poor and Vulnerable? Evidence From Northern Bangladesh. *Journal of Development Economics*, 70(1), 59-82.
- Ariza Garzón, M. (2011). Propuesta de evaluación de la identificación de algunos determinantes del indicador de cartera vencida de microcrédito en Colombia. *Revista Huellas De Vida*, 2 (1), 97 - 102.
- Baltagi, B. (2008). *Econometric Analysis of Panel Data*. John Wiley & Sons.
- Bhatt, N., & Tang, S.-Y. (2001). Delivering Microfinance in Developing Countries: Controversies and Policy Perspectives. *Policy Studies Journal*, 29(2), 319-333
- Bhatt, N., & Tang, S.-Y. (2002). Determinants of Repayment in Microcredit: Evidence from Programs in the United States. *International Journal of Urban and Regional Research*, 26.2, 360-376.
- Bhatt, N., & Tang, S.-Y. (2001). Making Microcredit Work in the United States: Social, Financial and Administrative Dimensions. *Economic Development Quarterly*, 15(3), 229-241.
- Cermeño, R., León Castillo, J., & Mantilla Varas, G. (2011). Determinantes de la morosidad: Un estudio de panel para el caso de las cajas municipales de ahorro y crédito del Perú, 2003-2010. *CIDE Centro de Investigación y Docencia Económicas, División de Economía* (513), 1-40.

- Coll, A., Castillo Guillen, L. S., & Martinez Guzman, M. (2006). Expansión de crédito y calidad del portafolio bancario en Venezuela. *Documentos de Trabajo*, Banco Central de Venezuela.
- Copetake, J., Bhalotra, S., & Johnson, S. (2000). Assessing The Impact Of Microcredit on Poverty: A Zambian Case Study. *Journal of Development Studies*, 37(4), 81-100.
- Fontana, C. (2010). Structuring a Microcredit Collateralized Loan Obligations (MCLO): an alternative structured product to enhance the access to credit and help poverty reduction. *Tesis de maestría no publicada*. University of Lugano.
- Giraldo Yagüé, W. (2010). Determinantes de la morosidad de la cartera en el sistema financiero colombiano. *Tesis de maestría no publicada*. Universidad ICESI, 1-63.
- Gonzalez Arbelaez, A. (2010). Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República de Colombia.
- Gutierrez, J. (2010). Un analisis del riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República de Colombia.
- Judge, G. G. (1988). Introduction to the Theory and Practice of Econometrics. *New York: Wiley, c1988*.
- Muñoz, J. (1999). Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: Una aproximación econométrica para el caso peruano. *Revista de Estudios Económicos*, 4, 107-118.
- Presbítero, A., & Rabellotti, A. (2012). Geographical Distance and Moral Hazard in Microcredit: Evidence from Colombia. *Journal of International Development*.

Sagner, A. (2011). El índice cartera vencida como medida de riesgo de crédito: Análisis y aplicación al caso de Chile. *Documentos de Trabajo*, Banco Central de Chile, (618).

Vallejo, M. A., & Muñoz Lozano, M. (2006). Morosidad: microfinancieras vs. bancos. *Aportes*, (033), 145-154.

Withelm, U. (2000). Identificando los Principales Riesgos en las Microfinanzas. Standard & Poor's. Recuperado el 02 de febrero de 2013, en <http://www.portalmicrofinanzas.org>.

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of cross section and panel data*. MIT Press.

Zaman, H. (1999). Assessing the Poverty and Vulnerability Impact of Micro-Credit in Bangladesh: A case of study of BRAC. Recuperado el 15 de enero de 2013, en <http://elibrary.worldbank.org/docserver/download/2145.pdf?expires=1368985843&id=id&accname=guest&checksum=F41D56B43B23E7FA281DB53C24EDF9DE>