



BANCO CENTRAL DE RESERVA DEL PERÚ

**La morosidad del sector agroexportador
peruano en el contexto del Fenómeno El Niño:
evidencia a nivel de firmas para el periodo
2013-2019**

Pedro L. Azañedo*, Luis A. Casaverde*, Denys Casiano*
y José Lupú*

* Banco Central de Reserva del Perú.

DT. N°. 2024-007
Serie de Documentos de Trabajo
Working Paper series
Mayo 2024

Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden a los de los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

The views expressed in this paper are those of the authors and do not reflect necessarily the position of the Central Reserve Bank of Peru



La morosidad del sector agroexportador peruano en el contexto del Fenómeno El Niño: evidencia a nivel de firmas para el periodo 2013-2019 *

Pedro L. Azañedo, Luis A. Casaverde, Denys Casiano
y José Lupú **

17 de mayo de 2024

Resumen

La presente investigación evalúa el impacto del Fenómeno El Niño (FEN) sobre la morosidad de las empresas agroexportadoras en el periodo 2013-2019. Se construye una medida de exposición de las empresas al FEN en base a datos georreferenciados y se utiliza el Índice E para clasificar los períodos de ocurrencia del fenómeno. Usando la metodología de diferencias en diferencias se encuentra que el FEN produce un incremento en el porcentaje de morosidad de las empresas agroexportadoras (1,29 p.p), destacando principalmente los efectos sobre la morosidad en el crédito MYPE (1,54 p.p) y Mediana Empresa (1,49 p.p). El estudio de eventos indica que los efectos sobre la morosidad son visibles a partir del segundo mes luego de la exposición al FEN, efecto que se mantiene durante los siguientes cuatro meses para créditos a Mediana Empresa y cinco meses para MYPE.

Palabras clave: Morosidad, Crédito, Fenómeno El Niño.

* Los autores agradecen los valiosos comentarios y recomendaciones de Youel Rojas y de los participantes del Seminario virtual de la Gerencia de Operaciones Monetarias y Estabilidad Financiera (GOMEF) del Banco Central de Reserva del Perú. Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden exclusivamente a los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú. Los errores u omisiones que persistan en este trabajo son solo atribuibles a los autores.

** Azañedo: Especialista del Departamento de Estudios Económicos de la Sucursal de Piura del Banco Central de Reserva del Perú (pedro.azanedo@bcrp.gob.pe). Casaverde: Especialista Senior del Departamento de Estudios Económicos de la Sucursal de Piura del Banco Central de Reserva del Perú (luis.casaverde@bcrp.gob.pe). Casiano: Especialista del Departamento de Estudios Económicos de la Sucursal de Piura del Banco Central de Reserva del Perú (denys.casiano@bcrp.gob.pe). Lupú: Jefe del Departamento de Estudios Económicos de la Sucursal de Piura del Banco Central de Reserva del Perú (jose.lupu@bcrp.gob.pe).

1. INTRODUCCIÓN

El análisis de eventos climáticos extremos y desastres naturales ha aumentado significativamente debido a sus notables efectos adversos en la economía. Por ejemplo, para el año 2017 se calcula que las pérdidas económicas de estos eventos en el mundo ascendieron a un valor de USD 353 mil millones ([AON, 2018](#)). Un evento climático extremo que ha sido históricamente relevante en Sudamérica es el Fenómeno El Niño (FEN). Para contextualizar su magnitud, tomemos el FEN de 1997-98. Este episodio provocó una disminución del 10 % en la producción de café en Colombia ([Poveda y otros, 2001](#)), mientras que para el caso peruano, el FEN de 1998 generó pérdidas económicas equivalentes al 3 % del PBI, provocando un deterioro de la calidad de los créditos, especialmente aquellos dirigidos a los sectores agricultura, pesca, manufactura, comercio y servicios ([BCRP, 2017](#)). El incremento significativo de la temperatura del mar provocó una caída del 58,6 % sobre la producción pesquera en el cuarto trimestre de 1997. Por otro lado, las exportaciones tradicionales y no tradicionales agrícolas se redujeron un 27 %, mientras que la cartera atrasada del sector agropecuario se elevó de 7,6 a 10,4 % entre diciembre de 1997 y el mismo mes del año 1998 ([Castillo y otros, 2022](#)). En este contexto global de creciente preocupación por los efectos económicos de eventos climáticos extremos, resulta fundamental dirigir nuestra atención hacia los impactos regionales específicos. Al respecto, el FEN Costero del año 2017 afectó a 1,2 millones de personas y ocasionó daños en 76 mil hectáreas de cultivos, provocando que el desempeño productivo del sector agrícola se viera seriamente afectado ([Cai y otros, 2020](#)). En las regiones de la costa norte (Tumbes, Piura, Lambayeque y La Libertad) la producción agrícola se contrajo en 7,0 % respecto al 2016, siendo estas las regiones más afectadas. [Contreras y otros \(2017\)](#) encuentran que el FEN tuvo efectos negativos del orden de 1,2 a 4,0 puntos porcentuales en las tasas interanuales sobre los sectores pesca, agropecuario y manufactura primaria. En este contexto, el desempeño financiero de las empresas agrícolas, especialmente de la zona norte, podría haberse visto afectada a raíz de las alteraciones en el ciclo productivo y comercial, conllevando a una disminución en el flujo de efectivo que aumenta la probabilidad de incumplimiento en sus obligaciones ([BCRP, 2017](#))¹.

La literatura económica muestra una alta relación entre la morosidad de las empresas agrícolas y los eventos de desastres naturales como sequías, inundaciones, tsunamis, entre otros. Sin embargo, no existe evidencia empírica que concluya efectos causales de un evento como el FEN

¹Como antecedente histórico, las pérdidas provocadas por el FEN de 1998 provocaron un deterioro en la calidad de los créditos en el sistema financiero (SF) ([BCRP, 2017](#))

sobre la morosidad a nivel de firmas. En este sentido, el presente documento busca evaluar el impacto del fenómeno climático El Niño sobre la morosidad de las empresas agroexportadoras en el periodo 2013-2019. Este efecto sobre el sistema financiero se produce directa e indirectamente a través de retrasos en los pagos de préstamos existentes, que a su vez impiden a las entidades financieras tener mayor liquidez para seguir otorgando mayores líneas de crédito ([Brei y otros, 2019](#)). Asimismo, los efectos son sensibles a la fortaleza del sistema financiero, la regulación, la coyuntura económica y la magnitud e impacto del evento sobre el sector ([Klomp, 2014](#)). Este contexto genera que las empresas vean afectadas sus ventas, obstaculizando la pronta recuperación de sus activos y resultando en una disminución de la calidad crediticia ([Brahmana y otros, 2016](#)). [Cazacu \(2015\)](#) destaca que las instituciones financieras consideran a las micro y pequeñas empresas (MYPE) como la principal fuente de riesgo crediticio debido a su mayor vulnerabilidad ante escenarios adversos.²

La presente investigación hace uso de datos administrativos obtenidos del Reporte Crediticio Consolidado (RCC) de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS); y de la base de datos de Comercio Exterior, de la Superintendencia Nacional de Aduanas y de Administración Tributaria (SUNAT), para la construcción de una base de datos de crédito y exportaciones a nivel mensual por cada empresa agroexportadora. Asimismo, a través de la metodología de Análisis de Componentes Principales (ACP) se construyen indicadores de afectación y destrucción por el FEN haciendo uso de datos georreferenciados de Instituto Nacional de Defensa Civil (INDECI) acerca de daños y emergencias. De igual manera, se construye un índice climático con datos construidos por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI). Sobre la base de estos índices, se construye una variable de tratamiento que muestra la exposición de un distrito al FEN tomando como referencia indicadores de El Niño. Finalmente, se asigna tratamiento a las empresas cuya sede productiva se encuentra en un distrito expuesto a dicho evento.

Para el caso de empresas con más de una sede productiva se realizó un proceso iterativo para cada uno de los distritos de operación. Si al menos uno de los distritos es considerado como tratado, la empresa es tratada. Este procedimiento consideró el hecho de que las empresas responden a los efectos del FEN no sólo basándose en su sede productiva principal, sino en la sede productiva de sus filiales. Se exploraron los efectos sobre la morosidad analizando los estudios de eventos y

²En el contexto peruano, la cartera de créditos expuesta al impacto del FEN en las regiones con zonas declaradas en estado de emergencia en el año 2017, equivalía al 43 % del portafolio del sistema financiero (S/ 265 mil millones al cierre de diciembre del 2016) ([SBS, 2019](#)). La entidades no bancarias y cajas municipales representaban el más alto porcentaje de créditos que potencialmente podrían entrar en morosidad (2,3 % de las colocaciones) ([BCRP, 2017](#)).

estimando modelos de Diferencias en Diferencias.

Los resultados sugieren que el FEN provocó un incremento en la morosidad de las empresas agroexportadoras, destacando principalmente los efectos sobre la morosidad en el crédito MYPE y Mediana Empresa. El estudio de eventos señala que los impactos en la morosidad son evidentes a partir del segundo mes de exposición al FEN, persistiendo durante los siguientes cuatro meses en créditos de Mediana Empresa y cinco meses en MYPE, para luego retornar a niveles de morosidad previos. El análisis de efectos heterogéneos sugiere una reclasificación de los créditos a través de una reducción en el porcentaje de créditos de clasificación Normal y un incremento en el porcentaje de créditos de clasificación CPP-Deficiente y Dudososo-Pérdida. En conclusión, los eventos climáticos extremos, como El Niño, no solo generan pérdidas económicas directas a través de daños físicos y operativos, sino que también tienen ramificaciones significativas en el sistema financiero y crediticio.

El documento está organizado en 8 secciones. La sección 2 hace una revisión de la literatura que estudia los efectos de eventos climáticos extremos y desastres naturales sobre el comportamiento financiero de las empresas. En la sección 3, se presenta el marco conceptual bajo el cual se analizará la morosidad y el FEN en las empresas agroexportadoras. La sección 4 y 5 describen los datos y metodología empleados para la presente investigación, respectivamente. La sección 6, muestra los resultados y discute la importancia de los mismos. La sección 7 describe los resultados del análisis de robustez a la definición del FEN. Finalmente, las conclusiones se presentan en la última sección.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Este estudio aporta principalmente a dos ramas de la literatura. En primer lugar, aportamos al estudio de los efectos microeconómicos del Fenómeno El Niño (FEN), un evento que es relevante por su incidencia en la dinámica económica del Perú, principalmente en las regiones de la costa norte. En segundo término, contribuimos al creciente corpus de investigación sobre el impacto de desastres naturales o eventos climáticos extremos en la morosidad de los créditos asociados a empresas. El enfoque principal de este estudio reside en la comprensión de la dinámica del comportamiento de las empresas agroexportadoras, dada su importancia en la economía nacional y la falta de investigación existente en este ámbito.

En lo que respecta a los efectos microeconómicos asociados al FEN, se encuentra limitada disponibilidad de estudios empíricos. El estudio que destaca en este aspecto es el de [Contreras y otros](#)

(2017), quienes documentan pruebas de un impacto adverso en los sectores primarios derivado de eventos climáticos de esta índole en el contexto peruano. Por otra parte, se dispone de una abundante evidencia empírica que examina los impactos de eventos climáticos extremos y desastres naturales en variables de interés asociadas a empresas. La literatura especializada destaca la elevada sensibilidad del sector agrícola ante tales eventos, revelando efectos adversos que repercuten de manera significativa en la producción, operación, empleo, productividad, acumulación de capital, daños en infraestructura e incluso en las exportaciones (Chen y otros, 2023; Alves y otros, 2022; Graff Zivin y Neidell, 2014; Colmer, 2021; Jessoe y otros, 2018; Zhang y otros, 2018; Osberghaus y Schenker, 2022; Jones y Olken, 2010).

En cuanto a los estudios que evalúan el impacto de fenómenos climáticos y desastres naturales sobre la morosidad de empresas, la evidencia señala un incremento de la morosidad debido a estos eventos. Aguilar-Gomez y otros (2022) usan el número de días en un trimestre en que las temperaturas mínimas y máximas se encuentran en el 5% inferior y el 5% superior de la distribución diaria de temperaturas mínimas y máximas en México para determinar la exposición de empresas a climas extremos. Sus hallazgos revelan que los días de calor extremo incrementan los índices de morosidad crediticia en las Pequeñas y Medianas Empresas (PYME), observándose un aumento de 0,16 puntos porcentuales en la morosidad por cada diez días de exposición. Este aumento en la morosidad crediticia de las PYME se atribuye a un incremento en los créditos en situación de mora.

Por otro lado, Brown y otros (2021) investigan el efecto de una nevada invernal anormalmente intensa e inesperada sobre el uso que hacen las empresas de las líneas de crédito y la reacción de los bancos en Estados Unidos. Sus resultados muestran que las empresas recurren en gran medida a las líneas de crédito para gestionar perturbaciones no fundamentales del flujo de caja, y que los bancos se adaptan a los prestatarios restringiendo los límites de las líneas de crédito. Así también, encuentran que las tasas de interés aumentan tras las reducciones del flujo de caja inducidas por las condiciones meteorológicas.

Otros estudios, como los de Cazacu (2015) y Malliaropoulos y otros (2016), abordan los determinantes de la morosidad, centrándose en shocks económicos e incertidumbre que pueden ser equiparados al impacto de desastres naturales y choques climáticos. En el caso de Cazacu (2015), se examinan los determinantes de la morosidad bancaria en el contexto de la crisis financiera internacional. Sus resultados indican que el choque económico derivado de la crisis financiera resultó en una disminución en la productividad contemporánea o rezagada, generando un efecto nega-

tivo y significativo en los niveles de la tasa de morosidad. Por otro lado, [Malliaropoulos y otros \(2016\)](#) investiga los determinantes de la probabilidad de préstamos morosos a nivel estratégico en empresas de Grecia durante el periodo 2008-2015. Sus resultados sugieren que la incertidumbre económica asociada a la crisis financiera internacional incrementa la probabilidad de incumplimiento estratégico. Además, se observa una probabilidad menor de morosidad estratégica en empresas de mayor tamaño en comparación con las de menor tamaño, indicando una relación inversa entre el tamaño de la empresa y la morosidad. También plantean que la deuda pendiente aumenta la probabilidad de incumplimiento estratégico, mientras que la rentabilidad reduce el riesgo de morosidad estratégica.

En última instancia, cabe destacar que la evidencia empírica orientada al examen de los determinantes de la morosidad a nivel macroeconómico indica que los elementos vinculados a desastres naturales y condiciones climáticas extremas constituyen un factor significativo en la explicación de los préstamos en situación de mora [Brahmana y otros \(2016\); Romero y otros \(2018\); Chen y otros \(2023\); Aguilar y Camargo \(2004\)](#).

3. MARCO CONCEPTUAL Y TEÓRICO

3.1. Definición de morosidad

Todas las instituciones del sistema financiero enfrentan el problema de riesgo de crédito, asociado con las pérdidas generadas por el incumplimiento del pago oportuno de sus clientes, que podrían caer en un incumplimiento total ([Aguilar y Camargo, 2004](#)). En este contexto, aparece el concepto de “morosidad”, que ha sido uno de los principales factores detrás de las crisis bancarias, debido a que su incidencia afecta los ingresos de las instituciones financieras ([Guillén, 2002](#)). La SBS, siguiendo los estándares internacionales, define el ratio de morosidad como el porcentaje de los créditos directos con más de 90 días de incumplimiento de pago ([SBS, 2015](#)):

$$\text{Ratio de morosidad estándar} = \frac{\text{Créditos atrasados a 90 días}}{\text{Créditos directos}} \quad (1)$$

3.2. Definición de crédito por tipo y clase de cliente

De acuerdo con la SBS, los créditos a empresas se clasifican en cinco tipos, tomando en consideración los siguientes criterios: nivel de ventas anuales del deudor, nivel de endeudamiento en

el sistema financiero y destino del crédito:

Tabla 1: Tipos de crédito y definiciones

Tipo de crédito	Definición
Créditos a corporativos	Créditos a empresas con ventas anuales mayores a S/200 millones en los dos últimos años.
Créditos a grandes empresas	Créditos a empresas con ventas anuales mayores a S/20 millones pero no mayores a S/200 millones en los dos últimos años.
Créditos a medianas empresas	Créditos a personas y empresas que tienen un endeudamiento total superior a S/300 mil en los últimos seis meses.
Créditos a pequeñas empresas	Créditos a personas y empresas que tienen un endeudamiento total superior a S/20 mil pero no mayor a S/300 mil en los últimos seis meses.
Créditos a microempresas	Créditos a personas y empresas que tienen un endeudamiento total no mayor a S/20 mil en los últimos seis meses.

Fuente: SBS.

Por otra parte, la clasificación de los deudores es realizada por las entidades del sistema financiero, de acuerdo al tipo de crédito contratado, historial crediticio, solvencia y de la clasificación otorgada por otras empresas del sistema financiero. Sobre eso, la SBS distingue las siguientes categorías: Normal (0), Problemas potenciales (1), Deficiente (2), Dudosos(3) y Pérdida (4)³.

Asimismo, el SBS distingue hasta 12 tipos de entidades financieras emisoras de crédito en el Perú, como banca comercial y de inversión, cajas municipales y rurales, cooperativas de ahorro y crédito, financieras, fondos, mutuales, entre otros.

3.3. Definición de Fenómeno El Niño

La definición del Fenómeno El Niño ha experimentado algunas modificaciones durante los últimos años ([SENAMHI, 2014](#)). Originalmente, el término "El Niño" denotaba una corriente oceánica cálida que fluía hacia el sur y que se producía todos los años durante la festividad de Navidad frente a la costa oeste del Perú y Ecuador. En la actualidad, la NOAA⁴ señala que la comunidad

³Para una información más detallada, véase la Tabla A.1.

⁴La Oficina Nacional de Administración Oceánica y Atmosférica (NOAA por sus siglas en inglés) es una agencia científica del Departamento de Comercio de los Estados Unidos cuyas actividades se centran en monitorear las condiciones de los océanos y la atmósfera.

científica emplea el término “El Niño” para referirse a momentos de anomalías cálidas de la Temperatura Superficial del Mar (TSM) en el Pacífico Ecuatorial, Central y Oriental. En particular, estas temperaturas son evaluadas en la franja ecuatorial del Océano Pacífico, que se ha dividido en cuatro cuadrantes: Niño 3, Niño 4, Niño 3,4 y Niño 1 + 2 ([SENAMHI, 2014](#)). Así también, [Takahashi y otros \(2017\)](#) aclara que el concepto “El Niño-Oscilación Sur (ENOS)” está vinculado a una variabilidad de gran escala, donde un escenario cálido se conoce como “El Niño Global”. Particularmente, en las costas peruanas se desarrolla “El Niño Costero”, evento climático anómalo con altas temperaturas del mar en la costa norte del país que podría coincidir, aunque no necesariamente, con “El Niño Global”. Técnicamente, según el Comité Técnico del Estudio Nacional del Fenómeno El Niño – [ENFEN \(2012\)](#), el evento .^{El Niño.}en la región costera de Perú se denomina al periodo de al menos tres meses consecutivos de “condiciones cálidas”. Para la evaluar si existen “condiciones cálidas” se utiliza el Índice Costero El Niño (ICEN), que consiste en la media móvil a tres meses de las anomalías mensuales de la temperatura superficial del mar (TSM) en la región Niño 1+2 [ENFEN \(2012\)](#). En la Tabla 2 se muestran los valores del ICEN, los cuales definen la magnitud del evento.

Tabla 2: Categorías y magnitudes de condiciones climáticas en Perú, según ICEN

Categorías	ICEN
Fría fuerte	Menor que -1,4
Fría moderada	Mayor o igual que -1,4 y menor que -1,2
Fría débil	Mayor o igual que -1,2 y menor que -1,0
Neutra	Mayor o igual que -1,0 y menor o igual que 0,4
Cálida débil	Mayor que 0,4 y menor o igual que 1,0
Cálida moderada	Mayor que 1,0 y menor o igual que 1,7
Cálida fuerte	Mayor que 1,7 y menor o igual que 3,0
Cálida extraordinaria	Mayor que 3,0

Fuente: [Takahashi y Reupo \(2015\)](#).

Adicionalmente al ICEN, se encuentran los Índices E y C, que resumen la variabilidad asociada a El Niño y La Niña, representando el calentamiento superficial anómalo en el Pacífico este y centro, respectivamente. El patrón del Índice E tiene mayor efecto en la costa peruana, mientras que el patrón C también puede ser relevante al clima en la zona andina o amazónica del Perú a través de las “teleconexiones” atmosféricas. Estos índices se construyeron empleando la metodología de Análisis de Componentes Principales, por lo que la correlación lineal entre ambos índices es baja. Esto permite distinguir mejor la variabilidad propia de cada una de estas regiones ([Takahashi y otros, 2011](#)). La Figura A.1 y el Panel A de la Figura A.2 muestran la evolución del ICEN y los índices C y E, respectivamente.

El Fenómeno El Niño no solo incrementa la probabilidad de fenómenos metereológicos, también se encuentra asociado a la presencia de desastres naturales como inundaciones, ciclones, sequías, lluvias torrenciales, tormentas y un aumento de la descarga de los ríos ([Cai y otros, 2020](#); [Hijar y otros, 2016](#); [Bouma y otros, 1997](#); [Dilley y Heyman, 1995](#)). Para el presente estudio pensamos al Fenómeno El Niño como un evento climático extremo, el cual se encuentra asociado a la generación de desastres naturales que conllevan a diferentes daños y pérdidas. En tal sentido, nuestra definición de la presencia del Fenómeno El Niño se basa en estas dos características.

4. DATOS Y ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS

4.1. Datos de crédito

Los datos crediticios provienen del Registro Consolidado de Crédito (RCC), el cual es recopilado por la Superintendencia Nacional de Banca, Seguros y AFP (SBS). Estos datos, de periodicidad mensual, contienen información sobre todas las obligaciones financieras de los ciudadanos y empresas dentro del Perú, identificándose tanto características del crédito —entidad bancaria emisora, tipo de crédito, código de cuenta contable del crédito y tipo de moneda—, como características de los individuos —DNI o RUC, nombre o razón social, tipo de cliente, entre otros—.

Para nuestro análisis, los datos se limitaron a 4 158 empresas agroexportadoras durante el periodo 2013-2019. Siguiendo las definiciones de la SBS sobre las características de las empresas receptoras de crédito, estos saldos de créditos fueron agrupados en tres subgrupos:

1. *Grandes empresas*, que comprenden los Créditos otorgados a Corporativos y Grandes Empresas.

2. *Medianas Empresas*, que comprenden los Créditos a Medianas Empresas.
3. *Micro y Pequeñas Empresas (MYPE)*, que comprenden los Créditos a Pequeñas y Microempresas.

La razón detrás de esta clasificación se debe a la naturaleza de los datos en el RCC. Dado que la mayor parte de las empresas han ido mejorando su nivel de ventas y apalancamiento entre 2013 y 2019, sus tipos de crédito también han derivado hacia mayores clasificaciones. En ese sentido, los tres subgrupos anteriores brindan una mejor estratificación debido a las similitudes entre las empresas a nivel intragrupal.

Tabla 3: Saldos mensuales y distribución de los créditos otorgados, por tipo de crédito

Tipo de crédito	Saldo de crédito promedio mensual (en millones de S/)	Créditos otorgados	Proporción de créditos otorgados (en porcentaje)
Gran Empresa	92,9	51 708	24,4
Mediana Empresa	15,6	70 540	33,3
MYPE	0,4	89 515	42,3
Total	28,0	211 763	100

Fuente: CCR (SBS, 2023).

Con ello, la Tabla 3 muestra los saldos de crédito promedio mensuales otorgados a empresas del sector agroexportador, así como el número de créditos otorgados, por tipo de crédito. Aún cuando el 42,3 % corresponden a créditos MYPE, los saldos promedio mensuales de estos apenas superan los S/ 427 mil. En contraste, los saldos promedio en créditos a grandes empresas rondan los S/ 93 millones, pese a la menor proporción de los mismos sobre el total de créditos otorgados en el periodo 2013-2019 (24,4 %).

Siguiendo el concepto de morosidad detallado en la sección anterior, se definió una variable de ratio de morosidad, que indica la proporción del saldo de crédito en el mes con una cantidad de días de impago superior a los 90 días. La Tabla 4 contiene los estadísticos descriptivos de la tasa de morosidad, por tipo de crédito y para cada año del periodo 2013-2019. De esta Tabla, puede observarse claramente una tendencia creciente de la morosidad media para cada subgrupo —especialmente en Mediana Empresa y MYPE—, aunque la dispersión de los datos es también considerable, especialmente desde el año 2016.

Por último, las calificaciones crediticias también se subagruparon en 3 partes: *Normal*, *CPP-Deficiente* y *Dudososo-Pérdida*. La Tabla 5 muestra los volúmenes de deuda promedio mensuales de cada subgrupo respecto al tipo de crédito. Para cada tipo de crédito, al menos un 75 % de los

Tabla 4: Estadísticos descriptivos de la tasa de morosidad (por año y tipo de crédito)

Tipo de crédito	Estadísticos	Año						
		2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Gran Empresa	Media	3,07	2,98	3,59	5,39	5,97	6,03	9,58
	D.E.	10,7	10	10,5	13,6	15	14,6	19,1
	Observaciones	5 985	6 259	6 919	7 466	7 962	8 275	8 088
Mediana Empresa	Media	4,23	4,56	7,12	9,65	11,5	13,9	18,6
	D.E.	13,4	14,1	17,6	20	21,7	24,3	27,3
	Observaciones	7 883	9 470	10 085	10 321	10 496	9 908	9 921
MYPE	Media	2,97	4,38	6,47	9,54	11,1	12,8	15,2
	D.E.	13,9	17,2	21,2	25,5	27,4	29,2	31,4
	Observaciones	9 514	10 472	11 301	12 181	13 036	14 215	14 896

Fuente: CCR (SBS, 2023).

Tabla 5: Saldos promedios mensuales (en millones de soles), por calificación crediticia y tipo de crédito

	Gran Empresa	Mediana Empresa	MYPE
Normal	87,11	11,82	0,36
CPP-Deficiente	5,17	1,88	0,01
Dudososo-Pérdida	0,59	1,85	0,05

Fuente: CCR (SBS, 2023).

saldos corresponden a créditos de calificación Normal. Por otro lado, las MYPE tuvieron unos mayores volúmenes mensuales de créditos calificados como Dudososo-Pérdida respecto a los CPP-Deficientes.

4.2. Datos de agroexportaciones

Los datos de agroexportaciones provienen de las bases de datos de Comercio Exterior de la Superintendencia de Aduanas y Administración Tributaria (SUNAT), así como también de información proveniente de Consulta RUC-SUNAT. La primera proporciona información diaria sobre la actividad exportadora de las empresas y personas naturales en el país —código de aduanas, partida arancelaria, ubicación del lugar de producción, valor FOB y peso en kilos de la exportación, entre otras—, mientras que la segunda contiene información sobre las características más relevantes del agroexportador —RUC, ubicación de la sede principal de la empresa, actividad económica realizada, entre otros—. Esta base de datos contiene información de las 4 158 empresas analizadas en la base de agroexportaciones, para un valor de USD 6,4 mil millones en ventas al exterior en

2019⁵.

Dado que la definición de tipo de crédito que expresamos con los datos crediticios es vinculante al nivel de ventas de las empresas y de sus capacidades de endeudamiento, el tipo de crédito es también un indicador del tamaño de las firmas y de su margen de acción. En ese sentido, utilizaremos los tipos de crédito observados en el último año en que una empresa aparece en la base de datos del RCC para definir el *tipo de empresa* según su tamaño. Así, de acuerdo con la Tabla 6, 491 empresas corresponderían a Grandes Empresas; 821 a Medianas Empresas; y 2 846 a MYPE. Del mismo modo, también se puede observar que 2 372 empresas (57,0 %) tienen sede principal ubicada en Lima Metropolitana; 2 156 empresas (51,9 %) producen y exportan más de un producto agrícola; y 2 573 empresas (61,9 %) tienen más de una sede productiva.

Tabla 6: Características de las empresas, por tipo

	Tipo de empresa				Total
	Gran empresa	Medianas empresas	MYPE		
Sede central en Lima Metropolitana					
Sí	352	487	1 533	2 372	
No	139	334	1 313	1 786	
Exportador multiproducto					
Sí	311	458	1 387	2 156	
No	180	363	1 459	2 002	
Opera en más de un distrito					
Sí	330	587	1 656	2 573	
No	161	234	1 190	1 585	
Total	491	821	2 846	4 158	

Fuente: SUNAT.

4.3. Datos climatológicos y de daños materiales

Para la construcción de los indicadores geográficos de los daños materiales producidos por el FEN y fenómenos climatológicos, se tomó como referencia el periodo 2003-2020, de manera que esto permite la construcción de estadísticos históricos fiables que capturan mejor la magnitud del FEN y su impacto en el ratio de morosidad. Estos datos se unieron a las bases de exportaciones y créditos usando el Código de Ubicación Geográfica (Ubigeo) de los principales lugares de producción de las agroexportadoras.

⁵Ver BCRP (2019)

Los datos de daños y emergencias proviene del Instituto Nacional de Defensa Civil (INDECI). La serie incluye datos mensuales desde 2003 hasta 2020 sobre daños y emergencias a nivel distrital según tipo de fenómeno. Esta base de datos cuenta con información acerca del número de fallecidos, damnificados, viviendas afectadas y destruidas, hectáreas de cultivo afectado y destruido, puentes afectados y destruidos, entre otros tipos de daño. Cada daño se encuentra asociado a una emergencia, dentro de estas se encuentran las relacionadas a lluvias, bajas temperaturas, inundaciones, derrumbes, deslizamientos, huaycos, marejadas, sequías, tormentas eléctricas, vientos fuertes, entre otros. En específico, para la base de datos final, nos centramos en analizar únicamente las emergencias asociadas al FEN y los daños que tienen impacto sobre las empresas agroexportadoras. Para esto, se toma como referencia a [Cai y otros \(2020\)](#); [Hijar y otros \(2016\)](#); [Bouma y otros \(1997\)](#); [Dilley y Heyman \(1995\)](#); [Cevik y Jalles \(2020\)](#) quienes identifican que dentro las emergencias asociadas al FEN se encuentran los derrumbes, deslizamientos, huaycos, inundaciones, lluvias, marejadas, sequías, tormentas eléctricas y vientos fuertes. De igual manera, para identificar los daños se toma como referencia la literatura que evalúa el impacto del fenómenos climáticos extremos y desastres naturales sobre el sector agrícola ([Sivakumar y otros, 2005](#); [Coulibaly y otros, 2020](#); [Weerasekara y otros, 2022](#); [Shi y otros, 2020](#)). Dentro de los daños relevantes se identifica al número de hectáreas de cultivo afectado y destruido, los kilómetros de carretera afectada y colapsada, así como al número de canales de regadío y agua afectados y colapsados.

Los datos de precipitaciones se obtuvieron a partir de la base de datos grillados *PISCO_{p_m}* (*Peruvian Interpolated data of the SENAMHI's Climatological and hydrological Observations*) en su versión 2.1, la cual contiene información mensual de precipitaciones (en mm/m^2) para una extensión de grilla de $0,1^\circ$ (aproximadamente, 10 km), desde enero de 1981 al presente. De acuerdo con [Aybar y otros \(2020\)](#), estas estimaciones se generaron a partir de la unión e interpolación de dos bases de datos: datos pluviométricos de SENAMHI, de 443 estaciones pluviométricas seleccionadas a nivel nacional; y datos de la *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation data* (CHIRP) modificados, de donde se obtiene una estimación climatológica granular y consistente para todo el país. Como se afirmó líneas arriba, esta información fue acotada para el periodo 2003-2020, así como también fue anexada a la capital del distrito más cercano que permitiera relacionar los datos de precipitaciones a los ubigeos.

Los datos de temperatura fueron obtenidos de dos fuentes: En primer lugar, la base de datos grillados *PISCO_{t_m}* versión 1.1 que, al igual que su homóloga pluvial, contiene información nacional sobre las temperaturas máximas y mínimas mensuales (en $^\circ C$) para una extensión espacial de

0,1°, generados a partir de 684 estaciones meteorológicas seleccionadas, para el periodo 1981-2016 ([Huerta y otros, 2018](#)). Similar a los datos de precipitaciones, en este caso la información disponible fue acotada al periodo 2003-2016, así como también fue enlazada a los distritos más próximos. Asimismo, esta base de datos fue complementada con información correspondiente al periodo 2017-2020 de 336 estaciones meteorológicas convencionales de SENAMHI disponibles en línea⁶.

5. METODOLOGÍA EMPÍRICA

5.1. Análisis de componentes principales

La generación de índices relacionados a eventos climáticos y desastres naturales es crucial para comprender la relación entre este tipo de fenómenos y sus consecuencias. En específico, en el presente estudio nos permitirá identificar las empresas expuestas (tratadas) y no expuestas (control) al Fenómeno El Niño por su ubicación, considerando no solo variables relacionadas al clima, sino variables que reflejen los daños asociados a este evento. La variable de exposición se puede resumir en la ecuación 2, donde la Exposición de un distrito d al FEN en el periodo t está determinada por dos variables. La variable PostFEN $_t$ representa la ocurrencia del FEN, es decir, el período apartir del cual el distrito se encuentra afectado por dicho evento y la variable AfectadoFEN $_d$ representa los distritos afectados por el FEN. En resumen, la exposición de un distrito al FEN depende del período en el que ocurrió el evento y de la afectación que tuvo el distrito debido al fenómeno.

$$\text{Exposición al FEN}_{dt} = \text{PostFEN}_t \times \text{AfectadoFEN}_d \quad (2)$$

Con este propósito, se emplea el Análisis de Componentes Principales (ACP) para el desarrollo de tres índices: índice climático, índice de afectación e índice de destrucción que permitan la determinación de los distritos afectados por el FEN (AfectadoFEN $_d$). Esta técnica estadística se utiliza con la finalidad de reducir la dimensionalidad de las variables climáticas y de daños, permitiendo la identificación de patrones subyacentes y la cuantificación de su impacto ([Tadić y otros, 2019; Jiang y otros, 2020; Bethere y otros, 2017; Takahashi y otros, 2011](#)). Con este objetivo se identificaron variables clave relacionadas al clima, tales como temperatura máxima, mínima, y la precipitación a nivel distrital y mensual. De igual manera, haciendo uso de datos de INDECI

⁶Los datos hidrometeorológicos de SENAMHI se encuentran disponibles [aquí](#).

acerca de daños y emergencias asociadas al Fenómeno El Niño se identificaron variables tales como hectáreas de cultivo afectado y destruido, carreteras afectadas y colapsadas, canales de regadio y agua afectados y colapsados. Haciendo uso de estas variables y previo a la aplicación del Análisis de Componentes Principales se realizó un proceso de estandarización a nivel de distrito de todas las variables. Dicha estandarización permite la aplicación de la metodología planteada con la finalidad de generar los índices antes mencionados.

Para la construcción del índice climático, de afectación y destrucción, se utilizó el primer componente principal (PC_1), el cual capturó la mayor proporción de variabilidad en los datos originales (74,4 %, 43,6 % y 41,4 % respectivamente). Se realizó un proceso de normalización que permita a los índices tomar valores entre 0 y 100, y se aplicaron umbrales de puntuación basado en una clasificación en quintiles para agrupar los eventos de bajo, medio y alto impacto (Ind_i , donde i hace referencia al tipo de índice: climático, de afectación y destrucción).

Haciendo uso del marco de la literatura de eventos climáticos extremos ([Aguilar-Gomez y otros, 2022](#); [Graff Zivin y Neidell, 2014](#); [Islam y Singh, 2022](#); [Cevik y Jalles, 2020](#)), se utiliza el quintil superior (Q_5) de cada indicador para determinar si un distrito fue afectado por el FEN. Es decir, se considera un distrito afectado, si al menos uno de los índices (i) relacionados a ese distrito (d) toma valores que pertenecen al quintil superior de la distribución. Esto nos permite centrarnos en los eventos inesperados y de mayor impacto en los sectores primarios.

Por otro lado, se utilizó el Índice E propuesto por [Takahashi y otros \(2011\)](#), para la construcción de una variable dummy ($PostFEN_t$) que define los períodos de ocurrencia del FEN ([A.2](#))⁷. También hacemos uso del quintil superior para definir la ocurrencia de los eventos inesperados y de mayor magnitud. Es decir, la variable indicadora $PostFEN_t$ tomará el valor de 1 en los períodos asociados a valores del Índice E que pertenecen al quintil superior de su distribución.

En resumen, un distrito d estará expuesto al FEN en el periodo t , si al menos uno de los índices Ind_i que determinan la afectación del fenómeno, toman valores que pertenecen al quintil superior (Q_5) de su distribución, y si la variable indicadora $PostFEN_t$ determina la ocurrencia del FEN en dicho periodo. Otra forma de definir la exposición de un distrito al FEN se representa en la ecuación 3:

⁷ Como medida de robustez se construye una nueva variable que define el periodo de ocurrencia del FEN haciendo uso del ICEN

$$\text{Exposición al FEN}_{dt} = \begin{cases} 1 & \text{si } (\text{Ind}_{idt} \in Q5) \wedge \text{PostFEN}_t = 1, \\ 0 & \text{si } (\text{Ind}_{idt} \notin Q5) \vee \text{PostFEN}_t = 0. \end{cases} \quad (3)$$

Para la asignación del tratamiento en cada año se toma como referencia el primer mes en el que ocurrió el evento, es decir, si un distrito se encuentra expuesto por el FEN en 2017 durante los meses de febrero, marzo y abril, se toma como periodo de tratamiento al mes de febrero por ser el mes en el que la empresa empieza a observar los efectos de dicho fenómeno.

En cuanto a la exposición de las empresas al FEN nos basamos en la ubicación a nivel distrital, es decir, las empresas ubicadas en distritos expuestos a dicho evento (según nuestra variable de la ecuación 3) son consideradas tratadas. Para el caso de empresas con más de una sede productiva se realizó un proceso iterativo para cada uno de los distritos de operación. Si al menos uno de los distritos es considerado como tratado, la empresa es tratada. Este procedimiento considera el hecho que las empresas responden a los efectos del FEN no sólo basándose en su sede productiva principal sino en la ubicación de sus filiales.

La Figura A.3 muestra los distritos tratados y control para los 4 primeros meses del año 2017 haciendo uso de nuestra variable de tratamiento (ecuación 3). Esta figura permite observar la variabilidad del tratamiento y la asignación escalonada del mismo, así como contrastar la zona de afectación del FEN con los datos.

5.2. Diferencias en Diferencias

La estrategia empírica a utilizar se basa en dos especificaciones bajo las metodologías de Diferencias en Diferencias y el Estudio de Eventos, que explota la exposición de las empresas agro-exportadoras al Fenómeno El Niño, y la variabilidad a nivel de tipos de crédito. La especificación econométrica para nuestro Análisis de estudio de eventos se basa en la siguiente formulación:

$$y_{rt} = \alpha + \sum_{\tau=-11}^{-1} \alpha_\tau D_r^{pre} \mathbb{1}(\tau = t - T^*) + \sum_{\tau=1}^{11} \phi_\tau D_r^{post} \mathbb{1}(\tau = t - T^*) + \mu_r + \lambda_t + \varepsilon_{rt} \quad (4)$$

donde y_{rt} representa la variable de interés, tal como, el ratio de morosidad a nivel de empresa-crédito y mes, o el porcentaje de crédito por cada tipo de calificación (normal, CPP-Deficiente, y

Dudososo-Perdido). La variable dummy de tratamiento, D_i es igual a 1 si la empresa se encuentra expuesta al FEN en base a la sede productiva. Los coeficientes de interés, ϕ_τ , muestran cómo evolucionaron las variables de resultado sobre el tiempo después de estar expuestos al FEN (*Post*). $\mathbb{1}(\tau = t - T^*)$ consiste en variables ficticias que representan los once meses anteriores y posteriores a la exposición al FEN. Por otro lado, α_τ indica los efectos pre-tratamiento en empresas eventualmente tratadas en relación con los no tratadas, lo que nos permite comprobar la presencia de tendencias previas (*Pre*). μ_r representa los efectos fijos a nivel de empresa y λ_t efectos fijos a nivel de tiempo.

De forma complementaria, la especificación econométrica para el análisis de Diferencias en Diferencias está denotada por:

$$y_{rt} = \alpha + \beta(\text{PostFEN}_t \times \text{AfectadoFEN}_r) + \mu_r + \lambda_t + \varepsilon_{rt} \quad (5)$$

- AfectadoFEN_r: Empresas que tiene como domicilio fiscal los distritos que fueron afectados por el FEN en base al quintil más alto de los índices climático, afectación y destrucción.
- PostFEN_t: Período de tratamiento del FEN, se utiliza los períodos en los que el Índice E reporta la existencia del Fenómeno El Niño tomando como referencia el quintil más alto del índice.

A pesar de que la estrategia de diferencias en diferencias no requiere una asignación aleatoria para el grupo de tratamiento, puede estar sujeta a retos como la naturaleza escalonada del tratamiento y los posibles efectos dinámicos y heterogéneos. Teniendo en cuenta el escenario del FEN en el Perú, es probable que los efectos heterogéneos a causa del tratamiento surjan de la heterogeneidad en la forma en que las empresas se encuentran expuestas a este evento. Para abordar esta problemática se utiliza el enfoque propuesto por [Borusyak y otros \(2023\)](#) que permite capturar efectos heterogéneos y dinámicos del tratamiento ⁸. Una amenaza a nuestra estrategia empírica podría surgir si la exposición al FEN está correlacionada con otros shocks a las variables dependientes que estamos analizando. En concreto, una preocupación sería que exista otro evento o intervención que pueda haberse dado en el mismo periodo y en los mismos lugares que las em-

⁸El método de [Borusyak y otros \(2023\)](#) emplea una regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) exclusivamente sobre las observaciones no tratadas, teniendo en cuenta cualquier efecto fijo tanto a nivel de unidad como de período de tiempo. Extrapoló los datos para imputar el resultado potencial en ausencia del tratamiento y estima el resultado de interés combinando estas estimaciones del efecto del tratamiento.

presas agroexportadoras tratadas, lo que también podría tener un impacto en nuestros resultados de interés. Sin embargo, teniendo en cuenta que se analizan eventos extremos asociados al FEN se espera que estos nos permitan centrarnos en los eventos inesperados.

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este apartado se presentan los efectos dinámicos sobre el ratio de morosidad y el porcentaje de créditos según calificación. Así también, se presentan los efectos dinámicos sobre el tipo de crédito y tipo de entidad del sistema financiero⁹.

La Tabla 7 muestra el efecto sobre el ratio de morosidad según tipo de crédito. Los resultados indican que existe un incremento de la morosidad de las empresas agroexportadoras (efecto promedio de 1,3 puntos porcentuales aproximadamente). La Figura 1 muestra el gráfico correspondiente del estudio de eventos. En el Panel A se observa un efecto positivo y significativo sobre la morosidad en el total de créditos. Este efecto es significativo a partir del segundo mes después de la exposición de la empresa al FEN y se mantiene durante 6 meses. El efecto se disipa a partir del séptimo mes, en el cual el ratio de morosidad vuelven a niveles previos al tratamiento.

Tabla 7: Efecto del FEN sobre la morosidad de las empresas agroexportadoras

	Total	Crédito Gran Empresa	Crédito Mediana Empresa	Crédito MYPE
	(1)	(2)	(3)	(4)
Tratados × Exposición al FEN	1,298*** (0,451)	1,189* (0,719)	1,538** (0,694)	1,497** (0,662)
Media de Var. Dep.	9,1	5,6	10,6	10,0
Observaciones	191 404	47 542	63 646	80 158
EF firmas	Sí	Sí	Sí	Sí
EF tiempo	Sí	Sí	Sí	Sí

Errores estándar entre paréntesis. Errores agrupados a nivel de firmas.

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Así también, la Tabla 7 muestra los efectos sobre la morosidad por tipo de crédito. Se encuentran efectos positivos al 95 % de confianza para los tipos de crédito MYPE y Mediana Empresa, mientras que para los créditos a Gran Empresa, los resultados son significativos al 90 %. Los efectos promedio muestran un incremento entre 1,3 y 1,5 puntos porcentuales en el porcentaje de créditos

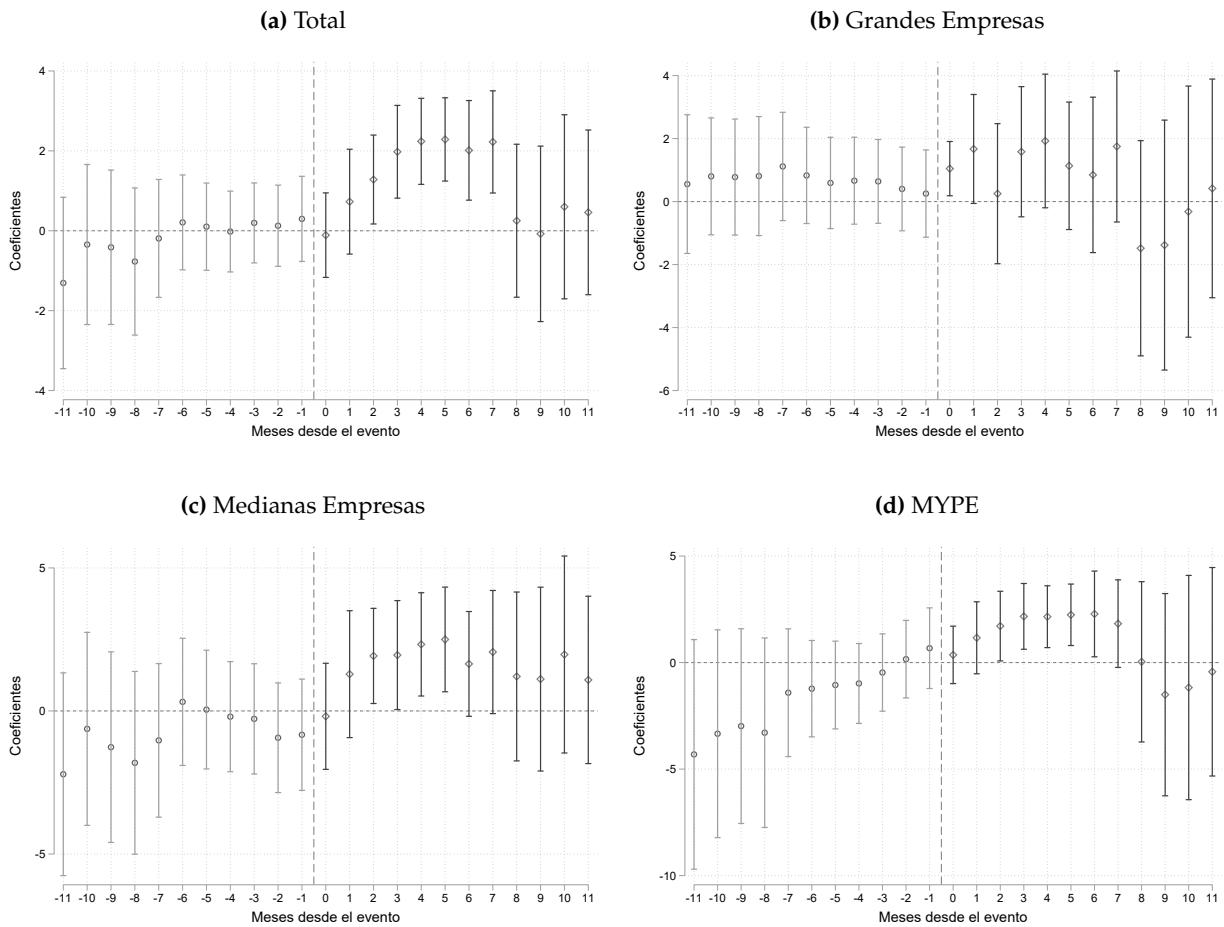
⁹ Las entidades financieras fueron agrupadas en dos grupos: bancos y otras entidades del sistema financiero. Esta última variable contiene información de los créditos en Administradoras hipotecarias, arrendamientos financieros, cajas, financieras, entre otras entidades del sistema financiero.

morosos. Al respecto, el [BCRP \(2017\)](#) esperaba que el efecto del FEN sobre las carteras de grandes empresas y corporativos sea bajo, esto debido a la alta calidad crediticia de los deudores y al hecho de que las empresas cuentan con pólizas de seguros que les permite cobertura antes riesgos, entre ellos los asociados a desastres naturales. En tal sentido, nuestros resultados se encuentran en línea con lo esperado por el BCRP. La Figura 1 exhibe un impacto más pronunciado en las categorías de crédito MYPE y Mediana Empresa, con una persistencia notable al mantenerse dicho efecto durante 5 y 4 meses, respectivamente, a partir del segundo mes posterior al tratamiento. Por otro lado, el efecto sobre grandes empresas solo se muestra en el momento de exposición de la empresa al FEN, luego de esto, los ratios de morosidad vuelven a sus niveles previos. No observamos tendencias previas en el porcentaje de crédito moroso total ni por tipo de crédito, lo que valida nuestros resultados posteriores al tratamiento. Nuestros resultados coinciden con lo encontrado por [Aguilar-Gomez y otros \(2022\)](#) para el caso de México, donde la morosidad en pequeñas y medianas empresas aumenta después de la exposición a temperaturas extremas, sin embargo no observan efectos sobre grandes empresas. El efecto negativo de eventos climáticos extremos como el caso del FEN sobre las agroexportadoras es alto, no solo por las posibles pérdidas de cultivos a causa de los desastres naturales, sino por la pérdida en los rendimientos, la menor productividad de los trabajadores, y los posibles efectos indirectos ocasionados por este tipo de eventos ([Graff Zivin y Neidell, 2014](#); [Zhang y otros, 2018](#); [Osberghaus y Schenker, 2022](#)).

La Figura 2 muestra los efectos heterogéneos sobre el ratio de morosidad por tipo de crédito. Los efectos son positivos, significativos y se mantienen para los créditos MYPE y Mediana Empresa. Por otro lado, aunque el efecto sobre el crédito a la Gran Empresa es positivo, este es no significativo en el presente análisis.

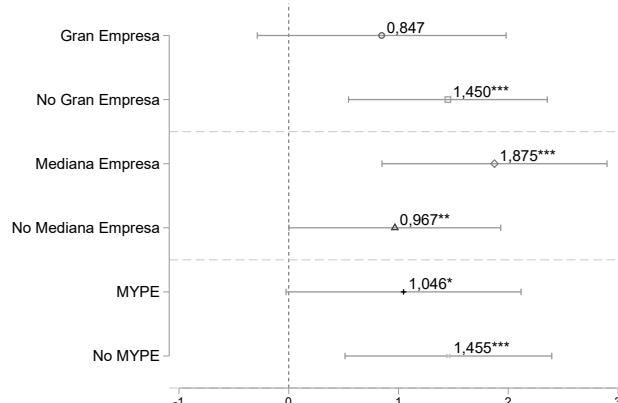
La Tabla A.2 muestra los efectos sobre la calificación de los créditos para el total y tipos de créditos. Para el total de créditos se observa un efecto negativo y significativo sobre el porcentaje de créditos calificados como normales (-1,7 puntos porcentuales en el Panel A). Un comportamiento similar se observa sobre el tipo de crédito MYPE, el cual se reduce en promedio 2,3 puntos porcentuales. Para el resto de tipos de crédito, se observan efectos negativos pero no significativos sobre esta variable (Figura A.5). Por otro lado, en el Panel B no se encuentran efectos promedio significativos sobre el porcentaje de créditos calificados como CPP-Deficiente para ningún tipo de crédito, sin embargo, los resultados del estudio de eventos muestra que existen efectos positivos para el total de créditos a partir del cuarto mes y estos se podrían mantener hasta el octavo mes. Así también, para el caso del crédito a Medianas Empresas existe un efecto positivo a partir del

Figura 1: Efectos Dinámicos sobre el ratio de morosidad



Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura 2: Efectos heterogéneos sobre el ratio de morosidad



Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

quinto mes, el cual se mantiene durante 4 meses (Figura A.6). Finalmente, el Panel C muestra que para el porcentaje de créditos calificados como Dudososo-Perdido se encontraron efectos promedio positivos y significativos para los créditos MYPE, Gran empresa y el total de crédito (Figura A.7).

La Figura A.8 muestra los efectos heterogéneos sobre la calificación crediticia por tipo de crédito. Vemos que los efectos son negativos y significativos sobre la calificación Normal. La dirección y significancia de este efecto se mantiene para todos los tipos de crédito. Por otro lado, solo se observan efectos heterogéneos positivos y significativos sobre los créditos calificados como CPP-Deficiente para el crédito de Mediana Empresa. En contraste, solo se observan efectos heterogéneos positivos y significativos sobre la calificación Dudososo-Perdido para el crédito MYPE y Gran Empresa.

En otros resultados, la Tabla A.3 muestra los efectos sobre el porcentaje de créditos en mora por tipo de crédito y entidad financiera¹⁰. Los resultados del Panel A, evidencian efectos promedio positivos y significativos para la morosidad en el total de créditos e impulsados principalmente por la morosidad del crédito MYPE. En contraste, en el Panel B no se observan efectos significativos sobre ningún tipo de crédito, sin embargo, estos resultados podrían estar influenciados por la heterogeneidad de los efectos sobre los distintos tipos de entidades financieras agrupadas en dicho panel.

En la Tabla A.4 se presentan los efectos sobre la calificación crediticia por tipo de crédito y entidad financiera. Los resultados encontrados para los Bancos muestran un efecto promedio negativo sobre el porcentaje de créditos calificados como Normal, y un efecto positivo sobre el porcentaje de créditos Dudososo-Perdido. No se encuentra efectos sobre el porcentaje de créditos CPP-Deficiente. Por otro lado, para el resto de entidades del sistema financiero solo se encuentra un efecto negativo sobre la calificación normal de los créditos Gran Empresa, y un efecto positivo para el crédito Mediana Empresa que contrarresta el efecto negativo para el caso de los Bancos. En el Panel B, se observa solo un efecto positivo sobre el porcentaje de créditos CPP-Deficiente en créditos MYPE que suma al impacto generalizado sobre la calificación de este tipo de créditos.

7. ROBUSTEZ

Para la definición de los meses de ocurrencia del FEN nos basamos en el Índice E propuesto por [Takahashi y otros \(2011\)](#) y realizamos un tratamiento similar al resto de índices. Es decir, se

¹⁰ Debido a la escasa información no se puede realizar un análisis desagregado por tipo de entidad financiera

utiliza el quintil superior para la construcción de la variable dummy (PostFEN ICEN_t) que defina los períodos en los cuales sucedió el FEN. Esto debido a que nos enfocamos en analizar los eventos extremos y con mayor probabilidad de desastres naturales que podrían tener un efecto sobre las agroexportadores y por ende sobre el ratio de morosidad.

En este apartado proponemos utilizar una medida alternativa para la definición de los meses de ocurrencia del FEN basándonos en el ICEN ([Takahashi y otros, 2014](#)). Realizamos un tratamiento similar, al definir los meses de ocurrencia del FEN (PostFEN ICEN_t) como aquellos en los cuales el ICEN toma valores que se encuentre en el quintil más alto de su distribución dentro del período de estudio ($\text{ICEN} \geq 1,07$). Tomando como referencia la categorización del ICEN en base a [Takahashi y Reupo \(2015\)](#), la variable PostFEN ICEN_t tomará en cuenta los períodos donde se registró un Niño Costero de magnitud igual o superior a “Cálida moderada”.

La Figura A.13 del apéndice muestra los efectos dinámicos sobre el ratio de morosidad por tipo de crédito haciendo uso de la nueva variable de tratamiento. Como se puede apreciar, los resultados para esta definición muestran los mismos patrones, aunque con ligeras diferencias en magnitudes dada la inclusión de nuevas observaciones. En general, podemos concluir que nuestra especificación preferida es robusta a otras definiciones del FEN.

8. CONCLUSIONES

La presente investigación ha explorado el impacto del fenómeno climatológico El Niño en la morosidad de las empresas agroexportadoras en el periodo 2013-2019, centrándose en el contexto peruano. A través de nuestro análisis intentamos mostrar evidencia de la compleja relación entre el Fenómeno El Niño como evento climático extremo y la salud financiera de las empresas agroexportadoras.

Nuestros resultados comprueban que el Fenómeno El Niño tuvo un efecto sobre el porcentaje de créditos en mora de las empresas agroexportadoras. En específico, el efecto promedio para el total de créditos fue de 1,3 puntos porcentuales, mientras que los efectos para cada uno de los tipos de crédito se encuentran entre 1,3 y 1,5 puntos porcentuales. En particular, el impacto en la morosidad es mayor sobre los créditos otorgados a Medianas Empresas y MYPE.

Por otro lado, las agroexportadoras Medianas y MYPE responden al Fenómeno El Niño luego de dos meses de exposición al evento extremo del FEN, manteniéndose durante los siguientes 4 meses para luego volver a niveles de morosidad previos. En el caso de la Grandes Empresas, el

efecto se disipa luego del primer mes de haber ocurrido.

El análisis de efectos heterogéneos ayudó a comprender parte del comportamiento de la clasificación crediticia en respuesta al FEN. Existe una reducción en el porcentaje de créditos calificados como Normales, que se puede entender como una reclasificación de los créditos, pasando por créditos CPP-Deficiente a Dudososo-Perdido. El traspaso de créditos normales a CPP-Deficientes solo fue significativo para el crédito a Mediana Empresa, mientras que el traspaso de una clasificación CPP-Deficiente a una Dudosa-Perdida fue significativa para créditos Gran Empresa y MYPE.

En conclusión, los eventos climáticos extremos, como El Niño, no solo generan pérdidas económicas directas a través de daños físicos y operativos, sino que también tienen ramificaciones significativas en el sistema financiero y crediticio. La necesidad de considerar la exposición de las empresas a estos fenómenos naturales al evaluar su salud financiera se vuelve evidente. En este sentido, las políticas y prácticas financieras deben adaptarse para mitigar los efectos adversos en el corto y largo plazo sobre la morosidad y la calidad crediticia de las empresas afectadas.

Referencias

- Aguilar, G. y Camargo, G. (2004). Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras (IMF) en el Perú.
- Aguilar-Gomez, S., Gutierrez, E., Heres, D., Jaume, D., y Tobal, M. (2022). Thermal stress and financial distress: Extreme temperatures and firms' loan defaults in Mexico. *Disponible en SSRN* 3934688.
- Alves, P. J., de Andrade Lima, R. C., y Emanuel, L. (2022). Natural disasters and establishment performance: Evidence from the 2011 Rio de Janeiro Landslides. *Regional Science and Urban Economics*, 95:103761.
- AON (2018). Climate and Catastrophe Insight: 2017 Annual Report.
- Aybar, C., Fernández, C., Huerta, A., Lavado, W., Vega, F., y Felipe-Obando, O. (2020). Construction of a high-resolution gridded rainfall dataset for Peru from 1981 to the present day. *Hydrological Sciences Journal*, 65(5):770–785.
- BCRP (2017). Exposición del Sistema Financiero al Fenómeno del Niño. En *Reporte de Estabilidad Financiera*, capítulo 2, páginas 29–32.
- Bethere, L., Sennikovs, J., y Bethers, U. (2017). Climate indices for the Baltic states from principal component analysis. *Earth System Dynamics*, 8(4):951–962.
- Borusyak, K., Jaravel, X., y Spiess, J. (2023). Revisiting event study designs: Robust and efficient estimation. *Accepted, Review of Economic Studies*.
- Bouma, M., Kovats, R., Goubet, S., Cox, J. S. H., y Haines, A. (1997). Global assessment of El Niño's disaster burden. *The Lancet*, 350(9089):1435–1438.
- Brahmana, R., Puah, C., y Chai, M. (2016). Natural disaster and local bank non-performing loan: Case of Nias tsunami 2004. *Economics Bulletin*, 36(4):2413–2421.
- Brei, M., Mohan, P., y Strobl, E. (2019). The impact of natural disasters on the banking sector: Evidence from hurricane strikes in the Caribbean. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 72:232–239.

- Brown, J. R., Gustafson, M. T., y Ivanov, I. T. (2021). Weathering cash flow shocks. *The Journal of Finance*, 76(4):1731–1772.
- Cai, W., McPhaden, M. J., Grimm, A. M., Rodrigues, R. R., Taschetto, A. S., Garreaud, R. D., De witte, B., Poveda, G., Ham, Y.-G., Santoso, A., y otros (2020). Climate impacts of the El Niño–southern oscillation on South America. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(4):215–231.
- Castillo, P., Jácome, L., y Rojas, Y. (2022). La política monetaria de fines de los noventa: Algunas lecciones de las crisis asiática y rusa. En *Historia del Banco Central y la Política Monetaria de Perú*, volumen 2, páginas 111–140. Banco Central de Reserva del Perú.
- Cazacu, A.-M. (2015). Determinants of non-performing loans ratio. Evidence from firm-level data. En *International Finance and Banking Conference*, página 354.
- Cevik, S. y Jalles, J. T. (2020). Feeling the heat: Climate shocks and credit ratings.
- Chen, X., Zhao, X., y Chang, C.-P. (2023). The shocks of natural disasters on NPLs: Global evidence. *Economic Systems*, 47(1):101050.
- Colmer, J. (2021). Temperature, labor reallocation, and industrial production: Evidence from India. *American Economic Journal: Applied Economics*, 13(4):101–124.
- Contreras, A., Vásquez, K., y otros (2017). Impacto del Fenómeno de El Niño a la economía peruana. Informe técnico.
- Coulibaly, T., Islam, M., y Managi, S. (2020). The impacts of climate change and natural disasters on agriculture in African countries. *Economics of Disasters and Climate Change*, 4:347–364.
- Dilley, M. y Heyman, B. N. (1995). ENSO and disaster: Droughts, floods and El Niño/Southern Oscillation warm events. *Disasters*, 19(3):181–193.
- ENFEN (2012). Definicion operacional de los eventos El Niño y La Niña y sus magnitudes en la costa del Perú.
- Graff Zivin, J. y Neidell, M. (2014). Temperature and the allocation of time: Implications for climate change. *Journal of Labor Economics*, 32(1):1–26.
- Guillén, J. (2002). Morosidad crediticia y tamaño: Un análisis de la crisis bancaria peruana. *Curso de investigación para jóvenes Economistas*, páginas 1–14.

- Hijar, G., Bonilla, C., Munayco, C. V., Gutierrez, E. L., y Ramos, W. (2016). Fenómeno el niño y desastres naturales: intervenciones en salud pública para la preparación y respuesta. *Revista peruana de medicina experimental y salud pública*, 33:300–310.
- Huerta, A., Aybar, C., y Lavado-Casimiro, W. (2018). PISCO temperatura versión 1.1 (PISCOt v1. 1). *Lima, Peru: National Meteorology and Hydrology Service of Peru (SENAMHI)*.
- Islam, E. y Singh, M. (2022). Information on Hot Stuff: Do Lenders Pay Attention To Climate Risk? Available at SSRN 3971621.
- Jessoe, K., Manning, D. T., y Taylor, J. E. (2018). Climate change and labour allocation in rural Mexico: Evidence from annual fluctuations in weather. *The Economic Journal*, 128(608):230–261.
- Jiang, Y., Cooley, D., y Wehner, M. F. (2020). Principal component analysis for extremes and application to US precipitation. *Journal of Climate*, 33(15):6441–6451.
- Jones, B. F. y Olken, B. A. (2010). Climate shocks and exports. *American Economic Review*, 100(2):454–459.
- Klomp, J. (2014). Financial fragility and natural disasters: An empirical analysis. *Journal of Financial Stability*, 13:180–192.
- Malliaropoulos, D., Asimakopoulos, I., Avramidis, P., y Travlos, N. G. (2016). Moral hazard and strategic default: evidence from Greek corporate loans.
- Osberghaus, D. y Schenker, O. (2022). International trade and the transmission of temperature shocks. *ZEW-Centre for European Economic Research Discussion Paper*, (22-035).
- Poveda, G., Jaramillo, A., Gil, M. M., Quiceno, N., y Mantilla, R. I. (2001). Seasonally in ENSO-related precipitation, river discharges, soil moisture, and vegetation index in Colombia. *Water resources research*, 37(8):2169–2178.
- Romero, A. M. S., Achinelli, M. F., y Rojas, B. D. (2018). Análisis del impacto de un shock climático sobre la morosidad en la cartera de créditos bancarios otorgados al sector agrícola en el Paraguay. Período 2002-2015. *Revista Científica OMNES*, (3):7–55.
- SBS (2015). Glosario de Términos e Indicadores Financieros.

SBS (2019). El Fenómeno del Niño Costero del Año 2017. En *Informe de Estabilidad del Sistema Financiero*, páginas 17–19.

SENAMHI, S. (2014). El fenómeno EL NIÑO en el Perú. *Villa Rica-Chaclacayo-Lima-Perú: Impresiones y Servicios Generales TAWA*.

Shi, Z., Huang, H., Wu, Y., Chiu, Y.-H., y Qin, S. (2020). Climate change impacts on agricultural production and crop disaster area in China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(13):4792.

Sivakumar, M. V., Motha, R. P., y Das, H. P. (2005). *Natural disasters and extreme events in agriculture: impacts and mitigation*. Springer.

Tadić, L., Bonacci, O., y Brleković, T. (2019). An example of principal component analysis application on climate change assessment. *Theoretical and Applied Climatology*, 138:1049–1062.

Takahashi, K. y otros (2017). Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño: Boletín técnico.

Takahashi, K., Montecinos, A., Goubanova, K., y Dewitte, B. (2011). ENSO regimes: Reinterpreting the canonical and Modoki El Niño. *Geophysical research letters*, 38(10).

Takahashi, K., Mosquera Vásquez, K. A., y Reupo, J. (2014). El Índice Costero El Niño (ICEN): historia y actualización.

Takahashi, K. y Reupo, J. (2015). Índice Costero El Niño (ICEN) con nueva fuente de datos.

Weerasekara, S., Wilson, C., Lee, B., y Hoang, V.-N. (2022). Impact of natural disasters on the efficiency of agricultural production: an exemplar from rice farming in Sri Lanka. *Climate and Development*, 14(2):133–146.

Zhang, P., Deschenes, O., Meng, K., y Zhang, J. (2018). Temperature effects on productivity and factor reallocation: Evidence from a half million Chinese manufacturing plants. *Journal of Environmental Economics and Management*, 88:1–17.

A. Figuras y tablas adicionales

Tabla A.1: Categorías de Clasificación Crediticia del Deudor

Categorías de Riesgo	En créditos corporativos, a grandes y medianas empresas	En créditos a MYPES, de consumo revolvente y no revolvente	En Créditos Hipotecarios
0: Normal	Pago puntual, situación financiera líquida, sistema de información consistente y actualizado, entre otros.	Pago puntual o atraso máximo de 8 días calendario.	Pago puntual o atraso máximo de 30 días calendario.
1: Problemas potenciales	El flujo de caja podría verse debilitado en los próximos 12 meses. Atrasos ocasionales y reducidos en el pago de sus créditos que no exceden los 60 días.	Atrasos en el pago, de 9 a 30 días calendario.	Atrasos en el pago, de 31 a 60 días calendario.
2: Deficiente	El flujo de caja es débil como para atender las obligaciones financieras. Atrasos en el pago, de 61 a 120 días calendario.	Atrasos en el pago, de 31 a 60 días calendario.	Atrasos en el pago, de 61 a 120 días calendario.
3: Dudososo	Un flujo de caja manifestamente insuficiente, no alcanzando a cubrir el pago de capital ni de intereses. Atrasos en el pago, de 120 a 365 días.	Atrasos en el pago, de 61 a 120 días calendario.	Atrasos en el pago, de 121 a 365 días calendario.
4: Pérdida	Se encuentra en suspensión de pagos, presumiblemente tendrá dificultades para cumplir eventuales acuerdos de reestructuración. Atrasos mayores a 365 días.	Atrasos en el pago de más de 120 días calendario.	Atrasos en el pago de más de 365 días calendario.

Figura A.1: Índice Costero El Niño (ICEN)

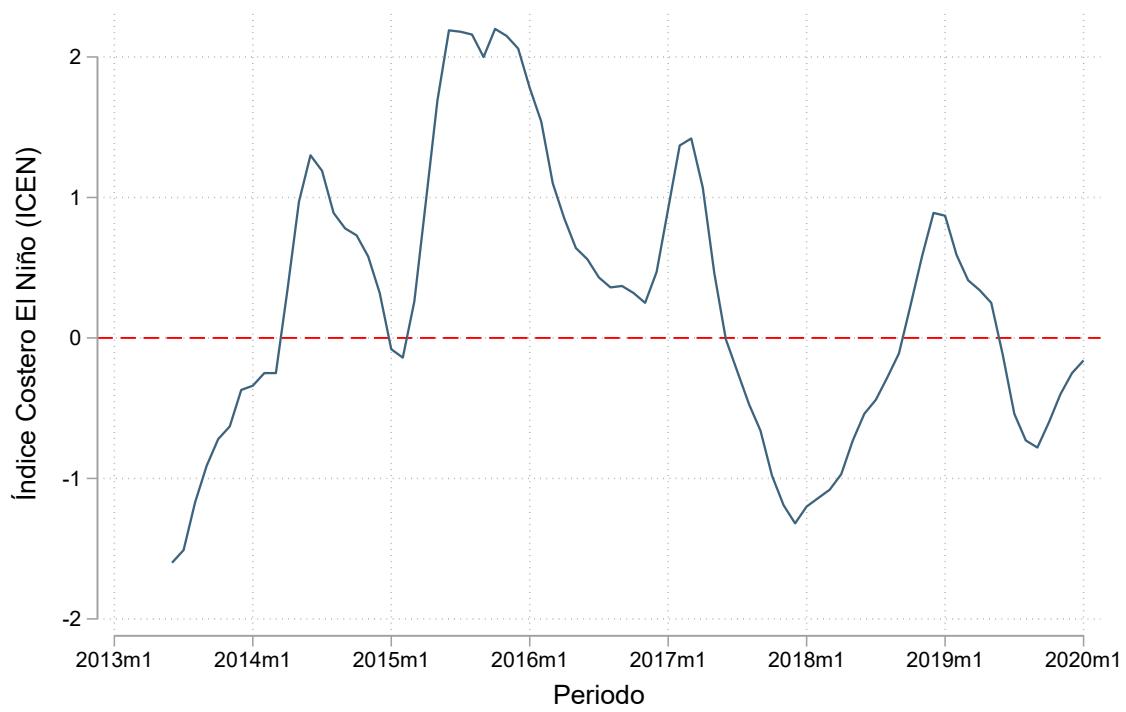
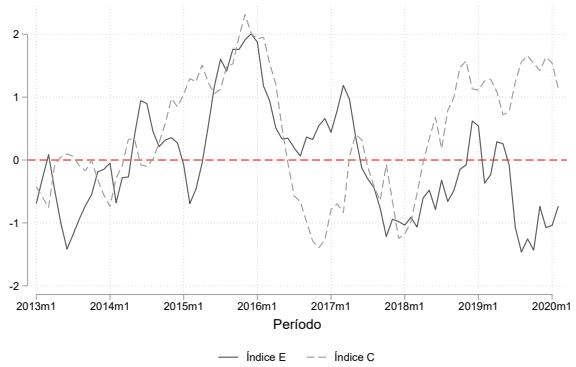
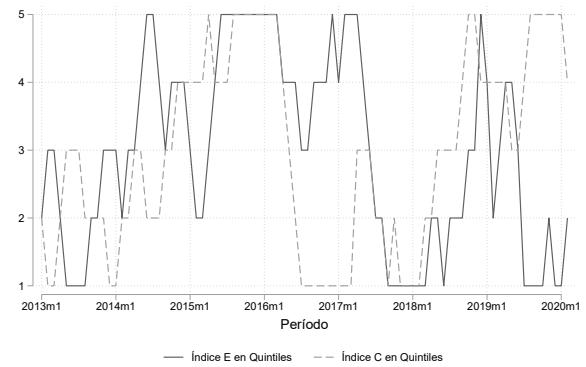


Figura A.2: Fenómeno El Niño, Índices C y E

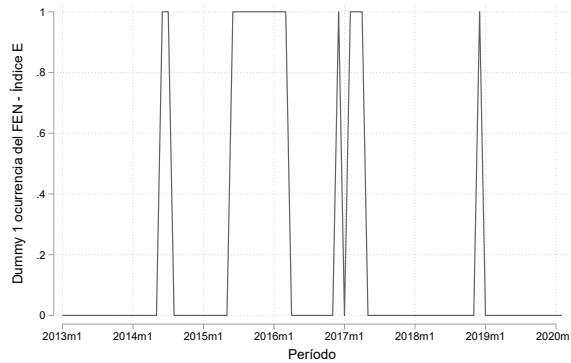
(a) Índices C y E



(b) Clasificación en quintiles, Índices C y E

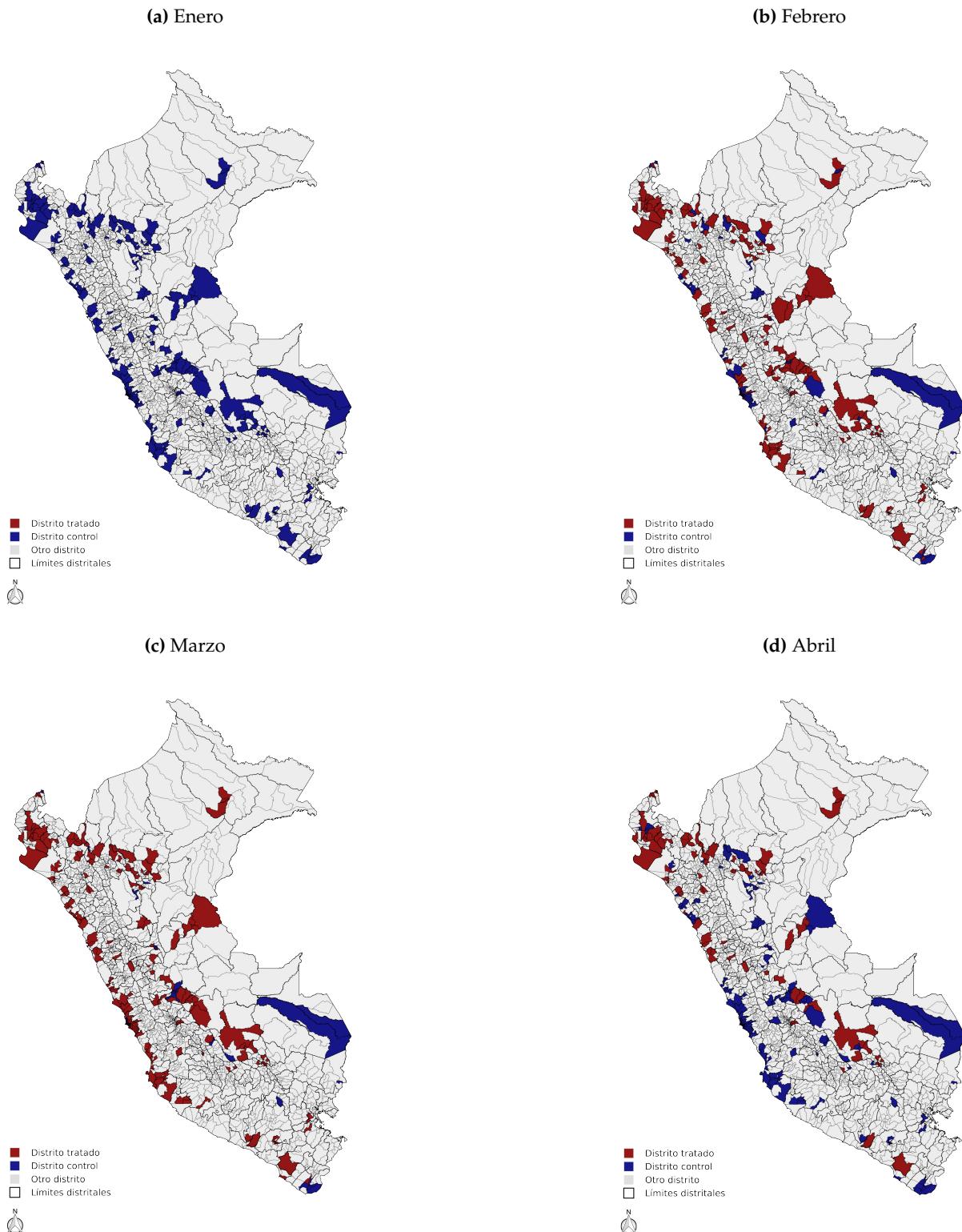


(c) Ocurrencia del FEN como evento extremo



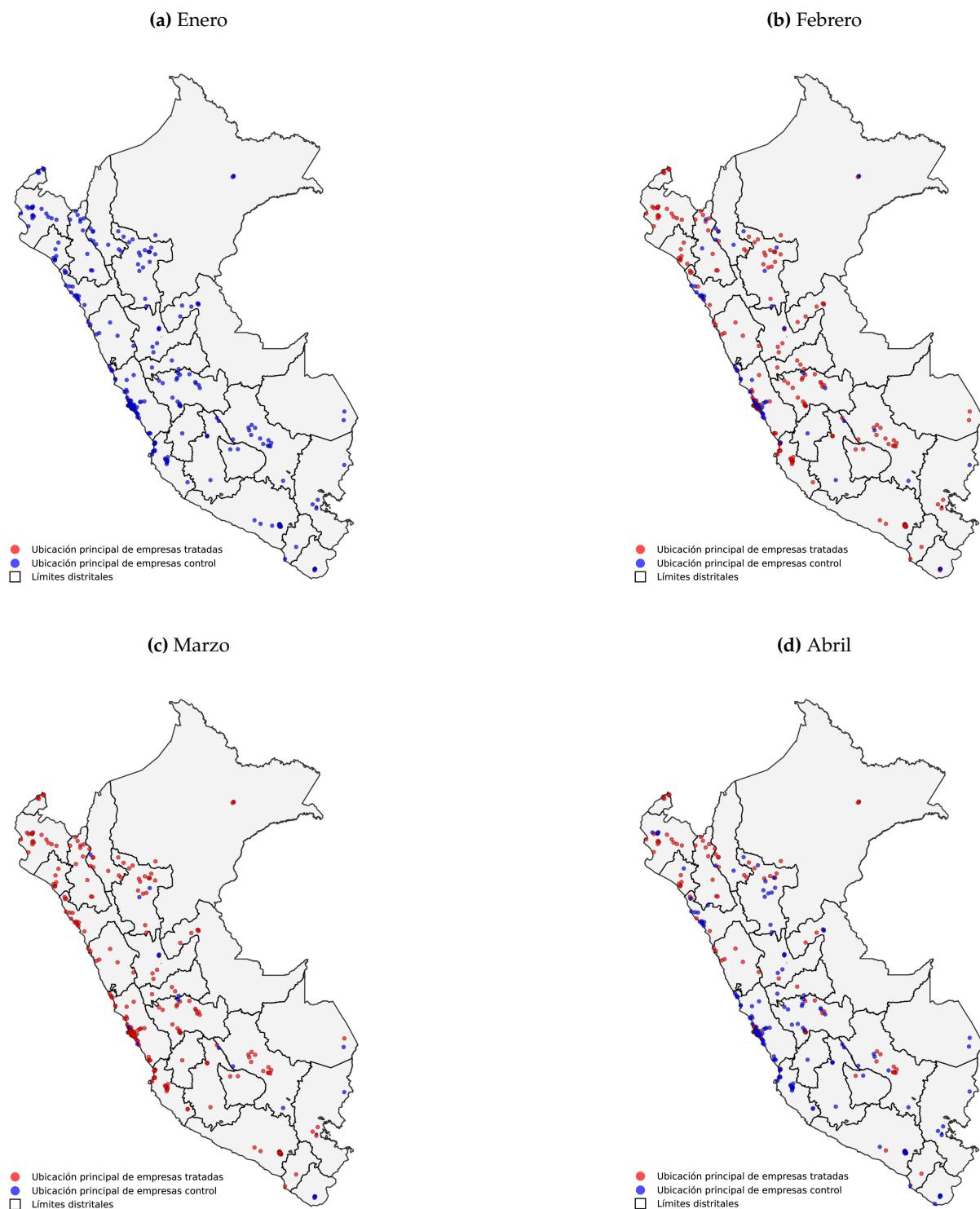
Nota: La Figura (a) muestra la evolución de los Índices C y E. La Figura (b) muestra la evolución de los Índices C y E en quintiles. La Figura (c) muestra la evolución de la ocurrencia del Fenómeno El Niño tomando como referencia el quintil superior del Índice E.

Figura A.3: Distribución de los distritos tratados y control, 2017



Nota: el gráfico muestra la distribución de los distritos tratados y control durante los primeros meses del año 2017.

Figura A.4: Distribución espacial de las empresas agroexportadoras, 2017



Nota: el gráfico muestra la distribución espacial de las empresas agroexportadoras basándose en su ubicación (distrito) principal. Se considera la ubicación principal o distrito tratado, si al menos existe una empresa tratada en dicha ubicación. Una empresa puede estar ubicada en más de un distrito, en tal sentido, una empresa se considera tratada si al menos uno de ellos es afectado por el Fenómeno El Niño tomando como referencia los índices de clima, afectación y destrucción.

Tabla A.2: Efecto del FEN sobre la calificación de los créditos de las empresas agroexportadoras

	Total (1)	Crédito Gran Empresa (2)	Crédito Mediana Empresa (3)	Crédito MYPE (4)
Panel A. % Crédito Normal				
Tratados × Exposición al FEN	-1,710** (0,843)	-1,293 (1,674)	-0,420 (1,848)	-2,338** (0,970)
Media de Var. Dep.	83,9	93,1	81,5	80,4
Panel B. % Crédito CPP-Deficiente				
Tratados × Exposición al FEN	0,737 (0,767)	-1,281 (2,334)	1,083 (1,599)	0,679 (0,602)
Media de Var. Dep.	5,9	4,9	7,7	5,1
Panel C. % Crédito Dudososo-Perdido				
Tratados × Exposición al FEN	0,973* (0,587)	2,574** (1,272)	-0,662 (1,110)	1,659* (0,931)
Media de Var. Dep.	10,1	2,0	10,7	14,5
Observaciones	191 404	47 542	63 646	80 158
EF firmas	Sí	Sí	Sí	Sí
EF tiempo	Sí	Sí	Sí	Sí

Errores estándar entre paréntesis. Errores agrupados a nivel de firmas.

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

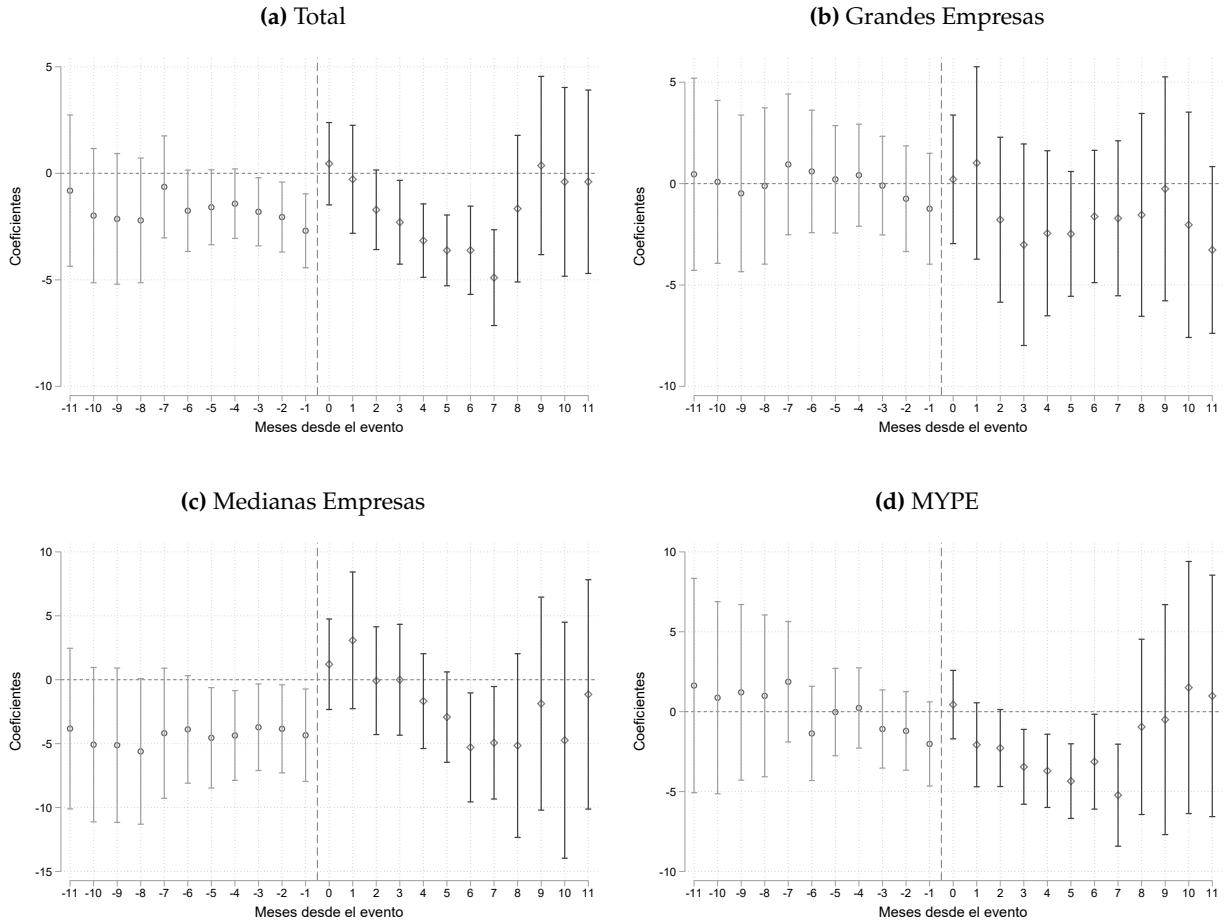
Tabla A.3: Efecto del FEN sobre la morosidad de las empresas agroexportadoras por tipo de crédito y tipo de entidad financiera

	Total	Crédito Gran Empresa	Crédito Mediana Empresa	Crédito MYPE
	(1)	(2)	(3)	(4)
a. Banco				
Tratados × Exposición al FEN	1,374*** (0,499)	1,198 (0,738)	1,280 (0,866)	1,666** (0,691)
Media de Var. Dep.	9,7	6,3	11,6	10,2
Observaciones	161 999	39 992	52 435	69 524
b. Otra Entidad Financiera				
Tratados × Exposición al FEN	0,848 (0,846)	1,200 (1,808)	1,525 (1,519)	1,246 (1,443)
Media de Var. Dep.	5,9	1,9	5,8	8,8
Observaciones	29 396	7 547	11 195	10 628
EF firmas	Sí	Sí	Sí	Sí
EF tiempo	Sí	Sí	Sí	Sí

Errores estándar entre paréntesis. Errores agrupados a nivel de firmas.

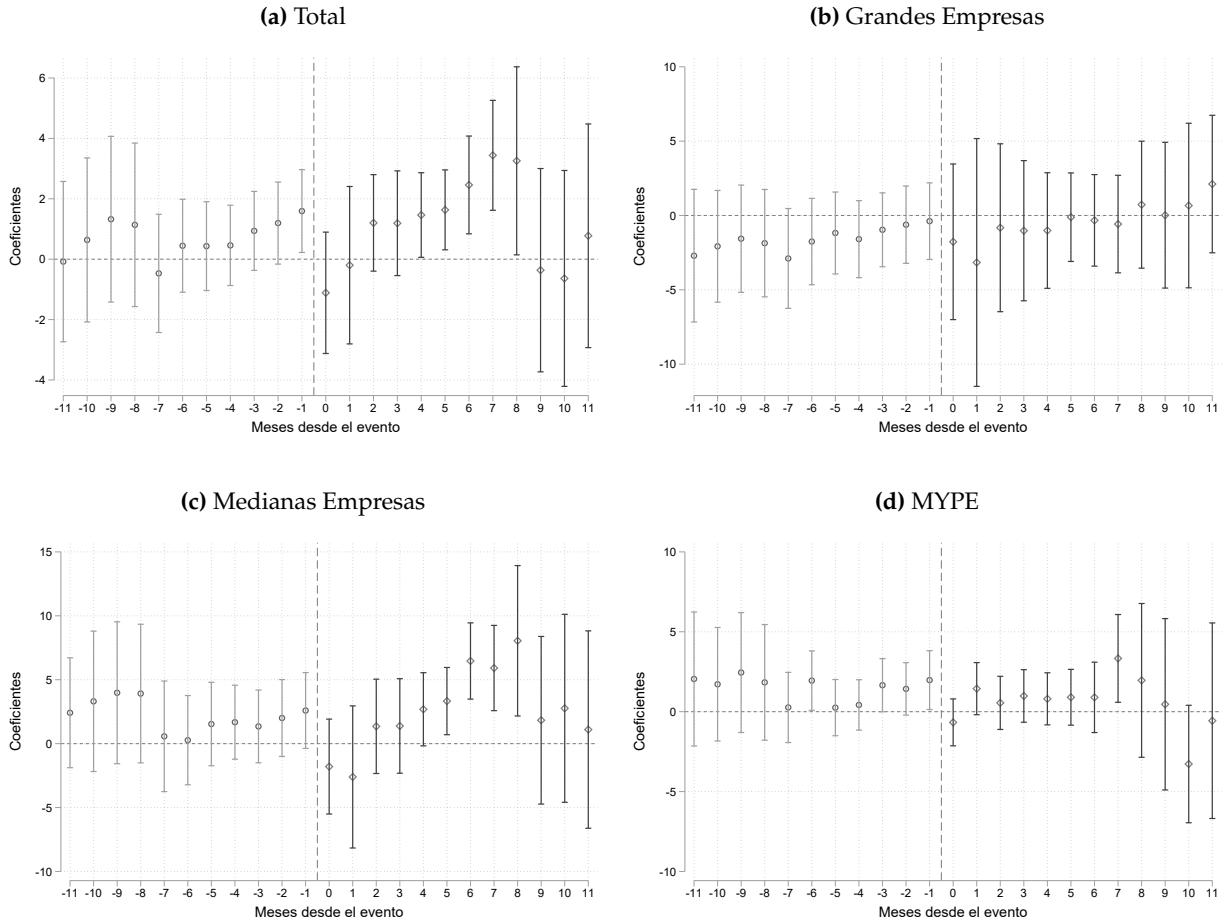
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Figura A.5: Efectos Dinámicos sobre el porcentaje de crédito calificado normal



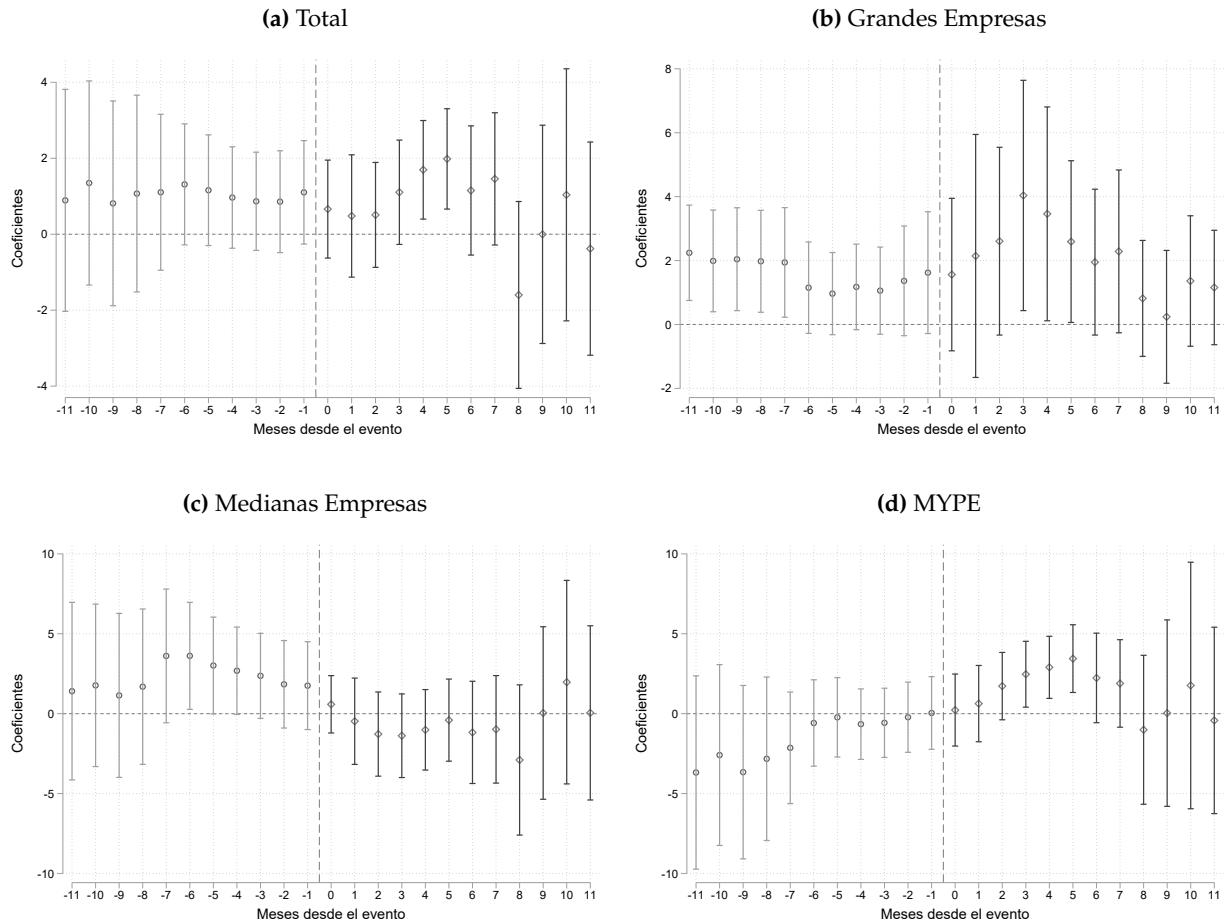
Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.6: Efectos Dinámicos sobre el porcentaje de crédito calificado CPP y deficiente



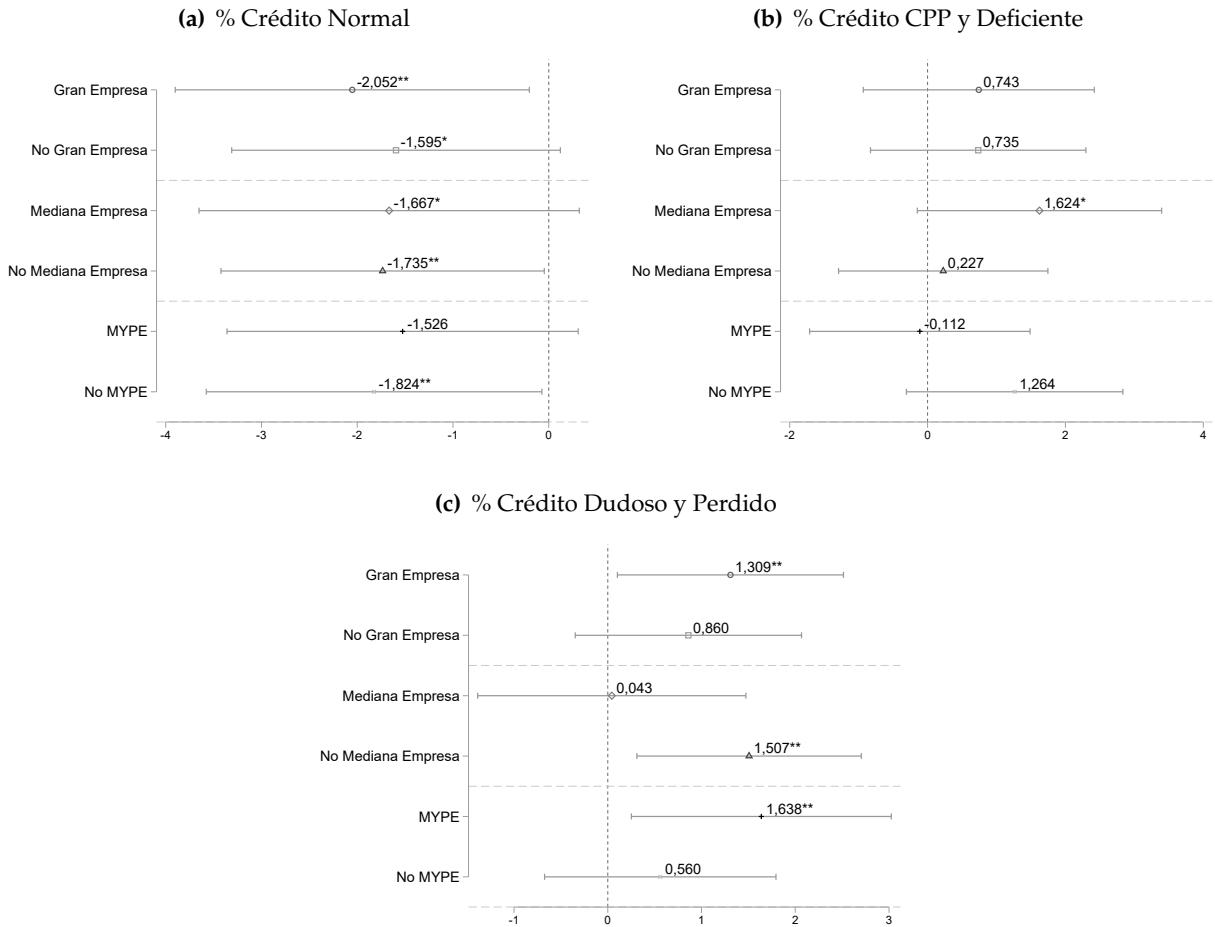
Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.7: Efectos Dinámicos sobre el porcentaje de crédito calificado dudoso y pérdida



Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.8: Efectos heterogéneos sobre la calificación crediticia en porcentaje



Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

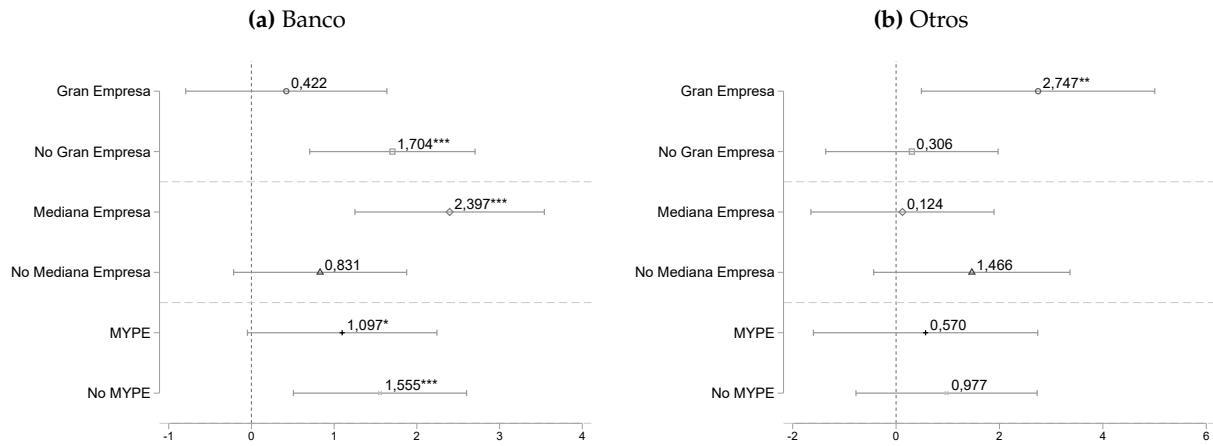
Tabla A.4: Efecto del FEN sobre la calificación crediticia de las empresas agroexportadoras por tipo de crédito y tipo de entidad financiera

	Total (1)	Crédito Gran Empresa (2)	Crédito Mediana Empresa (3)	Crédito MYPE (4)
Panel A: % Crédito Normal				
a. Banco				
Tratados × Exposición al FEN	-2,088*** (0,781)	-0,792 (1,869)	-1,554 (1,743)	-2,650*** (0,971)
Media de Var. Dep.	84,6	92,8	83,6	80,7
Observaciones	161 999	39 992	52 435	69 524
b. Otra Entidad Financiera				
Tratados × Exposición al FEN	1,664 (2,375)	-4,141** (1,881)	9,450** (3,872)	-2,150 (2,368)
Media de Var. Dep.	80,2	94,5	72,0	78,7
Observaciones	29 396	7 547	11 195	10 628
Panel B: % Crédito CPP-Deficiente				
a. Banco				
Tratados × Exposición al FEN	0,758 (0,666)	-1,452 (2,846)	2,384 (1,466)	0,351 (0,575)
Media de Var. Dep.	5,7	5,1	7,0	5,0
Observaciones	161 999	39 992	52 435	69 524
b. Otra Entidad Financiera				
Tratados × Exposición al FEN	0,520 (2,275)	1,015 (1,747)	-5,531 (4,356)	3,661* (2,040)
Media de Var. Dep.	7,2	3,7	10,9	5,6
Observaciones	29 396	7 547	11 195	10 628
Panel C: % Crédito Dudososo-Perdido				
a. Banco				
Tratados × Exposición al FEN	1,331** (0,605)	2,243* (1,337)	-0,830 (1,313)	2,300** (0,930)
Media de Var. Dep.	9,7	2,1	9,4	14,3
Observaciones	161 999	39 992	52 435	69 524
b. Otra Entidad Financiera				
Tratados × Exposición al FEN	-2,184 (1,404)	3,125** (1,490)	-3,919 (2,832)	-1,511 (2,163)
Media de Var. Dep.	12,6	1,8	17,0	15,7
Observaciones	29 396	7 547	11 195	10 628
EF firmas	Sí	Sí	Sí	Sí
EF tiempo	Sí	Sí	Sí	Sí

Errores estándar entre paréntesis. Errores agrupados a nivel de firmas.

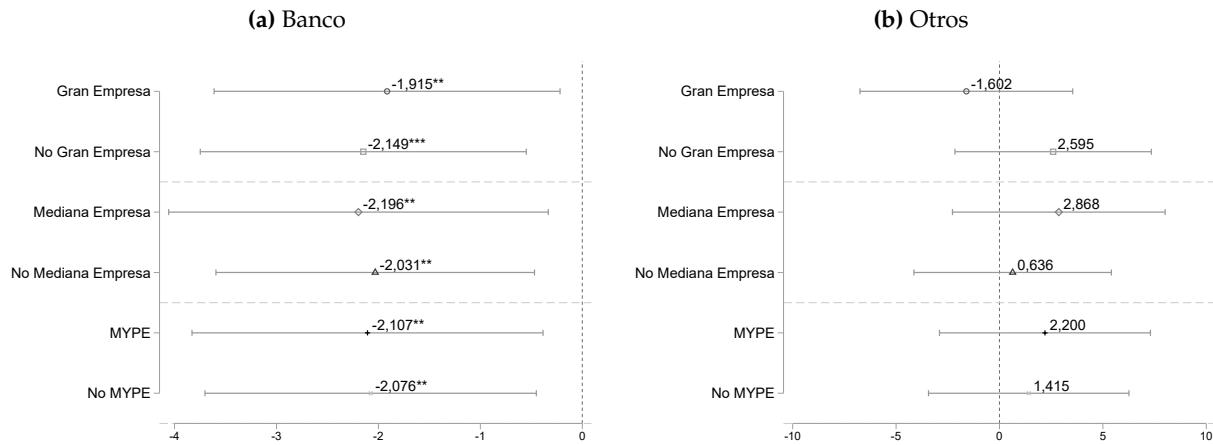
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Figura A.9: Efectos heterogéneos sobre el ratio de morosidad por tipo de entidad del sistema financiero



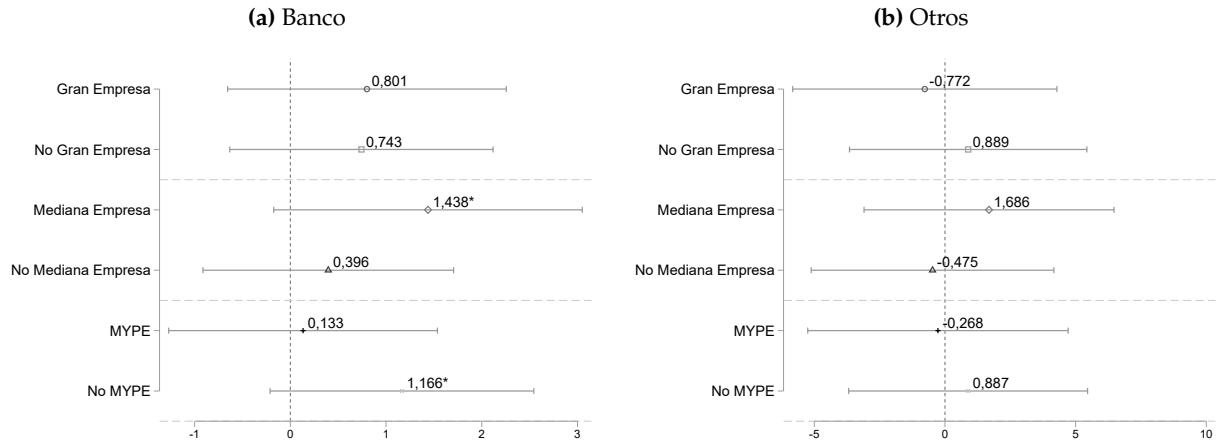
Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.10: Efectos heterogéneos sobre el porcentaje de créditos con calificación Normal



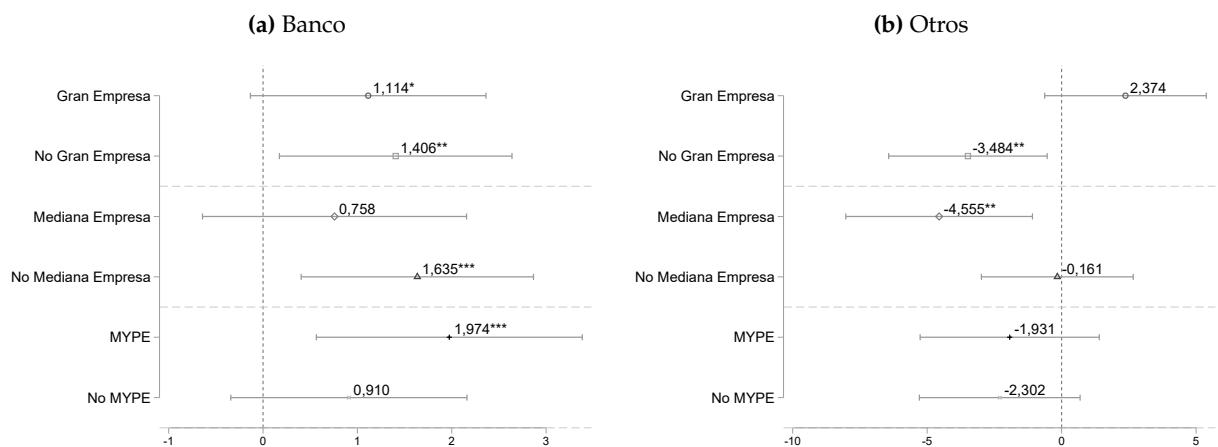
Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.11: Efectos heterogéneos sobre el porcentaje de créditos con calificación CPP-Deficiente



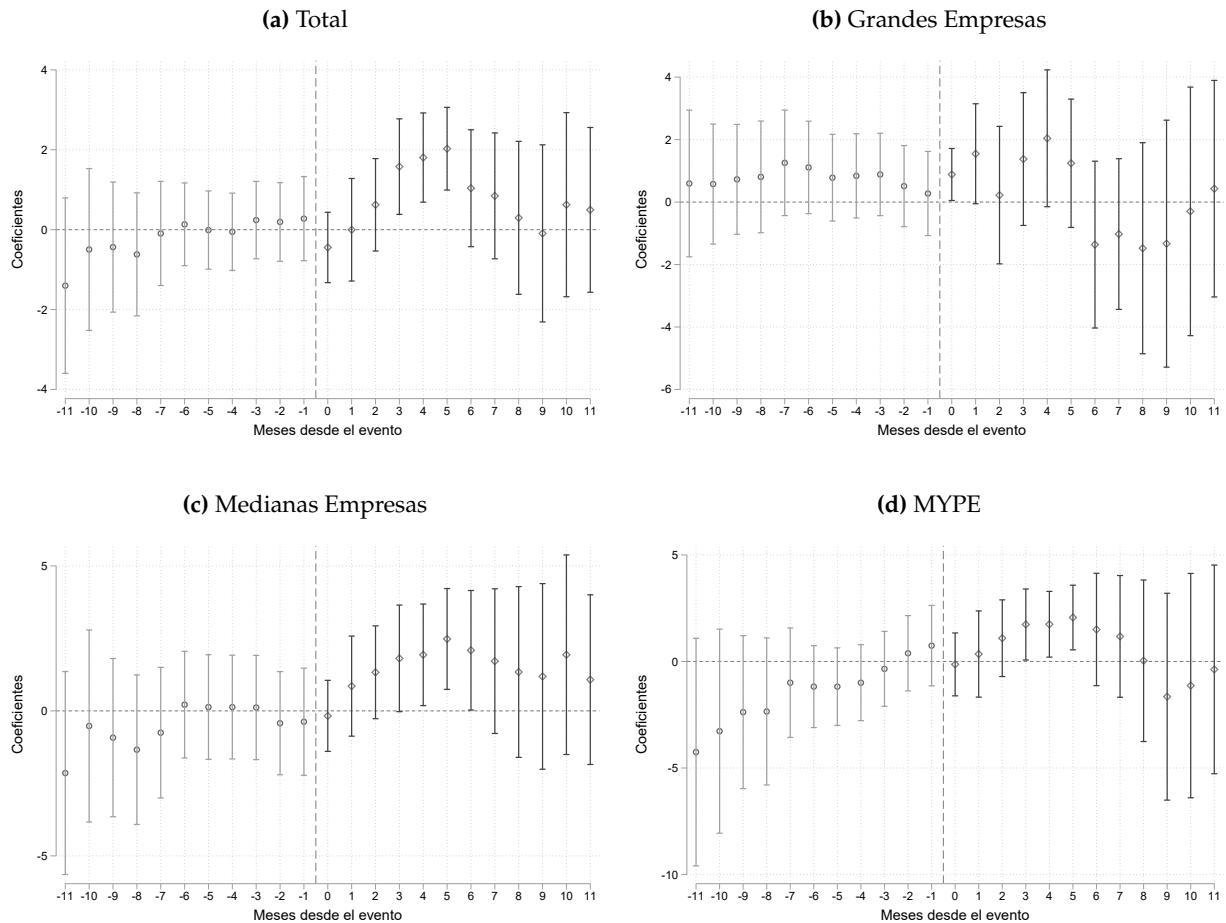
Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.12: Efectos heterogéneos sobre el porcentaje de créditos con calificación Dudososo-Perdida



Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).

Figura A.13: Robustez a la ocurrencia del FEN usando el ICEN: Efectos Dinámicos sobre el ratio de morosidad



Nota: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Las regresiones incluyen efectos fijos a nivel de empresa y tiempo. El estudio de eventos se calculó utilizando el estimador de [Borusyak y otros \(2023\)](#).