



UNIVERSIDAD  
DE PIURA

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

**Impacto del fenómeno El Niño Costero sobre el retraso  
escolar en los hogares pobres de Perú**

Tesis para optar el Título de  
Economista

**Jullianni del Pilar Namuche Mego  
Viviana Belén Viera Ramírez**

Asesor(es):  
Dr. Cristian Adderly Maraví Meneses

Piura, septiembre de 2023

### Declaración Jurada de Originalidad del Trabajo Final

Yo, Jullianni del Pilar Namuche Mego, egresada del Programa Académico de Economía de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de Piura, identificado(a) con DNI 71961787

Declaro bajo juramento que:

1. Soy autor del trabajo final titulado:  
“ Impacto del fenómeno El Niño Costero sobre el retraso escolar en los hogares pobres de Perú ”  
El mismo que presento bajo la modalidad de **Trabajo de suficiencia profesional**<sup>1</sup> para optar el **Título Profesional**<sup>2</sup> de Economista.
2. Que el trabajo se realizó en coautoría con los siguientes alumnos de la Universidad de Piura.
  - Viviana Belén Viera Ramírez, identificada con DNI N° 72971093
3. La asesoría del trabajo estuvo a cargo de:
  - Dr. Cristian Adderly Maraví Meneses, identificado con DNI N° 45203020
4. El texto de mi trabajo final respeta y no vulnera los derechos de terceros o de ser el caso derechos de los coautores, incluidos los derechos de propiedad intelectual, datos personales, entre otros. En tal sentido, el texto de mi trabajo final no ha sido plagiado total ni parcialmente, para la cual he respetado las normas internacionales de citas y referencias de las fuentes consultadas.
5. El texto del trabajo final que presento no ha sido publicado ni presentado antes en cualquier medio electrónico o físico.
6. La investigación, los resultados, datos, conclusiones y demás información presentada que atribuyo a mi autoría son veraces.
7. Declaro que mi trabajo final cumple con todas las normas de la Universidad de Piura.

El incumplimiento de lo declarado da lugar a responsabilidad del declarante, en consecuencia; a través del presente documento asumo frente a terceros, la Universidad de Piura y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.

Fecha:11/09/2023



Firma del autor<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Indicar si es tesis, trabajo de investigación, trabajo académico o trabajo de suficiencia profesional.

<sup>2</sup> Grado de Bachiller, Título profesional, Grado de Maestro o Grado de Doctor.

<sup>3</sup> Idéntica a DNI, no se admite digital salvo certificado.

### Declaración Jurada de Originalidad del Trabajo Final

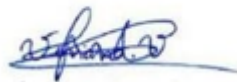
Yo, Viviana Belén Viera Ramírez, egresada del Programa Académico de Economía de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de Piura, identificado(a) con DNI 72971093

Declaro bajo juramento que:

1. Soy autor del trabajo final titulado:  
“ Impacto del fenómeno El Niño Costero sobre el retraso escolar en los hogares pobres de Perú ”  
El mismo que presento bajo la modalidad de **Trabajo de suficiencia profesional**<sup>4</sup> para optar el **Título Profesional**<sup>5</sup> de Economista.
2. Que el trabajo se realizó en coautoría con los siguientes alumnos de la Universidad de Piura.
  - Jullianni del Pilar Namuche Mego, identificada con DNI N° 71961787
3. La asesoría del trabajo estuvo a cargo de:
  - Dr. Cristian Adderly Maraví Meneses, identificado con DNI N° 45203020
4. El texto de mi trabajo final respeta y no vulnera los derechos de terceros o de ser el caso derechos de los coautores, incluidos los derechos de propiedad intelectual, datos personales, entre otros. En tal sentido, el texto de mi trabajo final no ha sido plagiado total ni parcialmente, para la cual he respetado las normas internacionales de citas y referencias de las fuentes consultadas.
5. El texto del trabajo final que presento no ha sido publicado ni presentado antes en cualquier medio electrónico o físico.
6. La investigación, los resultados, datos, conclusiones y demás información presentada que atribuyo a mi autoría son veraces.
7. Declaro que mi trabajo final cumple con todas las normas de la Universidad de Piura.

El incumplimiento de lo declarado da lugar a responsabilidad del declarante, en consecuencia; a través del presente documento asumo frente a terceros, la Universidad de Piura y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.

Fecha:11/09/2023



Firma del autor<sup>6</sup>

<sup>4</sup> Indicar si es tesis, trabajo de investigación, trabajo académico o trabajo de suficiencia profesional.

<sup>5</sup> Grado de Bachiller, Título profesional, Grado de Maestro o Grado de Doctor.

<sup>6</sup> Idéntica a DNI, no se admite digital salvo certificado.

A Dios y a la Santísima Virgen María por brindarme luz para las inteligencias y esperanza a mi corazón.

A mis padres, Socorro y Carlos, quienes, no solo han colaboraron con Dios en la creación permitiendo mi existencia, sino que también me han brindado los recursos, apoyo, aliento y fortaleza para continuar formándome como persona íntegra.

A toda mi familia por brindarme, con su ejemplo, la determinación moral y la gallardía que requiere la superación.

A Viviana, mi compañera de tesis, por permitirme formar historia juntas fuera de las aulas.

A mis amigos, y a cada singular persona que formó parte de este proceso.

A Dios quien ha sido mi guía, fortaleza y su mano de fidelidad y amor han estado conmigo hasta el día de hoy. Mis padres, José y Mónica, quienes con su amor, paciencia y esfuerzo me han permitido llegar a cumplir hoy un sueño más, gracias por inculcar en mí el ejemplo de esfuerzo y perseverancia, de no temer las adversidades porque Dios está conmigo siempre. A mis hermanos porque con sus oraciones, consejos y palabras de aliento hicieron de mí una mejor persona y de una u otra forma me acompañan en todos mis sueños y metas. Finalmente quiero dedicar esta tesis a mi pareja, por apoyarme cuando más lo necesito, por extenderme su mano en los momentos difíciles y por el amor brindado cada día.

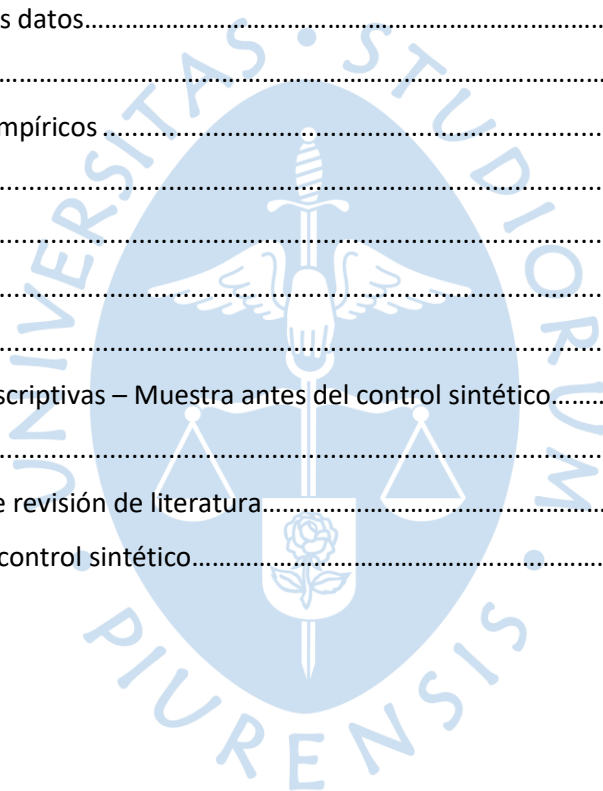
## Resumen

Se evalúa el impacto del Fenómeno El Niño Costero (FENC) sobre el retraso escolar, medido como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene, en los hogares de la Costa de Perú. Se utiliza datos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) en el periodo que comprende los años entre 2015 al 2019 para medir el retraso escolar en los individuos de entre 6 y 16 años, y para obtener las características del niño y de su hogar. Los distritos que fueron afectados por el FENC son identificados por la presencia de lluvias e inundaciones, información que es extraída del Sistema de Información Regional para la Toma de Decisiones (SIRTOD) del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Se emplea la metodología de Diferencia en Diferencias (DD) con control sintético. Los resultados indican que, cuando el jefe del hogar no cuenta con educación superior, el hecho de vivir en un distrito afectado por el FENC aumenta en 0.072 años el retraso escolar del niño en el periodo posterior al desastre. Este incremento representa el 14% del total de retraso escolar en el país para el periodo de análisis (2015-2019).



## Tabla de contenido

Introducción .....	9
Capítulo 1. Aspectos generales .....	11
1.1. Planteamiento del problema.....	11
1.2. Justificación.....	11
1.3. Mecanismos causales.....	12
1.4. Objetivos del estudio.....	13
Capítulo 2. Revisión de literatura .....	14
Capítulo 3. Datos y metodología .....	18
3.1. Datos.....	18
3.2. Limitaciones de los datos.....	20
3.3. Metodología.....	20
Capítulo 4. Resultados empíricos .....	27
Conclusiones.....	31
Referencias .....	32
Notas al pie de página .....	35
Anexos .....	36
Anexo 1. Estadísticas descriptivas – Muestra antes del control sintético.....	37
Apéndices .....	38
Apéndice A. Resumen de revisión de literatura.....	39
Apéndice B. Método de control sintético.....	42



### Lista de tablas

Tabla 1. Estadísticas descriptivas .....	20
Tabla 2. Test de tendencias paralelas – Resultados de la regresión .....	25
Tabla 3. Resultados.....	28
Tabla 4. Resultados – Efectos heterogéneos.....	29



### Lista de figuras

Figura 1. Evolución del retraso escolar en los distritos afectados y no afectados.....	22
Figura 2. Diferencia en el retraso escolar entre los distritos afectados y no afectados* .....	22
Figura 3. Evolución del retraso escolar en los distritos afectados y no afectados después del método de control sintético .....	24
Figura 4. Diferencia en el retraso escolar entre los distritos afectados y no afectados después de aplicar el método de control sintético* .....	24



## Introducción

Los desastres naturales provocan grandes pérdidas económicas y humanas. Los impactos económicos de estos son más graves en los países en desarrollo (Panwar & Sen, 2019), donde afectan también a la acumulación de capital humano (Paudel & Ryu, 2018). Este impacto también se ha observado en el caso peruano donde terremotos e inundaciones han afectado al desarrollo de los niños (Caruso & Miller, 2015; Corcuera, 2017).

La presente investigación evalúa cómo uno de los desastres naturales más recientes afectó a la educación de los niños en Perú. En específico, se evalúa el impacto del Fenómeno El Niño Costero (FENC) sobre el retraso escolar, medido como la brecha entre los años de educación que debe tener el niño para su edad y los años de educación que tiene, en los hogares de la Costa de Perú. Asimismo, se analiza dicho impacto para el caso de los hogares donde el jefe de familia no tiene educación superior. Ello con el fin de comprobar si los niños afectados por el desastre presentan un mayor riesgo de retrasarse en sus estudios cuando viven en un hogar donde la valoración por la educación es menor que cuando viven en un hogar cuyo jefe de hogar tiene educación superior.

Para evaluar el efecto del FENC en el retraso escolar, se propone un modelo empírico cuya estrategia de investigación consiste en un diseño de Diferencias en Diferencias (DD) ampliamente usado en la literatura (Athey & Imbens, 2017; Card & Krueger, 1993) combinado con controles sintéticos (Abadie, 2021; Arkhangelsky et al., 2021). El supuesto de tendencias paralelas requerido por dicho diseño se cumple luego de aplicar el método de control sintético. De este modo, los controles sintéticos se aplican como parte de la estrategia de identificación que busca satisfacer el requerimiento de tendencias paralelas, que es clave para identificar efectos causales en el diseño metodológico de DD. Las fuentes de datos para construir las variables del modelo son la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG) y el Sistema de Información Regional para la Toma de Decisiones (SIRTOD).

Los resultados muestran que el impacto del FENC sobre el retraso escolar es significativo solamente para el caso de los niños en hogares cuyo jefe de familia no cuenta con estudios superiores. En específico, se encuentra que el hecho de vivir en un distrito afectado por el FENC aumenta en 0.072 años el retraso escolar del niño en el periodo posterior al desastre. Una explicación para este resultado es que los padres sin educación superior pueden valorar menos la asistencia a la escuela de sus hijos en situaciones de emergencia como un desastre natural, en comparación a los padres con dicho nivel educativo. De este modo, pueden no tomarse medidas para que los niños cursen sus estudios a pesar del desastre. En estas circunstancias, el shock negativo del desastre sobre la educación es efectivo.

El documento se compone de cinco secciones. El primer capítulo plantea el problema estudiado, propone el tema de investigación, justifica su importancia y traza el objetivo del estudio. El segundo capítulo realiza una reseña de los principales estudios relacionados al tema. El tercer capítulo

explica la metodología usada para cumplir con el objetivo de la investigación, además de los datos empleados para estimar el modelo empírico. El cuarto capítulo expone los resultados encontrados. Finalmente, se presentan las conclusiones del estudio en la última sección.



## Capítulo 1. Aspectos generales

### 1.1. Planteamiento del problema

Se conoce que las consecuencias socioeconómicas del fenómeno El Niño Costero (FENC) ocurrido en el año 2017, fueron profundas y significativas en la población que fue afectada por las lluvias e inundaciones provocadas por dicho fenómeno. En específico, este fenómeno se manifestó mediante intensas precipitaciones, las cuales ocasionaron inundaciones, huaycos, deslizamientos, derrumbes y tormentas; teniendo un impacto más fuerte y acentuado en la costa norte y centro, así como en la sierra central del país, por lo cual fue denominado formalmente como “Niño Costero” (Panta & Javier, 2020). Este evento golpeó fuertemente en la salud de las personas, en la agricultura y en la infraestructura nacional (transporte, educación y vivienda).

Además, el FENC habría afectado a la educación, ya que los desastres naturales pueden tener efectos negativos sobre la matrícula y la culminación de un nivel educativo (De Vreyer et al., 2015; Rush, 2018; Shah & Steinberg, 2017) y sobre los puntajes obtenidos en pruebas académicas (Nguyen & Pham, 2018; Shah & Steinberg, 2017; Thamtanajit, 2020). Es importante entender la educación en este contexto debido a que los niños en los hogares más afectados por los desastres naturales podrían ver perjudicado su desarrollo escolar y, de este modo, se reduciría su inversión en capital humano (Shah & Steinberg, 2017). Es preciso señalar que el capital humano se define como el conjunto de habilidades, conocimientos y experiencias de los individuos que desempeñan un papel integral en el aumento de su productividad (Kucharčíková et al., 2015). De este modo, dado que la educación permite el desarrollo de habilidades y conocimientos, la reducción en educación afectaría negativamente al capital humano.

Por ende, y para un mejor entendimiento del impacto del fenómeno, es preciso cuantificar las consecuencias del FENC en la educación con el objetivo de mejorar el diseño de políticas públicas que busquen mitigarlas y prevenirlas. En específico, se propone una investigación que responda a la pregunta: ¿Cómo y en qué medida el FENC afectó al retraso escolar en las zonas más afectadas?

### 1.2. Justificación

El retraso escolar es un indicador de un desarrollo cognitivo menor, expresado en un bajo nivel de mejora en las habilidades mentales básicas del individuo tales como la memoria, atención, afectividad, inteligencia y voluntad (Granja-Castro, 2009). El desarrollo cognitivo de los niños y adolescentes, a su vez, ayuda al crecimiento del capital humano porque les permite adquirir las habilidades y conocimientos que conforman dicho capital (Attanasio et al., 2020). En ese sentido, el estudio del retraso escolar se justifica porque es importante identificar y analizar los factores que impulsan e impiden dicho crecimiento. El crecimiento del capital humano, asimismo, promueve el crecimiento económico del país porque supone un aumento en las capacidades de la fuerza laboral

que, a su vez, repercute en su productividad (Pelinescu, 2015). Por ello, el estudio propuesto analiza un componente importante para la economía del país.

Moreno (2009) define el retraso escolar como una disfunción en la capacidad de aprender o de captar información de forma eficaz y eficiente, que es evaluada mediante exámenes académicos. La hipótesis planteada es que el fenómeno aumentó la probabilidad de retraso escolar. Ello sería de esperar tomando en consideración que el fenómeno afectó gravemente la infraestructura de vivienda y colegios y, las condiciones de salud en las zonas afectadas (INDECI, 2018).

Dado que el caso del FENC es un fenómeno reciente, no se cuenta en la literatura nacional con un estudio econométrico riguroso que conteste a la pregunta planteada con datos microeconómicos. Por lo tanto, la investigación propuesta representa un aporte importante y novedoso a la literatura nacional que puede servir de referente para futuros estudios en la materia; busca prever los efectos que tendrían nuevos sucesos de naturaleza similar y, de esta forma, diseñar un plan adecuado de emergencia. De este modo, el objetivo es brindar evidencia sobre cómo un desastre natural puede acentuar el retraso escolar. Este análisis resulta útil para evaluar políticas públicas que apunten a solucionar el problema de la educación en las poblaciones más afectadas y de bajos recursos. Buscamos contribuir a la solución de dicho problema porque los niños, en el largo plazo, aportarán económicamente al país (serán parte de la PEA y PEO) y, por tanto, su desarrollo educativo repercutirá en su desempeño laboral. Además, porque buscamos un país más equitativo donde se tenga acceso a una educación de calidad y, de este modo, se apunte a reducir los índices de pobreza y disminuir la deserción escolar. De esta forma, se busca evitar caer en la trampa de la pobreza<sup>1</sup>,

Asimismo, el FENC nos muestra cuán preparado se encuentran nuestras instituciones educativas para enfrentar y subsanar este serio problema en materia educativa. Por tanto, los resultados de este estudio también nos mostrarán cuantitativamente el daño a la educación en una dimensión en particular: el retraso escolar.

### **1.3. Mecanismos causales**

Se puede identificar tres mecanismos principales por los que los desastres naturales afectan a la educación infantil, los cuales son descritos por De Vreyer et al. (2015). En primer lugar, los desastres pueden interrumpir el suministro de servicios públicos como la salud y la educación. Un ejemplo de este mecanismo se observa en el caso de los niños que reciben educación escolar pública. Los desastres naturales pueden afectar la infraestructura de su escuela, lo que implica la pérdida de clases. De forma similar, los centros educativos pueden detener sus actividades o cerrar durante el desastre, interrumpiendo las clases<sup>2</sup>.

En segundo lugar, los desastres pueden destruir los activos privados y recortar los presupuestos familiares, lo que a su vez provocará una caída en algunos gastos, incluidos alimentos,

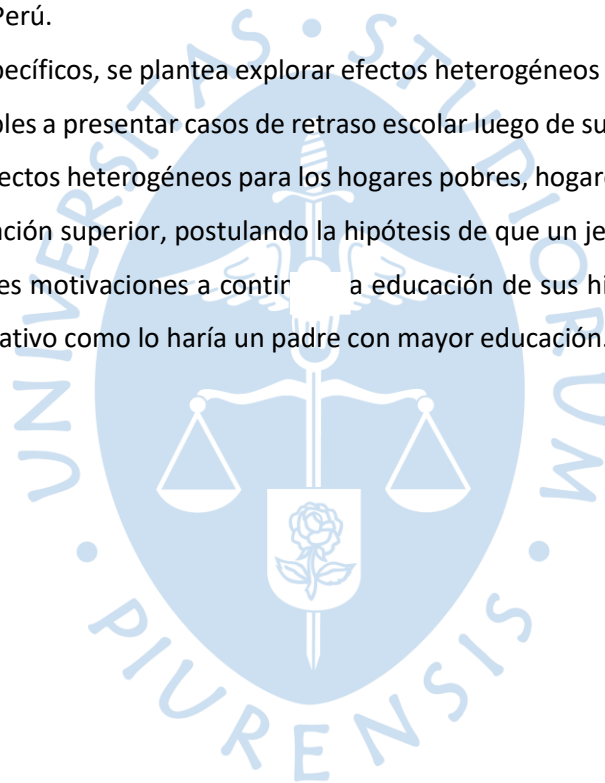
salud y educación. La disminución del consumo de alimentos puede desencadenar un impacto nutricional en los niños que repercuta negativamente en las capacidades cognitivas y los rendimientos marginales de la educación. En consecuencia, los padres están menos dispuestos a enviar a sus hijos a la escuela más adelante en la vida.

En tercer lugar, la falta de ingresos puede significar que los niños sean retirados de la escuela cuando se necesite su mano de obra. El problema del trabajo infantil en hogares vulnerables está presente aún en ausencia de algún desastre natural; no obstante, el desastre agrava la problemática porque deja a los hogares más vulnerables.

#### **1.4. Objetivos del estudio**

El objetivo de la investigación es evaluar el impacto del FENC sobre el retraso escolar en los hogares de la Costa de Perú.

Como objetivos específicos, se plantea explorar efectos heterogéneos para el caso de los hogares que serían más vulnerables a presentar casos de retraso escolar luego de sufrir desastres naturales. En específico, se explora efectos heterogéneos para los hogares pobres, hogares rurales y hogares con un jefe de familia sin educación superior, postulando la hipótesis de que un jefe de familia sin educación superior tendría menores motivaciones a continuar la educación de sus hijos pues puede no valorar tanto el desarrollo educativo como lo haría un padre con mayor educación.



## Capítulo 2. Revisión de literatura

En la presente sección se describe diversos artículos académicos relacionados al tema de investigación. Un resumen de los artículos presentados en esta sección puede revisarse en la sección de Anexos (Ver Anexo 1).

Diversos estudios evalúan el impacto de los desastres naturales sobre variables educativas. Por una parte, esta literatura evidencia efectos negativos sobre la matrícula y la culminación de un nivel educativo. Shah y Steinberg (2017) encuentran que el nivel de precipitaciones reduce la tasa de asistencia escolar en India. Para su investigación utilizan regresiones de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) con efectos fijos de distrito y de año como modelo de estimación y emplean una base de datos de cortes transversales repetidos<sup>3</sup>. De Vreyer et al. (2015) encuentran que los niños nacidos en las áreas afectadas por las plagas en Mali presentan una probabilidad de tres puntos porcentuales menos de ser matriculados en la escuela, siendo acentuado el efecto en las zonas rurales. Los autores utilizan diferencias en diferencias (DD) como modelo de estimación y emplean el Censo de Población de 1998 de Mali como base de datos principal. De forma similar, Rush (2018) muestra que los desastres naturales reducen la tasa de matrícula escolar en Indonesia, siendo este efecto mayor en las áreas pobres. En específico, encuentran que un aumento de doce en el número de personas desaparecidas por los desastres en un distrito promedio se asoció a una disminución de la matrícula en la escuela primaria del 0.2%, mientras que los daños en 22,323 hectáreas de plantación en bosques se asocian a una disminución del 1.69% en la matrícula en la escuela secundaria. Los desastres más comunes en Indonesia analizados por el autor fueron las inundaciones y los fuertes vientos, seguidos de las sequías y los corrimientos de tierra. Para ello, usa MCO con datos de panel y efectos fijos como modelo de estimación y emplea una base de datos de panel a nivel distrital.

La literatura también estudia los efectos de los desastres naturales asociados a precipitaciones sobre los puntajes obtenidos en las pruebas académicas. Thamtanajit (2020) encuentra que las inundaciones severas reducen el nivel de puntaje obtenido en 0.03 a 0.11 desviaciones estándar, según la asignatura, en las pruebas tomadas en el sexto grado de educación primaria en Tailandia. Para su investigación utiliza MCO con datos de panel y efectos fijos como modelo de estimación y emplea una base de datos de panel a nivel de escuela. Shah y Steinberg (2017) hallaron que las precipitaciones tienen un efecto negativo de entre 0.03 y 0.08 sobre los puntajes en las pruebas de matemáticas y en las pruebas de lectura en India. Además, Nguyen y Pham (2018) encuentran que las inundaciones causan una disminución de 1.8% en los puntajes de las pruebas obtenidas por los niños de entre 12 y 15 años en Vietnam. Para ello, usan MCO con datos de panel y efectos fijos como modelo de estimación y emplean una base de datos de panel a nivel de niño.

Por otro lado, la literatura también evidencia que los desastres naturales no asociados a

precipitaciones tienen efectos negativos sobre variables de resultados académicos. Pietro (2018) encuentra que el terremoto de L'Aquila, Italia, aumentó la probabilidad de que los estudiantes disminuyeran su rendimiento académico. Para ello, usa DD como modelo de estimación y emplea una base de datos de cortes transversales repetidos. Así también, Paudel y Ryu (2018) analizan el impacto a largo plazo de un terremoto ocurrido en 1988 en Nepal sobre los resultados educativos de los niños afectados de las zonas rurales de dicho país. Y gracias a un diseño de investigación de diferencia en diferencias que emplea una base de datos de cortes transversales repetidos, muestran que los bebés nacidos en distritos gravemente afectados por el terremoto tienen un 13.8% menos de probabilidades de completar la escuela primaria y un 10% menos de probabilidades de completar la escuela secundaria.

Por otra parte, Gibbs et al. (2019) encontraron que los niños expuestos a un gran incendio forestal en 2009 en Australia presentaron menores puntajes en lectura y matemática. Para ello, usan MCO multinivel como modelo de estimación y emplean una base de datos de panel a nivel de niño. Crittenden (2013) encontró que la exposición de un feto a los huracanes en Estados Unidos en el primer trimestre de gestación tiene efectos negativos sobre las pruebas estandarizadas de matemática y lenguaje. Para ello, usa MCO con efectos fijos de año, mes y condado como modelo de estimación y emplea una base de datos de cortes transversales repetidos. Asimismo, Groppo y Kraehnert (2017) analizan el impacto de dos inviernos extremadamente severos en Mongolia sobre la probabilidad de completar la educación básica, encontrando efectos negativos sobre dicha probabilidad. Estos autores emplean una estrategia econométrica que explota la variación exógena en la intensidad del impacto en el espacio y el tiempo, utilizando un enfoque de DD y empleando una base de datos de panel. Takasaki (2017), por otro lado, analiza cómo un ciclón afectó a la brecha de escolaridad entre niños y niñas en Japón. Para ello, usa MCO con efectos fijos de hogar como modelo de estimación y emplea una base de datos de corte transversal. Encuentran que los niños, en mayor proporción que las niñas, se tienen que dedicar a las labores de agricultura pues tienen que reparar los daños recibidos después del ciclón.

En Latinoamérica, Bustelo et al. (2012) estudiaron el terremoto de 1999 en Colombia para medir su efecto en la nutrición y la escolaridad. Para ello, usan DD como modelo de estimación y emplean una base de datos de cortes transversales repetidos. Los autores muestran un fuerte efecto negativo para ambos casos en el corto plazo. En específico, el terremoto disminuyó la probabilidad de estar matriculado en la escuela para los niños que vivían en el área más afectada en un 6.5 y un 5.3 en 2000 y 2005, respectivamente. No obstante, gracias al proyecto FOREC (Fondo de Reconstrucción y Desarrollo social del Eje Cafetero), proyecto para canalizar a nivel internacional los esfuerzos de reconstrucción, se precisó el persistente efecto negativo, pero, con menor grado en el mediano plazo,

particularmente para los niños.

En la literatura nacional, Caruso y Miller (2015) estudiaron el terremoto ocurrido en el departamento de Ancash-Perú en 1970 y su efecto de reducción de años de escolaridad en el capital humano de dicha generación y la siguiente por efectos in útero<sup>4</sup>. Mediante una metodología de DD y una base de datos que comprende los censos nacionales de población y vivienda de los años 1993 y 2007, obtuvieron como sus principales resultados que los niños varones de la siguiente generación tuvieron un retraso de 0.5 años de escolaridad mientras que para las niñas fue de 0.8 años.

Además, diversos estudios han analizado el impacto de otro tipo de shocks exógenos que afectan al desarrollo educativo. Por ejemplo, la literatura ha evaluado cómo la contaminación afecta al desarrollo académico infantil. Marcotte (2017) encuentra que la mala calidad del aire en Estados Unidos perjudica el rendimiento en los primeros grados de escuela. Para ello, usa MCO con datos de panel y efectos fijos como modelo de estimación y emplea una base de datos de panel a nivel de estudiante. Del mismo modo, Heissel et al. (2019) analiza la situación de los estudiantes estadounidenses cuyas escuelas se sitúan cerca de las carreteras donde el viento transmite contaminación a las áreas cercanas. Para ello, usan MCO con datos de panel y efectos fijos como modelo de estimación y emplean una base de datos de panel a nivel de estudiante. Estos autores encuentran un efecto negativo de dicha contaminación en el rendimiento de los estudiantes de esos centros de estudio. En específico, el efecto es una reducción de 0.04 desviaciones estándar en las calificaciones. Por último, Balakrishnan y Tsaneva (2021) examinan el impacto de la exposición a corto plazo a la contaminación del aire en el rendimiento académico de los niños. Para ello, usan la Regresión con Variable Instrumental (RVI) como modelo de estimación y emplean una base de datos de cortes transversales repetidos. Estiman que los altos niveles de contaminación atmosférica contemporánea reducen significativamente los niveles de resultados de lectura en 1.11–2.39 puntos porcentuales y los resultados de matemáticas en 0.53–1.90 puntos porcentuales, para niños de 5 a 16 años en la India rural.

La contribución de la investigación se basa en que analiza un tema no estudiado previamente en la literatura nacional. Algunos estudios en Perú han analizado el efecto de un terremoto sobre los años de escolaridad (Caruso & Miller, 2015) y el impacto de un fenómeno meteorológico sobre la incidencia de la pobreza (Pécastaing & Chávez, 2020). Esta tesis complementa esta literatura nacional al conectar desastres naturales con una variable de resultado académico: el retraso escolar, medido en la presente investigación como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene.

La importancia de los resultados a encontrar radica en que el retraso escolar es un indicador del desarrollo educativo y, por tanto, de capital humano. De este modo, el estudio de los factores que

influyen en el retraso escolar permite conocer algunos limitantes o potenciadores de la acumulación de capital humano de un país con miras a un mejor desarrollo de la sociedad con especial énfasis en la nacional.



## Capítulo 3. Datos y metodología

### 3.1. Datos

Para responder a la pregunta de investigación se necesita datos de tipo panel debido a que ello nos permite analizar el retraso escolar en cada individuo a lo largo del tiempo, antes y después del FENC. Los datos sobre los distritos más afectados por el FENC a nivel nacional se obtienen del Sistema de Información Regional para la Toma de Decisiones (SIRTOD). Se considera únicamente a distritos ubicados en provincias afectadas por el fenómeno. Por otro lado, los datos sobre la educación del niño, otras características del niño y otras características del hogar se obtienen de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Se emplea esta base de datos porque cuenta con datos de panel. Los datos se van a estructurar en forma de panel con datos disponibles desde el año 2015 hasta el año 2019.

La variable dependiente de retraso escolar se mide como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene. La variable independiente es la interacción entre una variable dicotómica que se activa si la municipalidad del distrito reporta lluvias intensas e inundaciones en el año 2017 y una variable dicotómica que se activa si el año de la observación es mayor o igual a 2017. Los controles empleados son las características del niño como su edad y su sexo, las características de otros miembros del hogar como el sexo del jefe del hogar y la educación de la madre, las características del hogar como el número de miembros, el número de niños menores a 6 años, el número de niños en edad escolar (de 6 a 16 años), si el hogar es rural y un índice de activos del hogar construido según el estudio de Salas (2014). El índice de activos toma valores 1, 2 y 3 que corresponden a baja, regular y alta cantidad de activos en el hogar. Para su construcción, primero se realiza un análisis de componentes principales (PCA). El PCA es un procedimiento estadístico que utiliza una transformación ortogonal para convertir un conjunto de observaciones de variables posiblemente correlacionadas en un conjunto de valores de variables linealmente no correlacionadas denominadas componentes principales. La aplicación del PCA para construir el índice de activos en la presente investigación toma en cuenta si el hogar tiene los siguientes activos: computadora, televisión, teléfono, celular, conexión eléctrica e Internet. Como resultado del análisis, se obtiene una variable que corresponde al componente principal que más se relaciona con la presencia de dichos activos. Finalmente, los valores del componente se dividen en tres cuantiles, los cuales corresponden a los valores 1, 2 y 3 del índice de activos. En conjunto, los controles empleados en el modelo se basan en el trabajo de Groppo y Kraehnert (2017).

La Tabla 1 muestra las estadísticas descriptivas de las variables. Se observa que el 70% de las observaciones de la muestra final corresponden a niños que viven en distritos afectados por el FENC, definidos como aquellos distritos que reportaron lluvias intensas e inundaciones en el año 2017, y el 55% de las observaciones se ubican en el periodo 2017-2019, representado por la variable Post.

Además, el retraso escolar promedio es de 0.51 años, definido dicho retraso como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene. Asimismo, el 2.8% de las observaciones corresponde a niños migrantes, definidos como aquellos que no vivían en ese distrito cinco años antes, el 18% corresponde a niños que viven en hogares donde el jefe de hogar es mujer, el 41% corresponde a niños que viven en hogares rurales, el 33% a niños en hogares pobres, y el 28%, 27% y 45% corresponden a niños en hogares donde el índice de activos es 1, 2 y 3, respectivamente. Una observación promedio en la muestra corresponde a un niño con 11.2 años de edad, cuya madre tiene 7.72 años de educación, que vive en un hogar con 5.50 miembros, de los cuales 0.57 son niños menores a 6 años y 2.19 son niños en edad escolar (entre 6 y 16 años).



**Tabla 1***Estadísticas descriptivas*

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	N	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Niño Costero	15,182	0.70	0.46	0	1
Retraso escolar	15,182	0.51	0.93	0	9
Post	15,182	0.55	0.50	0	1
Migrante	15,182	0.028	0.16	0	1
Edad	15,182	11.2	2.82	6	16
Jefe de hogar mujer	15,182	0.18	0.39	0	1
Años de educación de la madre	15,182	7.72	4.80	0	18
Miembros del hogar	15,182	5.50	2.08	1	21
Niños menores a 6 años en el hogar	15,182	0.57	0.77	0	6
Niños en edad escolar en el hogar	15,182	2.19	1.12	1	8
Hogar rural	15,182	0.41	0.49	0	1
Hogar pobre	15,182	0.33	0.47	0	1
Índice de activos = 1	15,182	0.28	0.45	0	1
Índice de activos = 2	15,182	0.27	0.44	0	1
Índice de activos = 3	15,182	0.45	0.50	0	1

*Nota.* ENAHO 2015-2019, SIRTOD 2017. Elaboración propia.

### 3.2. Limitaciones de los datos

Las variables de interés no miden de forma detallada la intensidad del desastre natural sobre el hogar y el nivel de desempeño académico de los niños analizados. Asimismo, la intensidad del fenómeno no es medida de forma precisa a nivel de distrito. Ello porque el SIRTOD no cuenta con información sobre el grado o el nivel de intensidad en que el FENC afectó a cada distrito. Asimismo, el informe sobre el fenómeno publicado por el Instituto Nacional de Defensa Civil (INDECI) describe los efectos del FENC en diversas regiones; sin embargo, no reportan los grados de afectación por distrito y las fuentes de datos estadísticos que emplean para elaborar dicho informe no están disponibles públicamente.

Además, algunas variables que, podrían ser controles relevantes, no pueden ser medidos por falta de información. Por ejemplo, no se cuenta con datos disponibles sobre la distancia del domicilio al centro educativo.

### 3.3. Metodología

El método de identificación consiste en explotar dos fuentes de variación para encontrar efectos causales:

- i) La variación entre el grupo tratado (niños en distritos afectados por las lluvias e inundaciones) y no tratado (niños en distritos no afectados).
- ii) La variación temporal antes y después del tratamiento.

Para identificar efectos causales emplearemos el método de DD. Este modelo es uno de los más empleados para evaluar el impacto de los desastres naturales en los indicadores sociales de la población infantil. En el estudio propuesto, el grupo de tratamiento lo conforman los niños que viven en distritos que reportaron lluvias intensas e inundaciones en el año 2017. El grupo de control lo conforman los niños que viven en las mismas provincias que el grupo de tratamiento, pero en distintos distritos. El periodo de análisis será los años comprendidos entre el 2015-2019. De este modo, el modelo DD consiste en obtener, en primer lugar, la diferencia en el retraso escolar antes y después del FENC. Esta diferencia es calculada para el grupo tratado y para el grupo no tratado por separado. Luego, se comparan esas dos diferencias.

El modelo DD propuesto tiene la siguiente forma:

$$RE_{ijt} = \gamma Post_t + \delta NC_j * Post_t + \theta C'_{ijt} + \alpha_i + \alpha_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

Donde  $RE_{ijt}$  es el retraso escolar del niño  $i$ . Este retraso se mide como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene.

$NC_j$  es la condición de ser severamente afectado por el FENC del distrito  $j$ . Esta condición se define por el hecho de que la municipalidad del distrito  $j$  reporte lluvias intensas e inundaciones en el año 2017.

$Post_t$  es una variable dicotómica que se activa si el año  $t$  es mayor o igual a 2017, año en que sucedió el fenómeno.

$C'_{ijt}$  es el vector de controles.

$\alpha_i$  son efectos fijos de individuo.  $\alpha_t$  son los efectos fijos de año<sup>5</sup>. Los errores estándar son clusterizados a nivel de distrito.

La identificación de efectos causales mediante el método DD requiere que el retraso escolar promedio en el grupo de tratamiento y en el grupo de control sigan tendencias paralelas entre sí antes de 2017, año en que sucedió el FENC. El Gráfico 1 muestra las series de retraso escolar para el grupo de tratamiento y el grupo de control. El Gráfico 2 muestra la diferencia entre estas dos series desde 2011<sup>6</sup>. Se observa que las series no siguen una evolución similar antes de 2017. Es decir, no se cumple el supuesto de tendencias paralelas. De este modo, existen diferencias significativas pre-tratamiento que pueden complicar la identificación de efectos causales del FNC.

**Figura 1**

*Evolución del retraso escolar en los distritos afectados y no afectados*



*Nota.* La línea roja corresponde a los distritos afectados y la línea azul a los no afectados. ENAHO 2011-2019, SIRTOD 2017. Elaboración propia.

**Figura 2**

*Diferencia en el retraso escolar entre los distritos afectados y no afectados\**



*Nota.* ENAHO 2011-2019, SIRTOD 2017. Elaboración propia. \*Las líneas azules son los intervalos de confianza.

Por lo tanto, se emplea el método de control sintético para tratar el problema de las tendencias no paralelas. Este método permite conseguir un grupo de control con una evolución más parecida al grupo de tratamiento. Este nuevo grupo de control, llamado control sintético, se elige

mediante un procedimiento que consiste, en primer lugar, en evaluar la similitud entre los distritos del grupo de control original y los distritos del grupo de tratamiento. Esta evaluación se realiza comparando ambos grupos según los valores pre-tratamiento de las variables de control y/o de la variable dependiente. Luego de esta evaluación, los distritos del grupo de control original son ponderados de forma tal que los más similares a los distritos tratados reciben mayores pesos.

Se elige este método en lugar del *Propensity Score Matching* (PSM) porque este último establece un grupo de control con base únicamente en las características observables para todo el periodo pretratamiento sin considerar su evolución año tras año. En cambio, el método de control sintético permite tomar en consideración la tendencia de la variable dependiente antes del tratamiento, la cual estaría influenciada por variables observables y no observables, con el fin de establecer un grupo de control ajustado a esa tendencia. Como consecuencia, este método permitiría satisfacer el supuesto de tendencias paralelas con mayor precisión debido a que hace más similares las tendencias del grupo de control y el grupo de tratamiento antes del periodo de tratamiento.

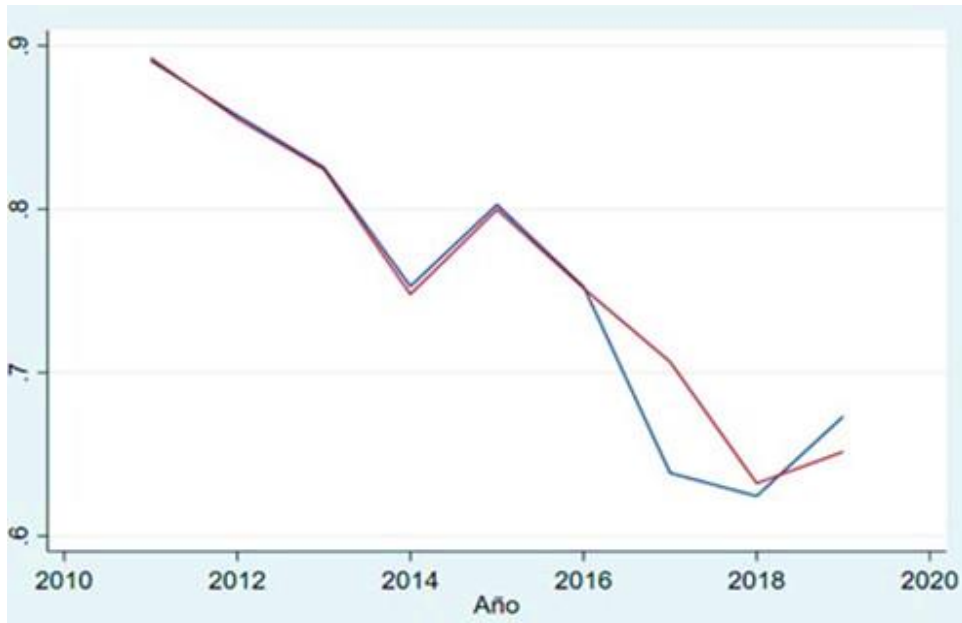
El detalle sobre la aplicación del método de control sintético en el presente estudio se puede apreciar en el Apéndice del documento. La Tabla 1 antes descrita muestra las estadísticas descriptivas de todas las variables del modelo empírico después de aplicar el control sintético. Las estadísticas descriptivas para la muestra antes de aplicar el control sintético se muestran en el Anexo 2 del presente documento.

El resultado de aplicar el control sintético se puede observar en el Gráfico 3, que muestra las series de retraso escolar para los grupos de tratamiento y control, y en el Gráfico 4, donde se aprecia que la diferencia entre ambos grupos es muy cercana a cero. Además, como test de tendencias paralelas se evalúa si el hecho de pertenecer al grupo de tratamiento tiene un efecto significativo en el retraso escolar durante los años antes del tratamiento. Ello mediante la estimación del siguiente modelo:

$$RE_{ijt} = \sum_{k=2011}^{2019} (\gamma \text{Año}_{kt} + \delta NC_j * \text{Año}_{kt}) + \theta C'_{ijt} + \alpha_i + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

**Figura 3**

*Evolución del retraso escolar en los distritos afectados y no afectados después del método de control sintético*



*Nota.* La línea roja corresponde al grupo de tratamiento y la línea azul al grupo de control. ENAHO 2011-2019, SIRTOD 2017. Elaboración propia.

**Figura 4**

*Diferencia en el retraso escolar entre los distritos afectados y no afectados después de aplicar el método de control sintético\**



*Nota.* ENAHO 2011-2019, SIRTOD 2017. Elaboración propia. \*Las líneas azules son los intervalos de confianza.

Donde  $Año_{kt}$  es una dummy que se activa si el año  $t$  de la observación es igual a  $k$ . Si los coeficientes de las interacciones  $NC_j * Año_{kt}$  correspondientes a los años anteriores a 2017 son no significativos, entonces el hecho de estar en el grupo de tratamiento solo tiene un efecto a partir del evento. Ello implica que las tendencias en el periodo anterior son similares. La Tabla 2 muestra los resultados, los cuales comprueban que se cumple el supuesto de tendencias paralelas.

Por otra parte, es posible que los hogares en los distritos más afectados migren a distritos menos afectados. Ello subestimaría el efecto estimado del FENC sobre el retraso escolar porque los niños que provienen de los distritos más afectados ya no estarían en el grupo de tratamiento después de migrar. Para evitar este sesgo, se estima también el modelo empírico retirando de la muestra a los niños migrantes. Se considera migrantes a los que no vivían en ese distrito cinco años antes de que fueran entrevistados.

Finalmente, se explorarán efectos heterogéneos para el caso de los hogares pobres, los hogares rurales y los hogares con un jefe de familia sin educación superior. La hipótesis base para este análisis es que los hogares que sufrirían los mayores retrasos escolares como consecuencia del fenómeno serían los hogares más vulnerables: los hogares pobres, rurales y con bajos niveles educativos.

**Tabla 2**

*Test de tendencias paralelas – Resultados de la regresión*

VARIABLES	(1) Retraso escolar
NC*Año 2011	0.007 (0.026)
NC*Año 2012	0.013 (0.029)
NC*Año 2013	0.007 (0.023)
NC*Año 2014	0.014 (0.028)
NC*Año 2015	0.016 (0.026)
NC*Año 2016	0.005 (0.028)
NC*Año 2017	0.036* (0.020)
NC*Año 2018	0.026 (0.020)
NC*Año 2019	0.028 (0.021)
Observaciones	15,182

*Nota.* La variable dependiente de retraso escolar se mide como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene. NC es una variable dicotómica que se activa si la municipalidad del distrito reporta lluvias intensas e inundaciones en el año 2017. Errores estándar robustos en paréntesis. \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .



#### Capítulo 4. Resultados empíricos

La Tabla 3 muestra los resultados del modelo principal. La primera columna de esta tabla presenta los resultados para la muestra general y la segunda columna para la muestra sin incluir migrantes. Se observa que el efecto de la interacción entre las variables de Niño Costero y Post no es significativo en ambos casos. Por tanto, no se evidencia un impacto significativo del FENC en el retraso escolar para las muestras general y sin migrantes.

Por otro lado, se observa que el retraso escolar se asocia de forma significativa y directamente proporcional con la edad. Ello puede explicarse porque los niños y adolescentes con mayor edad pueden enfrentar un mayor riesgo de entrar a trabajar y descuidar su desarrollo escolar. Además, el retraso escolar se asocia de forma significativa e inversamente proporcional con la educación de la madre. Ello puede explicarse porque las madres más educadas pueden esmerarse y valorar más el desarrollo educativo de sus hijos. Los coeficientes del resto de variables no resultaron significativos al 95% de confianza, por lo cual no habría una relación significativa entre dichas variables y el retraso escolar.

La Tabla 4 muestra los resultados del modelo para distintas submuestras. Las columnas 1 y 2 presentan los resultados para las submuestras de hogares pobres con y sin la inclusión de migrantes, respectivamente. En estos casos, no se observa un impacto significativo del FENC. Las columnas 3 y 4 muestran los resultados para las submuestras de hogares rurales con y sin la inclusión de migrantes, respectivamente. Al igual que en los casos anteriores, no se observa un impacto significativo del FENC. Las columnas 5 y 6 muestran los resultados para las submuestras de hogares con un jefe de familia sin educación superior con y sin la inclusión de migrantes, respectivamente. Sí se encuentra un impacto significativo en estos casos. El coeficiente de 0.072 correspondiente a la interacción  $NC*Post$  implica que, de 100 niños afectados por el FENC, 7 de ellos han desaprobado el año escolar. Además, la ratio entre dicho coeficiente y el retraso escolar promedio ( $0.072/0.51=14\%$ ) indica que el FENC representa el 14% del total de retraso escolar promedio del periodo 2015-2019.

Estos resultados para la submuestra de hogares con un jefe de familia sin educación superior se corresponden con la relación inversamente proporcional entre el retraso escolar y la educación de la madre hallada en el modelo principal. De este modo, se encuentra que la educación de los padres juega un rol importante en impedir que los desastres naturales afecten de forma significativa al desarrollo escolar del niño. Por otra parte, el hecho de que la magnitud del efecto estimado sea menor al emplear la muestra con migrantes implicaría que hay un sesgo causado porque algunos hogares en los distritos más afectados migraron a distritos menos afectados. Por tanto, la exclusión de los migrantes en la muestra trataría dicho sesgo.

Asimismo, los resultados para todas las submuestras indican que los niños de mayor edad tendrían más retraso escolar, en promedio, en comparación a los niños más jóvenes. Por otra parte, los resultados para las submuestras de hogares rurales y hogares pobres indican que los niños con madres de menor educación tendrían más retraso escolar en promedio. Los coeficientes del resto de variables no resultaron significativos al 95% de confianza, por lo cual no habría una relación significativa entre dichas variables y el retraso escolar.

**Tabla 3***Resultados*

VARIABLES	(1) Retraso escolar	(2) Retraso escolar
Post	-0.060 (0.045)	-0.058 (0.046)
NC*Post	-0.024 (0.043)	-0.030 (0.044)
Edad	0.11*** (0.0091)	0.11*** (0.0093)
Jefe del hogar mujer	0.013 (0.032)	0.015 (0.033)
Años de educación de la madre	-0.0092** (0.0046)	-0.0097** (0.0046)
Miembros del hogar	0.0021 (0.0090)	0.0030 (0.0088)
Niños menores de 6 años	0.016 (0.017)	0.015 (0.017)
Niños en edad escolar	0.0078 (0.016)	0.0100 (0.016)
Índice de activos = 2	-0.039* (0.022)	-0.044* (0.023)
Índice de activos = 3	-0.0060 (0.021)	-0.0058 (0.021)
Observaciones	15,182	14,779
Efectos fijos de niño	Sí	Sí
¿Incluye migrantes?	Sí	No

*Nota.* La variable dependiente de retraso escolar se mide como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene. NC es una variable dicotómica que se activa si la municipalidad del distrito reporta lluvias intensas e inundaciones en el año 2017. Post es una variable dicotómica que se activa si el año de la observación es mayor o igual a 2017. Errores estándar robustos en paréntesis. \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

**Tabla 4***Resultados – Efectos heterogéneos*

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Post	-0.038 (0.085)	-0.034 (0.085)	-0.026 (0.067)	-0.024 (0.068)	-0.14*** (0.029)	-0.15*** (0.032)
NC*Post	-0.048 (0.082)	-0.053 (0.082)	-0.042 (0.061)	-0.046 (0.062)	0.065*** (0.022)	0.072*** (0.024)
Edad	0.15** * (0.018)	0.14** * (0.018)	0.12*** (0.019)	0.12*** (0.019)	0.065*** (0.011)	0.066*** (0.011)
Jefe del hogar mujer	- 0.20** * (0.052)	- 0.20** * (0.052)	-0.16*** (0.053)	-0.16*** (0.053)	0.089* (0.053)	0.10* (0.056)
Años de educación de la madre	-0.0019 (0.013)	-0.0012 (0.013)	-0.0039 (0.0083)	-0.0063 (0.0082)	0.0013 (0.010)	-0.00013 (0.011)
Miembros del hogar	-0.0048 (0.020)	0.0016 (0.019)	-0.020 (0.017)	-0.019 (0.017)	0.022 (0.018)	0.024 (0.020)
Niños menores de 6 años	0.037 (0.028)	0.023 (0.028)	0.030 (0.030)	0.028 (0.030)	0.020 (0.039)	0.029 (0.041)
Niños en edad escolar	0.023 (0.040)	0.013 (0.038)	0.021 (0.028)	0.020 (0.028)	-0.028 (0.030)	-0.019 (0.030)
Índice de activos = 2	-0.11* (0.054)	-0.10* (0.054)	-0.068* (0.041)	-0.077* (0.040)	-0.0062 (0.045)	0.020 (0.041)
Índice de activos = 3	-0.027 (0.038)	-0.022 (0.038)	-0.016 (0.028)	-0.015 (0.028)	0.044 (0.042)	0.065* (0.036)
Observaciones	5,060	4,969	6,328	6,245	2,782	2,654
¿Incluye migrantes?	Sí	No	Sí	No	Sí	No
Submuestra	Hogares pobres	Hogares pobres	Hogares rurales	Hogares rurales	Jefe de familia sin ed. superior	Jefe de familia sin ed. superior

*Nota.* La variable dependiente de retraso escolar se mide como la brecha entre los años de educación que debería tener el niño para su edad y los años de educación que tiene. NC es una variable dicotómica que se activa si la municipalidad del distrito reporta lluvias intensas e inundaciones en el año 2017. Post es una variable dicotómica que se activa si el año de la observación es mayor o igual a 2017. Errores estándar robustos en paréntesis. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

Los resultados de la Tabla 4 evidenciarían que los niños que viven en hogares con bajo nivel educativo son los más proclives a incurrir en retraso escolar después de un desastre natural como el FENC. Ello se corresponde con la literatura que evidencia la importancia del nivel educativo de los padres en el desarrollo educativo de los hijos (Arends-Kuenning & Duryea, 2006; Guimarães & Sampaio, 2013).

Por otra parte, el hecho de que el efecto estimado al incluir migrantes sea menor al encontrado sin esta inclusión revelaría la presencia de un sesgo corregido al excluir a los migrantes.



## Conclusiones

Los desastres naturales tienen graves consecuencias negativas para la economía y para la sociedad en los países en desarrollo (Panwar & Sen, 2019). El impacto negativo de los desastres también se extiende a los indicadores de desarrollo infantil (Paudel & Ryu, 2018). En el caso de Perú, se ha evidenciado efectos negativos de los desastres naturales sobre la escolaridad y la salud infantil (Caruso & Miller, 2015; Corcuera, 2017). El presente estudio analiza cómo el FENC impactó en el retraso escolar en los hogares de la Costa de Perú. Además, se estudia dicho efecto para el caso de los hogares donde el jefe de familia no tiene educación superior.

Los resultados indican que el impacto del FENC sobre el retraso escolar es significativo únicamente para el caso de los niños en hogares cuyo jefe de familia no tiene educación superior. Una explicación para este resultado es que los jefes de hogar sin estudios superiores pueden no valorar en gran medida la educación de los niños cuando ocurre un desastre natural. En algunos casos, ello también implica que los niños dejen la escuela para trabajar y ayudar a mitigar los efectos económicos negativos del desastre. De este modo, dichos jefes de hogar, en gran medida, pueden no esforzarse en hacer que los niños continúen de forma normal con su educación. En general, este resultado resalta la importancia de la educación de los padres en el desarrollo educativo de los hijos, relación que es evidenciada en la literatura académica (Davis-Kean, 2005).

De este modo, es relevante que las políticas educativas tomen en consideración la vulnerabilidad en la que quedan los niños en hogares con dichas características después de un desastre natural. Iniciativas que traten este problema pueden ser programas de nivelación especializados enfocados en esta población e incentivos para que los jefes de familia envíen a sus hijos a estudiar.

La presente investigación presenta como limitaciones principales que las variables de interés no miden de forma detallada la intensidad del desastre natural sobre el hogar y el nivel de desempeño académico de los niños analizados. De este modo, se propone como agenda de investigación el desarrollo de estudios que recolecten información más precisa sobre dichos indicadores. Además, se propone la aplicación de métodos alternativos para construir un contrafactual.

## Referencias

- Abadie, A. (2021). Using Synthetic Controls: Feasibility, Data Requirements, and Methodological Aspects. *Journal of Economic Literature*, 59(2), 391–425. <https://doi.org/10.1257/jel.20191450>
- Arends-Kuenning, M., & Duryea, S. (2006). The effect of parental presence, parents' education, and household headship on adolescents' schooling and work in Latin America. *Journal of Family and Economic Issues*, 27(2), 263–286.
- Arkhangelsky, D., Athey, S., Hirshberg, D. A., Imbens, G. W., & Wager, S. (2021). Synthetic Difference-in-Differences. *American Economic Review*, 111(12), 4088–4118. <https://doi.org/10.1257/aer.20190159>
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The State of Applied Econometrics: Causality and Policy Evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 3–32. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.3>
- Attanasio, O., Meghir, C., & Nix, E. (2020). Human Capital Development and Parental Investment in India. *The Review of Economic Studies*, 87(6), 2511–2541. <https://doi.org/10.1093/restud/rdaa026>
- Balakrishnan, U., & Tsaneva, M. (2021). Air pollution and academic performance: Evidence from India. *World Development*, 146, 105553. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105553>
- Barrett, C. B. (2008). Poverty traps and resource dynamics in smallholder agrarian systems. *Frontis*, 17–40.
- Bustelo, M., Arends-Kuenning, M. P., & Lucchetti, L. (2012). Persistent impact of natural disasters on child nutrition and schooling: evidence from the 1999 Colombian Earthquake. *IZA Discussion Papers - Forschungsinstitut Zur Zukunft Der Arbeit*, No.6354. <https://www.cabdirect.org/globalhealth/abstract/20133206666>
- Card, D., & Krueger, A. B. (1993). *Minimum Wages and Employment: A Case Study of the Fast Food Industry in New Jersey and Pennsylvania* (Working Paper Núm. 4509). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w4509>
- Caruso, G., & Miller, S. (2015). Long run effects and intergenerational transmission of natural disasters: A case study on the 1970 Ancash Earthquake. *Journal of Development Economics*, 117, 134–150. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2015.07.012>
- Corcuera, P. J. (2017). Fenómeno El Niño y Capital Humano en el Perú: Impactos sobre el peso al nacer, peso/talla por edad y educación acumulada. *Universidad de Piura*. <https://pirhua.udep.edu.pe/handle/11042/3014>
- Crittenden, S. (2013). *The Effects of Natural Disasters on Birth and School Outcomes of Children in North Carolina*. <https://dukespace.lib.duke.edu/dspace/handle/10161/7228>

- Davis-Kean, P. E. (2005). The Influence of Parent Education and Family Income on Child Achievement: The Indirect Role of Parental Expectations and the Home Environment. *Journal of Family Psychology, 19*, 294–304. <https://doi.org/10.1037/0893-3200.19.2.294>
- De Vreyer, P., Guilbert, N., & Mesple-Somps, S. (2015). Impact of Natural Disasters on Education Outcomes: Evidence from the 1987–89 Locust Plague in Mali†. *Journal of African Economies, 24*(1), 57-100. <https://doi.org/10.1093/jae/eju018>
- Gibbs, L., Nurse, J., Cook, J., Ireton, G., Alkemade, N., Roberts, M., Gallagher, H. C., Bryant, R., Block, K., Molyneux, R., & Forbes, D. (2019). Delayed Disaster Impacts on Academic Performance of Primary School Children. *Child Development, 90*(4), 1402-1412. <https://doi.org/10.1111/cdev.13200>
- Goldberg, S., Johnson, G., & Shriver, S. (2019). *Regulating privacy online: The early impact of the GDPR on European web traffic & e-commerce outcomes.*
- Granja-Castro, J. (2009). Contar y clasificar a la infancia. Las categorías de la escolarización en las escuelas primarias de la ciudad de México 1870-1930. *Revista mexicana de investigación educativa, 14*(40), 217–254.
- Grosso, V., & Kraehnert, K. (2017). The impact of extreme weather events on education. *Journal of Population Economics, 30*(2), 433-472. <https://doi.org/10.1007/s00148-016-0628-6>
- Guimarães, J., & Sampaio, B. (2013). Family background and students' achievement on a university entrance exam in Brazil. *Education Economics, 21*(1), 38–59.
- Heissel, J., Persico, C., & Simon, D. (2019). *Does Pollution Drive Achievement? The Effect of Traffic Pollution on Academic Performance* (Working Paper N.º 25489; Working Paper Series). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w25489>
- Kucharčíková, A., Tokarčíková, E., & Blašková, M. (2015). Human Capital Management – Aspect of the Human Capital Efficiency in University Education. *Procedia - Social and Behavioral Sciences, 177*, 48–60. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.02.332>
- Marcotte, D. E. (2017). Something in the air? Air quality and children's educational outcomes. *Economics of Education Review, 56*, 141-151. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2016.12.003>
- Moreno, A. (2009). El retraso Escolar. *Innovación y Experiencias Educativas*, Vol. 25, 1-9
- Nguyen, C. V., & Pham, N. M. (2018). The impact of natural disasters on children's education: Comparative evidence from Ethiopia, India, Peru, and Vietnam. *Review of Development Economics, 22*(4), 1561-1589. <https://doi.org/10.1111/rode.12406>
- Panta, V., & Javier, V. (2020). *Efectos del fenómeno El Niño del 2017 sobre el rendimiento académico escolar peruano.* <https://repositorio.uc.cl/handle/11534/52711>

- Panwar, V., & Sen, S. (2019). Economic Impact of Natural Disasters: An Empirical Re-examination. *Margin: The Journal of Applied Economic Research*, 13(1), 109–139. <https://doi.org/10.1177/0973801018800087>
- Paudel, J., & Ryu, H. (2018). Natural disasters and human capital: The case of Nepal's earthquake. *World Development*, 111, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2018.06.019>
- Pécastaing, N., & Chávez, C. (2020). The impact of El Niño phenomenon on dry forest-dependent communities' welfare in the northern coast of Peru. *Ecological Economics*, 178, 106820. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2020.106820>
- Pelinescu, E. (2015). The Impact of Human Capital on Economic Growth. *Procedia Economics and Finance*, 22, 184–190. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00258-0](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00258-0)
- Pietro, G. D. (2018). The academic impact of natural disasters: Evidence from L'Aquila earthquake. *Education Economics*, 26(1), 62-77. <https://doi.org/10.1080/09645292.2017.1394984>
- Rush, J. V. (2018). The Impact of Natural Disasters on Education in Indonesia. *Economics of Disasters and Climate Change*, 2(2), 137-158. <https://doi.org/10.1007/s41885-017-0022-1>
- Salas, V. B. (2014). International Remittances and Human Capital Formation. *World Development*, 59, 224-237. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2014.01.035>
- Shah, M., & Steinberg, B. M. (2017). Drought of Opportunities: Contemporaneous and Long-Term Impacts of Rainfall Shocks on Human Capital. *Journal of Political Economy*, 125(2), 527-561. <https://doi.org/10.1086/690828>
- Takasaki, Y. (2017). Do Natural Disasters Decrease the Gender Gap in Schooling? *World Development*, 94, 75-89. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2016.12.041>
- Thamtanajit, K. (2020). The Impacts Of Natural Disaster On Student Achievement: Evidence From Severe Floods in Thailand. *The Journal of Developing Areas*, 54(4). <https://doi.org/10.1353/jda.2020.0042>

### Notas al pie de página

<sup>1</sup> La trampa de la pobreza se refiere a una situación en la que la pobreza persiste en el tiempo debido a mecanismos que se autoreforzan. Estos mecanismos pueden incluir baja educación, falta de recursos financieros, mala salud y falta de infraestructura, y pueden ocurrir en varios niveles, incluidos el individuo, el hogar y la comunidad (Barrett, 2008).

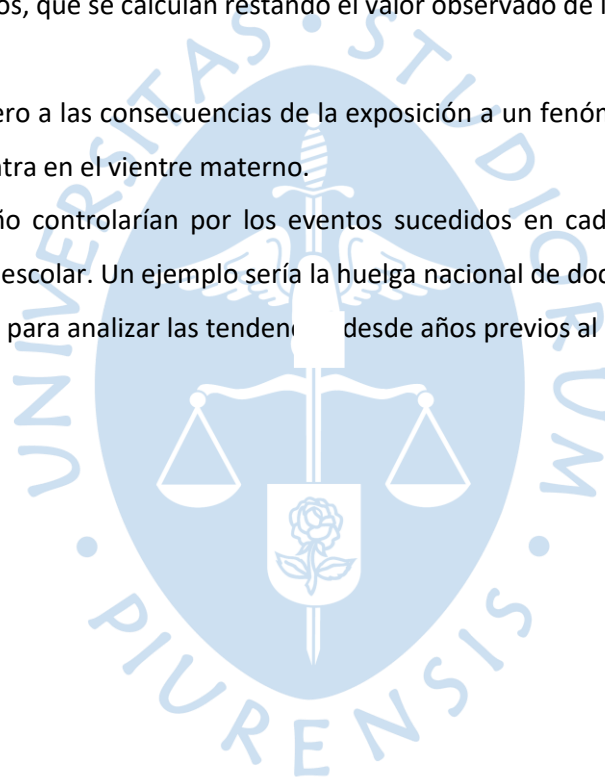
<sup>2</sup> El evaluar el impacto del FENC sobre el retraso escolar implica que el efecto estimado considera también el efecto de estos cierres en los centros educativos, así como el efecto de los otros mecanismos explicados en esta sección.

<sup>3</sup> En econometría, Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) es una técnica ampliamente utilizada para estimar los coeficientes de un modelo de regresión lineal. El método de MCO minimiza la suma de los cuadrados de los residuos, que se calculan restando el valor observado de la variable dependiente del valor predicho.

<sup>4</sup> Se llama efectos in útero a las consecuencias de la exposición a un fenómeno externo que sufre un feto mientras se encuentra en el vientre materno.

<sup>5</sup> Los efectos fijos de año controlarían por los eventos sucedidos en cada año que afectarían a la probabilidad de retraso escolar. Un ejemplo sería la huelga nacional de docentes de 2017.

<sup>6</sup> Se toma desde el 2011 para analizar las tendencias desde años previos al periodo de análisis.



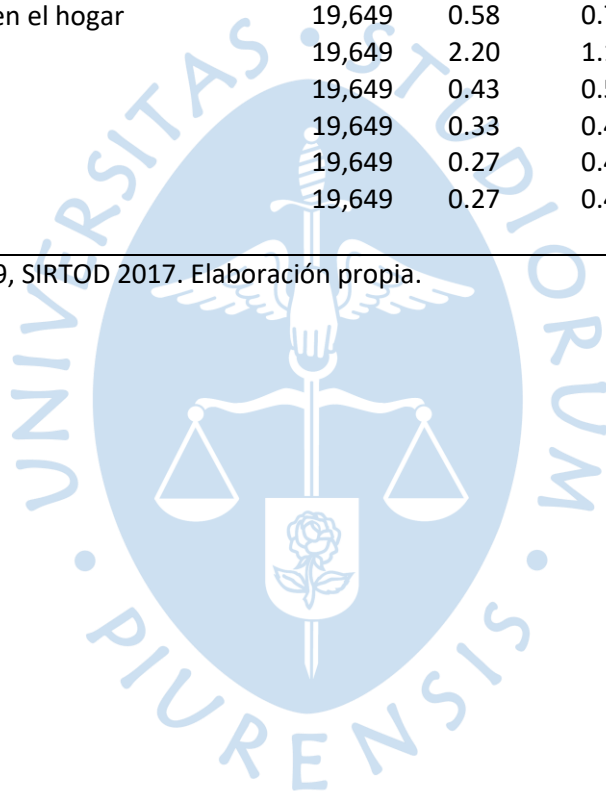
Anexos



**Anexo 1. Estadísticas descriptivas – Muestra antes del control sintético**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	N	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Niño Costero	19,649	0.54	0.50	0	1
Retraso escolar	19,649	0.48	0.88	0	10
Post	19,649	0.55	0.50	0	1
Migrante	19,649	0.027	0.16	0	1
Edad	19,649	11.1	2.81	6	16
Jefe de hogar mujer	19,649	0.49	0.50	0	1
Años de educación de la madre	19,649	0.18	0.38	0	1
Miembros del hogar	19,649	7.77	4.74	0	18
Niños menores a 6 años en el hogar	19,649	5.47	1.96	2	21
Niños en edad escolar en el hogar	19,649	0.58	0.76	0	6
Hogar rural	19,649	2.20	1.10	1	8
Hogar pobre	19,649	0.43	0.50	0	1
Índice de activos = 1	19,649	0.33	0.47	0	1
Índice de activos = 2	19,649	0.27	0.44	0	1
Índice de activos = 3	19,649	0.27	0.44	0	1

*Nota.* ENAHO 2011-2019, SIRTOD 2017. Elaboración propia.



Apéndices



## Apéndice A. Resumen de revisión de literatura

Nº	Autores	País	Datos	Método	Resultados
1	Shah y Steinberg (2017)	India	World Bank India Agriculture and Climate Data set, Annual Status of Education Report (ASER) 2005-2009.	Regresiones MCO con efectos fijos de distrito y de año.	Encuentran que el nivel de precipitaciones reduce la tasa de asistencia escolar en India.
2	De Vreyer et al. (2015)	Mali	Desert Locust Information Service Bulletins, Climate Research Unit data, 1998 Population Census of Mali	Diferencia en diferencias (DD)	Encuentran que los niños nacidos en las áreas afectadas por las plagas en Mali presentan una menor probabilidad de ser matriculados en la escuela, siendo acentuado el efecto en las zonas rurales.
3	Rush (2018)	Indonesia	Indonesian Government's Bureau of Statistics data, DesInventar Disaster Information Management System 2002-2010	MCO con datos de panel y efectos fijos	Muestra que los desastres naturales reducen la tasa de matrícula escolar en Indonesia, siendo este efecto mayor en las áreas pobres.
4	Thamtanjit (2020)	Tailandia	Geo-Informatics and Space Technology Development Agency data, National Institute of Educational Test Service data 2006-2013	MCO con datos de panel y efectos fijos	Encuentra que las inundaciones severas reducen el nivel de puntaje obtenido en las pruebas tomadas en el sexto grado de educación primaria en Tailandia.
5	Nguyen y Pham (2018)	Vietnam	Young Lives 2002-2010	MCO con datos de panel y efectos fijos	Encuentran que las inundaciones causan efectos negativos sobre los puntajes de las pruebas obtenidas por los niños de entre 12 y 15 años en Vietnam.
6	Pietro (2018)	Italia	Italian National Statistical Institute National Survey 2004-2011	Diferencia en diferencias (DD)	Encuentra que el terremoto de L'Aquila, Italia, aumentó la probabilidad de que los estudiantes disminuyeran su rendimiento académico.
7	Paudel y Ryu (2018)	Nepal	Nepal Labor Force Survey (NLFS) 2007-2008	Diferencia en diferencias (DD)	Muestran que los bebés nacidos en distritos gravemente afectados por el terremoto tienen un 13.8% menos de probabilidades de completar la escuela primaria y un 10% menos de probabilidades de completar la escuela secundaria.
8	Gibbs et al. (2019)	Australia	School Entrant Health Questionnaire (SEHQ), National Assessment Program academic	MCO multinivel	Encontraron que los niños expuestos a un gran incendio forestal en 2009 en Australia presentaron menores puntajes en lectura y matemática.

Nº	Autores	País	Datos	Método	Resultados
			assessments 2008-2011		
9	Crittenden (2013)	Estados Unidos	North Carolina Education Research Data Center 1997-2011	MCO con efectos fijos de año, mes y condado	Encontró que la exposición de un feto a los huracanes en Estados Unidos en el primer trimestre de gestación tiene efectos negativos sobre las pruebas estandarizadas de matemática y lenguaje.
10	Gropo y Kraehnert (2017)	Mongolia	National Statistical Office of Mongolia Coping with Shocks in Mongolia Household Panel Survey 2012-2015	Diferencia en diferencias (DD)	Encontraron efectos negativos sobre dicha probabilidad. Estos autores emplean una estrategia econométrica que explota la variación exógena en la intensidad del impacto en el espacio y el tiempo, utilizando un enfoque de diferencia en diferencias y empleando una base de datos de panel.
11	Takasaki (2017)	Japón	Encuesta elaborada por el autor, 2005.	MCO con efectos fijos de hogar	Encuentran que los niños, en mayor proporción que las niñas, se tienen que dedicar a las labores de agricultura pues tienen que reparar los daños recibidos después del ciclón.
12	Bustelo et al. (2012)	Colombia	Colombian Demographic Households Survey 1990-2005	Diferencia en diferencias (DD)	Demostraron un fuerte efecto negativo para ambos casos en el corto plazo y, gracias al proyecto FOREC (Fondo de Reconstrucción y Desarrollo social del Eje Cafetero), proyecto para canalizar a nivel internacional los esfuerzos de reconstrucción, se precisó el persistente efecto negativo, pero con menor grado en el mediano plazo, particularmente para los niños.
13	Caruso y Miller (2015)	Perú	Peruvian National Censuses 1993 2007	Diferencia en diferencias (DD)	Obtuvieron como sus principales resultados que los niños varones de la siguiente generación tuvieron un retraso de 0.5 años de escolaridad mientras que para las niñas fue de 0.8 años.
14	Marcotte (2017)	Estados Unidos	Early Childhood Longitudinal Surveys (ECLS) 2010-2011	MCO con datos de panel y efectos fijos	Encuentra que la mala calidad del aire en Estados Unidos perjudica el rendimiento en los primeros grados de escuela.
15	Heissel et al. (2019)	Estados Unidos	Florida Department of Education data, 1996-2012	MCO con datos de panel y efectos fijos	Encuentran un efecto negativo de dicha contaminación en el rendimiento de los estudiantes de esos centros de estudio.
16	Balakrishnan y Tsaneva (2021)	India	Annual Status of Education Report (ASER), Young lives survey, Central Pollution Control Board data 2008-2014.	Regresión con Variable Instrumental (RVI)	Estiman que los altos niveles de contaminación atmosférica contemporánea reducen significativamente los niveles de resultados de lectura en 1.11–2.39 puntos porcentuales y los resultados de matemáticas en 0.53–1.90 puntos porcentuales,

Nº	Autores	País	Datos	Método	Resultados
					para niños de 5 a 16 años en la India rural.
17	Pécastaing y Chávez (2020)	Perú	National Household Surveys (Enaho), Indeci – National Civil Defense Institute data 2008-2016	Triple diferencia (DDD)	Encuentran que, después de un El Niño costero, las comunidades rurales que dependen de los bosques secos tienen un 5% menos de probabilidades de ser pobres que aquellas que no están ubicadas en áreas de bosques secos.

*Nota.* Elaboración propia.



## Apéndice B. Método de control sintético

El método de control sintético consiste en construir un grupo de control tomando un promedio ponderado de las unidades de control para predecir mejor el contrafactual para la unidad tratada. Este grupo de control se conoce como el "control sintético" y satisfará las tendencias paralelas por construcción (Goldberg et al., 2019). De este modo, se motiva su uso en un diseño de DD porque permite que se cumpla el supuesto de tendencias paralelas.

A continuación, se formula de manera formal el método de control sintético, con base en el trabajo de Abadie (2021). Si consideramos  $J+1$  unidades observadas donde la unidad 1 es la unidad tratada y las unidades de 2 a  $J+1$  son las unidades no tratadas de las cuales se obtendrá el control (llamadas *donor pool* en adelante). El efecto de una intervención es definido como:

$$\tau_{1t} = Y_{1t}^I - Y_{1t}^N \quad (1)$$

$\tau_{1t}$  es el efecto de la intervención para la unidad 1.  $Y_{1t}^I$  es la variable de resultado (variable dependiente) para la unidad 1 en el tiempo  $t$  cuando existe la intervención (el superíndice I indica la presencia de intervención).  $Y_{1t}^N$  es la variable de resultado para la unidad 1 en el tiempo  $t$  cuando no existe la intervención (el superíndice N indica la ausencia de intervención). Dado que la unidad tratada sí recibe la intervención en la realidad,  $Y_{1t}^N$  es un contrafactual.

El método de control sintético propone un estimador del contrafactual con la siguiente forma:

$$\hat{Y}_{1t}^N = \sum_{j=2}^{J+1} w_j Y_{jt} \quad (2)$$

$\hat{Y}_{1t}^N$  es el estimador del contrafactual.  $w_j$  es un factor de ponderación para la unidad  $j$ . Estos factores deben tener valores positivos y sumar 1.  $Y_{jt}$  es la variable de resultado para la unidad  $j$ . De este modo, el estimador del contrafactual es una suma ponderada de las variables de resultado para las unidades que conforman el *donor pool*.

Para calcular los pesos debe minimizarse el error de predicción cuadrático medio (MSPE por sus siglas en inglés), definido de la siguiente forma:

$$MSPE = \sum_{t \in \tau_0} (Y_{1t} - w_2(V)Y_{2t} - \dots - w_{J+1}(V)Y_{J+1t})^2 \quad (3)$$

A este proceso de optimización se le llama optimización cuadrática restringida.

$\tau_0$  es el intervalo de tiempo correspondiente al periodo antes de la intervención. De este modo, el método de control sintético busca obtener factores de ponderación  $w$  que reduzcan la suma de diferencias al cuadrado entre el resultado de la unidad 1 y el estimador del contrafactual en el periodo antes de la intervención. Para este cálculo se emplea los datos antes de la intervención porque se requiere que las variables de resultado sean similares para la unidad tratada y el control en ese periodo. Después de ese periodo, se esperaría que las variables de resultados presenten diferencias como consecuencia de la intervención.

Como se puede apreciar  $w$  está en función de  $V$ .  $V$  es un vector con la siguiente forma:

$$V = (v_1, \dots, v_k)$$

Las constantes positivas  $v_1, \dots, v_k$  reflejan la importancia relativa del control sintético reproduciendo los valores de cada uno de los  $k$  predictores para la unidad tratada  $X_1, \dots, X_k$ . Entre estos predictores puede estar la misma variable  $Y$  para los años que conforman el periodo pre-tratamiento.

Para el caso de la presente investigación, la unidad 1 o unidad tratada es el promedio de los distritos afectados por el FENC ( $NC_j=1$ ) y las unidades del *donor pool* son los 351 distritos del grupo de control ( $NC_j=0$ ), por lo que  $J$  es igual a 351. La variable de resultado  $Y_{jt}$  es el retraso escolar promedio por distrito ( $RE_{jt}$ ). El periodo  $\tau_0$  está conformado por los años antes del tratamiento ( $Post_t = 0$ ), es decir, por los años que conforman el periodo 2011-2016. Los predictores  $X_1, \dots, X_k$  de la unidad tratada son los valores del retraso escolar para cada uno de dichos años ( $RE_{j2011}, RE_{j2012}, RE_{j2013}, RE_{j2014}, RE_{j2015}, RE_{j2016}$ ).

