

Inducir la retención de maestros en ubicaciones remotas: Evidencia de Perú*

Max Pérez León†

Papel del mercado laboral

[[Haga clic aquí para obtener la última versión](#)]

30 de noviembre de 2018

Resumen

En este artículo, estimo hasta qué punto los bonos en efectivo retienen a los docentes en lugares remotos de Perú. Muchos gobiernos utilizan incentivos financieros para cubrir puestos de educación y atención médica en lugares no deseados. El sistema de educación pública peruano es un terreno ideal para estudiar la efectividad de tales políticas. Como parte de una reforma educativa más amplia en 2015, el gobierno peruano implementó un esquema de bonificación salarial que favorecía a las regiones alejadas de los centros urbanos. Debido a que las bonificaciones se agregan a los salarios base que son uniformes en todas las regiones, los docentes enfrentan ofertas salariales que cambian de manera discontinua en el espacio. Estas discontinuidades permiten el uso de métodos de evaluación de programas bien desarrollados. Específicamente, Aplico un estimador coincidente a un diseño de discontinuidad de límite para recuperar el efecto de tratamiento promedio sobre el tratado en el límite (desconocido) de las bonificaciones. Encuentro que las bonificaciones que ofrece el gobierno peruano tienen un efecto heterogéneo: los docentes temporales reaccionan a las bonificaciones con un aumento considerable en su tasa de retención, mientras que los docentes permanentes con antigüedad responden muy poco. Una explicación es que, para empezar, los maestros permanentes que eligen estos lugares remotos tienen una tasa de retención mucho más alta.

*Estoy en deuda con Sam Kortum, Lorenzo Caliendo, John Eric Humphries por sus valiosos consejos y ánimo y a Joseph Altonji, Barbara Biasi, Rafael Dix-Carneiro, Cecilia Fieler, Yuichi Kitamura, Francis Kramarz, Yusuke Narita, Michael Peters y Edward Vytlacil por sus valiosos comentarios. También agradezco a Antoine Arnaud, Julian Aramburu, Paula Calvo, Lucas Zavala y los participantes del Yale Trade and Labor Lunch. Alexander Quispe, Lesly Flores, Thyara Sanchez, Rodrigo Rivarola brindaron una excelente asistencia en el trabajo de campo. Esta investigación fue financiada por el Departamento de Economía de la Universidad de Yale.

†Universidad de Yale,max.perezleonquino@yale.edu.

1. Introducción

¿Qué tan costoso es para los gobiernos reducir la “fuga de cerebros” de trabajadores públicos que abandonan lugares indeseables? El sector de la educación y la salud son los dos sectores donde este problema es más tangible y afecta tanto a los países desarrollados como a los países en desarrollo. En este artículo, estudio una política implementada por el gobierno peruano que tiene como objetivo paliar la distribución desigual de docentes en el sector educativo. Como parte de una reforma educativa más amplia implementada en 2015, esta política estableció un cronograma de bonificación salarial dirigido a escuelas en ubicaciones remotas y potencialmente indeseables. Para que los maestros reciban un bono específico por ubicación, la única condición es trabajar en las escuelas seleccionadas por el gobierno como remotas. El programa de bonificación tiene como objetivo final retener a los maestros en lugares remotos y, en consecuencia, reducir la distribución desigual de los docentes en el espacio. En este artículo, investigo en qué medida esta política alteró la retención y composición de docentes en escuelas remotas. Encuentro un aumento sustancial en la retención, pero este efecto se limita a los docentes con un tipo particular de contrato.

El sistema educativo peruano ofrece un entorno único en el que explorar los impactos de los programas de bonificación específicos de la ubicación. En primer lugar, las bonificaciones son significativas, oscilando entre el 5% y el 25% del salario medio de los docentes. En conjunto, el programa de bonos representa aproximadamente el 4,7% de la nómina total. En segundo lugar, los docentes enfrentan la misma configuración institucional: un calendario de ocho pasos para los salarios base, reglas de reasignación a nivel nacional y tareas laborales que son similares en todo el sistema. En tercer lugar, el marco legal permite que los docentes se muevan libremente por el Perú sin tener que abandonar el sistema de educación pública. La ubicuidad y magnitud del sistema educativo público, en principio, permite que los docentes se desplacen a cualquier lugar del Perú. Finalmente, los docentes sólo pueden ser contratados bajo dos tipos de contratos: indefinidos y temporales.

En este artículo, mi objetivo es cuantificar el efecto de los incentivos monetarios específicos de la ubicación en la retención de docentes, pero, lo que es más importante, mostrar cómo los efectos son heterogéneos entre diferentes bonificaciones y cómo los incentivos difieren considerablemente según el contrato del docente. Estas estimaciones se obtienen utilizando datos a nivel de docente. Luego, confirmo la solidez de mis estimaciones al estimar las tasas de retención a nivel escolar. También muestro que las bonificaciones no tuvieron efecto sobre la composición docente dentro de las escuelas en términos de distribución de contratos y calificaciones. Finalmente, reexamino las estimaciones bajo un modelo de elección discreta, proporciono algunas ideas sobre por qué observamos una heterogeneidad tan distinta en las tasas de retención de docentes en todos los contratos.

Para investigar cómo los incentivos monetarios afectan la retención de docentes y la composición de docentes de la escuela, aprovecho los límites geográficos inducidos por el cronograma de bonificación específico de la ubicación establecido en 2015. Parte del cronograma de bonificación se define a nivel de escuela por cortes en términos de dos variables: tiempo para capital y tamaño de la población de la localidad aledaña a la escuela. Estos cortes implican una discontinuidad que ha sido previamente estudiada por [Alva, Bobba, León, Neilson y Nieddu\(2017\)](#) y [Castro y Espósito\(2018\)](#) bajo un diseño de discontinuidad de regresión (RDD). Sin embargo, todo el programa de bonos no está definido por cortes claros. Para dar cabida a todo el programa de bonos, propongo un nuevo enfoque bajo [undiseño de discontinuidad límite \(BDD\)\(Bayer, Ferreira y McMillan, 2007;Negro, 1999;dell,2010;Keele y Titiunik,2015\)](#).¹ El BDD es la extensión del diseño de discontinuidad de regresión a entornos espaciales. [Metodológicamente, me alejo de los enfoques anteriores y aplico estimadores de emparejamiento \(Abadie e Imbens,2011;Heckman, Ichimura y Todd,1997\)](#) a la BDD. Intuitivamente, comparo a los maestros o escuelas que reciben una bonificación con contrapartes geográficamente cercanas que no reciben la bonificación. Entonces puedo comparar dos observaciones que se enfrentan a los mismos servicios locales y mercados locales pero que se ven afectados de manera diferente por la política. Una característica atractiva de este enfoque es que puede incorporar fácilmente información geográfica más compleja, como datos topográficos o tiempos de viaje, que no se incorporan naturalmente en un marco de regresión.

El diseño de discontinuidad de límite se adapta a la configuración específica del programa de bonificación y se puede combinar fácilmente con el enfoque del estimador coincidente. La combinación de la BDD con estimadores coincidentes proporciona varios beneficios. Primero, el programa de bonificación específico de la ubicación induce un límite geográfico "invisible" entre las escuelas. Aunque se desconoce el límite, puedo distinguir el grupo tratado del grupo de control². [El hecho de que dos escuelas adyacentes reciban un trato diferente implica que existe un límite entre ellas. El enfoque de emparejamiento me permite "recuperar" el límite centrándome en pares de escuelas con diferente estatus de tratamiento que están cerca unas de otras. En segundo lugar, la suposición de que las variables no observadas cambian continuamente en la discontinuidad \(p. ej., servicios no observados, mercados laborales\) encaja naturalmente en el espacio geográfico. Finalmente, el supuesto de continuidad tiene una interpretación consistente bajo un modelo de elección discreta, lo que proporciona un marco para evaluar los resultados.](#)

[Para estudiar el efecto heterogéneo del bono sobre los docentes, agrupo a los docentes en dos dimensiones: tipo de contrato y calificación. Los docentes pueden ser contratados como permanentes o](#)

¹ Utilizo el término "diseño de discontinuidad de límites" acuñado por [Bayer, Ferreira y McMillan\(2007\)](#), que también se denomina discontinuidad de regresión geográfica por [Keele y Titiunik\(2015\)](#).

² Esto no debe confundirse con un diseño de discontinuidad de límite borroso. En ese diseño no se observa la identidad del grupo de tratamiento.

contrato temporal.³ La calificación se define por la posesión de un título universitario educativo. Si bien todos los maestros permanentes están calificados, los maestros temporales pueden ser calificados o no calificados. **profesores permanentes** tienen titularidad y tienen la primera prioridad para moverse entre escuelas.

Profesores temporales titulados pueden cubrir puestos vacantes y, si todavía hay algunos disponibles, pueden ser ocupados por**profesores temporales no cualificados**. Los tres tipos de maestros son elegibles para recibir los bonos específicos de la ubicación.

En términos de retención de docentes, mis resultados muestran que el programa de bonos tiene un efecto heterogéneo entre los tres tipos de docentes. El esquema de bonificación vigente no modifica la tasa de retención de los docentes permanentes. Este resultado es robusto a diferentes procedimientos de estimación ya través de diferentes tipos de bonificaciones. Los resultados son interesantes cuando se comparan con profesores temporales calificados. Muestran el efecto más fuerte para las bonificaciones. Para los docentes temporales calificados, encuentro un aumento de 4 a 8 puntos porcentuales en las tasas de retención cuando se enfrentan a una bonificación que representa el 25% del salario promedio.⁴ Sin embargo, este efecto no es lineal. Para este grupo de docentes no encuentro efectos en la retención ante un bono salarial del 17% en la región cocalera del Perú y al mismo tiempo encuentro un aumento entre 5-10 puntos porcentuales ante un bono salarial del 5%. Finalmente, el comportamiento de los docentes no calificados no se ve alterado por la presencia de las bonificaciones.

Los gobiernos nacionales y estatales están obligados a proporcionar un servicio público, sobre todo educación y salud, en lugares aislados y potencialmente indeseables.⁵ Los trabajadores educados, incluidos los maestros y los profesionales de la salud, tienden a trasladarse de lugares no urbanos a lugares urbanos. Esto no sería problemático si toda la población se moviera al mismo ritmo, pero los servidores públicos generalmente se trasladan a lugares urbanos a una velocidad mayor que la demanda del servicio público (por ejemplo, estudiantes). Esto crea un problema para los gobiernos que aún necesitan brindar servicios a la población que permanece en lugares remotos. Para abordar este problema, los gobiernos diseñan políticas de personal que tratan de contrarrestar las preferencias que empujan a su fuerza laboral hacia las ciudades. El principal instrumento utilizado por los hacedores de políticas son los incentivos monetarios y el problema ha sido estudiado extensamente.

Este artículo se encuentra en la intersección de varias literaturas. En primer lugar, este documento contribuye a la literatura sobre economía de la educación que estudia el efecto de las bonificaciones específicas de la ubicación en la retención de docentes y las decisiones de ubicación ([Alva, Bobba, León, Neilson y Nieddu, 2017](#); [Castro y Espósito, 2018](#); [Clotfelter, Glennie, Ladd y Vigdor, 2008](#)). Agrego a este litro-

³ Los contratos permanentes se conocen como contratos indefinidos y proporcionan la tenencia. Los docentes solo pueden acceder a contratos indefinidos después de aprobar un examen nacional de ingreso. Los exámenes de ingreso más recientes han tenido lugar en 2009, 2010, 2011 y 2015 ([Majerowicz y Montero, 2018](#)). La tasa de retención base es de

⁴ 16 a 25%.

⁵ En los EE. UU., la escasez de docentes es un problema recurrente en todos los estados que afecta de manera desproporcionada a los distritos escolares rurales.

naturaleza al mostrar el efecto heterogéneo de los incentivos monetarios entre los contratos docentes y entre los tipos de bonificaciones. La literatura se ha centrado en una bonificación específica de todo el programa de bonificación. Proporciona nuevos resultados que muestran los efectos heterogéneos entre diferentes tipos de bonos y contratos dentro del mismo contexto institucional. En términos más generales, este documento está relacionado con el estudio de la remuneración de los docentes en las tasas de rotación de docentes que ha sido ampliamente examinado por Cabrera y Webbink(2018); Dolton y Klaauw(1999); Dolton y von der Klaauw(1995); Gilpin(2011); Hanushek, Kain y Rivkin(2004); Imazeki(2005); Murnane y Olsen(1990) y diferencial salarial en la selección de escuela por biasi(2018).

Este documento también está relacionado con la literatura reciente que trata de descubrir la migración o la decisión de ubicación, como Bayer, Ferreira y McMillan(2007); Bayer, McMillan, Murphy y Timmins(2016); obispo y murphy(2011) y Diamante(2016). En la misma dirección, Kennan y Walker(2011) y Albouy(2009) brindan explicaciones sobre cómo los incentivos monetarios, como los ingresos esperados y los impuestos, dan forma a la migración/distribución de los trabajadores en el espacio.

Metodológicamente, este documento contribuye a la literatura de diseño de discontinuidad de límite al proporcionar otro enfoque para una configuración en la que se conoce el estado del tratamiento pero no se conoce el límite. El enfoque BDD se ha aplicado para estudiar políticas que cambian de forma discontinua en el espacio, como el caso de los aumentos del salario mínimo en Tarjeta y Krueger(1994) y Dube, Lester y Reich(2010) o las leyes de derecho al trabajo en holmes(1998). Negro(1999) y Bayer, Ferreira y McMillan(2007) aplicó un diseño similar utilizando los límites de los distritos escolares para estudiar las preferencias de los vecinos; y dell(2010) utilizó la frontera de la minería *mita* para estudiar los efectos a largo plazo de las instituciones coloniales en Perú. Con la creciente disponibilidad de información geográfica, este enfoque se ha utilizado en una variedad de entornos en economía y ciencias políticas. Keele y Titiunik, 2015; posner, 2004; Shapiro, 2018).

Este documento también contribuye a la literatura sobre el estimador coincidente al crear un puente entre el estimador coincidente y el entorno al que se aplica. Para estimar el efecto de tratamiento promedio de la bonificación en el límite, utilice estimadores coincidentes. Este artículo utiliza estimadores desarrollados por Heckman, Ichimura y Todd(1998) (Implementado por Juan, 2017) y Abadie e Imbens(2011). El uso de un estimador coincidente en un BDD está influenciado por Gelman e Imbens(2018) recomendación de emplear un enfoque no paramétrico en diseños de discontinuidad de regresión en lugar de polinomios de alto orden.⁶ Keele y Titiunik(2015) siguen esta implementación en un entorno espacial. Para complementar la

⁶El uso de polinomios en un entorno espacial es examinado por dell(2010).

enfoque de estimador coincidente También realizo una verificación de robustez utilizando un enfoque de regresión clásico con efectos fijos específicos de la ubicación similares a [Negro\(1999\)](#).

El resto del documento está organizado de la siguiente manera. La Sección 2 proporciona detalles sobre el marco institucional y el programa de bonificación, así como los datos. La Sección 3 presenta el enfoque de coincidencia para el diseño de discontinuidad de límite y la Sección 4 muestra los resultados. La Sección 5 conecta la retención de maestros con un modelo de elección discreta para brindar una explicación de los resultados heterogéneos. La sección 7 concluye.

2 Marco Institucional y Datos

En esta sección, describo el entorno institucional y documento los hechos clave del sistema de educación pública peruano. En primer lugar, describo cómo se gestionan los docentes de la educación pública. En segundo lugar, describo la implementación de los bonos específicos de ubicación. La implementación de bonificación divide las escuelas en diferentes grupos e induce límites geográficos que hacen que los salarios cambien de forma discontinua en el espacio. Finalmente, describo el perfil de las escuelas y docentes en los diferentes grupos generados por los bonos. Como era de esperar, los docentes de las escuelas más remotas se enfrentan a un entorno más desafiante.

2.1 Sistema de educación pública peruana

El sistema de educación pública peruano está a cargo de atender a casi seis millones de estudiantes en tres niveles educativos: Preescolar, Primaria y Secundaria.⁷ El gobierno establece las políticas de personal para que puedan atender a este considerable cuerpo estudiantil.⁸

Las escuelas públicas están agrupadas geográficamente en 228 distritos escolares.⁹ Los distritos escolares peruanos están a cargo de la gestión local del personal e implementan muchas de las normas definidas a nivel nacional. A diferencia de los EE. UU., los distritos escolares en Perú solo administran las políticas nacionales y no tienen la capacidad de promulgar sus propias políticas. Los distritos escolares están agrupados en 26 departamentos (*departamentos*)¹⁰ cuáles son los análogos más cercanos a un estado en los EE. UU.

El sistema educativo tiene dos tipos de contrato para los docentes: permanente y temporal. Los docentes permanentes tienen antigüedad con plena estabilidad laboral. Acceso a un contrato indefinido

⁷ Kindergarten tiene dos grados, Elementary tiene seis grados y High Schools tiene cinco grados. El

⁸ Ministerio de Educación es la institución encargada de la educación pública.

⁹ El nombre legal del distrito escolar es Unidad de Gestión de Educación Local (*Unidad de Gestión Educativa Local en español.*).

¹⁰ Formalmente existen 24 departamentos y dos provincias con regímenes especiales (Lima y Callao).

el puesto se logra a través de exámenes nacionales de ingreso.¹¹ Los profesores permanentes tienen total flexibilidad para moverse dentro de Perú siempre que encuentren una vacante disponible. Una vez que los maestros permanentes se mudan, deben permanecer en la nueva ubicación durante al menos dos años o pierden su titularidad. Dado que los maestros permanentes tienen un alto grado de libertad para moverse entre las escuelas, el sistema tiene que llenar la escasez de maestros permanentes con maestros temporales. Los maestros temporales son contratados para ocupar puestos docentes cuando no hay suficientes maestros permanentes. Vale la pena señalar que los maestros temporales no pueden convertirse en permanentes a menos que aprueben los exámenes nacionales de ingreso.

Tanto los maestros permanentes como los temporales deben estar calificados (es decir, tener un título universitario en educación). Un requisito para convertirse en maestro permanente es estar calificado, pero el requisito de calificación se puede dispensar para los maestros temporales cuando las vacantes no se han llenado. La característica de contrato y calificación define tres grupos distintos de docentes: docentes permanentes, docentes temporales calificados y docentes temporales no calificados. Los tres tipos de maestros son elegibles para recibir los bonos específicos de la ubicación.

En figura¹Muestro tendencias recientes en el número de maestros para los tres tipos. Los docentes permanentes representan la mayor parte de los docentes del sistema educativo público. Con más de doscientos mil docentes, representan el 58% del total de docentes en 2017. El número de docentes temporales titulados ha aumentado considerablemente en los últimos cinco años. El sistema pasó de 45 mil docentes temporales calificados en 2013 a 138 mil en 2017. También ha habido un aumento en la contratación de docentes no calificados, alcanzando un máximo de trece mil en 2017.

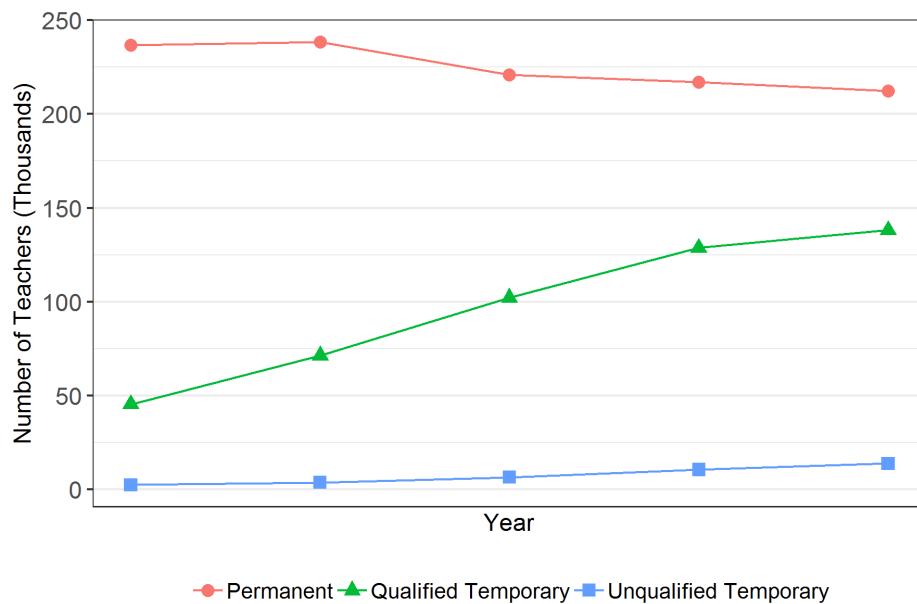
2.2 Salarios mensuales y bonos específicos de ubicación

Los salarios mensuales de los maestros públicos estuvieron estancados durante un largo período de tiempo, pero han mejorado rápidamente como parte de la reforma educativa implementada en 2015. Cada maestro recibe un salario base que es independiente de las características de la escuela. La reforma educativa estableció un cronograma de ocho escalones para los salarios base, con el salario base en cada escalón vinculado al escalón más bajo, como se muestra en la tercera columna de la Tabla¹. En 2017, el salario base más bajo comienza en S/ 1,780.50, que es más del doble del salario mínimo nacional mensual de S/ 850.¹²Solo a los maestros permanentes se les permite subir la escala salarial, mientras que todos

¹¹ Los exámenes de ingreso más recientes han tenido lugar en 2009, 2010, 2011 y 2015 ([Majerowicz y Montero, 2018](#)).

¹² La moneda monetaria peruana es el “sol” y se denota por S/. El tipo de cambio ha estado alrededor de S/3.3 por \$1 durante los últimos cuatro años.

Figura 1:Número de docentes por contrato y calificación



Fuente: Ministerio de Educación, datos administrativos de docentes combinados con el Censo Escolar.

los maestros temporales se colocan en el escalón más bajo.¹³ A partir de 2017, el escalón más alto alcanzado por los docentes es el sexto escalón que está asociado a un incremento del 50% sobre el salario base del primer escalón.

Como parte de la reforma educativa, el gobierno implementó bonos específicos de ubicación enfocados en escuelas no urbanas, escuelas de frontera y la principal región productora de coca (región VRAEM). La intención principal de estos bonos es brindar apoyo financiero a los maestros que trabajan en lugares remotos. El salario completo es una combinación de estos bonos específicos de la ubicación y el salario base.¹⁴

Las escuelas no urbanas están clasificadas por el gobierno como Aisladas, Rurales y Suburbanas.¹⁵ La clasificación depende de la distancia en minutos desde la capital de provincia más cercana y el tamaño de la población de la ciudad circundante.^{diciséis} Si una escuela se encuentra a más de 120 minutos de la cabecera provincial y si la localidad aledaña tiene menos de 500 habitantes, entonces la escuela se clasifica como Aislada. Los docentes que laboran en las escuelas Aisladas reciben un bono mensual de S/ 500, que representa el 28.1% del salario base más bajo. Todos los demás no urbanos

¹³ Los maestros permanentes pueden ascender en la escala a través de evaluaciones a nivel nacional.

¹⁴ Los profesores también pueden tomar tareas adicionales que tienen un bono correspondiente.

¹⁵ Aislado, rural y suburbano se clasifican legalmente como rural 1, rural 2 y rural 3.

^{diciséis} Perú está dividido en 196 provincias (*provincias*) que generalmente se utilizan para construir distritos escolares.

tabla 1

Tabla de Salario Base Mensual y Distribución Docente a partir de 2017

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Paso	Base Mensual Salario (S/)	% de Primero Paso	Distribución de Permanente Profesores	Distribución de Temporario Profesores
Primero	1,781	100%	34%	100%
Segundo	1,959	110%	29%	0%
Tercero	2,137	120%	20%	0%
Cuatro	2,315	130%	11%	0%
Quinto	2,671	150%	4%	0%
Sexto	3,116	175%	1%	0%
Séptimo	3,383	190%	0%	0%
Ocho	3,739	210%	0%	0%

Fuente: Ministerio de Educación, datos administrativos de docentes combinados con el Censo Escolar.

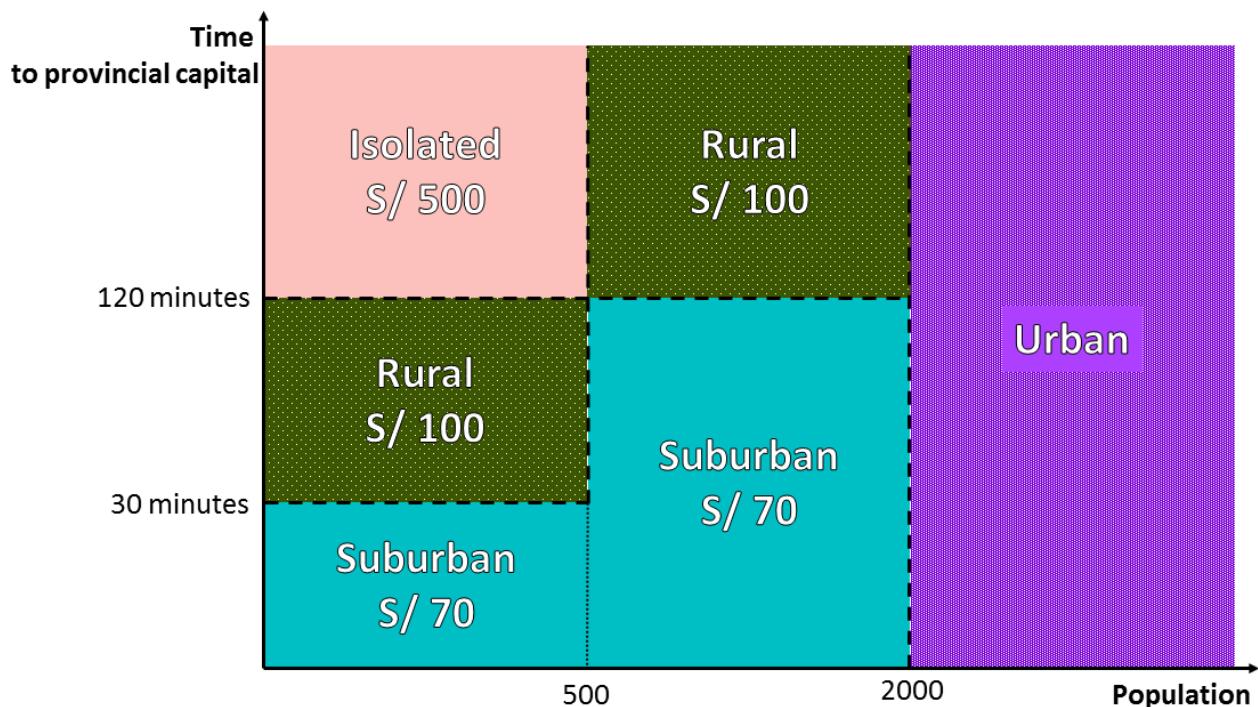
las clasificaciones se muestran en la Figura 2 y el cronograma completo de bonos específicos de la ubicación se describe en la Tabla 2. Los tres tipos de escuelas no urbanas se distribuyen por Perú, mientras que las escuelas urbanas se concentran principalmente a lo largo de la costa. La distribución espacial de las escuelas en Perú en términos de su clasificación urbana/no urbana se muestra en la Figura 19 en el Apéndice C.

Los otros dos bonos tienen un alcance geográfico más reducido. El primero es el bono VRAEM que se aplica a las escuelas de la región VRAEM, la principal región productora de coca en Perú. El bono es de S/ 300 y es aproximadamente el 17% del salario base del primer escalón. El segundo es el Bono Frontera para docentes que trabajan cerca de las fronteras con Bolivia, Brasil, Chile, Colombia y Ecuador. Este es un bono menor y equivale al 5,6% del salario base más bajo. En figura 18 en el Apéndice C, muestro la distribución espacial de ambas clasificaciones.

2.3 Distribución de Recursos

La implementación del programa de bonificación está parcialmente motivada por la distribución desigual de los recursos que enfrentan los maestros y los estudiantes en el espacio. Para tener un sentido de la

Figura 2: Clasificación Rural por Tiempo de Viaje a Capital de Provincia y Población Local



situación desigual de las escuelas, proporciono algunas estadísticas resumidas para las escuelas primarias en 2016 en la Tabla3. Las estadísticas se muestran para cada clasificación en el cuadro de bonos, así como escuelas urbanas en ciudades con menos de 50 mil habitantes.

Considere primero el ambiente fuera de las escuelas. se pliega Por construcción, el tamaño de la ciudad de a medida que avanzamos hacia lugares más remotos. En cuanto a los tres principales públicos servicios (electricidad, agua y saneamiento), podemos observar claramente los entornos desfavorables que enfrentan estudiantes y docentes en lugares remotos.

En cuanto a los resultados de los estudiantes, los puntajes estandarizados en lectura y matemáticas de los estudiantes disminuyen a medida que salimos de las ubicaciones urbanas. Los resultados son significativos si notamos que las escuelas Aisladas están alrededor de una desviación estándar de las escuelas Urbanas en ambas materias. El porcentaje de estudiantes que repiten un grado está entre el 9 y el 11 %, pero no hay un patrón claro entre las escuelas.

Si observamos la composición del tipo de contrato entre las escuelas, los resultados muestran un patrón esperado. A medida que pasamos de las escuelas urbanas a las aisladas, la fracción de docentes permanentes disminuye del 78 % en promedio al 48 % en promedio. De la misma manera, la fracción de docentes temporales no calificados aumenta del 2% al 5%.

Con la reforma educativa el gobierno incrementó sus esfuerzos para llenar más puestos docentes

Tabla 2
Estructura Bono Salario Mensual

Prima	S/	% de primer paso Salario base	% de Quinto Paso Salario base
Clasificación no urbana			
Aislado	500	28,1%	18,7%
Rural	100	5,6%	3,7%
Suburbano	70	3,9%	2,6%
VRAEM	300	16,8%	11,2%
fronteras	100	5,6%	3,7%

puestos, particularmente en lugares no urbanos, mediante la contratación de más maestros temporales. El aumento de la contratación temporal de docentes alcanzó a todas las geografías. Muestro la distribución agregada de maestros temporales en diferentes clasificaciones escolares en la Tabla 22 del Apéndice F. De acuerdo con las estadísticas anteriores, las ubicaciones más remotas siempre tienen relativamente más maestros temporales. La proporción de docentes temporales dentro de cada ubicación geográfica disminuye a medida que avanzamos hacia ubicaciones remotas: del 27 % en ubicaciones urbanas al 63 % en ubicaciones aisladas en 2017.

Dado que el sistema de personal está diseñado para resolver la escasez, la cantidad de estudiantes es la fuerza principal que impulsa la cantidad de maestros (permanentes + temporales) en cada escuela. Como se puede ver en la Tabla 3, la proporción de alumnos por maestro es constante en los diferentes tipos de escuelas. En promedio, las escuelas no se desvían de la proporción de alumnos por docente y la escasez de docentes no es el problema principal. En cambio, el problema principal parece ser la distribución de los maestros.

El sistema de personal da prioridad a los maestros permanentes para moverse por el espacio, menor prioridad a los maestros temporales calificados y menor a los maestros temporales no calificados. Obviamente, esto da forma a la distribución geográfica del capital humano, lo que resulta en una distribución desigual de docentes permanentes, temporales calificados y temporales no calificados. Las tasas de retención por tipo de docente en la Tabla 3 muestran claramente este patrón en diferentes clasificaciones escolares. La tasa de retención de docentes permanentes disminuye de 95% en escuelas Urbanas a 89% en escuelas Aisladas. La tasa de retención de los docentes temporales calificados no presenta este comportamiento monótono en términos de aislamiento y fluctúa alrededor del 25%, mientras que los docentes temporales no calificados muestran tasas de retención muy bajas. El orden de prelación induce a los docentes permanentes a trabajar en localidades urbanas, los docentes temporales calificados

Tabla 3
Estadísticas resumidas de la escuela primaria - 2016

	(1) Aislado	(2) Rural	(3) Suburbano	(4) Urbano	(5) VRAEM	(6) Frontera
población del pueblo	147.62 (144.6)	235.76 (359.2)	496.33 (414.2)	7.067,39 (11432.7)	557.45 (2631.6)	492.42 (1917.0)
Pueblo con red eléctrica	0.79 (0.40)	0,95 (0.21)	0.99 (0.11)	0,95 (0.22)	0.88 (0.32)	0.79 (0.40)
Pueblo con red de agua	0.37 (0.48)	0.57 (0.49)	0.73 (0.44)	0.81 (0.39)	0.56 (0.49)	0.40 (0.49)
Pueblo con red de saneamiento	0.19 (0.39)	0.30 (0.46)	0.48 (0.50)	0.75 (0.42)	0.36 (0.47)	0.18 (0.38)
Fracción de Docentes Permanentes	0,46 (0.42)	0.70 (0.36)	0.80 (0.26)	0.74 (0.30)	0.55 (0.40)	0.52 (0.42)
Fracción de Temp calificado. Profesores	0.44 (0.42)	0.28 (0.34)	0.18 (0.25)	0.23 (0.27)	0.40 (0.38)	0.32 (0.38)
Fracción de temperatura no calificada. Profesores	0.10 (0.27)	0.02 (0.12)	0.01 (0.066)	0.04 (0.16)	0.05 (0.17)	0.16 (0.33)
Tasa de retención de Perm. Profesores	0.89 (0.28)	0.91 (0.24)	0,93 (0.18)	0,95 (0.15)	0.89 (0.26)	0.92 (0.22)
Tasa de Retención de Cal. Temperatura. Profesores	0.23 (0.39)	0.19 (0.35)	0.25 (0.37)	0.33 (0.37)	0.19 (0.33)	0.31 (0.42)
Tasa de Retención de Unq. Temperatura. Profesores	0.22 (0.39)	0.12 (0.29)	0.08 (0.25)	0.19 (0.37)	0.18 (0.36)	0.28 (0.41)
Proporción de estudiantes por maestro	16.35 (10.6)	14.95 (9.29)	15.71 (8.62)	18.81 (8.84)	14.97 (7.86)	16.30 (11.0)
Número de profesores	2.01 (1.45) (2.43)	2.80 (3.73)	4.67	10.99 (10.4)	3.57 (4.64)	3.46 (4.88)
Puntaje de lectura	515,06 (62,2)	532,51 (56,3)	550,95 (51,5)	575.89 (52.2)	540.09 (53.3)	539.38 (62.9)
Puntuación matemática	530,43 (96,3)	554,47 (91,8)	579,19 (85,7)	606.55 (80.2)	566.05 (93.0)	563.26 (95.6)
Fracción de estudiantes que repiten grados	0.11 (0.13)	0.09 (0.10)	0.09 (0.091)	0.11 (0.093)	0.10 (0.11)	0.10 (0.12)
norte	8,406	8,327	3,915	3,211	1,209	1,918

Fuente: Ministerio de Educación, conjunto de datos administrativos de docentes combinado con datos del Censo Escolar. *notas:* La unidad de observación es una escuela. Cada celda es un promedio. Desviaciones estándar entre paréntesis. La muestra solo incluye colegios de localidades de menos de 50.000 habitantes. Pueblo con red eléctrica, agua de saneamiento son variables indicadoras iguales a 1 cuando el servicio está disponible. La tasa de retención es la fracción de maestros que trabajan en la misma escuela en 2017. La clasificación VRAEM y Frontier puede superponerse con la clasificación Urbana/No urbana.

Tabla 4
Fracción de Docentes Temporales Calificados por Año

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Aislado	Rural	Suburbano	Urbano
2013	0.87	0,95	0.98	0.99
2014	0.88	0,95	0.98	0.98
2015	0.85	0,93	0,95	0.96
2016	0.84	0.90	0,93	0,95
2017	0.84	0.89	0,93	0,95

Fuente: Ministerio de Educación, conjunto de datos administrativos de docentes combinado con datos del Censo Escolar.

notas: Un maestro temporal calificado tiene un título universitario educativo. El numerador de cada fracción es el número de docentes temporales calificados y el denominador es el número total de docentes temporales (calificados y no calificados).

trabajan en las escuelas más aisladas y los maestros temporales no calificados trabajan en los lugares más aislados. La forma en que se forma la distribución tiene un fuerte componente de ciclo de vida que se explora en el ApéndiceA.

Si nos centramos en los docentes temporales, los hechos empíricos anteriores implican que la proporción de docentes temporales calificados (en términos de todos los docentes temporales) disminuye a medida que avanzamos hacia escuelas más aisladas. En mesa4, muestro la proporción de docentes calificados (en términos del número total de docentes temporales) por regiones geográficas. En 2017, el porcentaje de docentes temporales calificados en las escuelas aisladas es del 84%. Este porcentaje aumenta a 89% en Rural, 93% en Suburbano y 95% en Urbano. Esta estructura es persistente y se ha agudizado en los últimos años, en cierta medida impulsada por los esfuerzos por cubrir plazas docentes sin incrementar el número de docentes permanentes. Para estar seguro de que esto no es impulsado por ciertos distritos escolares con un mayor nivel de escuelas rurales, realicé un análisis de regresión controlando los efectos fijos de los distritos escolares. Los resultados se muestran en la Tabla 21 del Apéndice.

2.4 Composición del docente y resultados de los estudiantes

Para mostrar la importancia de la composición docente, primero muestro la relación entre la proporción de Temporales Calificados y Temporales No Calificados y los resultados de los estudiantes. Hago una regresión de los puntajes de las pruebas estandarizadas de lectura y matemáticas de los estudiantes de segundo grado en la proporción de Qual-

Tabla 5
Composición del maestro sobre puntajes de lectura estandarizados

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	Todos	Aislado	Rural	Suburbano	Urbano	VRAEM	Frontera
Fracción de Unq. Temperatura.	- 12,9** (4.60)	- 17,7** (5.50)	- 9.75 (10.9)	- 0,59 (16.5)	5.04 (13.7)	- 24.1 (17.4)	- 22,4* (10.9)
Fracción de Cal. Temperatura.	- 2.74 (1.75)	1.54 (3.18)	- 1.11 (2.74)	3.92 (4.26)	- 9.99** (3.28)	0.47 (9.98)	- 2,06 (8.33)
Constante	539.1 *** (0.34)	505.0 *** (1,12)	523.3 *** (0,54)	539.5 *** (0.52)	575.8 *** (0.42)	524.8 *** (3.03)	535.0 *** (2.03)
Obs.	53802	11023	14811	10359	16968	1860	2994
<i>R</i> ₂	0.71	0,64	0,61	0,62	0.77	0,65	0.75

Fuente: Ministerio de Educación, Evaluación del Censo de Estudiantes, Censo Escolar, conjunto de datos de docentes administrativos.

notas: errores estándar agrupados del distrito escolar. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Variable dependiente: Puntaje estandarizado en lectura de los estudiantes de segundo grado (promedio escolar). Todas las regresiones abarcan de 2013 a 2016 e incluyen efectos fijos escolares y departamentales. ×año de efectos fijos.

Docentes temporales calificados y no calificados a nivel de año escolar. Incluyo efectos fijos escolares así como efectos fijos temporales. Los resultados muestran que la composición de los docentes está relacionada con puntajes más bajos, pero esta relación no se mantiene en los diferentes tipos de escuelas. Los resultados se muestran en la Tabla 5 y 6. La primera columna muestra el resultado de todas las escuelas agrupadas y las otras seis columnas se enfocan en escuelas según su clasificación no urbana, escuelas VRAEM y escuelas Fronterizas.

La presencia de maestros temporales no calificados está fuertemente asociada con bajos puntajes en lectura y matemáticas. Este resultado es especialmente cierto en las Escuelas Aisladas y en menor grado en las escuelas del VRAEM y de la Frontera, donde los resultados son menos precisos. Para comprender la magnitud del efecto, en un año dado, el 5 por ciento de las escuelas aisladas experimentan un aumento de 33 puntos porcentuales en la fracción de maestros temporales no calificados. Un incremento de tal magnitud está asociado a una disminución en los puntajes de lectura y matemáticas equivalentes a .12 y .65 desviaciones estándar, respectivamente. Los docentes temporales calificados parecen no estar fuertemente relacionados con puntajes más altos o más bajos. La única excepción a estas relaciones se presenta en las escuelas Urbanas, donde la fracción de docentes temporales calificados se correlaciona con puntajes más bajos en lectura y matemáticas.

Aunque los resultados no brindan evidencia concluyente de una relación causal entre la composición de los docentes y los resultados de los estudiantes, sí muestran que los docentes temporales no calificados pueden contribuir potencialmente a resultados académicos más bajos en las escuelas remotas.

Tabla 6
Composición del maestro sobre puntajes de matemáticas estandarizados

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	Todos	Aislado	Rural	Suburbano	Urbano	VRAEM	Frontera
Fracción de Unq. Temperatura.	- 55,8*** (4.68)	- 17,3* (8.36)	- 13,7 (16.3)	- 7,99 (25.3)	- 8,88 (19.0)	- 32,6 (29,0)	- 19,6 (17.3)
Fracción de Cal. Temperatura.	- 31,0*** (1.90)	2,11 (4.28)	- 3,72 (4.19)	1,30 (6.35)	- 15,7** (5.00)	- 6,38 (13.4)	- 2,78 (13.8)
Constante	546,5*** (0.79)	505,3*** (1,54)	528,1*** (0,83)	546,6*** (0.77)	580,9*** (0.64)	528,9*** (4.14)	540,4*** (3.34)
Obs.	56891	11023	14810	10359	16968	1860	2994
R ₂	0,28	0,61	0,59	0,60	0,73	0,62	0,70

Fuente: Ministerio de Educación, Evaluación del Censo de Estudiantes, Censo Escolar, conjunto de datos de docentes administrativos. Errores estándar agrupados del distrito escolar. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Variable dependiente: Puntaje estandarizado en matemáticas de los estudiantes de segundo grado (promedio escolar). Todas las regresiones abarcan de 2013 a 2016 e incluyen efectos fijos escolares y departamentales. x año de efectos fijos.

2.5 Datos

Empleo dos conjuntos de datos en este documento. Primero, construyo un conjunto de datos de panel de escuelas que proporciona información sobre las escuelas y la ciudad que las rodea. Estos datos son cruciales para calcular la proximidad entre las escuelas y los maestros y permiten el uso de un diseño de discontinuidad de límites. En segundo lugar, reúno un conjunto de datos del panel de maestros que, junto con los datos de la escuela, me permite seguir a los maestros en todas las escuelas y el espacio.

2.5.1 Datos escolares

Los datos de la escuela utilizan información de diferentes fuentes. La geolocalización, así como la clasificación de bonos de cada escuela se obtiene de los registros públicos publicados en línea por el Ministerio de Educación. La mayoría de las características de las escuelas se obtienen del Censo Escolar, que es respondido por los directores de las escuelas. Esta fuente tiene información sobre la matrícula de estudiantes, el número de estudiantes que repiten grado y las características de la ciudad.

Completo estos datos con los puntajes promedio de los estudiantes en las pruebas de la Evaluación Censal de Estudiantes. Esta evaluación es una prueba estandarizada de lectura y matemáticas que se aplica todos los años a los estudiantes de segundo grado de las escuelas primarias.

2.5.2 Datos del profesor

Utilizo datos administrativos para ensamblar un panel de datos de docentes de 2013 a 2017. Por un lado, utilizo un conjunto de datos de puestos de trabajo para identificar las escuelas donde trabajaron los docentes y obtener su tipo de contrato (permanente o temporal). Este conjunto de datos también contiene información sobre la edad, el sexo y la experiencia. Complemento este dato con información salarial que tiene detalle sobre el salario base mensual y todas las bonificaciones recibidas. Finalmente, utilizo información del Censo Escolar para recuperar la calificación de los docentes.

3 Diseño de discontinuidad de límite

En esta sección proporciono el marco que combina estimadores coincidentes con el BDD. Primero, describo por qué el programa de bonos induce un BDD que no se observa. En segundo lugar, presento el posible marco de resultados. Finalmente, describo los estimadores coincidentes que empleo para recuperar el límite no observado y estimar el efecto promedio del tratamiento en el límite.

3.1 Límites no observados

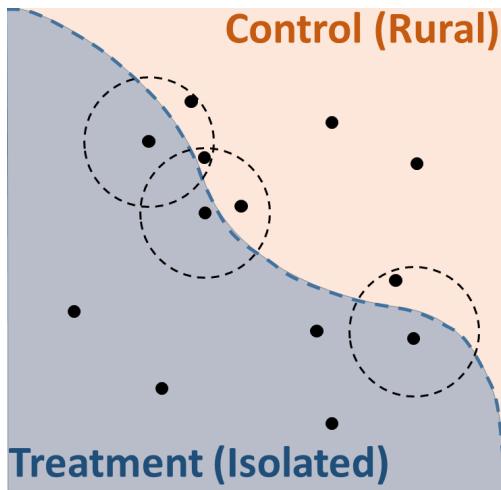
La frontera de los bonos salariales no urbanos se define a nivel de escuela por dos variables: la distancia a la capital de provincia y la población de la localidad aledaña, como ya se muestra en la Figura 2. Esta regla define implícitamente una línea fronteriza entre diferentes regiones de bonificación.¹⁷ Los límites pueden aparecer entre escuelas Aisladas, Rurales, Suburbanas y Urbanas. Este límite no debe confundirse con un diseño de discontinuidad borrosa porque, en este caso, los grupos de tratamiento y control están bien definidos.

El límite geográfico entre bonos define una discontinuidad bidimensional en el espacio de longitud-latitud. En figura 3, muestro un ejemplo hipotético bidimensional del límite implícito entre escuelas aisladas y rurales. Proporciono dos ejemplos de los datos que muestran 20 km.² bloques que distinguen la clasificación escolar a través del espacio en la Figura dieciséis en el Apéndice C.

Un tema crucial que debo abordar es la presencia de comodidades no observadas que se correlacionan con el salario de bonificación. Las escuelas más remotas tienen bonos más altos pero también están en menos

¹⁷ Computacionalmente, es posible calcular la bonificación para cada coordenada para descubrir el verdadero límite, pero es inútil y requiere mucho tiempo para calcular desde la perspectiva del gobierno.

Figura 3: Emparejamiento multivariado bajo una frontera desconocida



Nota: Cada punto representa una escuela. El radio de cada círculo representa el calibre o la mitad del ancho de banda cuando se usa un kernel de Epanechnikov.

lugares deseables. Si no controlo tales comodidades no observadas, mis estimaciones sufrirán el sesgo de la variable omitida.

Para abordar el sesgo de la variable omitida, identifico el efecto de la bonificación empleando la suposición de diseño de discontinuidad en los límites. Supongo que dos maestros que trabajan en lados opuestos del límite se enfrentan a las mismas comodidades no observadas, por lo que la única diferencia es la bonificación salarial. Formalmente, asumo que las comodidades no observadas cambian continuamente en el espacio.

La literatura anterior que incorpora un diseño de discontinuidad de límite ha utilizado un marco de regresión para estimar el efecto promedio del tratamiento. Para controlar las variables espaciales no observables, la literatura utiliza efectos fijos geográficos (Bayer, Ferreira y McMillan, 2007; Negro, 1999) o polinomios flexibles de longitud y latitud (dell, 2010). Shapiro(2018) usa un marco de regresión pero se enfoca en condados emparejados en ambos lados de una frontera. Hasta cierto punto, está incorporando la coincidencia del vecino más cercano en un marco de regresión.

En este artículo, utilizo estimadores coincidentes para recuperar el efecto promedio del tratamiento. Gelman e Imbens(2018) afirman que la principal diferencia entre varios estimadores de tratamiento promedio es la estructura de ponderación entre unidades tratadas y de control. Cada estimador coincidente proporciona a otro una estructura de ponderación específica. Por ejemplo, la coincidencia del kernel

Los estimadores de ing ponderan las unidades comparables por su proximidad, mientras que la coincidencia del vecino más cercano crea un peso discreto según el número de vecinos utilizados.

Utilizo un estimador coincidente del kernel y el vecino más cercano por tres razones. Primero, no observo la ubicación exacta del límite. Solo conozco el estado del tratamiento. Al aplicar un estimador de emparejamiento, puedo mantener parejas (o grupos) con ambos niveles de tratamiento que están físicamente cerca. Al hacerlo, puedo estar seguro de que un límite se cruza entre ellos como en la figura 3. En segundo lugar, los estimadores de coincidencia de kernel me permiten recopilar más unidades comparables de lo que sería posible utilizando un marco de regresión de efectos fijos de límite. Los estimadores coincidentes encuentran vecindarios locales para cada unidad tratada, mientras que las regresiones de efectos fijos de límites dividen el espacio en bloques, sin aprovechar todo el potencial de agrupar unidades comparables. En tercer lugar, el estimador coincidente me permite otorgar el mayor peso a las unidades geográficamente más cercanas sin desechar la información de las unidades más distantes.

3.2 Marco de resultados potenciales

Para describir un estimador canónico coincidente, tomo prestada la notación de Abadie e Imbens(2011) y cameron y trivedi(2005) para presentar el marco de resultados potencial desarrollado originalmente por Frotar(1974). yo defino $W=1$ como el maestro/recibir un bono (tratamiento) y $W=0$ como no recibir el bono o recibir un bono menor (control)¹⁸. Con un abuso de notación, denote el número y conjunto de unidades de control por n_{control} . Análogamente, el número y conjunto de unidades de tratamiento es $n_{\text{tratamiento}}$. La variable de resultado es la variable indicadora igual a uno si el maestro/se queda un año más en la misma escuela. La variable de resultado potencial sin tratamiento es $Y(0)$ y con tratamiento es $Y(1)$. El efecto del tratamiento para el maestro. es $Y(1)-Y(0)$.

En el caso de un RDD unidimensional donde el tratamiento está definido por un punto de corte C en términos de alguna variable X (es decir, $W=1 \{X_i \geq C\}$), el estadístico de interés es (Imbens y Lemieux, 2008):

$$\begin{aligned} \text{COMI}_{RDD} &= \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \mathbf{mi}[Y_i | X_i = C + \varepsilon] - \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \mathbf{mi}[Y_i | X_i = do - \varepsilon] \\ &= \mathbf{mi}[Y(1) - Y(0) | X = C] \end{aligned}$$

El BDD expande este concepto a un espacio bidimensional, donde cada punto del

¹⁸Esto se puede ampliar para comparar dos regiones con diferentes bonificaciones.

El límite se puede considerar como un límite RDD específico.¹⁹ Por lo tanto, la estadística de interés en el entorno bidimensional es el promedio de todos los RDD locales:

$$\text{COMIÓ}_B = \int \mathbf{m}[Y(1) - Y(0) / X = \mathbf{C}] DR(\mathbf{C}/B) \quad (1)$$

$$= \mathbf{m}[Y(1) - Y(0) / B] \quad (2)$$

dónde B es el conjunto de unidades de contorno. Me centraré en ATET $_B$, el efecto promedio del tratamiento en el tratado en el límite, lo que cambia la ecuación (2) levemente:

$$\text{ATET}_B = \mathbf{m}[Y(1) - Y(0) / B, W = 1]. \quad (3)$$

3.3 Estimador

El estimador coincidente utilizado para calcular ATET $_B$ crea un grupo comparable para cada unidad tratada en el límite B . Para cada unidad tratada nos gustaría calcular $Y(1) - Y(0)$, pero sólo $Y(1)$ es observable y el objetivo principal es aproximar $Y(0)$. Estimadores coincidentes aproximados $Y(0)$ por

$$\hat{Y}(0) = \sum_{j \in A \cap B} w(i,j) Y_j$$

dónde $A \cap B$ es el conjunto de comparación en el grupo de control para la unidad tratada j y $w(i,j)$ es una función de ponderación específica para que $\sum_{j \in A} w(i,j) = 1$ y $w(i,j) \in [0, 1]$. La manera en que A se construye y la forma funcional de $w(\cdot, \cdot)$ definir diferentes estimadores coincidentes. El ATET $_B$ estimación es la agregación a través de las observaciones tratadas en el

¹⁹Formalmente, podemos pensar en el BDD como promedios de estimaciones de RDD. Dejar B ser el conjunto de frontera puntos donde $\mathbf{C} \in B$ y \mathbf{v} es un vector que cruza la frontera en \mathbf{C} . Una representación gráfica se muestra en la Figura 17 en el Apéndice C. Si sólo estudiáramos la dirección de \mathbf{v} en el punto \mathbf{C} , la estimación de interés sería

$$\text{COMIÓ}_{\text{RDD}} = \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \mathbf{m}[Y_i / X = \mathbf{C} + \mathbf{v}\varepsilon] - \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \mathbf{m}[Y_i / X = \mathbf{C} - \mathbf{v}\varepsilon]$$

Dado que tenemos muchos puntos, la estadística de interés en un BDD sería el promedio entre los puntos límite B :

$$\begin{aligned} \text{COMIÓ}_B &= \int \text{COMIÓ}_{\text{RDD}} DR(\mathbf{C}/B) = \int \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \mathbf{m}[Y_i / X = \mathbf{C} + \mathbf{v}\varepsilon] - \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \mathbf{m}[Y_i / X = \mathbf{C} - \mathbf{v}\varepsilon] DR(\mathbf{C}/B) \\ &= \mathbf{m}[Y(1) - Y(0) / X = \mathbf{C}] DR(\mathbf{C}/B) \end{aligned}$$

En mi caso me interesaría utilizar la distribución de X en el lado del tratamiento, por lo tanto, solo necesito cambiar el condicionamiento de la integral para obtener ATET $_B = \mathbf{m}[Y(1) - Y(0) / X = \mathbf{C}] DR(\mathbf{C}/B, W = 1)$. Esta derivación es similar a [Keele y Titiunik \(2015\)](#).

Perímetro

$$\text{ATÉTICO}_B = \frac{1}{norte} \sum_{i \in norte \cap B} (Y_i - \sum_{j \in A_i} w(i,j) Y_j)$$

que es el análogo de la ecuación (3).

Ahora centrémonos en la coincidencia del vecino más cercano y la coincidencia del kernel. El emparejamiento está hecho comparando un vector bidimensional $\mathbf{X} = X_{largo, i}$, X_l que representan al maestro/lugar de trabajo coordenadas de longitud y latitud. los *METRO*-El estimador coincidente del vecino más cercano elige *METRO* unidades de control más cercanas (con respecto a alguna norma $\|\cdot\|$) a i . Formalmente, el más cercano-conjunto de comparación de vecinos *METRO* es

$$\{ j \in norte : \exists k \in norte : \|X_i - X_k\| \leq \|X_i - X_j\| \leq METRO \}$$

donde asumo que no hay lazos. La función de ponderación es

$$WMETRO(i,j) = \frac{1}{METRO}.$$

En el caso del estimador de coincidencia kernel, el conjunto de comparación es el conjunto de control completo, es decir $norte$, y la función de ponderación es

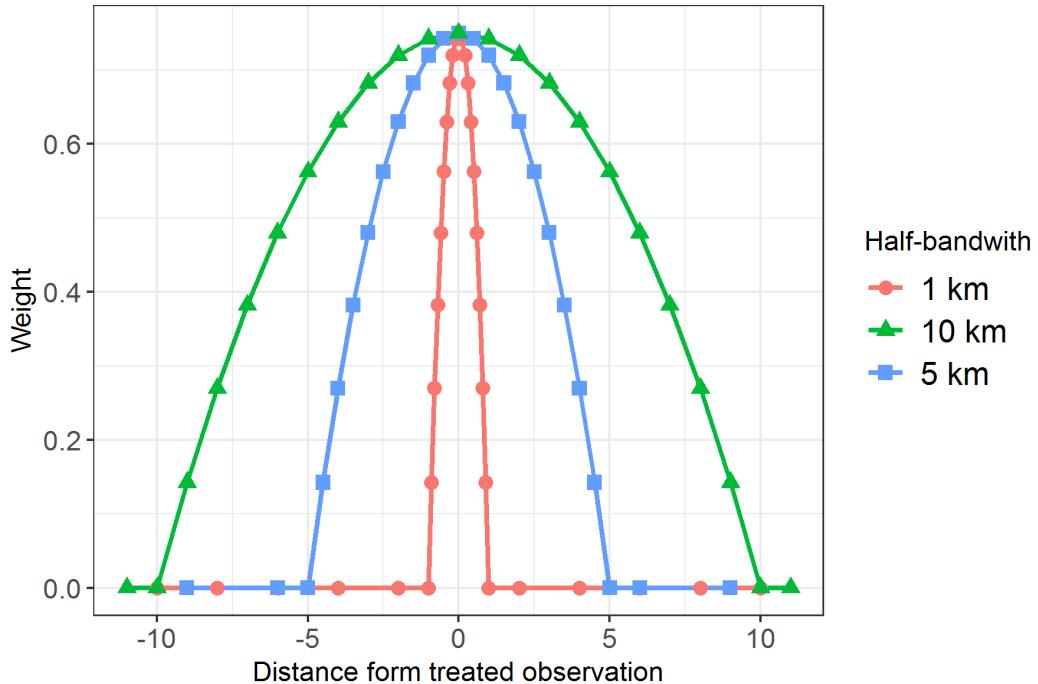
$$w_k(i,j) = \frac{k \frac{\|x_i - x_j\|}{b}}{\sum_{p \in norte \setminus k} \frac{\|x_i - x_p\|}{b}}$$

dónde k es un kernel de Epanechnikov, $\|\cdot\|$ es la misma norma utilizada para los vecinos más cercanos y b es la mitad del ancho de banda. Esta metodología es análoga a la coincidencia de puntuación de propensión, pero en lugar de utilizar la distancia entre probabilidades, utiliza la distancia física entre unidades.

Para todas mis estimaciones utilizo la norma euclídea y para el estimador de coincidencia del kernel aplico el kernel de Epanechnikov. Por lo general, el ancho de banda no tiene una interpretación intuitiva, pero en el caso de la coincidencia basada en la distancia, el ancho de banda tiene una interpretación espacial. El kernel de Epanechnikov crea un calibre con respecto a la distancia como se muestra en la Figura 4. A medida que aumenta el ancho de banda, también aumenta el calibre implícito. Por ejemplo, al usar un $b=5$, cada unidad tratada se compara con observaciones dentro de un radio de 5 km²⁰ y las unidades más cercanas reciben más peso.

²⁰Cualquier observación fuera del radio de 5 km recibe un peso de cero.

Figura 4: Núcleo de Epanechnikov con 1 km, 5 km y 10 km medio-anchos de banda



Dado que mi estrategia de coincidencia solo utiliza un procedimiento de coincidencia a distancia, necesito controlar otras características observables, como la edad y el sexo. Para hacerlo, empleo un procedimiento de ajuste de sesgo propuesto por [Abadie e Imbens\(2011\)](#) tal que

$$\hat{Y}_i(0) = \sum_{j \in A_i \cap B} w(i,j) Y_j + \hat{\mu}(X_i) - \hat{\mu}(X_j) \quad (1)$$

dónde $\hat{\mu}$ es el valor predicho de una regresión de Y en X restringida al grupo de control. La intuición detrás de esta corrección es sencilla. Dado que el procedimiento de emparejamiento reunir maestros de diferentes grupos de edad, necesito restar el efecto de la edad de los emparejados unidad de control $\hat{\mu}(X_j)$ y agregue el resultado promedio relacionado con la unidad tratada las características de $, \hat{\mu}(X_i)$.

Elijo no incluir el género y la edad como variables coincidentes por dos razones. Primero, la discontinuidad es espacial y hago coincidir las observaciones en la misma dimensión. Al igual que en una coincidencia de puntuación de propensión, no incluyo variables irrelevantes en la función logit que no afectan la propensión a recibir tratamiento. En segundo lugar, la interpretación del ancho de banda es intuitiva y transparente. Al incluir género o edad, perdería estas dos propiedades.

Un marco de regresión no encuentra estos problemas, porque todas las variables se incluirían como regresores. En el marco de regresión, uso 5 y 10 km.²¹ efectos fijos (que llamaré efectos fijos en bloque) para aproximar los servicios locales y los mercados locales. Además, solo me enfoco en las observaciones tratadas y de control que tienen al menos una observación del otro grupo en un radio de 10 km.²¹ La regresión que estimo está dada por

$$Y = Z\alpha + \beta W + \varphi b(i) + \varepsilon \quad (4)$$

dónde Z son variables de control, W es la variable de tratamiento, y $\varphi b(i)$ es el bloque de efecto fijo para la unidad i . El ATET estimador en este marco es β .

4 resultados

Mi objetivo es cuantificar el efecto de la bonificación en la retención de docentes y la composición docente dentro de las escuelas. Enfoco mi análisis en los tres límites que proporcionan los cambios salariales más pronunciados: límite aislado/rural, límite VRAEM y límite fronterizo.²²

Las estimaciones muestran tres patrones. En primer lugar, los docentes temporales muestran un aumento en las tasas de retención en los diferentes bonos, mientras que los docentes permanentes no se ven afectados por ellos. En segundo lugar, el efecto de las bonificaciones en la retención de docentes no es monótono en términos de su valor monetario. Por ejemplo, el efecto de un bono de S/100 (bono de Frontera) puede tener un impacto similar en comparación con un aumento de bono de S/400 (límite aislado/rural). En tercer lugar, la bonificación parece no tener efectos importantes en la composición de docentes dentro de las escuelas.

Primero muestro gráficamente las discontinuidades salariales mensuales inducidas por el programa de bonificación. Estos bonos cubren diferentes zonas del Perú como se muestra en las Figuras 18 y 19 en el Apéndice C. Luego, proporciono evidencia de la validez del BDD a través de los tres límites. Finalmente, presento el ATET estimaciones sobre la retención de docentes y la composición de docentes dentro de las escuelas.

4.1 Discontinuidades Salariales Mensuales

Para fijar ideas y mostrar que el programa de bonos genera discontinuidades salariales, primero muestro cifras en la tradición de discontinuidad de regresión como en[Bayer, Ferreira y McMillan](#)

²¹ Los resultados son robustos para el tamaño del radio (radios de 1 km y 5 km), pero pierdo potencia cuando uso radios más pequeños.

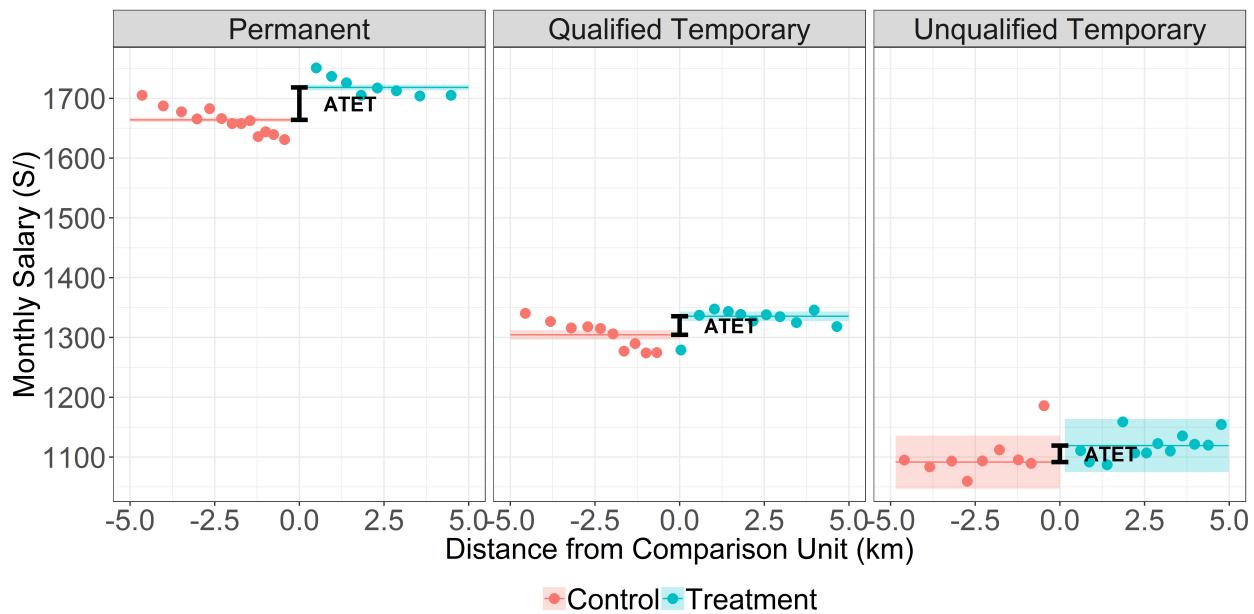
²² Las brechas salariales para el límite Aislado/Rural, el límite VRAEM y el límite Frontera son S/400, S/300 y S/100.

(2007). Lo hago con el sueldo mensual de los tres linderos. Para colapsar la información en un espacio unidimensional, mantengo pares de unidades tratadas y de control de modo que estén a menos de 10 km de distancia. Como no puedo saber dónde se encuentra el límite geográfico, asumo que el límite está exactamente entre las dos observaciones. Las observaciones tratadas se colocan a la derecha del cero y las observaciones de control a la izquierda. También trazo una línea para el salario promedio en cada grupo con su intervalo de confianza correspondiente.²³ Todas las cifras están graficadas separadamente por permanentes, temporales calificados y temporales no calificados.

Se muestran las cifras del límite Aislado/Rural en 2013 y 2016 Figuras 5y6. Como era de esperar, en 2013 la diferencia es mínima. En el 2016, la brecha de los salarios mensuales en la discontinuidad debería rondar los S/ 400 y la magnitud calculada en el gráfico se aproxima mucho a este valor.

Para los límites VRAEM y Frontier muestro los resultados solo para 2016. En cada caso, la brecha debería estar alrededor de S/ 300 y S/ 100, respectivamente. La magnitud de la brecha en las discontinuidades coincide aproximadamente con el valor establecido por el programa de bonificación.

Figura 5: Salario mensual en la discontinuidad del límite rural/aislado en 2013 (antes de la reforma)



Nota: En este año no existe un cronograma de bonificación vigente en el 2013.

²³Para evitar confusiones, no encajo un polinomio como en RDD clásico.

Figura 6: Salario Mensual en la Discontinuidad de Frontera Aislada/Rural en 2016

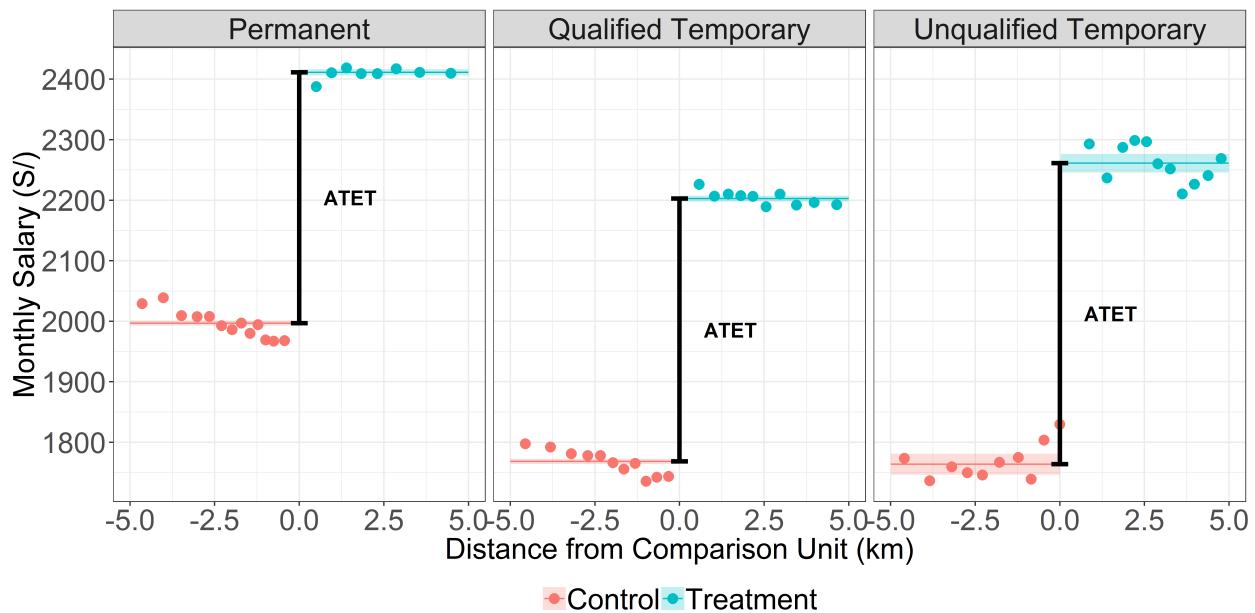


Figura 7: Salario Mensual en la Discontinuidad de Límites del VRAEM en 2016

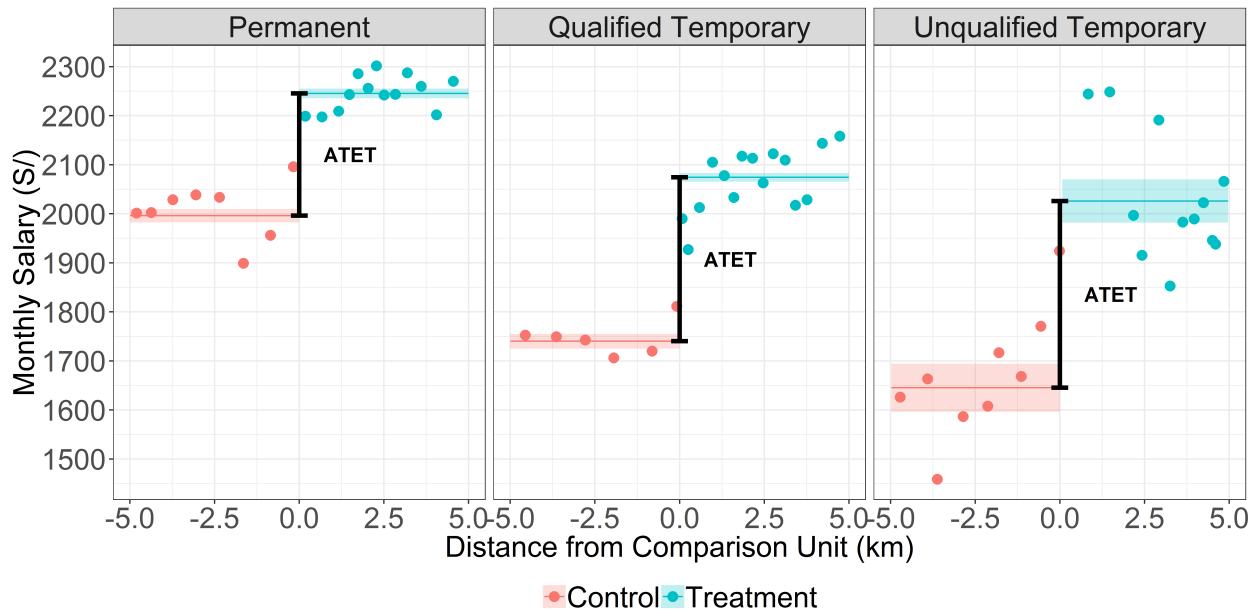
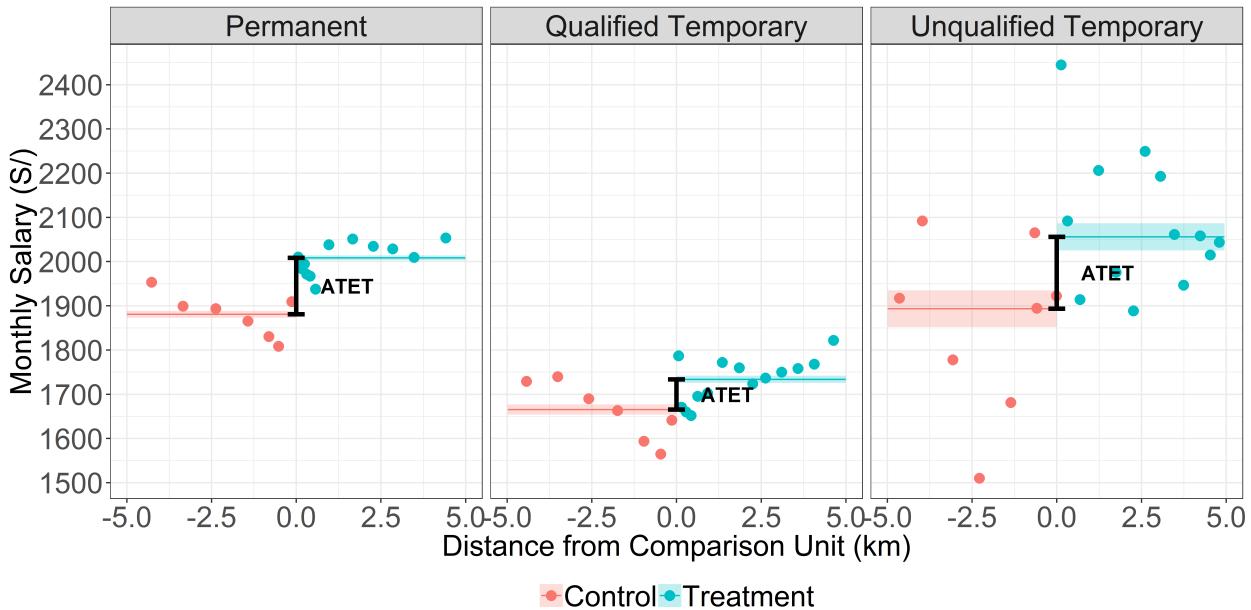


Figura 8: Salario Mensual en la Discontinuidad del Límite Fronterizo en 2016



4.2 Validez del diseño de discontinuidad de contorno

Para confirmar la validez del BDD, utilice un estimador de coincidencia de kernel con un ancho de banda medio de 5 km para probar posibles discontinuidades en las variables observables a nivel de escuela en el año base de 2013. Los resultados se muestran en la Tabla 23 del Apéndice F. Los puntajes de lectura y matemáticas no son significativamente diferentes en los tres límites. Sin embargo, el límite Aislado/Rural y el Fronterizo muestran promedios diferentes para la presencia de servicios públicos en la localidad circundante (agua potable, electricidad y saneamiento). El límite del VRAEM no muestra las discontinuidades en la provisión de servicios públicos.

Para aliviar que las ciudades no sean completamente similares en ambos lados de la frontera, controlo la presencia de servicios públicos al incluir estas variables en las covariables de ajuste de sesgo.

4.3 Retención de maestros

Estimo ATET_B sobre la retención docente que es una variable indicadora igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela un año más. Empleo dos estimadores coincidentes y una regresión con bloques de efectos fijos. Específicamente, uso estimadores coincidentes de dos y cuatro vecinos más cercanos y un estimador coincidente del kernel de Epanechnikov con 5 y 10 km

banda ancha. En ambos casos, la coincidencia se basa en la distancia a vuelo de pájaro.²⁴ Para ambos estimadores de emparejamiento, aplico el procedimiento de ajuste de sesgo para controlar por edad, género, nivel de educación de la escuela y características de la ciudad circundante (servicios de agua, electricidad y saneamiento). El procedimiento de ajuste de sesgo tiene la siguiente forma

$$\hat{Y}(0) = \sum_{\substack{i \in A \\ i \neq j}} w(i,j) \left(Y_j - \hat{\alpha} Años_j - \hat{\beta}_0 \mathbf{1}\{Género=j \text{ Mujer}\} - \sum_{yo=1}^3 \hat{\gamma}_0 yo \mathbf{1}\{Nivel=yo\} - \sum_{C=1}^3 \hat{\varphi}_0 yo \mathbf{1}\{Característica \text{ de la ciudad}=C\} \right) + \hat{\alpha} Años + \hat{\beta}_0 \mathbf{1}\{Género=j \text{ Mujer}\} + \sum_{yo=1}^3 \hat{\gamma}_0 yo \mathbf{1}\{Nivel=yo\} + \sum_{C=1}^3 \hat{\varphi}_0 yo \mathbf{1}\{Característica \text{ de la ciudad}=C\}$$

dónde $\hat{\alpha}, \hat{\beta}_0, \hat{\gamma}_0$ y $\hat{\varphi}_0$ son estimaciones obtenidas de la regresión Y en el ajuste de sesgo covariables. El superíndice “0” se refiere al hecho de que esta regresión se evalúa solo dentro del grupo de control. También estimo la regresión en (4) con 5 km y 10 kilómetros² bloquee los efectos fijos siempre que sean factibles.

Para cada límite presento dos tablas de resultados. La primera tabla solo muestra los estimadores de coincidencia del núcleo con una agrupación de medio ancho de banda de 5 km en todos los niveles educativos.
La segunda tabla muestra las estimaciones por separado para cada nivel educativo y para cada estimador.

4.3.1 Aislado vs Rural

Los resultados sobre la retención de maestros, agrupados entre escuelas en la frontera aislada/rural, se muestran en la Tabla 7. Proporciono una representación gráfica de los resultados para 2013 y 2016 en Cifras⁹ 10, respectivamente.²⁵ Coeficientes de Tabla 7 están representados por las líneas verticales negras en negrita con el ATET etiqueta.²⁶ El conjunto completo de estimaciones se muestra en la Tabla 8.

²⁴ Dado que el software de estimación coincidente no calcula la distancia geodésica entre dos ubicaciones geográficas, approximo las distancias de longitud y latitud. Perú está cerca del ecuador y puedo aproximar 1° de latitud y 1° de longitud por 110,57 kilómetros y 111,32 kilómetros. La aproximación es bastante buena y los resultados no cambian cuando se utilizan los cálculos geodésicos correctos. Las diferencias entre la distancia aproximada y las distancias usando geodésicas son despreciables, especialmente en distancias cortas.

²⁵ La representación gráfica no incluye a los docentes temporales no calificados porque sus resultados no son significativos en todos los casos.

²⁶ Cabe señalar que hubo restricciones de reasignación para los docentes permanentes durante 2013 y 2014. Eso explica el efecto nulo y las tasas de retención muy altas, y también explica la retención profunda en 2015.

Mis estimaciones muestran efectos heterogéneos del bono sobre las tasas de retención. Primero, los maestros temporales muestran un efecto positivo en las tasas de retención en los años posteriores a la reforma. En el Panel B. de la Tabla 8, muestro los resultados para el docente temporal calificado a través de diferentes estimadores coincidentes y por separado por niveles de educación. Cuantifico un aumento de las tasas de retención anual de 4 a 8 puntos porcentuales desde una tasa base de aproximadamente 25%. Las estimaciones de efectos fijos del bloque de regresión muestran magnitudes similares pero no son estadísticamente significativas. Esto podría deberse al hecho de que los estimadores coincidentes "ajustan" los efectos fijos para cada observación tratada.

En segundo lugar, no encuentro resultados significativos para los docentes permanentes. Si bien los resultados de los docentes permanentes en la Tabla 7 muestran un ligero efecto positivo en 2016, los resultados no son robustos. Las estimaciones en el Panel A. de la Tabla 8 muestran que el efecto no es consistente entre niveles educativos y estimadores. La única excepción son los maestros de escuela primaria.²⁷

Es importante señalar que la tasa base para los profesores permanentes es mucho más alta, por encima del 90%. Como mucho, la retención puede aumentar en un 10% de puntos porcentuales. Examinaré esta idea con un modelo de elección discreta. La intuición principal es que este alto nivel de retención está revelando una fuerte preferencia por los maestros que se quedan en lugares remotos. Dadas nuestras estadísticas anteriores, hay pocos maestros permanentes que quieran mudarse y los que se mudan no se desaniman por la bonificación.

Finalmente, dado que la reforma se implementó en 2015, el año anterior proporciona una prueba de placebo adecuada. Las estimaciones para 2014 no son significativas en todos los casos, lo que tranquiliza los hallazgos para este límite.²⁸

²⁷ Los resultados para los profesores temporales no calificados son ruidosos y no muestran patrones claros (Panel C. de la Tabla 8). El tamaño más pequeño de su muestra podría estar reduciendo el poder de las pruebas, pero no veo ninguna evidencia sólida en la verificación de solidez que lleve a creer que se modificó la tasa de retención de maestros no calificados.

²⁸ Las muestras para 2013 eran demasiado pequeñas para estimarlas por separado por niveles de educación. Es por eso que yo solo presento resultados agrupados para 2013.

Figura 9: Retención de maestros en el Aislado/Rural en 2013

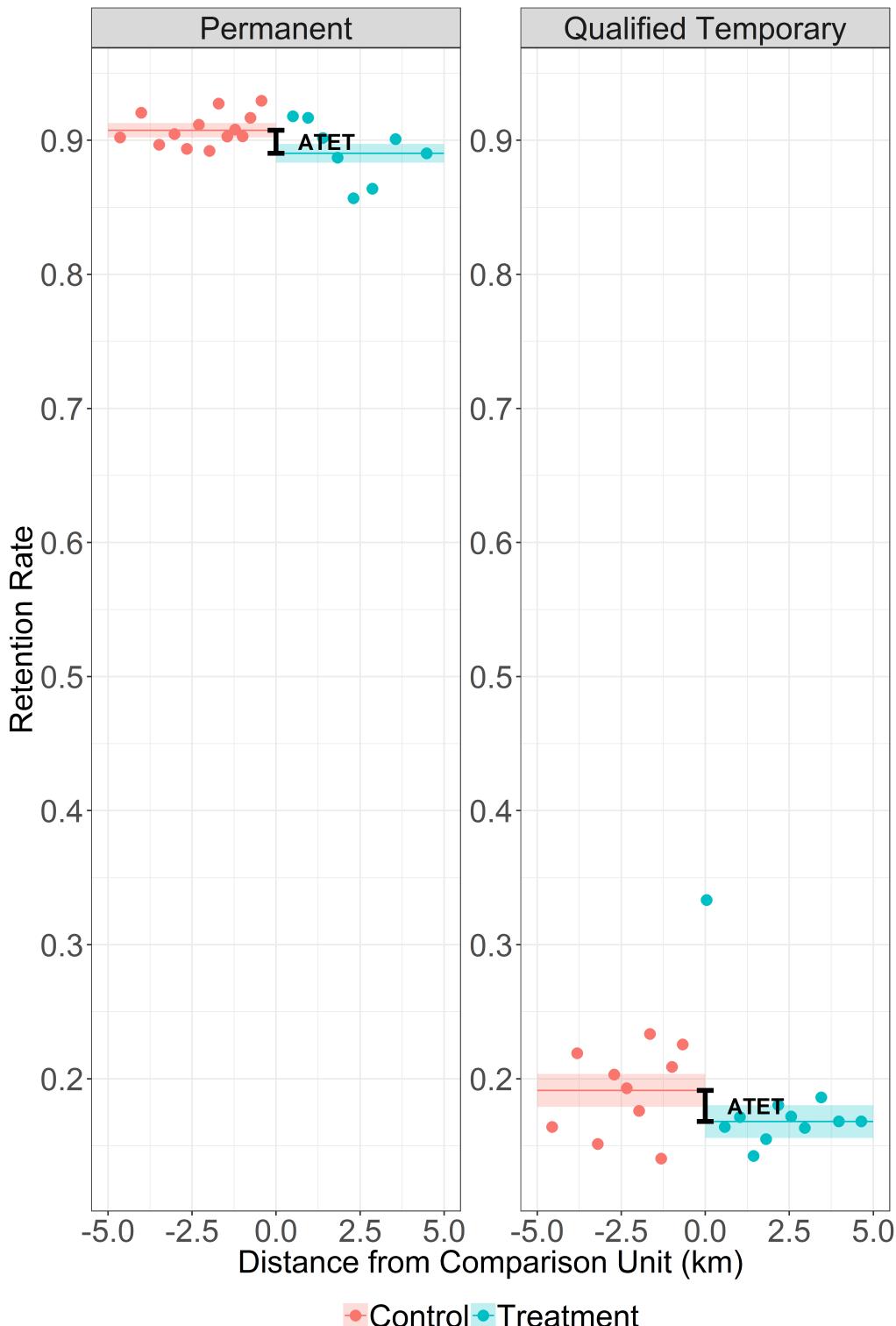


Figura 10: Retención de maestros en el Aislado/Rural en 2016

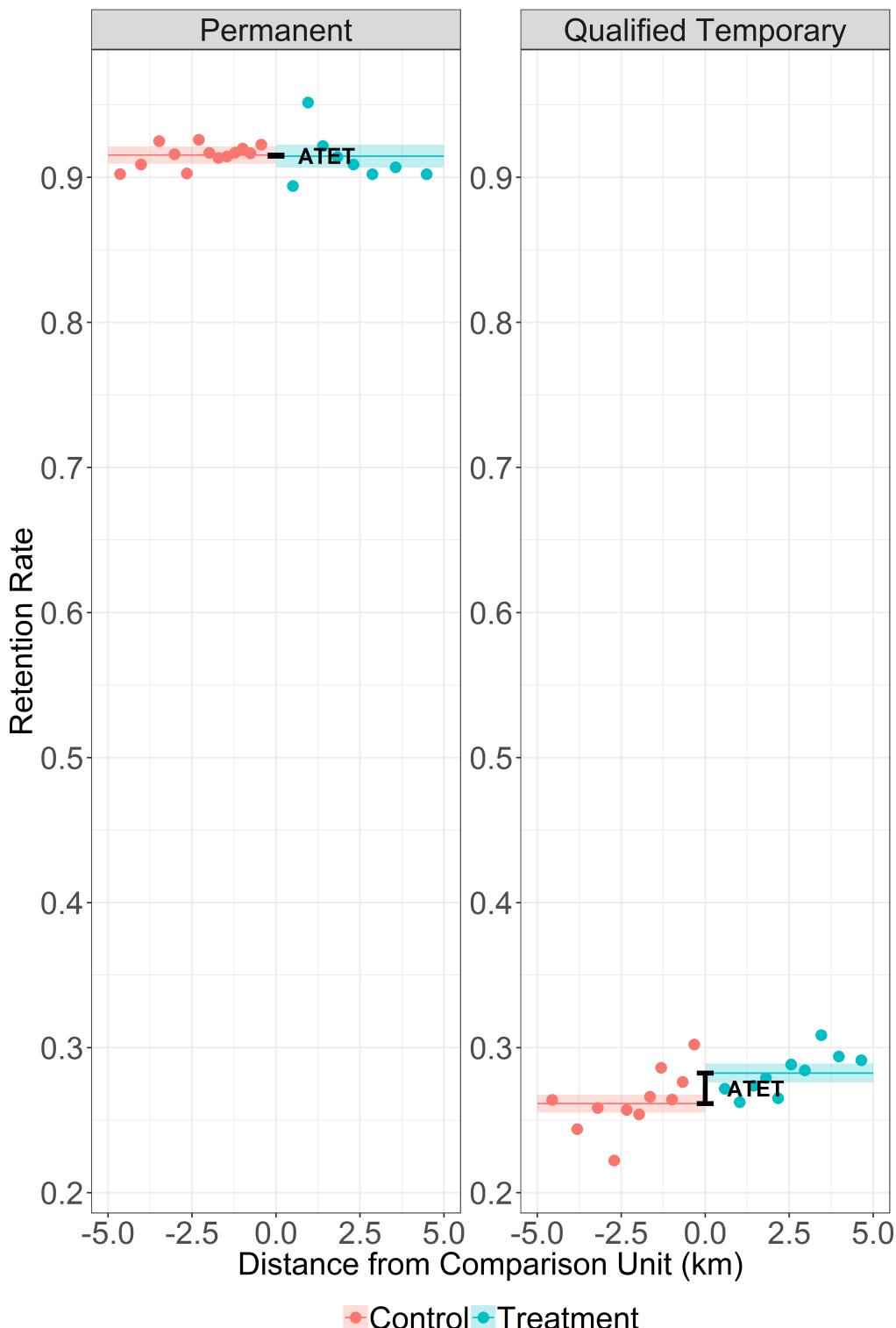


Tabla 7

Efecto del tratamiento sobre la retención de docentes en la periferia rural/aislada

	Pre-reforma		Post-reforma	
	(1) 2013	(2) 2014	(3) 2015	(4) 2016
Permanente	- 0.01 (0.01)	0.00 (0.00)	0.02 (0.01)	0.03** (0.01)
Temporal Calificado	- 0.00 (0.02)	0.02 (0.02)	0.05*** (0.01)	0.04*** (0.01)
Temporal no calificado	0.05 (0.13)	- 0,04 - 0,00 (0.09) (0.08)	0.01 (0.05)	
<i>Permanente</i>				
Tasa de retención básica	0.91	0.97	0.82	0.91
Obs.	13,442	12.483	12.130	10.676
<i>Temporal Calificado</i>				
Tasa de retención básica	0.19	0.28	0.16	0.25
Obs.	2.875	6.168	8.292	11.628
<i>Temporal no calificado</i>				
Tasa de retención básica	0.32	0.31	0.29	0.27
Obs.	114	215	401	727

Notas: Errores estándar de arranque entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una variable indicadora igual a 1 si el maestro se quedó un año más en la misma escuela la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente labora en escuela Aislada (bono S/ 500), Unidad de control: docente labora en escuela rural (bono S/ 100). Utilizo un algoritmo de coincidencia basado en el kernel epanechnikov que utiliza la distancia euclíadiana con un ancho de banda medio de 5 km. Utilizo un procedimiento de ajuste de sesgo que controla por edad, género, nivel de educación de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento).

Tabla 8

Efecto del tratamiento sobre la permanencia en la escuela para maestros en zonas aisladas/rurales
Perímetro

	2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA
Panel A. Permanente									
Núcleo($b=5$ kilómetros)	- 0.03 (0.03)	0.00 (0.01)	0.01 (0.01)	0.09 (0.08)	0.02 (0.01)	0.03 (0.03)	- 0,00 (0.05)	0,03** (0.01)	0.03 (0.02)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	- 0.02 (0.02)	0.00 (0.00)	- 0.00 (0.01)	0.04 (0.06)	0.00 (0.01)	0.02 (0.02)	0.03 (0.04)	0.02* (0.01)	0.02 (0.01)
Núcleo($b=10$ kilómetros) + Población ≤ 500	- 0.02 (0.02)	0.00 (0.01)	- 0.00 (0.01)	- 0.02 (0.06)	- 0.00 (0.01)	0.01 (0.02)	0.05 (0.07)	0.02* (0.01)	0.01 (0.02)
2 vecino más cercano	- 0.01 (0.01)	- 0.00 (0.01)	- 0.00 (0.01)	0.03 (0.04)	0.00 (0.01)	0.01 (0.02)	0.00 (0.03)	0.02* (0.01)	0.02 (0.01)
4 Vecino más cercano	- 0,01 (0.00)	0,00 (0.01)	0,00 (0.01)	- 0,00 (0.03)	- 0,01 (0.01)	- 0,00 (0.02)	0,00 (0.02)	0,02** (0.01)	0,01 (0.01)
Efectos fijos de bloque de 5 km	- 0,06 (0.12)	0,00 (0.01)	- 0,01 (0.01)	- 0,04 (0.15)	0,01 (0.01)	0,07 (0.04)	0,11 (0.11)	0,02 (0.02)	0,02 (0.04)
Efectos fijos de bloque de 10 km	- 0,01 (0.04)	0,00 (0.01)	- 0,00 (0.01)	0,07 (0.07)	- 0,00 (0.01)	0,03 (0.02)	0,05 (0.06)	0,02* (0.01)	0,02 (0.02)
Base	0.98 nortei norteo	0.97 544 823	0.98 7505 11927	0.72 3437 4378	0.87 541 817	0.73 7248 11453	0.90 3365 4311	0.92 496 814	0.91 6985 11748
Panel B. Temporal Calificado									
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.04 (0.03)	0.03 (0.03)	0.04 (0.03)	0.09*** (0.02)	0.02 (0.02)	0.05* (0.02)	0.06** (0.02)	0.04* (0.02)	0.01 (0.02)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.02 (0.02)	0.02 (0.02)	0.02 (0.02)	0.08*** (0.02)	0.01 (0.01)	0.04** (0.02)	0.08*** (0.02)	0.05*** (0.01)	0.04* (0.02)
Núcleo($b=10$ kilómetros) + Población ≤ 500	0.01 (0.03)	0.04 (0.03)	0.03 (0.03)	0.09*** (0.02)	0.03* (0.02)	0.05* (0.02)	0.05* (0.02)	0.07*** (0.02)	0.04* (0.02)
2 vecino más cercano	0.02 (0.02)	0.00 (0.02)	0.02 (0.02)	0.08*** (0.02)	0.02 (0.01)	0.04** (0.01)	0.09*** (0.01)	0.05** (0.01)	0.06*** (0.01)
4 Vecino más cercano	0.02 (0.02)	- 0.01 (0.02)	- 0,00 (0.02)	0.08*** (0.01)	0.01 (0.01)	0.04*** (0.01)	0.08*** (0.01)	0.04*** (0.01)	0.05*** (0.01)
Efectos fijos de bloque de 5 km	0.06 (0.06)	0.01 (0.06)	0.03 (0.05)	0.09* (0.04)	0.02 (0.03)	0.06 (0.04)	0.05 (0.04)	0.01 (0.04)	0.00 (0.04)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0.01 (0.03)	- 0.01 (0.03)	0.01 (0.02)	0.08** (0.03)	0.02 (0.02)	0.04 (0.02)	0.04 (0.02)	0.03 (0.02)	- 0.01 (0.02)
Base	0.25 nortei norteo	0.23 2358 2382	0.34 3024 2231	0.15 3645 2987	0.12 2574 2718	0.20 4165 3594	0.23 4340 3905	0.25 3739 3954	0.30 6036 4967
panel c Temporal no calificado									
2 vecino más cercano	- 0.04 (0.08)	0.03 (0.06)	0.01 (0.14)	0.02 (0.06)	- 0.10 (0.06)	- 0,08 (0.08)	0.02 (0.05)	0.06 (0.03)	0.07 (0.04)
4 Vecino más cercano	- 0.02 (0.07)	0.01 (0.07)	0.08 (0.13)	0.03 (0.05)	- 0.18*** (0.05)	- 0.09 (0.07)	0.00 (0.05)	0.02 (0.03)	0.04 (0.03)
Efectos fijos de bloque de 10 km	- 0.13 (0.13)	- 0.22 (0.17)	0.00 (.)	- 0,02 (0.10)	- 0,19* (0.08)	0.01 (0.27)	- 0.02 (0.09)	- 0,08 (0.06)	0.03 (0.07)
Base	0.30 nortei norteo	0.36 438 112	0.38 340 92	0.34 562 31	0,26 623 184	0.30 391 183	0.27 769 141	0.23 841 290	0.31 768 308

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una variable indicadora igual a 1 si el maestro permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente que trabaja en escuela aislada, Unidad de control: docente que trabaja en escuela rural. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclíadiana. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). Los 5 y 10 km Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

4.3.2 VRAEM frente a no VRAEM

El límite del VRAEM presenta la segunda brecha salarial más pronunciada (S/300). Los resultados combinados de los docentes permanentes y temporales calificados se muestran en la Tabla^{9.29}

Este límite es interesante porque muestra el efecto más débil en ambos tipos de profesores. Los docentes permanentes no se ven afectados y estos resultados son confirmados por las diferentes especificaciones de la Tabla¹⁰. Por otro lado, las estimaciones para los temporales calificados solo muestran resultados significativos y robustos para los estudiantes de jardín de infantes después de las reformas. La prueba del placebo son principalmente no significativas. La representación gráfica para 2013 y 2016 se muestra en las Figuras^{22y23}del Apéndice.

El marco de regresión con 5 y 10 km²bloque de efectos fijos donde no es factible estimar en muchos casos, así que los omito de los resultados. Esta es otra buena característica de los estimadores coincidentes en comparación con una regresión más restringida. El estimador coincidente es capaz de "buscar" unidades comparables para crear un contrafactual $\hat{Y}(0)$ para unidad tratada i . El estimador coincidente "crea" efectos fijos adecuados para cada observación.³⁰

4.3.3 Frontera vs no frontera

El límite Fronterizo tiene el incremento más pequeño (S/100) de los tres límites pero muestra el efecto más consistente en los maestros temporales calificados.³¹

Los resultados en el límite de Frontier reafirman la incapacidad del programa de bonificación actual para modificar la tasa de retención de maestros permanentes. Los resultados agrupados se muestran en la Tabla¹¹ y las verificaciones de robustez en la Tabla¹². La representación gráfica para 2013 y 2016 se muestra en las Figuras^{20y21}del Apéndice.

Para los docentes temporales calificados, los efectos son fuertes en 2016. Este efecto se extiende a todos los niveles de educación y se captura a través de todos los estimadores coincidentes. El bono de S/100 está relacionado con un aumento en la retención entre 5% a 13% de una tasa de retención base que va de 29 a 38%.

Para 2015, solo encuentro un efecto significativo para los maestros de jardín de infantes. Las pruebas de placebo en 2014 son inconsistentes y cambian de una especificación a otra. Dado este resultado, podemos tener cierta confianza en que los resultados posteriores a la reforma están capturando el efecto de la bonificación. En comparación con el límite Aislado/Rural, estas estimaciones muestran que el efecto de la bonificación en la retención de docentes no necesariamente se comporta de manera monótona.

²⁹ La muestra de docentes temporales no calificados es demasiado pequeña para calcular el ATET_{Ba} lo largo del límite del VRAEM. Esta equivalencia entre estimadores coincidentes y efectos fijos ha sido examinada por [imai y kim \(2018\)](#).

³¹ Este perímetro no cuenta con suficientes docentes temporales no calificados para estimar su ATET_B.

Tabla 9

Efecto del Tratamiento en la Retención de Docentes en la Comarca del VRAEM

	Pre-reforma		Post-reforma	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	2013	2014	2015	2016
Permanente	0.02 (0,02)	- 0.01* (0,00)	- 0,03 (0,03)	0,02 (0,03)
Temporal Calificado	0,04 (0,05)	0,14** (0,05)	0,04 (0,04)	0,08 (0,05)
<i>Permanente</i>				
Tasa de retención básica	0.92	0.99	0.87	0.92
Obs.	2.905	2.458	3.055	2.006
<i>Temporal Calificado</i>				
Tasa de retención básica	0.14	0.25	0.15	0.27
Obs.	805	1.614	2.086	2.256

Notas: Errores estándar de arranque entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una variable indicadora igual a 1 si el maestro se quedó un año más en la misma escuela la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente labora en escuela del VRAEM (bono S/300), Unidad de control: docente labora en escuela no VRAEM (bono S/0). Utilizo un algoritmo de coincidencia basado en el kernel epanechnikov que utiliza la distancia euclidiana con un ancho de banda medio de 5 km. Utilizo un procedimiento de ajuste de sesgo que controla por edad, género, nivel de educación de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento).

Tabla 10

Efecto del Tratamiento en la Permanencia en la Escuela para Docentes del Bono VRAEM
Perímetro

	2014			2015			2016			
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	
Panel A. Permanente										
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.00	- 0.00	- 0.01	- 0.13	0.01	0.06	- 0.05	- 0.00	- 0.04	
	(.)	(0.01)	(0.01)	(0.18)	(0.04)	(0.05)	(0.69)	(0.03)	(0.07)	
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.00	- 0.00	- 0.01	- 0.04	- 0.02	- 0.04	- 0.04	- 0.03	0.02	
	(.)	(0.01)	(0.00)	(0.17)	(0.03)	(0.04)	(0.11)	(0.02)	(0.05)	
2 vecino más cercano	- 0.00	- 0.01	- 0.01***	- 0.01	0.05	- 0.12***	0.03	- 0.00	0.10**	
	(0.00)	(0.01)	(0.00)	(0.08)	(0.04)	(0.03)	(0.07)	(0.03)	(0.04)	
4 Vecino más cercano	- 0.00	- 0.01	- 0.01**	- 0.00	0.02	- 0.09**	0.11	0.01	0.08*	
	(0.00)	(0.01)	(0.00)	(0.08)	(0.04)	(0.03)	(0.06)	(0.03)	(0.04)	
Base	0.99	0.98	0.99	0.90	0.89	0.81	0.93	0.93	0.93	
norte _e	187	2524	1312	195	2500	1344	211	2436	1317	
norte _o	441	1965	617	457	1914	619	449	1899	567	
Panel B. Temporal Calificado										
Núcleo($b=5$ kilómetros)	- 0.05	0.04	0.24**		0.09*	0.03	0.10	0.13*	- 0.07	- 0.12
	(0.10)	(0.10)	(0.08)	(0.04)	(0.06)	(0.06)	(0.06)	(0.12)	(0.15)	
Núcleo($b=10$ kilómetros)	- 0.03	0.06	0.10	0.09**	0.04	0.05	0.12**	- 0.03	- 0.06	
	(0.08)	(0.06)	(0.07)	(0.03)	(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.09)	(0.09)	
2 vecino más cercano	- 0.05	0.07	0.10	0.09*	0.10*	0.05	0.09*	- 0.03	0.12**	
	(0.07)	(0.06)	(0.06)	(0.04)	(0.05)	(0.05)	(0.04)	(0.05)	(0.04)	
4 Vecino más cercano	- 0.06	0.06	0.10*	0.06	0.02	0.04	0.08*	- 0.04	0.11**	
	(0.06)	(0.05)	(0.05)	(0.03)	(0.04)	(0.05)	(0.04)	(0.05)	(0.04)	
Base	0.24	0.22	0.30	0.12	0.16	0.20	0.22	0.27	0.31	
norte _e	742	788	1336	840	1173	1652	1041	1443	2067	
norte _o	459	381	413	559	549	552	655	780	726	

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una variable indicadora igual a 1 si el maestro permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente que trabaja en escuela VRAEM, Unidad de control: docente que trabaja en escuela No VRAEM. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclidiana. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). Los 5 y 10 km². Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

Tabla 11

Efecto del tratamiento en la retención de docentes en la frontera fronteriza

	Pre-reforma		Post-reforma	
	(1) 2013	(2) 2014	(3) 2015	(4) 2016
Permanente	0.01 (0.01)	0.05 (0.03)	- 0.00 (0.01)	- 0.00 (0.01)
Temporal Calificado	0.05 (0.06)	0.08* (0.03)	0.04 (0.02)	0.12*** (0.03)
<i>Permanente</i>				
Tasa de retención básica	0.97	0.99	0,94	0.97
Obs.	10,030	9,667	10,064	9,023
<i>Temporal Calificado</i>				
Tasa de retención básica	0.22	0.30	0.21	0.35
Obs.	628	1,571	3,148	3,125

Notas: Errores estándar de arranque entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una variable indicadora igual a 1 si el maestro se quedó un año más en la misma escuela la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente que labora en escuela de Frontera (S/100 bono), Unidad de control: docente que labora en escuela fuera de Frontera (S/0 bono). Utilizo un algoritmo de coincidencia basado en el kernel de epanechnikov que utiliza la distancia euclidiana con un ancho de banda medio de 5 km. Utilizo un procedimiento de ajuste de sesgo que controla por edad, género, nivel de educación de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento).

Tabla 12

Efecto del tratamiento sobre la permanencia en la escuela para maestros en el bono Frontier
Perímetro

	2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA
Panel A. Permanente									
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.00	0.18	- 0.00	- 0.04*	- 0.00	- 0.00	- 0,01	- 0,01	0,04
	(0.01)	(0.09)	(0.01)	(0.02)	(0.01)	(0.01)	(0.03)	(0.01)	(0.04)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.00	0.16	- 0.00	- 0.03	0,01	0.02	- 0.01	- 0.01	0.02
	(0.01)	(0.09)	(0.01)	(0.02)	(0.03)	(0.01)	(0.02)	(0.01)	(0.03)
2 vecino más cercano	- 0.00	0,08***	0.00	- 0.04	- 0.00	- 0.02	- 0,01	- 0,02	0,01
	(0.01)	(0.02)	(0.02)	(0.05)	(0.02)	(0.02)	(0.03)	(0.01)	(0.03)
4 Vecino más cercano	0.01	0.06***	0.00	- 0.02	- 0.04*	- 0.00	0,01	- 0.01	0.00
	(0.02)	(0.01)	(0.02)	(0.04)	(0.02)	(0.02)	(0.03)	(0.01)	(0.02)
Base	0.99	0.98	0.98	0,89	0,94	0,91	0,96	0,97	0.96
norte _i	652	5401	4354	675	5350	4362	713	5338	4401
norte _e	752	4029	1582	768	3956	1591	667	4102	1428
Panel B. Temporal Calificado									
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.17**	0.12	- 0.09	0.12***	- 0.01	- 0.07	0.07	0.06	0.12**
	(0.06)	(0.08)	(0.09)	(0.04)	(0.06)	(0.05)	(0.06)	(0.05)	(0.04)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.13**	0.00	0.01	0.11***	0.02	- 0.05	0.06	0.12**	0.09*
	(0.05)	(0.06)	(0.06)	(0.03)	(0.04)	(0.04)	(0.04)	(0.04)	(0.04)
2 vecino más cercano	0.06	0.10*	- 0.03	0.11**	0.04	0.04	0.10*	0.13**	0.10**
	(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.04)	(0.04)	(0.02)	(0.05)	(0.05)	(0.04)
4 Vecino más cercano	0.05	0.08	- 0.02	0.08*	0.01	0.07***	0.09*	0.09*	0.11**
	(0.04)	(0.04)	(0.05)	(0.03)	(0.04)	(0.02)	(0.04)	(0.04)	(0.04)
Base	0.27	0.27	0,41	0,14	0.24	0.25	0.29	0.38	0.37
norte _i	772	866	1294	861	1396	1979	1224	1820	2742
norte _e	536	506	271	752	917	488	803	1138	659

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una variable indicadora igual a 1 si el maestro permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: maestro que trabaja en la escuela Frontier, Unidad de control: maestro que trabaja en la escuela Non-Frontier. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclidiana. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). Los 5 y 10 kmLos efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

4.4 Retención de maestros a nivel escolar

Aplico el mismo método pero en lugar de centrarme en los docentes, el análisis se realiza a nivel de escuela. Para que los resultados sean comparables con los resultados anteriores, la variable de resultado es la fracción de docentes que permanecen en la misma escuela un año adicional.³²

Los resultados para los límites Aislado/Rural y VRAEM son similares a los obtenidos a nivel docente. Los resultados se muestran en tablas.¹⁴y¹⁵en el ApéndiceD. Como se señaló anteriormente, los maestros temporales calificados reaccionan significativamente en el límite Aislado/Rural, mientras que los maestros temporales permanentes y no calificados no parecen verse afectados por la bonificación. El marco de regresión proporciona estimaciones similares pero las magnitudes son más pequeñas y estadísticamente no significativas. La prueba de placebo para 2013 y 2014 proporciona resultados sólidos no significativos, como se desea. El límite del VRAEM muestra principalmente efectos no significativos en todos los grupos y estimadores para todos los años.

Los resultados para el límite de Frontier son menos robustos que cuando se estiman a nivel de docente. Los docentes permanentes no muestran ningún signo de ser afectados por el bono, mientras que los docentes temporales calificados aún muestran efectos fuertes para los jardines de infancia en 2015 y primaria en 2016. Los resultados no muestran significancia estadística para las escuelas de jardines de infancia y secundaria en 2016. El tratamiento los efectos se muestran en la Tabla^{dieciséis}en el ApéndiceD. La prueba de placebo para las escuelas de Kindergarten en 2014 también falla, pero aparte de esta anomalía, todas las demás pruebas de placebo no muestran efectos antes de la implementación de la reforma.

4.5 Composición del profesor

Un objetivo del programa de bonos era afectar la composición de maestros de las escuelas. Dados los resultados en la sección^{2.4}que muestran una relación entre la composición docente y las pruebas estandarizadas, un primer efecto necesario para afectar potencialmente los resultados educativos requeriría modificar la composición docente en las escuelas. Esta es la “primera etapa” del canal a través del cual las bonificaciones afectan potencialmente los resultados educativos.

³² El nuevo procedimiento de ajuste de sesgo tiene la siguiente forma

$$\hat{Y}(0) = \sum_{j \in A_i} w(i,j) \left(Y_j - \sum_{yo=1}^3 \hat{y}_0 \mathbf{1}\{\text{Nivel}=yo\} - \sum_{C=1}^3 \hat{\varphi} y_0 \mathbf{1}\{C=1\} \right)$$

$$+ \sum_{yo=1}^3 \hat{y}_0 y_0 \mathbf{1}\{\text{Nivel}=yo\} + \sum_{C=1}^3 \hat{\varphi} y_0 \mathbf{1}\{\text{Característica de la ciudad}=C\}$$

Me concentro en dos variables de resultado: la fracción de docentes permanentes y la fracción de docentes temporales calificados a nivel de escuela. En general, mis resultados muestran que aunque la bonificación tiene algún efecto sobre la reacción de los docentes, no afecta la composición docente en las escuelas. Los resultados para el límite Aislado/Rural, VRAEM y Frontera se muestran en las Tablas 17, 18 y 19 en el Apéndice.

Los efectos del tratamiento estimados para el límite del VRAEM no muestran efectos significativos entre los niveles educativos. Este resultado es esperado porque el bono VRAEM ni siquiera tuvo un efecto en la retención de docentes en la frontera.

En el caso de la bonificación Frontier, tampoco veo efectos significativos en la composición de los docentes: ningún efecto sólido y significativo en la fracción de docentes permanentes o temporales calificados. El efecto estimado del bono Frontera sobre la retención temporal calificada de la sección anterior podría haber modificado potencialmente la composición de los docentes, pero no parece ser así.

En ambos límites, VRAEM y Frontier, las pruebas de placebo para 2013 y 2014 no son significativas. Esto no sucede en el caso del límite Aislado/Rural. En este límite encuentro consistentemente más docentes permanentes en el lado Rural (grupo de control) antes de la implementación del bono. Esto es problemático para mis estimaciones, porque no puedo descartar si la bonificación tuvo algún efecto en la composición de los docentes. No obstante, dado que la diferencia en la proporción de docentes permanentes es constante a lo largo de los períodos, parece razonable que la bonificación no haya tenido un efecto sobre la composición docente.

4.6 Limitaciones

La principal limitación de estos resultados es que el supuesto de valor de tratamiento unitario estable (SUTVA) puede no cumplirse. Esta suposición requiere que las unidades de control no se vean afectadas por el programa de bonificación en el límite. Puede darse el caso de que las tasas de retención se vean afectadas en el lado de control del límite, porque ahora también quieren obtener una bonificación más alta. En ese sentido, las estimaciones podrían estar recuperando el efecto neto de la presencia del límite. Este tema no ha sido abordado en investigaciones previas sobre la retención de docentes y podría ser un posible lugar de investigación.

5 Interpretación de la Retención Docente bajo un ~~Modelo de Elección Discreta~~

En esta sección, interpreto los resultados de retención de docentes bajo un modelo de elección discreta y proporciono una posible explicación de por qué no observo ningún efecto en los docentes permanentes, mientras que sí encuentro efectos en los docentes temporales calificados. En primer lugar, presentaré el marco para pensar el problema de la migración docente. En segundo lugar, aplicaré este marco a mi variable específica de interés, que es la retención de docentes. Finalmente, brindo una interpretación del ATET β estimados.

5.1 Marco

considerar maestro trabajando en origen o en la fecha $t-1$. Al final del período $t-1$ ella puede decidir quedarse o mudarse a otro lugar. El profesor se enfrenta a un conjunto de opciones de ubicación D y la utilidad de vivir/trabajar en destino d en el momento t se denota por³³

$$tu_d = tu_o + \beta B_d - C_{sobredosis} + \varepsilon_d$$

dónde $tu_d + \beta B_d + \varepsilon_d$ es la utilidad de vivir en destino d , recibiendo un bono B_d , β es la utilidad marginal del bono. El shock ε_d es una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida entre los destinos, y $C_{sobredosis}$ es el costo de moverse desde el origen o al destino d .³⁴ El problema de la migración óptima está dado por

$$d^* = \underset{d \in D}{\text{argmax}} \{tu_d + \beta B_d - C_{sobredosis} + \varepsilon_d\}$$

Asumiendo ε_d tiene una distribución de valores extremos de tipo I, entonces la probabilidad de elegir la ubicación d es³⁵

$$\text{PAGS}[d=o/o] = \frac{\text{Exp}(tu_d + \beta B_d - C_{sobredosis})}{\sum_d \text{Exp}(tu_d + \beta B_d - C_{sobredosis})} \quad (5)$$

Usando este modelo, puedo concentrarme en la decisión de quedarme y reescribir la ecuación (5) sólo para el caso en que $d=o$:

$$\text{PAGS}[d=o/o] = \frac{\text{Exp}(tu_o + \beta B_o)}{\Phi_o + \text{Exp}(tu_o + \beta B_o)} \quad (6)$$

³³ Todas las variables tienen un implícito i .

³⁴ $C_{sobredosis}=0$ si $d=o$.

³⁵ Puedo permitir un específico más flexible como logit anidado fuera del origen o , pero se lleva a cabo el mismo análisis.

Dónde

$$\Phi_o \equiv \sum_{d \in D, d \neq o} \text{Exp}(tu_d + \beta B_d - C_{\text{sobredosis}}).$$

Cambio la escala de la utilidad por $\ln(\Phi_o)$ para obtener una formulación logit

$$\text{PAGS}[d=o/o] = \frac{\text{Exp}(\tilde{u}_o + \beta B_o)}{1 + \exp(\tilde{u}_o + \beta B_o)} \quad (7)$$

Nótese que no he impuesto ninguna estructura en \tilde{u}_o puede pensarse como una función del origen o . La variable \tilde{u}_o incluye el valor de las comodidades locales tu_o y el valor inclusivo de las oportunidades externas con respecto a o : Φ_o .

Imagine ahora que dos agentes idénticos trabajan en el lugar o y uno tiene un bono de valor B para trabajar en el lugar o mientras que el otro agente no tiene el bono. El agente sin bonificación tiene probabilidad de permanecer en el lugar o dada por (7), mientras que el agente con el bono tiene la probabilidad de quedarse

$$\text{PAGS}[d=o/o] = \frac{\text{Exp}(\tilde{u}_o + \beta B)}{1 + \exp(\tilde{u}_o + \beta B)} \quad (8)$$

si pensamos en o como coordenada longitud-latitud, es imposible que dos profesores trabajen en el mismo lugar y tengan diferentes bonos. Sin embargo, para un lugar que está cerca del límite y cerca de una unidad de control en la ubicación o en el otro lado de la frontera, podemos suponer que tu_o y tu_o son muy similares (ej. $tu_o \approx tu_o$.)

5.2 Relación entre tratamiento promedio de retención y elección discreta

La variable de resultado en la que me he centrado principalmente es la retención de docentes o la decisión de permanecer en el lugar de origen.³⁶

$$Y_o = \mathbf{1}\{d=o\} \quad (9)$$

dónde 1 es la función indicadora. Tenga en cuenta la LHS de (9) es la variable de resultado del marco BDD, mientras que el lado derecho es el evento dentro de la probabilidad de (8). Esta simple equivalencia es clave para interpretar el ATET bestimados.

Para simplificar la explicación, centrémonos en el límite entre una región con bonificación B y otra región sin bonificación. El grupo de tratamiento es la escuela con el bono salarial y la utilidad del bono. En el lugar o es $\tilde{u}_o + \beta B$.

³⁶Cambié el subíndice de o a la ubicación o para enfatizar los inobservables locales, \tilde{u}_o .

Como mencioné antes, el efecto del tratamiento de la bonificación en la elección de quedarse es $Y_o(1) - Y_o(0)$. Tomando las expectativas condicionadas a la ubicación $o, W=1$:

$$\mathbf{mi}[Y_o(1) - Y_o(0) / o, W=1] \quad (10)$$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{PAGS}[d*(1) = o / o, W=1] - \mathbf{PAGS}[d*(0) = o / o, W=1] \\ &= \frac{\text{Exp}(\tilde{U}_o + \beta B)}{1 + \text{exp}(\tilde{U}_o + \beta B)} - \frac{\text{Exp}(\tilde{U}_o)}{1 + \text{exp}(\tilde{U}_o)} \end{aligned} \quad (11)$$

Dejar B sea el conjunto de maestros en el lado tratado del límite. Entonces puedo integrar (10) a través de orígenes de ubicación para obtener:

$$\text{ATET}_B \equiv \int_B \mathbf{mi}[Y_o(1) - Y_o(0) / o, W=1] D\mathcal{F}(o/B, W=1)$$

donde ATET_B es el efecto promedio tratado sobre el tratado en el límite y cuál es la estimación de la sección 3. Desde una perspectiva de elección discreta, la misma integral es igual a

$$\text{ATET}_B = \int_B \frac{\text{Exp}(\tilde{U}_o + \beta B)}{1 + \text{exp}(\tilde{U}_o + \beta B)} - \frac{\text{Exp}(\tilde{U}_o)}{1 + \text{exp}(\tilde{U}_o)} D\mathcal{F}(o) \quad (12)$$

La estimación de ATET_B tiene una representación de elección discreta, pero no permite examinar contrafactuals porque para hacerlo necesitaría recuperar \tilde{U}_o individualmente.³⁷

5.3 Interpretación de efectos heterogéneos

Centrémonos en el límite aislado/rural. De figuras 9 a 23 es obvio que el nivel de retención de los docentes permanentes es muy superior al de los docentes temporales calificados. Cualquier año dado, casi el 90% de ellos permanecerán en la misma escuela. La tasa de retención es una de las probabilidades de elección de migración y se puede asignar a \tilde{U}_o .

Utilizando las tasas de retención de 2016, suponga que la retención en el grupo de control es del 90 % para todos los maestros permanentes y del 25 % para todos los temporales calificados. Usando la ecuación (8), el valor implícito de \tilde{U}_o para docentes permanentes y temporales calificados sería 2.2 y -1.1, respectivamente.³⁸ De la ATET de profesores temporales titulados B , estimo que un bono salarial de S/400 aumenta la retención en 4 y 8 puntos porcentuales. Suponiendo que el aumento en la tasa de retención es de 6 puntos porcentuales, puedo obtener un cálculo general para β

³⁷ En el Apéndice B Proporciono una forma potencial de recuperar \tilde{U}

³⁸ o. Obtengo estos valores igualando $\frac{\text{Exp}(\tilde{U}_{\text{per}})}{1 + \text{exp}(\tilde{U}_{\text{per}})} = 0.9$ y $\frac{\text{Exp}(\tilde{U}_{\text{temp}})}{1 + \text{exp}(\tilde{U}_{\text{temp}})} = 0.25$.

suponiendo que la integral de la ecuación (12) y resolviendo β .³⁹ Usando este valor, puedo predecir el aumento en la tasa de retención de maestros permanentes en alrededor de 2,4 puntos porcentuales. Por lo tanto, incluso si el efecto estuviera presente en los docentes permanentes, sería más difícil distinguirlo de cero porque su magnitud en términos de tasa de retención sería 1/3 de la de los docentes calificados.

No he explicado por qué los maestros permanentes tienen un valor más alto de β para lugares remotos. Una posible respuesta es que la selección se está dando sólo para los profesores permanentes. Los maestros permanentes tienen prioridad para moverse entre escuelas y haber permanecido en lugares remotos revela su fuerte preferencia. Una respuesta complementaria es que los docentes permanentes resuelven un problema prospectivo (que no he abordado en este artículo), mientras que los docentes temporales solo enfrentan un problema puntual. Como se mencionó anteriormente, los docentes titulares deben permanecer dos años en la escuela de destino o pierden la titularidad. Los profesores eventuales no enfrentan este problema, pueden renunciar cuando lo deseen y no perder ganancias futuras. Por lo tanto, la combinación de la selección con el comportamiento prospectivo podría explicar potencialmente el efecto diferencial entre los docentes permanentes y temporales calificados.

6. Conclusiones

En este artículo, estimé el efecto de un programa de bonificación específico por ubicación que trató de aliviar la distribución desigual de los maestros. Más específicamente, me enfoqué en cómo este programa de bonos afectó las tasas de retención de maestros y la composición de los maestros dentro de las escuelas.

Mis estimaciones muestran que el efecto del esquema de bonificación interactúa con el tipo de contrato de los docentes. Los maestros permanentes parecen no verse afectados por la bonificación o, a la luz del modelo de elección discreta, requieren una bonificación mucho más alta para aumentar sus tasas de retención. Los docentes temporales calificados fueron los que más respondieron, con su tasa de retención entre 4 y 12 puntos porcentuales dependiendo de la bonificación. En relación con las tasas de retención originales, el aumento fue de casi un 33 %. También encuentro que las bonificaciones no tienen un efecto monotónico en las tasas de retención.

Los tipos de contrato parecen inducir problemas de incentivos muy diferentes para ambos tipos de docentes, tal vez porque los docentes permanentes que eligen una ubicación remota suelen conservarse incluso sin la bonificación. Además, los docentes permanentes se enfrentan a un problema prospectivo, mientras que los docentes temporales se enfrentan a un problema único cada período. Esto podría ser un

³⁹Los valores serían de 0.0000746.

impulsor potencial de la diferencia en el efecto del cronograma de bonificación en las tasas de retención y, tal vez, de manera más general, de todas las decisiones de migración.

Metodológicamente, aplico un enfoque de estimador coincidente a un diseño de discontinuidad de límite. Este enfoque permite estimar el efecto promedio del tratamiento en el límite sin observar directamente el límite. El enfoque de emparejamiento parece funcionar mejor que el enfoque clásico de efectos fijos porque busca y adapta observaciones comparables para las unidades tratadas.

Referencias

- ABADIE, A., y GW YOMBENS(2011): "Estimadores de emparejamiento corregidos por sesgo para Efectos del tratamiento," *Revista de Estadísticas Económicas y Empresariales*, 29(1), 1-11.
- ALBOY, D. (2009): "La carga geográfica desigual de los impuestos federales", *Diario de Economía política*, 117(4), 635-667.
- ALVA, C., MBOBA, G. L.EÓN, CNEILSON, y MNIEDDU(2017): "Salarios de los docentes, Logro Estudiantil y Captación de Talento en el Perú Rural", Documento de Discusión, Manuscrito Inédito.
- BAYER, P., F. F.ERREIRA, y R. M.cMETROILLAN(2007): "Un marco unificado para la medición Preferencias educativas para las escuelas y los vecindarios", *Revista de Economía Política*, 115(4), 588-638.
- BAYER, P., R. M.cMETROILLAN, SOYURPHY, y C. T.IMMINS(2016): "Un Modelo Dinámico de Demanda de Viviendas y Barrios", *Econométrica*, 84(3), 893-942.
- BIASI, B. (2018): "El mercado laboral de los docentes bajo diferentes esquemas salariales", NBER Documentos de trabajo 24813, Oficina Nacional de Investigación Económica, Inc.
- BHAGO COMPRAS, KC, y AD MURPHY(2011): "Estimación de la disposición a pagar para evitar Delitos violentos: un enfoque dinámico", *Revisión económica estadounidense*, 101(3), 625-29. BFALTA, SE (1999): "¿Importan las mejores escuelas? Valoración de los padres de la educación elemental catión," *La revista trimestral de economía*, 114(2), 577.
- CABRERA, JM, y D. W.EBBINK(2018): "¿Los salarios más altos producen mejores maestros y ¿mejores resultados estudiantiles?", documento de debate 86972, MPRA, abril de 2017.
- CAMERON, CA, y PKTRIVEDI(2005): *Microeconometría: Métodos y Aplicaciones*.
Prensa de la Universidad de Cambridge.
- CARD, D., y AB KRUEGER(1994): "Salario Mínimo y Empleo: Un Caso Estudio de la industria de comida rápida en Nueva Jersey y Pensilvania", *La revisión económica estadounidense*, 84(4), 772-793.
- CASTRO, JF, y SERESPÓSITO(2018): "El efecto de las bonificaciones en el comportamiento docente: A Story with Spillovers", Documento de debate 104, Asociación Económica del Perú, agosto.
- CLOTFELTER, C., E. G.LENNIE, HLAGREGAR, y J. V.IGDOR(2008): "¿Sería más altos los salarios mantener a los maestros en las escuelas de alta pobreza? Evidencia de una intervención política en Carolina del Norte", *Revista de Economía Pública*, 92(5), 1352 – 1370.
- DANA, M. (2010): "Los efectos persistentes de la mita minera peruana", *Econométrica*, 78(6), 1863-1903.
- DIAMANTE, R. (2016): "The Determinants and Welfare Implications of US Workers' Di-

- al borde de las elecciones de ubicación por habilidad: 1980-2000", *Revisión económica estadounidense*, 106(3), 479–524.
- DOLTON, PAGS., y W.D. KLAAUW(1999): "La rotación de docentes: una competencia Explicación de riesgos," *La Revista de Economía y Estadística*, 81(3), 543–550.
- DOLTON, PAGS., y W.VON DER KLAAUW(1995): "Dejar la docencia en el Reino Unido: una duración Análisis," *El Diario Económico*, 105(429), 431–444.
- DUBE, A., TW LESTER, y SRESEICH(2010): "Efectos del salario mínimo en todos los estados Fronteras: Estimaciones usando condados contiguos," *La Revista de Economía y Estadística*, 92(4), 945–964.
- GRAMOELMAN, A., y G. YOMBENS(2018): "¿Por qué los polinomios de alto orden no deberían ser Utilizado en diseños de discontinuidad de regresión," *Revista de Estadísticas Económicas y Empresariales*, 0(0), 1–10.
- GRAMOILPIN, GA (2011): "Reevaluación del efecto de los salarios no docentes en la ción," *Revista de economía de la educación*, 30(4), 598 – 616.
- HANUSHEK, EA, J.F. KAIN, y S.G. RIVKIN(2004): "¿Por qué las escuelas públicas pierden ers," *El Diario de Recursos Humanos*, 39(2), 326–354.
- HECKMAN, JJ, H. I. CHIMURA, y P. TEXTRÁNO(1997): "Matching as an Econometric Eval-
Estimador de evaluación: Evidencia de la evaluación de un programa de capacitación laboral", *Revisión de Estudios Económicos*, 64(4), 605–54.
- (1998): "Coincidencia como estimador de evaluación econométrica", *La revisión de estudios económicos*, 65(2), 261–294.
- HOLMES, T. (1998): "The Effect of State Policies on the Location of Manufacturing: Evi-
dencia desde las fronteras estatales," *Revista de Economía Política*, 106(4), 667–705.
- YOAMI, K., y E.S. KSOY(2018): "¿Cuándo debemos usar la regresión de efectos fijos unitarios?
Models for Causal Inference with Longitudinal Data?", Documento de debate, Universidad de Harvard.
- YOMAZEKI, J. (2005): "Salarios de docentes y deserción de docentes", *Revista de economía de la educación*, 24(4), 431 – 449.
- YOMBENS, GW, y T. LEMIEUX(2008): "Diseños de discontinuidad de regresión: una guía practicar," *Diario de Econometría*, 142(2), 615 – 635, El diseño de discontinuidad de regresión: Teoría y aplicaciones.
- JANA, B. (2017): "kmatch: módulo de Stata para distancia multivariable y puntaje de propensión pareo," <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s458346.html>.
- KEELE, LJ, y R. TITIUNIK(2015): "Límites geográficos como discontinuidad de regresión nueces," *Análisis Político*, 23(1), 127–155.
- KENNAN, J., y J.R. WALKER(2011): "El efecto de los ingresos esperados en la

- Decisiones de Migración", *Económétrica*, 79(1), 211–251.
- LANGROCK, R., N.-B. HEIDENREICH, y S. S. PERLICA(2014): "Semiparamétrico logit multinomial métrico de las preferencias de los partidos políticos", *Métodos estadísticos y aplicaciones*, 23(3), 435–449.
- METROAJEROWICZ, S., y R. M. ONTERO(2018): "¿Se puede enseñar a enseñar? Experimental Evidencia de un Programa de Capacitación Docente en Perú (Documento sobre el Mercado Laboral)", documento de discusión, Universidad de Harvard.
- METROÜLLER, M. (2001): "Estimación y prueba en modelos lineales parciales generalizados—A estudio comparativo," *Estadística y Computación*, 11(4), 299–309.
- METROURNANO, R., y R. J. OLSEN(1990): "Los efectos de los salarios y los costos de oportunidad sobre la duración de la estadía en la enseñanza: evidencia de Carolina del Norte", *Diario de Recursos Humanos*, 25(1), 106–124.
- PAGSOSNER, D. N (2004): "La prominencia política de la diferencia cultural: por qué los masticadores y Tumbukas son aliados en Zambia y adversarios en Malawi", *La revisión de ciencia política estadounidense*, 98(4), 529–545.
- RUBIN, D. (1974): "Estimación de los efectos causales de los tratamientos en estudios aleatorizados y no aleatorizados".
estudios domizados", *Revista de Psicología Educativa*, 66(5), 688–701.
- SEVERINI, T. A., y W. H. WONG(1992): "Perfil de probabilidad y condicionalmente paramétricos métricos," *Los Anales de Estadística*, 20(4), 1768–1802.
- SHAPIRO, B. T. (2018): "Desbordamientos positivos y parasitismo en la publicidad de recetas Productos farmacéuticos: el caso de los antidepresivos", *Revista de Economía Política*, 126(1), 381–437.

Un ciclo de vida espacial

La combinación de la permanencia en el cargo con la plena movilidad induce un fuerte patrón de ciclo de vida espacial de los docentes permanentes. Este ciclo de vida espacial aparece como resultado de la combinación de dos hechos empíricos. En primer lugar, es menos probable que los maestros mayores cambien de escuela. En segundo lugar, es más probable que los docentes de escuelas no urbanas se trasladen a lugares urbanos que al revés. Estos dos hechos dan como resultado una distribución desigual de la experiencia y de los docentes permanentes/temporales en el espacio. Las localidades urbanas tienen maestros mayores y permanentes, mientras que las escuelas aisladas tienen maestros jóvenes temporales.

El patrón de ciclo de vida espacial observado en los datos es relevante desde una perspectiva metodológica, pero pensando en la política. Metodológicamente, el comportamiento del ciclo de vida de los docentes puede potencialmente inducir una fuerte selección de docentes. Los maestros permanentes de mayor edad establecidos en lugares aislados antes de la reforma educativa no requerían un bono para trabajar allí y esto revela su fuerte preferencia por la ubicación. Desde una perspectiva política, las políticas de personal implementadas por los gobiernos pueden ser deshechas por estos patrones de transición. Cualquier política que trate de inducir una distribución más uniforme de los recursos humanos debe tener en cuenta los patrones de transición de los docentes permanentes establecidos. Por ejemplo,

Para simplificar la exposición, me centro en las transiciones entre escuelas urbanas y no urbanas. El punto principal es que el drenaje de maestros de la ubicación no urbana a las escuelas urbanas es significativo. Las escuelas no urbanas pierden docentes constantemente, pero más durante los primeros años. Figura⁴⁰11 muestra que alrededor del 4% de los docentes entre 30 y 40 años migran de escuelas no urbanas a escuelas urbanas.⁴⁰ Una figura análoga para los maestros que trabajan en las escuelas urbanas se muestra en la Figura¹². Las tasas de salida del sistema público en ambos casos están por debajo del 1%.

Para ayudar a comprender la magnitud de estas transiciones, utilizo las transiciones que se muestran en las Figuras^{11y12} recrear una cohorte de 100 docentes permanentes a los 30 años. De los 100 docentes, 70 de ellos trabajan en escuelas no urbanas y 30 trabajan en escuelas urbanas. A medida que la cohorte envejece, se mueve entre regiones urbanas y no urbanas y sigo el tamaño de las cohortes en cada ubicación. Los cálculos se muestran en la Figura¹³. Después de 10 años en el sistema público cuando los docentes tienen 40 años, la cohorte se divide equitativamente entre urbano y no urbano

⁴⁰ Figura¹¹muestra la transición condicionada a la edad. Para entender la figura fijemos la atención en profesores de 40 años. El gráfico muestra que el 4% de los docentes a los 40 años de escuelas no urbanas se trasladan a una escuela urbana y menos del 1% sale del sistema público en un año.

escuelas. Al momento de la jubilación de los docentes, 55 de ellos se encuentran en escuelas urbanas y 33 en escuelas rurales.

Hasta ahora solo me he centrado en los profesores permanentes porque exhiben patrones de ciclo de vida que favorecen las ubicaciones urbanas. Dada su naturaleza contractual, los docentes temporales calificados y no calificados se mueven más entre las escuelas urbanas y no urbanas y la preferencia por las ubicaciones urbanas no se muestra tan clara como con los maestros permanentes.

Figura 11:Transición desde Escuelas No Urbanas

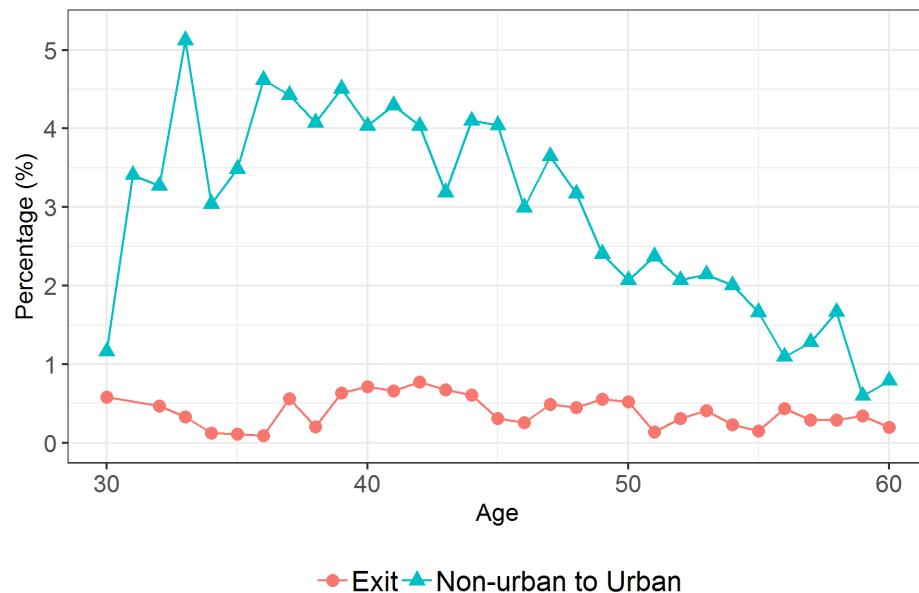
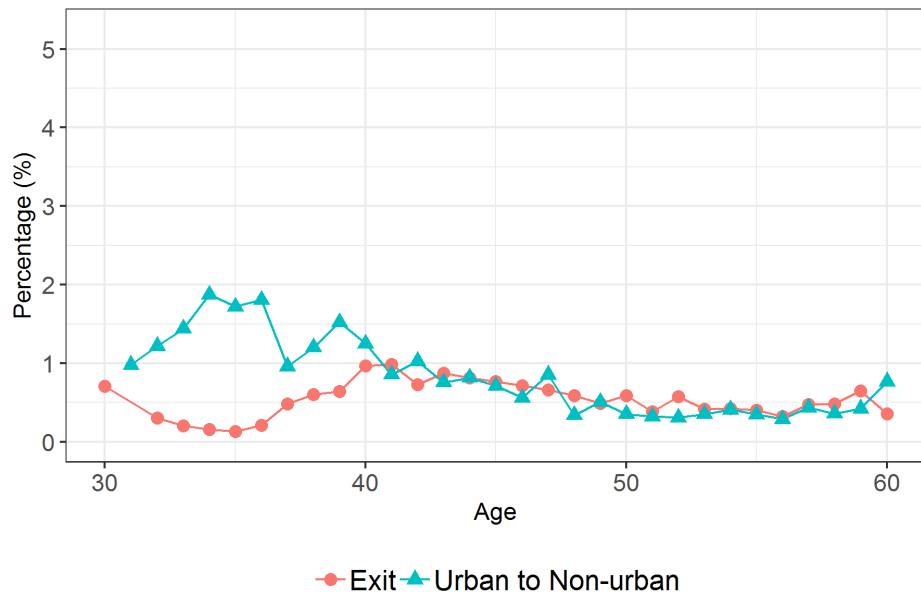
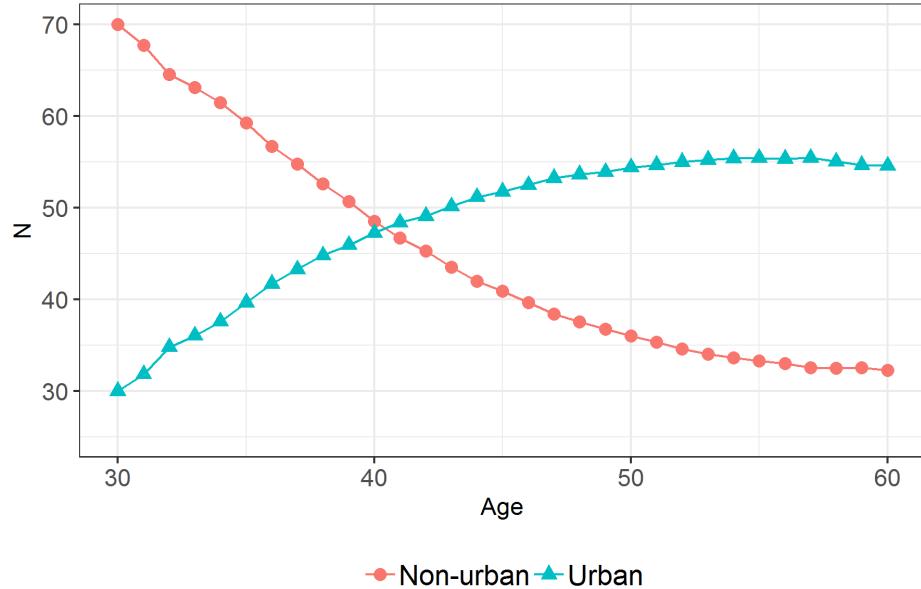


Figura 12: Transición de Escuelas Urbanas**Figura 13:** Transición de Escuelas Urbanas

B Recuperación \tilde{U}_0

En esta sección extiendo el marco de evaluación del programa a un entorno de elección discreta. Para recuperar \tilde{U}_0 , utilizo un enfoque semiparamétrico propuesto por [Muller\(2001\)](#) y ampliado por [Langrock, Heidenreich y Sperlich\(2014\)](#). Este enfoque es consistente con el BDD en el sentido de que el valor de \tilde{U}_0 se modela explícitamente como una función continua del espacio tal que

$$tu_0 = metro(\mathbf{X}_0) \equiv metro(\text{latitud}_0, \text{longitud}_0).$$

La probabilidad en (8) entonces se convierte

$$\text{PAGS}[d=0|0] = \frac{\text{Exp} (metro(\mathbf{X}) + \beta B)}{1 + \exp (metro(\mathbf{X}_0) + \beta B)}. \quad (13)$$

La estimación de (13) sigue el concepto de verosimilitud de perfil desarrollado por [Severini y Wong\(1992\)](#) donde función $metro(\cdot)$ se estima a través del suavizado del núcleo. Al igual que con la discusión anterior sobre la selección del ancho de banda, el ancho de banda tiene la misma interpretación espacial. La estimación semiparamétrica es la contraparte del estimador de coincidencia del kernel. A primera vista, se podría pensar que de la misma forma podríamos incorporar efectos fijos y polinomios para recuperar tu_0 como contraparte del marco de regresión. Esto no es factible en un marco logit porque sufre el problema del parámetro incidental.

La idea detrás del procedimiento de estimación utiliza la misma intuición que todos los estimadores de suavizado del kernel. Aplica un enfoque de máxima verosimilitud, pero la naturaleza semiparamétrica del estimador requiere considerar las verosimilitudes logarítmicas locales. Empezamos con una conjectura para β y $metro(\cdot)$. Dada la conjectura en β , actualizo la función $metro(\cdot)$ usando información local para cada observación. El kernel proporciona el tamaño y la ponderación de esta información local. Una vez $metro$ se actualiza, calculo el log-verosimilitud y las derivadas que luego se usan en la siguiente iteración para resolver una nueva β . El procedimiento finaliza cuando el parámetro β converge. El lector puede seguir [Muller\(2001\)](#) y [Langrock, Heidenreich y Sperlich\(2014\)](#) para una exposición detallada.

B.1 Resultados

Estimo la siguiente especificación

$$\text{PAGS}[d=0|0, i] = \frac{\text{Exp} (a\text{Edad}_i + \gamma\text{Sexo}_i + \beta\text{Prima}_i + metro(\mathbf{X}_{i,0}))}{1 + \exp (a\text{Años}_i + \gamma\text{Sexo}_i + \beta\text{Prima}_i + metro(\mathbf{X}_{i,0}))}. \quad (14)$$

Estimo este modelo solo usando maestros temporales calificados de jardines de infantes no urbanos para 2014, 2015 y 2016. Uso medios anchos de banda de 5, 10 y 20 km. Los resultados muestran el efecto positivo del bono después de la reforma y signos negativos antes de la implementación de la estructura de bonos. En esta configuración, la discontinuidad debe ser la principal fuente de variación que identifica β . Deberíamos esperar entonces que a medida que aumenta el ancho de banda comenzemos a comparar unidades más alejadas y afectando las estimaciones. Esto sucede y a medida que aumento la mitad del ancho de banda, la estimación de β disminuye

Para comparar mis resultados, proporciono una estadística que es comparable al ATET de límite aislado/rural β estimaciones para maestros de jardín de infantes. Para ello calculo el efecto marginal de un aumento de bono de S/400, que es el cambio de salario en el límite Aislado/Rural. Los valores se muestran en la última fila de la tabla.¹³ Este efecto marginal estimado es consistente con los resultados anteriores utilizando estimadores de emparejamiento. Usando las estimaciones de medio ancho de banda de 5 km en 2016, la probabilidad de retener a un maestro un año más aumenta en 5,4 puntos porcentuales.

Trazo la función estimada $metro()$ sobre la relación "longitud-latitud-metro" espacio. Ya que $metrome$ permite recuperar \tilde{u}_0 para cada coordenada puedo calcular los cambios en la retención a través del espacio bajo una estructura de bonificación diferente.

Muestro el uso de este método calculando el cambio en la tasa de retención bajo un aumento de S/400 a las áreas aisladas. Muestro un mapa de Perú y calculo el cambio de la tasa de retención en el espacio para cada maestro de jardín de infantes temporal, que denoto por $\Delta_{i,400}$, para escuelas aisladas. Yo calculo $\Delta_{i,400}$ como sigue:

$$\begin{aligned} \Delta_{i,400} \\ = & \text{PAGS}[d=0/o, \text{Nuevo Bono} = \text{Bono}_i + 400, \bar{x}=\text{Aislado}] \\ - & \text{PAGS}[d=0/o, \bar{x}=\text{Aislado}] \end{aligned}$$

Las estimaciones muestran un límite superior para este incremento de 2 puntos porcentuales en la retención, pero algunos docentes parecen no verse afectados por el cambio. El cambio promedio nacional de $\Delta_{i,400}$ es de 1,7 puntos porcentuales con una desviación estándar de 0,4 puntos porcentuales.

B.2 Limitaciones

Los resultados no son definitivos, sino que proporcionan extensiones potenciales para mejorar el estudio de las decisiones de migración docente en general. El marco actual y su contrafactual tienen un alcance limitado por un par de razones. En primer lugar, los resultados solo analizan la retención. Desde el

modelo de elección discreta, derivé \tilde{u} en función de las opciones exteriores. Cualquier cambio en el programa de bonos tendría efectos en \tilde{u} . Los resultados contrafácticos que proporcioné suponen que los cambios en B_{no} afectarían \tilde{u} . Para tener una evaluación correcta de la retención se requiere estimar un modelo de elección discreta completo. Esto se hace ampliando la implementación de [Langrock, Heidenreich y Sperlich\(2014\)](#) a un entorno multinomial con conjuntos de elección heterogéneos. La parte multinomial es natural en los problemas de migración. El conjunto heterogéneo de opciones es necesario para que la estimación sea factible.⁴¹ En segundo lugar, incluso después de implementar el modelo de elección discreta correcto, estudiar los patrones de migración en un sistema cerrado como el sistema de educación pública requiere tener en cuenta los efectos de "equilibrio general". Teóricamente, existe un valor bajo el cual el docente permanente comenzará a moverse hacia áreas remotas. Esto creará congestión en ciertas escuelas y automáticamente aumentará la rotación de maestros temporales porque tienen menos prioridad que los maestros permanentes.

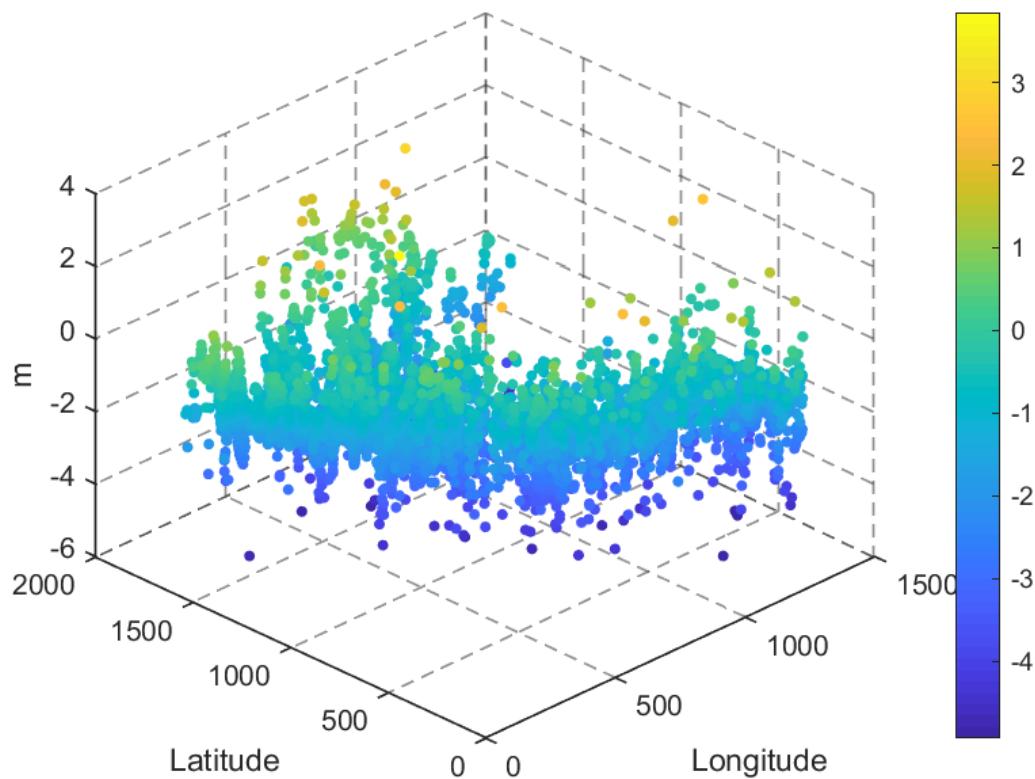
Tabla 13
Estimaciones logit semiparamétricas

	2014		2015			2016		
	$b=5$	$b=10$	$b=5$	$b=10$	$b=20$	$b=5$	$b=10$	$b=20$
α	0.020 (0,001)	0.019 (0,001)	0.017 (0,001)	0.011 (0,001)	0.011 (0,001)	0.011 (0,000)	0.017 (0,000)	0.015 (0,000)
γ	-0,113 (0,015)	-0,132 (0,013)	-0,091 (0,014)	-0,160 (0,013)	-0,118 (0,010)	-0,073 (0,009)	-0,369 (0,009)	-0,370 (0,015)
β	-0,017 (0,002)	-0,028 (0,002)	-0,030 (0,002)	0,027 (0,002)	0,019 (0,001)	0,020 (0,001)	0,031 (0,001)	0,016 (0,001)
Marginal Efecto	-0,027 (0,001)	-0,049 (0,001)	-0,056 (0,001)	0,035 (0,001)	0,026 (0,001)	0,028 (0,001)	0,054 (0,001)	0,029 (0,001)

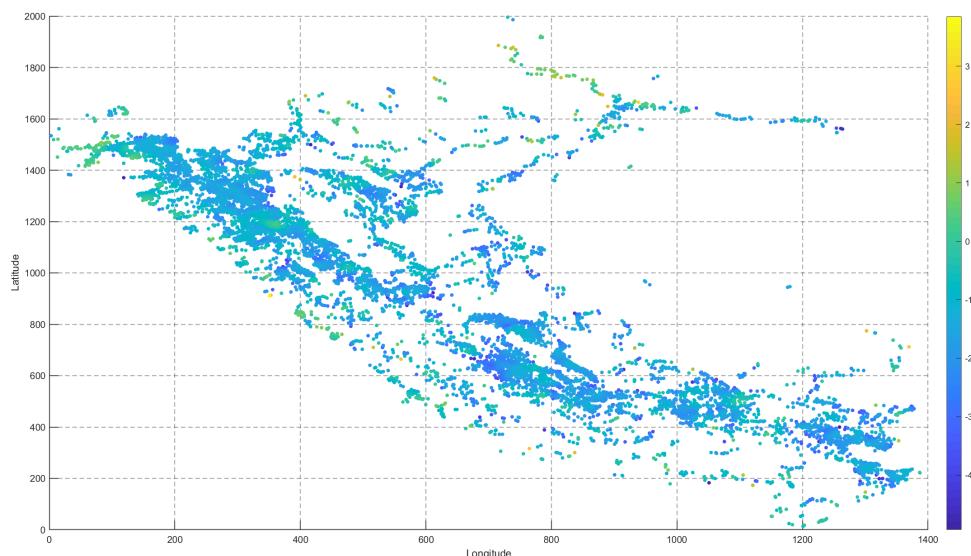
Notas: errores estándar entre paréntesis. Empleo un algoritmo de coincidencia basado en el kernel de epanechnikov que usa la distancia euclíadiana con un ancho de banda medio de b kilómetros. El efecto marginal de la última fila es el Efecto Marginal Promedio de un bono de S/400.

⁴¹[Kennan y Walker\(2011\)](#) proporcionan una forma de reducir el conjunto de opciones en un entorno dinámico de opciones discretas.

Figura 14: Visualización de la función estimada $\text{metro}(\cdot)$



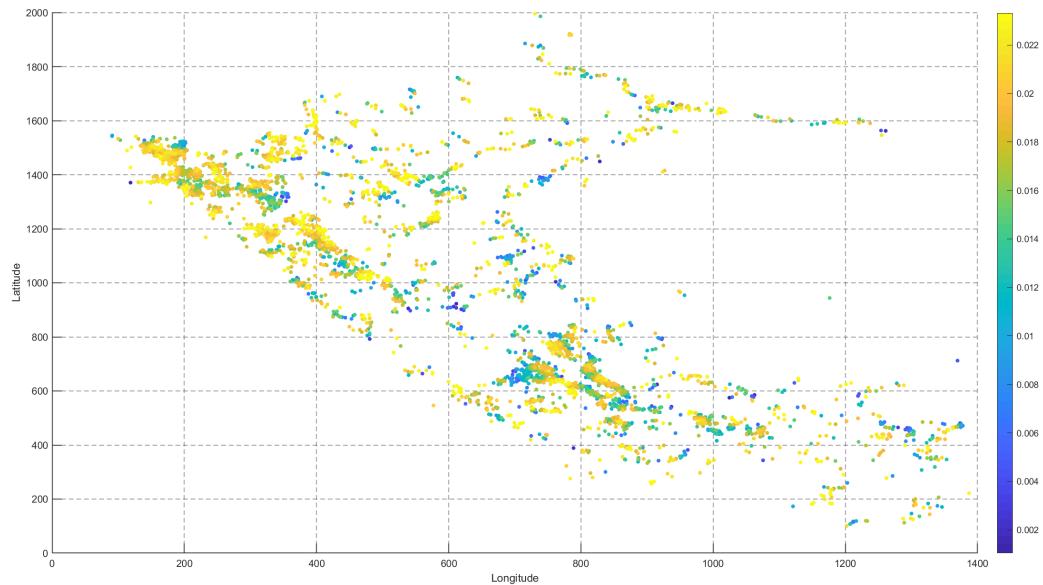
(a) perspectiva diagonal



(b) Perspectiva superior

notas: metro se obtuvo estimando la ecuación (14) con un ancho de banda medio de 5 km y un núcleo Epanechnikov. Cada punto representa una escuela no urbana. Los ejes x e y son la latitud y la longitud.

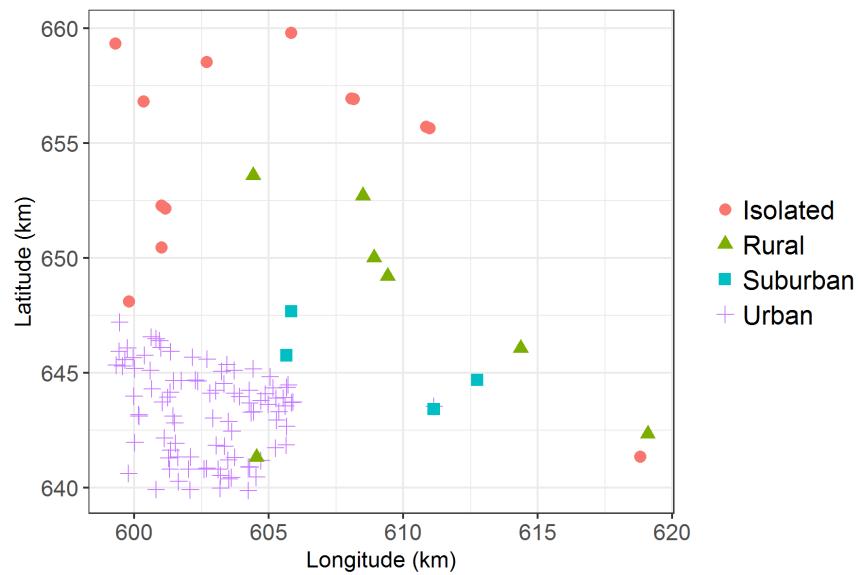
Figura 15:Cambio en las tasas de Retención en 2016



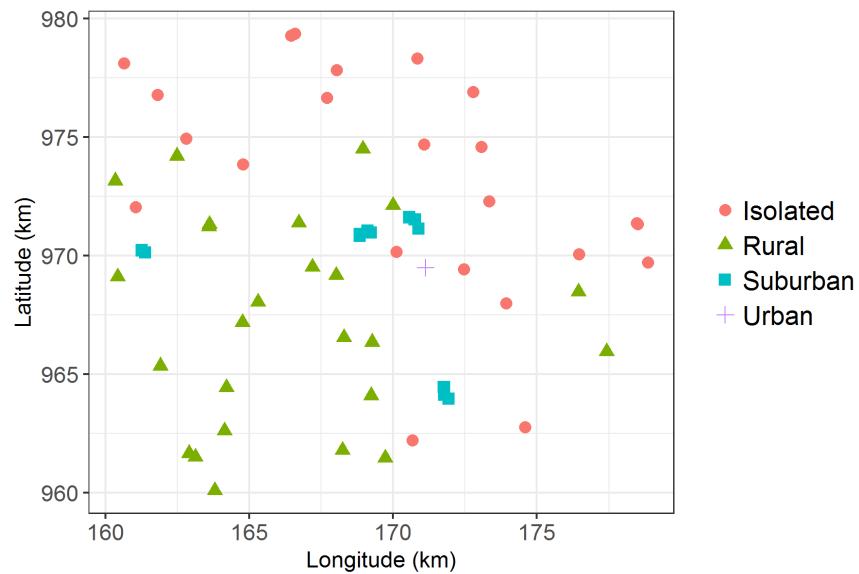
notas: Cada punto es una maestra de kínder temporal (tomo en cuenta la edad y el sexo) y el color del punto representa el cambio estimado en la retención bajo un incremento de $S/400$.

C Cifras

Figura 16:Ejemplos de clasificación de bonos no urbanos/urbanos



(a)primer ejemplo



(b)Segundo ejemplo

notas: Cada símbolo representa una escuela. El algoritmo de clasificación no es perfecto y algunas escuelas pueden estar mal clasificadas (p. ej., escuela rural rodeada de escuelas urbanas en la parte inferior izquierda de la primera figura), pero esto parece ser raro.

Figura 17:Representación gráfica de vectores en B

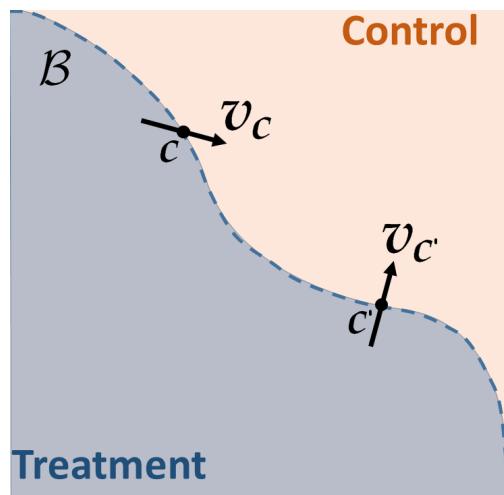
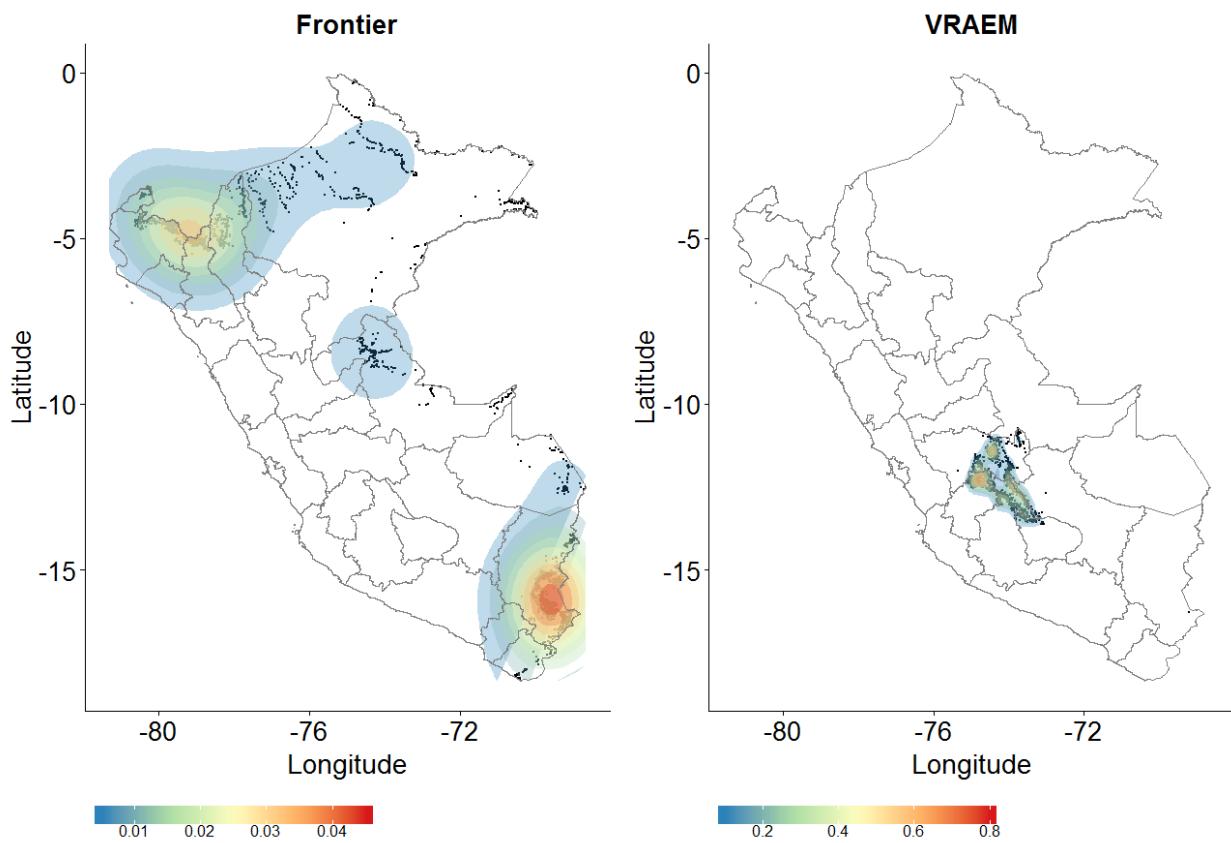


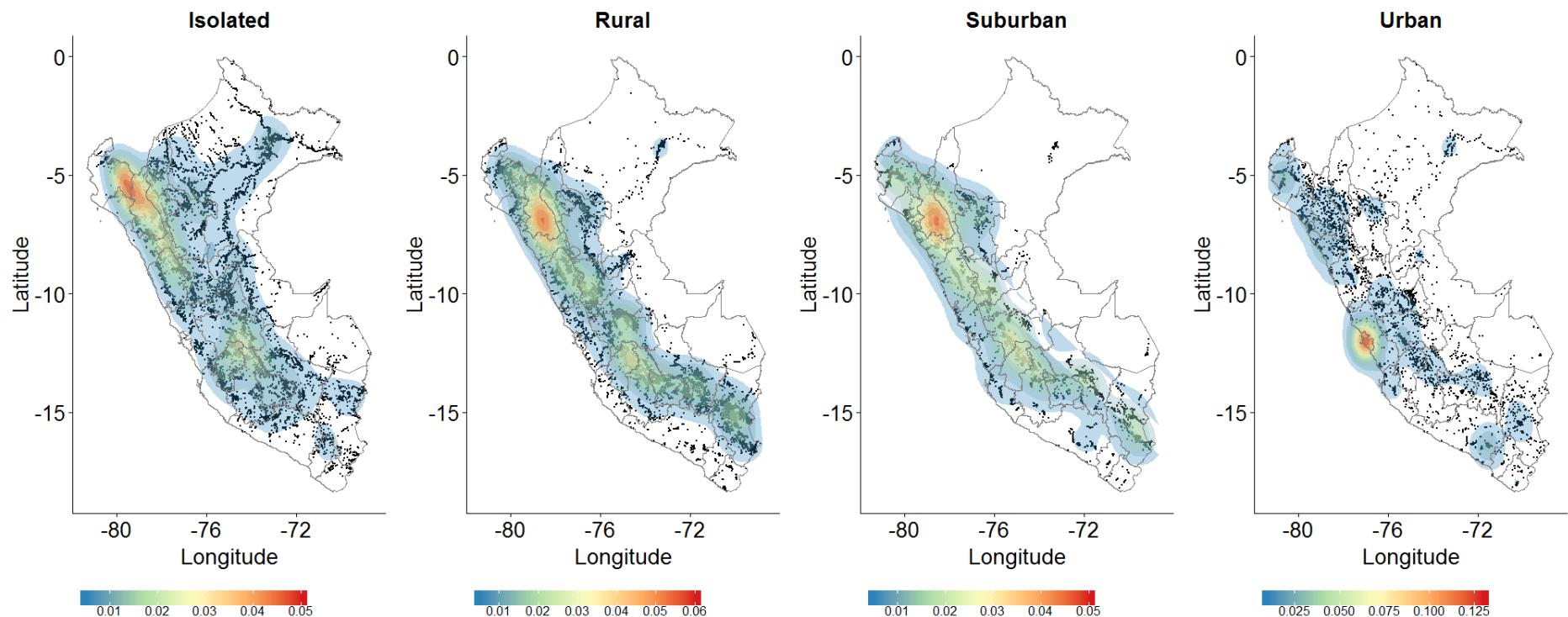
Figura 18:Distribución Espacial (Concentración) de Escuelas por Frontera y clasificación VRAEM



Fuente: Ministerio de Educación.

Nota: Cada punto representa una escuela. El mapa de calor representa la densidad de escuelas en el espacio. El rojo representa una alta concentración de escuelas, mientras que la luz representa una baja concentración de escuelas.

Figura 19:Distribución Espacial (Concentración) de Escuelas por Clasificación No Urbana



Fuente: Ministerio de Educación. Nota: Cada punto representa una escuela. El mapa de calor representa la densidad de escuelas en el espacio. El rojo representa una alta concentración de escuelas, mientras que la luz representa una baja concentración de escuelas.

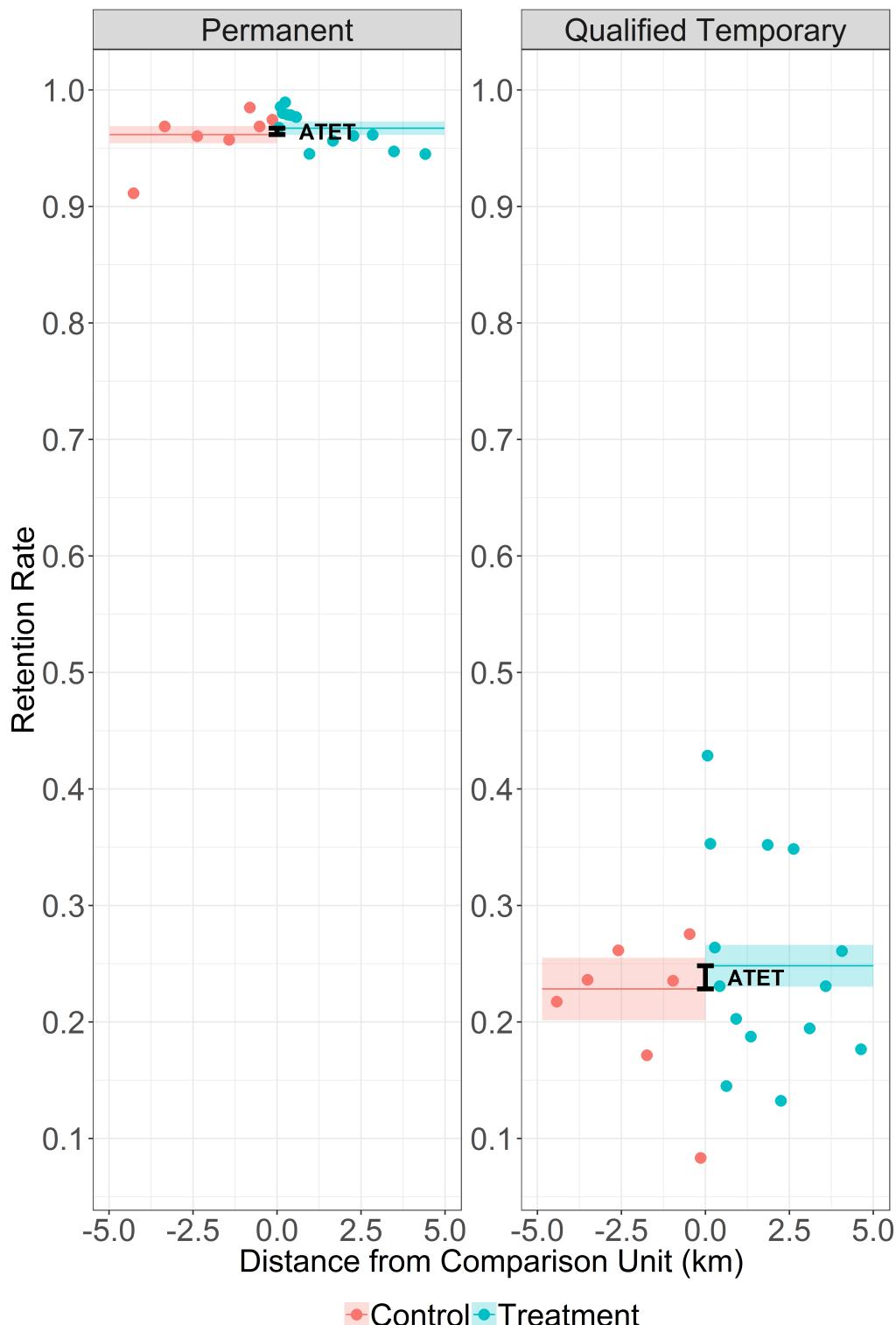
Figura 20: Retención de maestros en el límite de Frontier en 2013

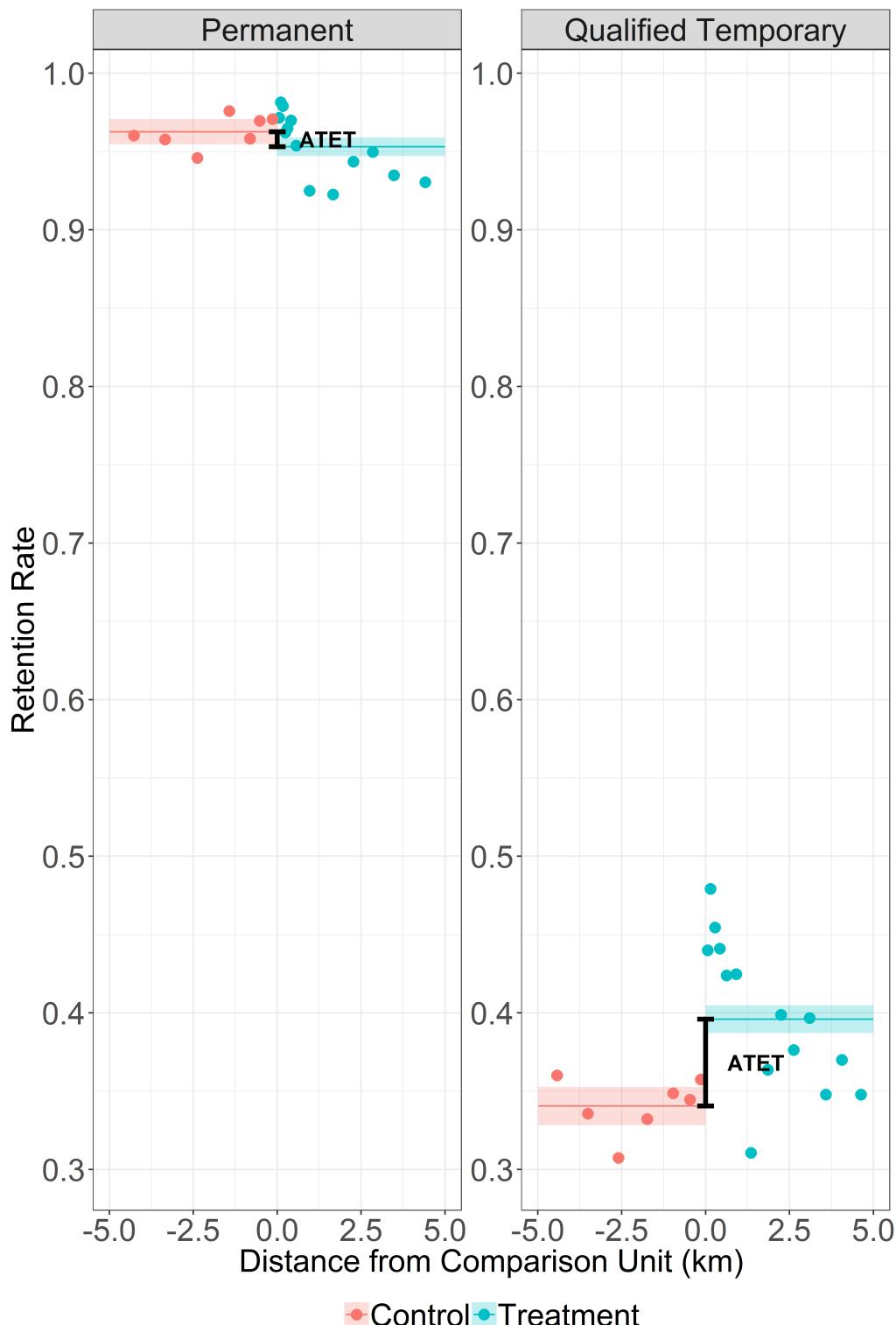
Figura 21: Retención de maestros en el límite de la bonificación Frontier en 2016

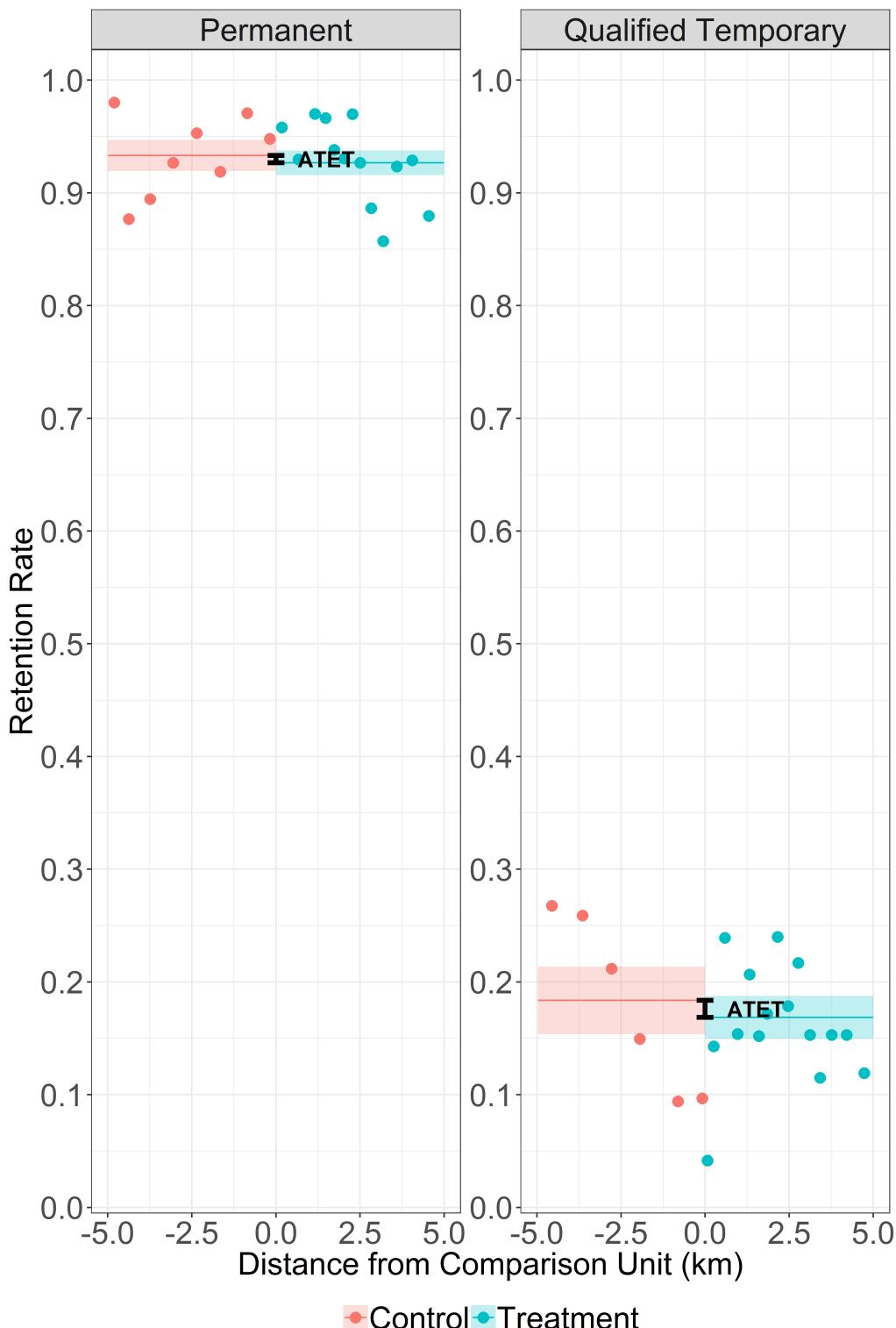
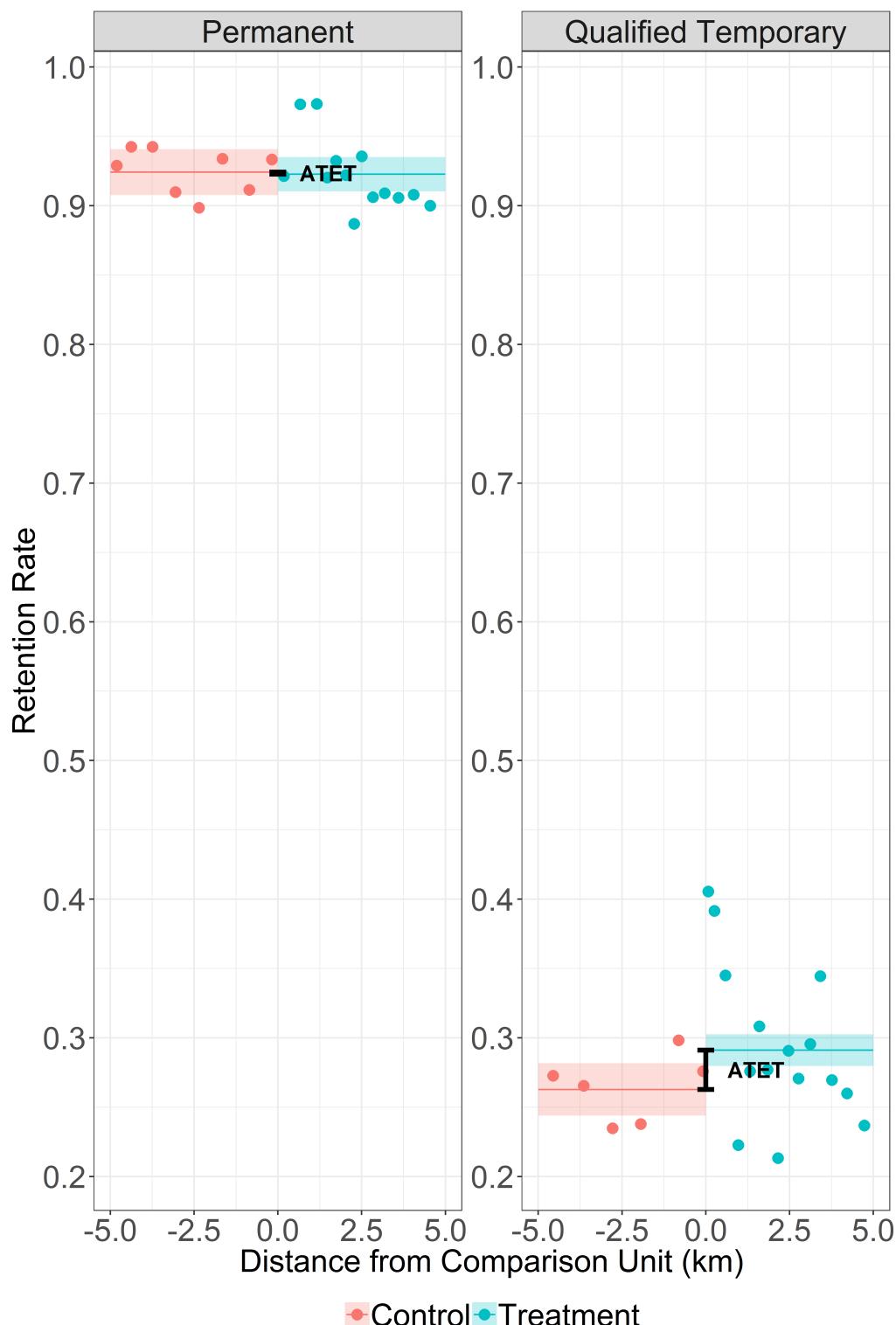
Figura 22: Retención de Docentes en el VRAEM en 2013

Figura 23: Retención de Docentes en el límite del bono VRAEM en 2016

D Retención de maestros a nivel escolar

Tabla 14

Efecto del tratamiento sobre la retención de maestros en el límite rural/aislado

	2013			2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	(10) Kinder	(11) elemental	(12) SA
Panel A. Permanente												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.01 (0.05)	-0.01 (0.01)	-0.01 (0.03)	0.01 (0.04)	-0.01 (0.01)	0.02 (0.02)	0.01 (0.09)	0.02 (0.01)	0.03 (0.04)	0.01 (0.06)	0.03 (0.01)	0.02 (0.03)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	-0.00 (0.03)	-0.01 (0.01)	-0.01 (0.02)	0.02 (0.03)	-0.01 (0.01)	0.02 (0.01)	-0.02 (0.05)	0.01 (0.01)	0.02 (0.03)	0.05 (0.05)	0.01 (0.01)	0.02 (0.02)
2 vecino más cercano	-0.01 (0.02)	-0.02 (0.01)	-0.02 (0.01)	0.02 (0.02)	-0.01 (0.01)	0.02* (0.01)	-0.06 (0.03)	0.02 (0.01)	-0.01 (0.02)	0.02 (0.03)	0.02* (0.01)	-0.01 (0.01)
4 Vecino más cercano	-0.02 (0.02)	-0.01 (0.01)	-0.02 (0.01)	0.01 (0.01)	-0.00 (0.01)	0.02* (0.01)	-0.06 (0.03)	0.01 (0.01)	-0.02 (0.02)	0.01 (0.02)	0.02* (0.01)	-0.02 (0.01)
Efectos fijos de bloque de 10 km	-0.01 (0.05)	-0.01 (0.01)	0.01 (0.03)	0.02 (0.05)	-0.00 (0.01)	0.01 (0.02)	0.00 (0.08)	0.00 (0.01)	0.03 (0.04)	0.07 (0.06)	0.02 (0.01)	0.02 (0.03)
Retención media - Control	0.84 nortei norte	0.91 5621 5510	0.87 1064 926	0.94 618	0.90 5606	0.93 1088	0.71 608	0.84 5194	0.69 1082	0.89 515	0.91 4935	0.90 1103
Panel B. Temporal Calificado												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.03 (0.03)	-0.01 (0.03)	-0.03 (0.04)	0.01 (0.03)	0.01 (0.02)	-0.01 (0.04)	0.09*** (0.02)	0.03 (0.02)	0.04 (0.03)	0.07*** (0.02)	0.03 (0.02)	-0.01 (0.03)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.01 (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.05 (0.02)	0.03 (0.02)	0.00 (0.02)	0.01 (0.02)	0.07*** (0.01)	0.02 (0.01)	0.03 (0.02)	0.07*** (0.02)	0.05** (0.02)	0.01 (0.02)
2 vecino más cercano	-0.01 (0.02)	-0.02 (0.02)	0.00 (0.02)	-0.00 (0.01)	0.00 (0.01)	0.00 (0.02)	0.08*** (0.01)	0.02* (0.01)	0.03* (0.01)	0.09*** (0.01)	0.06*** (0.01)	0.04* (0.02)
4 Vecino más cercano	-0.00 (0.02)	-0.01 (0.01)	-0.01 (0.02)	0.00 (0.01)	-0.00 (0.01)	0.01 (0.01)	0.07*** (0.01)	0.02* (0.01)	0.03* (0.01)	0.09*** (0.01)	0.06*** (0.01)	0.04** (0.01)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0.02 (0.03)	-0.00 (0.03)	-0.03 (0.04)	0.01 (0.03)	-0.01 (0.03)	-0.02 (0.03)	0.07** (0.02)	0.02 (0.02)	0.03 (0.04)	0.04 (0.02)	0.04* (0.02)	-0.01 (0.03)
Retención media - Control	0.13 nortei norte	0.083 1999 1340	0.16 890	0.21 2571	0.13 3159	0.27 1325	0.12 2628	0.078 3896	0.17 1406	0.21 3617	0.19 4750	0.26 1604
panel c Temporal no calificado												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	-0.04 (0.17)	0.03 (0.10)	0.00 (.)	0.05 (0.13)	-0.00 (0.14)	-0.17 (0.19)	0.04 (0.13)	0.02 (0.11)	-0.01 (0.11)	-0.07 (0.07)	0.04 (0.10)	0.01 (0.07)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	-0.03 (0.08)	-0.11 (0.22)	0.25 (0.09)	-0.09 (0.08)	-0.05 (0.08)	0.03 (0.23)	-0.02 (0.08)	-0.01 (0.05)	-0.01 (0.04)	-0.05 (0.06)	0.00 (0.05)	-0.02 (0.03)
2 vecino más cercano	-0.04 (0.07)	-0.09 (0.06)	-0.06 (0.08)	-0.05 (0.06)	0.11** (0.04)	-0.06 (0.09)	0.03 (0.04)	-0.01 (0.03)	0.01 (0.02)	-0.03 (0.04)	0.06 (0.03)	0.01 (0.02)
4 Vecino más cercano	0.02 (0.05)	-0.09 (0.06)	-0.04 (0.07)	-0.02 (0.05)	0.09* (0.04)	-0.01 (0.08)	0.04 (0.03)	-0.00 (0.02)	0.01 (0.03)	-0.01 (0.03)	0.08** (0.03)	0.01 (0.02)
Efectos fijos de bloque de 10 km	-0.04 (0.14)	-0.06 (.)	0.00 (0.10)	-0.05 (0.21)	-0.10 (0.14)	0.12 (0.13)	0.00 (0.10)	-0.09 (0.11)	0.02 (0.06)	-0.03 (0.08)	-0.04 (0.06)	0.02 (0.06)
Retención media - Control	0.16 nortei norte	0.20 271	0.26 315	0.22 104	0.20 493	0.17 414	0.25 718	0.13 890	0.15 540	0.19 1108	0.11 1104	0.19 779

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una fracción del personal docente variable igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente trabajando en la escuela, Unidad de control: docente trabajando en la escuela. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclíadiana. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

Tabla 15**Efecto del Tratamiento en la Retención de Docentes en la Comarca del VRAEM**

	2013			2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	(10) Kinder	(11) Elem.	(12) SA
Panel A. Permanente												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.00 (0.16)	- 0.02 (0.02)	- 0.01 (0.08)	0.32 (0.42)	- 0.03 (0.04)	0.04 (0.04)	- 0.17 (0.10)	- 0.01 (0.10)	0.03 (0.03)	- 0.06 (0.06)	- 0.01 (0.02)	(0.02) (0.18)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.00 (0.06)	- 0.05*** (0.01)	0.01 (0.04)	0.09 (0.08)	- 0.01 (0.02)	0.04 (0.03)	- 0.10 (0.10)	- 0.01 (0.10)		- 0.06 (0.08)	- 0.02 (0.08)	- 0.03 (0.03)
2 vecino más cercano	- 0.08 - 0.04* (0.05)	0.01 (0.02)	- 0.02 (0.03)	- 0.01 (0.05)	- 0.00 (0.02)	- 0.00 (0.06)	- 0.11 (0.04)	- 0.00 (0.04)	- 0.00 (0.06)	- 0.12* (0.06)	0.03 (0.07)	- 0.03 (0.02)
4 Vecino más cercano	- 0.07 - 0.03* (0.05)	0.03 (0.02)	- 0.00 (0.03)	- 0.01 (0.03)	0.01 (0.02)	- 0.08 (0.07)	- 0.08 (0.07)	- 0.00 (0.04)	- 0.00 (0.04)	0.02 (0.06)	- 0.00 (0.03)	- 0.01 (0.04)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0.00, 0.01 (0.13)	0.03 (0.02)	0.07 (0.05)	- 0.03 (0.09)	0.03 (0.02)	- 0.21* (0.10)	0.00 (0.10)	0.06 (0.04)	0.06 (0.07)	- 0.08 (0.12)	- 0.02 (0.02)	- 0.06 (0.12)
Retención media - Control	0.89, 0.92 nortei norte _i	0.87 151 189	0.97 939 596	0.91 138 210	0.94 239 602	0.86 141 105	0.81 894 224	0.72 252 572	0.91 152 105	0.89 863 205	0.88 261 104	
panel c Temporal Calificado												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.07 (0.04)	- 0.01 (0.04)	- 0.05 (0.09)	0.02 (0.06)	0.04 (0.07)	0.15* (0.06)	0.06 (0.03)	0.06 (0.05)	0.02 (0.09)	0.08 (0.05)	- 0.02 (0.10)	0.10 (0.09)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.06* (0.03)	0.00 (0.04)	- 0.02 (0.07)	0.01 (0.04)	0.05 (0.05)	0.08 (0.05)	0.04 (0.03)	0.01 (0.04)	0.02 (0.03)	0.08* (0.04)	0.02 (0.06)	- 0.00 (0.06)
2 vecino más cercano	0.10*** (0.03)	0.05 (0.05)	- 0.07 (0.04)	0.00 (0.05)	0.08 (0.04)	0.09* (0.04)	0.05* (0.03)	0.06 (0.04)	0.03 (0.04)	0.09 (0.05)	- 0.01 (0.05)	- 0.00 (0.06)
4 Vecino más cercano	0.09** (0.03)	0.04 (0.03)	- 0.08* (0.04)	- 0.02 (0.05)	0.05 (0.04)	0.09* (0.04)	0.03 (0.03)	0.02 (0.04)	0.02 (0.03)	0.05 (0.04)	- 0.02 (0.05)	- 0.03 (0.06)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0.01 (0.07)	0.00 (0.04)	- 0.10** (0.04)	0.02 (0.04)	- 0.00 (0.04)	0.02 (0.07)	0.03 (0.04)	0.05 (0.04)	0.03 (0.06)	0.07 (0.03)	0.03 (0.07)	- 0.04 (0.10)
Retención media - Control	0.090 nortei norte _i	0.084 485 290	0.16 251 67	0.17 674 455	0.15 572 316	0.20 308 123	0.099 701 467	0.10 703 362	0.16 325 141	0.20 818 455	0.21 744 444	0.26 368 145

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una fracción del personal docente variable igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente trabajando en la escuela, Unidad de control: docente trabajando en la escuela. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclidiana. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). los 10km²Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

Tabla 16

Efecto del tratamiento sobre la retención de maestros en el límite de la bonificación Frontier

	2013			2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	(10) Kinder	(11) elemental	(12) SA
Panel A. Permanente												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	-0.01 (0.02)	0.01 (0.02)	-0.02 0.01 (0.02) (0.03)	0.02 (0.02)	-0.01 -0.02 (0.03) (0.05)	0.03 (0.03)	0.00 (0.04)	0.01 (0.03)	0.01 (0.03)	0.01 (0.03)	0.01 (0.04)	0.00 (0.04)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	-0.01 0.00 (0.02) (0.01)	-0.02 0.03 (0.02) (0.03)	0.03 (0.02)	0.02 (0.02)	-0.01 0.00 0.03 -0.02 (0.03) (0.03) (0.03)	0.03 (0.04)	0.00 (0.04)	0.01 (0.03)	0.01 (0.03)	0.01 (0.02)	0.01 (0.02)	0.03 (0.04)
2 vecino más cercano	0.02 0.01 (0.04) (0.02) (0.03)	0.01 0.02 (0.02)	0.02 -0.01 0.02 -0.01 0.01 0.05 (0.06) (0.03) (0.03)	0.02 (0.02)	0.01 0.05 (0.05) (0.03)	0.00 (0.03)	0.02 (0.04)	0.01 (0.04)	0.01 (0.02)	0.01 (0.02)	0.01 (0.04)	0.03 (0.04)
4 Vecino más cercano	-0.02 0.01 0.01 0.07* (0.03) (0.02)	0.07* (0.02)	0.03 (0.03)	0.02 (0.02)	0.01 0.05 (0.05) (0.03)	0.00 (0.03)	0.00 (0.04)	0.02 (0.03)	0.03 (0.04)	0.03 (0.02)	0.01 (0.02)	0.02 (0.03)
Efectos fijos de bloque de 10 km	-0.01 0.02 (0.02) (0.02)	0.00 0.02 (0.03)	0.02 0.02 (0.02)	-0.01 -0.04 0.01 0.01 0.03 (0.04) (0.03)	0.01 (0.04)	0.00 (0.03)	-0.03 0.01 (0.04) (0.03)	0.01 (0.01)	0.01 (0.01)	0.01 (0.01)	0.01 (0.01)	0.04 (0.04)
Retención media - Control	0.95 0.91 nortei	0.94 272 1351	0.91 486	0.89 1408	0.93 0.80 0.81 497 298 1348		0.82 0.94 496 305		0.91 1298	0.93 494		
	nortei	300 636	151	303	642	156 312 620		158 267	565	134		
panel c Temporal Calificado												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	-0.04 -0.13 0.06 0.16*** (0.07) (0.13) (0.16) (0.04)	0.06 (0.05)	0.02 (0.07)	0.08** (0.03)	0.04 (0.04)	0.02 (0.07)	0.06 (0.05)	0.12** (0.04)	0.09 (0.07)			
Núcleo($b=10$ kilómetros)	-0.05 -0.05 0.04 0.10* (0.05) (0.06) (0.08) (0.04)	0.03 (0.03)	0.02 (0.05)	0.09*** (0.02)	0.05* -0.00 (0.05) (0.05)	-0.00 (0.02) (0.05)	0.06 (0.04)	0.12*** (0.03)	0.08 (0.04)			
2 vecino más cercano	-0.05 -0.02 0.06 0.09** 0.09*** 0.05 0.10*** -0.07 0.06 (0.04) (0.04) (0.05) (0.03) (0.02) (0.06) (0.02) (0.03) (0.04)						0.03 (0.04)	0.10* (0.04)	0.04 (0.03)			
4 Vecino más cercano	-0.04 0.04 0.05 0.08** 0.08** 0.03 0.09** -0.05 0.05 (0.04) (0.03) (0.04) (0.03) (0.02) (0.05) (0.02) (0.02) (0.03)						0.03 (0.03)	0.08* (0.04)	0.05 (0.03)			
Efectos fijos de bloque de 10 km	-0.06 -0.07 0.06 0.11** 0.02 -0.05 0.06 0.01 -0.00 0.04 (0.06) (0.11)	0.07 (0.07)	0.20 (0.04)	0.12 (0.03)	0.26 (0.10)	0.12 (0.04)	0.11 (0.03)	0.18 (0.07)	0.27 (0.04)	0.24 (0.05)	0.30 (0.10)	
Retención media - Control	0.16 0.082 nortei	0.27 466 475	0.20 321	0.12 717	0.26 675	0.12 452	0.11 676	0.18 927	0.27 522	0.24 891	0.30 1029	564
	nortei	241 180	83	426	301	135	533	371	160	501	433	149

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una fracción del personal docente variable igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente trabajando en la escuela, Unidad de control: docente trabajando en la escuela. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclídea. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

E Composición del profesor

Tabla 17

Efecto del tratamiento sobre la composición del profesorado en el límite rural/aislado

	2013			2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	(10) Kinder	(11) elemental	(12) SA
Panel A. Frac. de Permanente												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	-0.04 (0.03)	-0.03** (0.01)	-0.02 (0.03)	-0.04 (0.02)	-0.05*** (0.01)	-0.08~ (0.03)	-0.06*** (0.02)	-0.06*** (0.01)	-0.06*** (0.03)	-0.04~ (0.02)	-0.06*** (0.02)	-0.05** (0.02)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	-0.07*** (0.02)	-0.02** (0.01)	-0.06*** (0.02)	-0.06*** (0.01)	-0.07*** (0.02)	-0.06*** (0.01)	-0.06*** (0.01)	-0.06*** (0.01)	-0.07*** (0.02)	-0.06*** (0.02)	-0.06*** (0.02)	-0.05~ (0.02)
2 vecino más cercano	-0.06*** (0.02)	-0.03*** (0.01)	-0.09*** (0.01)	-0.06*** (0.01)	-0.11*** (0.01)	-0.07*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.07*** (0.01)	-0.09*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.08*** (0.01)
4 Vecino más cercano	-0.06*** (0.01)	-0.04*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.07*** (0.01)	-0.11*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.10*** (0.01)	-0.08*** (0.01)	-0.08*** (0.01)
Efectos fijos de bloque de 10 km	-0.07~ (0.03)	-0.03** (0.01)	-0.06~ (0.03)	-0.05*** (0.02)	-0.05*** (0.01)	-0.09*** (0.03)	-0.05~ (0.02)	-0.06*** (0.01)	-0.05~ (0.01)	-0.05*** (0.02)	-0.05*** (0.01)	-0.06*** (0.02)
Fracción media - Control norte	0.380 5715	880.720.230.830.530.210.730.450.160.680.37 5715	2265	6454	1248	3510	6999	1409	3661	7282	1474	4802
norte		989	3049	6020	1103	3106	5974	1120	4080	6448	1173	7927
Panel B. Frac. de Temporeros Calificados.												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.01 (0.03)	0.03** (0.01)	0.02 (0.03)	0.04+ (0.02)	0.04*** (0.01)	0.08** (0.03)	0.05+ (0.02)	0.05*** (0.01)	0.05*** (0.03)	0.05 (0.02)	0.04+ (0.02)	0.04** (0.03)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.06** (0.02)	0.02+ (0.01)	0.06** (0.02)	0.06*** (0.01)	0.06*** (0.01)	0.09*** (0.02)	0.05** (0.02)	0.06*** (0.01)	0.06*** (0.02)	0.04+ (0.02)	0.07*** (0.01)	0.09*** (0.02)
2 vecino más cercano	0.06*** (0.02)	0.02++ (0.01)	0.08*** (0.01)	0.05++ (0.02)	0.04*** (0.01)	0.10*** (0.01)	0.04++ (0.01)	0.04*** (0.01)	0.06*** (0.01)	0.03+ (0.01)	0.07*** (0.01)	0.10*** (0.01)
4 Vecino más cercano	0.06*** (0.02)	0.03*** (0.01)	0.07*** (0.01)	0.05*** (0.02)	0.05*** (0.01)	0.10*** (0.01)	0.05*** (0.01)	0.04*** (0.01)	0.06*** (0.01)	0.03+ (0.01)	0.07*** (0.01)	0.09*** (0.01)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0.04 (0.03)	0.03++ (0.01)	0.05 (0.03)	0.04 (0.02)	0.04*** (0.01)	0.09++ (0.03)	0.03 (0.02)	0.06*** (0.01)	0.04 (0.01)	0.04+ (0.03)	0.04+ (0.02)	0.05*** (0.01)
Fracción media - Control norte	0.59 2265	0.11 6454	0.28 1248	0.73 3510	0.16 6999	0.45 1409	0.73 3661	0.25 7282	0.50 1474	0.77 4802	0.29 7927	0.52 1668
norte	2120	5715	989	3049	6020	1103	3106	5974	1120	4080	6448	1173

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una fracción del personal docente variable igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente trabajando en la escuela, Unidad de control: docente trabajando en la escuela. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclídea. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento), los 10km2Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

Tabla 18**Efecto del tratamiento en la composición docente en el límite del VRAEM**

	2013			2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	(10) Kinder	(11) elemental	(12) SA
Panel A. <i>Frac. de Permanente</i>												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.00 (0.06)	- 0.01 (0.03)	0.19 (0.12)	0.04 (0.05)	0.04 (0.04)	0.03 (0.08)	- 0.13* (0.05)	- 0.04 (0.03)	0.13 (0.14)	0.06 (0.04)	0.02 (0.05)	- 0.00 (0.07)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	- 0.00 (0.04)	- 0.01 (0.02)	- 0.13* (0.06)	- 0.01 (0.03)	0.06 (0.05)	0.06 (0.04)	- 0.11** (0.04)	0.01 (0.03)	0.11** (0.04)	0.05 (0.02)	0.03 (0.02)	0.01 (0.04)
2 vecino más cercano	- 0.02 (0.06)	- 0.04 (0.03)	- 0.21*** (0.05)	0.00 (0.03)	0.07 (0.04)	- 0.01 (0.04)	- 0.12*** (0.03)	0.03 (0.03)	0.09** (0.04)	0.03 (0.03)	0.04 - 0.02 (0.05)	0.02 (0.04)
4 Vecino más cercano	- 0.03 (0.05)	- 0.05* (0.03)	- 0.20*** (0.04)	0.00 (0.03)	0.05 (0.03)	- 0.01 (0.04)	- 0.10** (0.03)	0.01 (0.03)	0.08** (0.03)	0.02 (0.02)	0.03 (0.02)	- 0.03 (0.04)
Efectos fijos de bloque de 10 km	- 0.02 (0.05)	- 0.02 (0.02)	- 0.17 (0.13)	0.03 (0.05)	0.02 (0.03)	- 0.04 (0.09)	- 0.01 (0.05)	- 0.00 (0.02)	0.06 (0.07)	0.03 (0.04)	0.07 (0.04)	0.05 (0.05)
Fracción media - Control <i>norte</i>	0.37 648 <i>norte</i>	0.86 1085 	0,66 304 	0.28 822 603	0.74 1057 691	0.44 314 130	0.26 880 641	0,67 1131 697	0.35 339 152	0.24 1005 611	0.58 1161 741	0.29 376 152
Panel B.<i>Frac. de Temporeros Calificados.</i>												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.00 (0.06)	0.01 (0.03)	0.17 (0.12)	- 0.04 (0.05)	- 0.05 (0.04)	- 0.06 (0.07)	0.17** (0.06)	0.03 (0.04)	- 0.03 (0.20)	0.04 (0.06)	0.01 (0.05)	0.14 (0.08)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.00 (0.05)	0.01 (0.03)	0.12 (0.07)	0.00 (0.04)	- 0.06 (0.03)	- 0.08 (0.05)	0.19*** (0.04)	- 0.00 (0.03)	- 0.01 (0.05)	0.05 (0.04)	0.03 (0.04)	0.06 (0.05)
2 vecino más cercano	0.04 (0.06)	0.04 (0.03)	0.19*** (0.05)	- 0.01 (0.04)	- 0.07 (0.04)	- 0.04 (0.04)	0.18*** (0.03)	0.01 (0.03)	0.01 (0.04)	0.06 (0.05)	0.05 (0.06)	0.10* (0.05)
4 Vecino más cercano	0.04 (0.05)	0.06* (0.02)	0.17*** (0.04)	- 0.03 (0.03)	- 0.05 (0.03)	- 0.02 (0.04)	0.17*** (0.03)	- 0.03 (0.03)	- 0.00 (0.04)	0.05 (0.04)	0.05 (0.05)	0.10* (0.04)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0.02 (0.04)	0.02 (0.02)	0.14 (0.11)	- 0.03 (0.06)	- 0.02 (0.03)	0.01 (0.09)	0.05 (0.07)	- 0.00 (0.03)	- 0.00 (0.07)	0.03 (0.06)	0.00 (0.06)	- 0.00 (0.06)
Fracción media - Control <i>norte</i>	0,61 648 <i>norte</i>	0.14 1085 	0.33 304 	0,68 822 603	0.25 1057 691	0.55 314 130	0,64 880 641	0.30 1131 697	0.49 339 152	0,65 1005 611	0.36 1161 741	0.50 376 152

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una fracción del personal docente variable igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente trabajando en la escuela, Unidad de control: docente trabajando en la escuela. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclíadiana. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). los 10km:Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

Tabla 19

Efecto del tratamiento sobre la composición de los docentes en el límite de la bonificación fronteriza

	2013			2014			2015			2016		
	(1) Kinder	(2) elemental	(3) SA	(4) Kinder	(5) elemental	(6) SA	(7) Kinder	(8) elemental	(9) SA	(10) Kinder	(11) Elem.	(12) SA
Panel A. Frac. de Permanente												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	- 0.10** (0.04)	0.05* (0.02)	- 0,00 -0,05 (0.04)	0,03 0,03 (0.02)	-0,06 0,05 (0.04)	0,03 -0,07 (0.04)	0,01 0,06 (0.03)	(0,03) 0,04 (0.04)	(0,04) 0,04 (0.04)	(0,02) 0,02 (0.03)	(0,02) 0,04 (0.04)	(0,04) 0,04 (0.04)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	- 0.07* (0.03)	0.04 (0.03)	- 0,02 -0,04 (0.02)	0,02 -0,00 (0.02)	- 0,00 (0.03)	- 0,09* (0.04)	- 0,02 -0,01 (0.03)	-0,06 -0,00 (0.03)	-0,00 0,02 (0.02)	-0,00 0,02 (0.02)	-0,01 0,03 (0.03)	-0,01 0,03 (0.03)
2 vecino más cercano	- 0,05 0,02 (0.03)	-0,06 -0,02 (0.03)	-0,01 -0,05 (0.04)	-0,05 -0,06 (0.03)	-0,02 -0,02 (0.02)	-0,00 -0,00 (0.06)	-0,06* -0,02 (0.03)	-0,07 -0,02 (0.04)	-0,06 -0,05* (0.04)	-0,06 -0,05* (0.02)	0,01 0,02 (0.02)	0,01 0,02 (0.04)
4 Vecino más cercano	- 0,06* (0.03)	0,01 (0.02)	- 0,07* (0.03)	- 0,03 -0,01 (0.03)	- 0,01 (0.02)	- 0,02 (0.05)	- 0,06* -0,02 (0.02)	-0,02 0,02 (0.02)	-0,02 0,02 (0.04)	-0,05* 0,00 (0.02)	0,00 0,01 (0.02)	0,00 0,01 (0.04)
Efectos fijos de bloque de 10 km	- 0,05 0,02 (0.02)	0,00 -0,01 (0.03)	0,03 0,03 (0.04)	0,04 0,04 (0.02)	- 0,02 -0,02 (0.02)	- 0,00 -0,00 (0.04)	0,01 0,06* (0.04)	0,06 0,06* (0.03)	0,06 0,06* (0.06)	- 0,00 0,03 (0.04)	0,03 0,06 (0.02)	0,06 0,06 (0.05)
Fracción media - Control	0.56 nortei nortei	0.82 787 486	0.83 1571 709	0.40 1061 620	0.76 1688 741	0.74 545 168	0.31 1062 757	0.66 1790 769	0.62 560 182	0.28 1332 663	0.57 1878 771	0.52 600 158
Panel B. Frac. de Temporeros Calificados.												
Núcleo($b=5$ kilómetros)	0.08 (0.04)	- 0,04 (0.03)	0,00 (0.03)	0,05 (0.04)	- 0,02 (0.02)	- 0,04 (0.04)	0,05 (0.05)	- 0,03 (0.03)	- 0,00 (0.03)	0,11** (0.04)	0,01 (0.03)	- 0,02 (0.05)
Núcleo($b=10$ kilómetros)	0.06 (0.03)	- 0,04 0,02 (0.02)	0,04 (0.03)	- 0,01 (0.02)	- 0,00 -0,08 (0.02)	- 0,00 0,00 (0.03)	0,02 0,10** (0.02)	- 0,00 0,02 (0.03)	0,02 0,10** (0.03)	0,02 0,02 (0.04)	0,02 0,03 (0.03)	0,03 0,03 (0.03)
2 vecino más cercano	0,04 (0.03)	- 0,02 (0.02)	0,04 (0.04)	- 0,01 0,01 (0.04)	0,01 0,01 (0.02)	0,02 0,01 (0.06)	0,02 0,01 (0.03)	- 0,00 0,03 (0.03)	- 0,00 0,03 (0.05)	0,09** (0.03)	0,01 0,01 (0.03)	- 0,07 0,04 (0.04)
4 Vecino más cercano	0,03 (0.03)	- 0,02 (0.02)	0,04 (0.03)	- 0,01 (0.03)	0,02 (0.02)	- 0,02 0,02 (0.05)	0,03 0,02 (0.03)	0,02 0,02 (0.02)	- 0,02 0,02 (0.04)	0,06* 0,06* (0.03)	0,02 0,02 (0.02)	- 0,06 0,03 (0.03)
Efectos fijos de bloque de 10 km	0,02 (0.04)	- 0,01 (0.01)	- 0,01 (0.03)	0,02 (0.04)	- 0,02 (0.03)	- 0,02 -0,02 (0.03)	- 0,03 -0,03 (0.04)	- 0,01 -0,01 (0.03)	- 0,02 -0,02 (0.04)	- 0,03 0,04 (0.04)	0,00 0,00 (0.05)	- 0,03 0,05 (0.02)
Fracción media - Control	0.42 nortei nortei	0.14 787 486	0.16 1571 709	0.55 1061 158	0.19 1688 620	0.25 545 741	0.59 1062 168	0.25 1790 757	0.31 560 769	0.61 1332 182	0.32 1878 663	0.38 600 158

Notas: errores estándar entre paréntesis. * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Los errores estándar se incrementan (200 repeticiones) en la coincidencia de kernel, son sólidos en la coincidencia de NN y se agrupan a nivel de región en las regresiones. Cada coeficiente es un estimador ATET. La variable dependiente es una fracción del personal docente variable igual a 1 si el docente permanece en la misma escuela el próximo año. Unidad de tratamiento: docente trabajando en la escuela, Unidad de control: docente trabajando en la escuela. Ambos algoritmos coincidentes utilizan la métrica euclídea. La coincidencia del núcleo utiliza una función del núcleo epanechnikov. Todas las estimaciones coincidentes utilizan un procedimiento de corrección de sesgos que controla por edad, género, nivel educativo de la escuela y características de la ciudad (servicios de agua, electricidad y saneamiento). los 10km2Los efectos fijos de bloque proporcionan estimaciones de ATET a partir de una regresión con efectos fijos.

F Mesas

Tabla 20

Tabla de Salario Base Mensual y Distribución Docente a partir de 2017

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Paso	Base Mensual Salario (S/)	% de Primero Paso	Distribución de Permanente Profesores	Distribución de Temporario Profesores
Primero	1,781	100%	34%	100%
Segundo	1,959	110%	29%	0%
Tercero	2,137	120%	20%	0%
Cuatro	2,315	130%	11%	0%
Quinto	2,671	150%	4%	0%
Sexto	3,116	175%	1%	0%
Séptimo	3,383	190%	0%	0%
Ocho	3,739	210%	0%	0%

Fuente: Ministerio de Educación, datos administrativos de docentes combinados con el Censo Escolar.

Tabla 21

Regresión de la proporción de docentes temporales calificados a nivel de escuela

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	Todos	2013	2014	2015	2016	2017	Todos
Rural	0.021** 0.0092	0.036*** 0.012	0.034*** 0.011	0.032*** 0.010	0.015* 0.0086	0.00076 0.0082	
Suburbano		0,027** 0,041*** 0,039*** 0,038*** 0,021** 0,011 0,014 0,012 0,011 0,010 0,044*** 0,053*** 0,010				0,0090	
Urbano		0,054*** 0,053*** 0,037** 0,033** 0,016 0,018 0,017 0,017 0,015 0,015 0,91*** 0,92***					
Constante		0,92*** 0,91*** 0,91*** 0,90*** 0,0081 0,0098 0,0089 0,0088 0,0076 0,0076				0,93*** 0,00033	
Obs.	171455	19255	29876	37103	42355	42866	171455
R ²	0.400	0.470	0.420	0.38	0.39	0.39	0.74
distrito escolar x Año FE							sí
Escuela FE							sí

Fuente: Ministerio de Educación, conjunto de datos administrativos de docentes combinado con datos del Censo Escolar.

notas: La variable dependiente es la proporción de docentes temporales calificados. Cada observación es un par año-escuela en escuelas con maestros temporales. Categoría base: Escuelas aisladas.

Errores estándar agrupados en el distrito escolar entre paréntesis.

Tabla 22
Proporción de docentes temporales por año y clasificación geográfica

	Aislado		Rural		Suburbano		Urbano		VRAEM			Frontera		Número de profesores		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	
	Cuota	norte	Cuota	norte	Cuota	norte	Cuota	norte	Cuota	norte	Cuota	norte	Temporario	Permanente	Ambas cosas	
2013	0,35	29.696	0,23	39.777	0,14	32.097	0,10	156.933	0,40		7.708	0,20	16.522	40.383	218.120	258.503
2014	0,48	36.388	0,32	45.646	0,21	35.558	0,16	169.565	0,46		8.693	0,27	18.462	65.898	221.259	287.157
2015	0,55	41.030	0,42	50.381	0,31	38.248	0,24	174.688	0,54		9.497	0,37	19.741	98.372	205.975	304.347
2016	0,64	45.846	0,49	55.445	0,39	42.535	0,29	186.408	0,59	10.364	0,44	21.262		127.611	202.623	330.234
2017	0,67	48.317	0,53	57.874	0,44	44.625	0,32	191.931	0,61	10.846	0,46	21.824		144.364	198.383	342.747

Fuente: Ministerio de Educación, conjunto de datos administrativos de docentes combinado con datos del Censo Escolar.

notas: La columna “participación” representa la participación de docentes eventuales respecto al total de docentes, no debe confundirse con un promedio. La columna “N” representa el número total de docentes (permanentes y temporales). La clasificación Urbano/No urbano es exhaustiva y mutuamente excluyente. Las clasificaciones VRAEM y Frontier pueden superponerse con la clasificación Urbana/No urbana.

Tabla 23
Test de Validez de Variables Observables Pre-Reforma (2013)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Proporción de estudiantes por maestro	Puntaje de lectura	Puntuación matemática	Pueblo con servicio de Electricidad	Pueblo con servicio de Agua	Pueblo con servicio de Sanidad
Aislado vs Rural	- 0.382	- 2.634	- 0.729	- 0,0502***	- 0,0564***	- 0,0887***
se	(0.29)	(3.28)	(4.37)	(0.01)	(0.01)	(0.01)
norte	16,485.0	6,069.0	6,070.0	15,675.0	15,675.0	15,675.0
VRAEM	1.13	14.69	19.14	(0.02)	(0.05)	(0.00)
se	(0.944)	(11.2)	(12.99)	(0.028)	(0.0435)	(0.0407)
norte	2,693	844	844	2,638	2,638	2,638
Frontera	- 0.317	5.742	14.27	0.0299	0.129***	0.0620**
se	(0.57)	(7.16)	(8.20)	(0.02)	(0.02)	(0.02)
norte	3,956	1,166	1,166	3,672	3,672	3,672

Notas: Errores estándar entre paréntesis * p<0,05, ** p<0,01, *** p<0,001. Cada coeficiente es un estimador ATET. Utilizo un algoritmo de coincidencia basado en el kernel epanechnikov que utiliza la distancia euclidiana con un ancho de banda medio de 5 km.