

UNIVERSIDAD ANDINA DEL CUSCO

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS, ADMINISTRATIVAS Y CONTABLES

ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA





TESIS:

Impacto del Fondo para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales en la recuperación económica de zonas vulnerables: Evidencia de imágenes satelitales, 2018-2020.

Presentado por:

Bach. Jackeline Atayupanqui Cueva

Bach. Fany Espinoza Ponticil

Tesis para optar por el título profesional de Economista.

Asesor:

Econ. Aurelio Vargas Jibaja

CUSCO - PERÚ

2022



Presentación

Señor decano de la Facultad de Ciencias Económicas, Administrativas y Contables; y señores miembros del jurado de la Escuela Profesional de Economía, en lo que respecta al cumplimiento del reglamento de Grados y Títulos, se pone a vuestra consideración la presente investigación intitulada "Impacto del Fondo para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales en la recuperación económica de zonas vulnerables: Evidencia de imágenes satelitales, 2018-2020" con la finalidad de optar por el título profesional de Economista.



Resumen

Los desastres naturales son uno de los principales canales a través de los cuales el clima interactúa con la economía. En Perú, el número de muertes se encuentra en un rango de entre 100 y 500 personas al año, segundo puesto en Latinoamérica. Para mitigar los riesgos, y brindar una mejor capacidad de respuesta y rehabilitación y reconstrucción ante la ocurrencia de desastres naturales, se creó el Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales - FONDES el año 2016, el cual brinda transferencias monetarias a distritos severamente afectados a nivel nacional. Bajo este contexto, la investigación tiene como objetivo estudiar el impacto del FONDES en la recuperación económica de centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020. La investigación es de tipo aplicado, tiene un enfoque cuantitativo, un diseño no experimental y un alcance descriptivo-correlacional. Se utilizan datos novedosos de luz nocturna del Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) como proxy del PBI a nivel de Centro Poblado, junto con información extraída de las Actas de Aprobación de Solicitud de Financiamiento FONDES y del Sistema de Consulta de Centros Poblados de INEI. Para evaluar el impacto, se emplea un modelo de diferencias-en-diferencias generalizado. Los resultados sugieren que un incremento de la inversión del FONDES per cápita en 10,000 soles, genera un incremento de las luces nocturnas en un 7.3%. En el mediano plazo, un incremento de 10,000 soles per cápita en la inversión del FONDES genera un incremento de 3.1% en las luces nocturnas después de dos años.

Palabras clave: FONDES, diferencias-en-diferencias, panel, imágenes satelitales, luz nocturna.



Abstract

Natural disasters are one of the main channels through which the climate interacts with the economy. In Peru, the number of deaths is in the range of between 100 and 500 people per year, second in Latin America. To mitigate the risks, and provide a better response and rehabilitation and reconstruction capacity in the event of natural disasters, the Fund for Interventions in the Event of Natural Disasters - FONDES was created in 2016, which provides monetary transfers to severely affected districts. at the national level. In this context, the research aims to study the impact of FONDES on the economic recovery of population centers affected by natural disasters in Peru during the period 2018-2020. The research is of an applied type, has a quantitative approach, a non-experimental design and a descriptive-correlational scope. Innovative night light data from the Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) are used as a proxy for GDP at the Population Center level, together with information extracted from the FONDES Financing Request Approval Acts and from the INEI Population Centers Consultation System. . To assess the impact, a generalized differences-in-differences model is used. The results suggest that an increase in the investment of FONDES per capita in 10,000 soles, generates an increase in night lights by 7.3%. In the medium term, an increase of 10,000 soles per capita in FONDES investment generates a 3.1% increase in night lights after two years.

Keywords: FONDES, differences-in-differences, panel, satellite images, nighttime lights.



Agradecimientos

Antes que nada, agradecemos a Dios por permitirnos gozar de todos nuestros seres queridos e iluminar nuestro camino para seguir adelante en el transcurso de nuestras vidas.

A nuestro asesor Dr. Aurelio Vargas Jibaja por su disposición y ser nuestro guía en todo este proceso el cual no sería posible.

A nuestros dictaminantes de tesis Mgt. Wilberth Castillo Mamani y Mgt. Erick Mijail Martinez Rojas, por la corrección y apoyo en nuestro presente trabajo de investigación.

A nuestra alma Mater, Universidad Andina del Cusco y a cada uno de nuestros docentes que contribuyeron en nuestra formación profesional durante el tiempo que estuvimos en la universidad.

Dedicatoria

El presente trabajo de investigación esta dedico en especial a mis padres por toda su comprensión, paciencia, esfuerzo y sacrificio incondicional durante todo este tiempo que me ha llevado a ser la persona que soy y me ha permitido finalizar esta etapa profesional doy gracias infinitamente.

A cada una de mis hermanas y hermanos gracias por ser para mí un ejemplo a seguir, por cada una de sus palabras de aliento y confianza que me ha dado la fuerza suficiente para lograr todo lo que me propongo.

Jackeline Atayupanqui Cueva

Agradezco a mis padres Ángel y Fulgencia por los valores que inspiraron en mi gran motivación y perseverancia en cumplir mis objetivos en la vida, como haberme dado la oportunidad de confiar en mi para culminar este proceso de desarrollo profesional.

A cada uno de mis hermanos por brindarme apoyo incondicional durante este proceso, quienes fueron una pieza importante para descubrir las herramientas con las que pude fortalecer mis conocimientos e ideales, mi más grande admiración por ser quienes son.

Fany Espinoza Ponticil



Índice General

Presentación2				
Resumen3				
Abstract4				
Agradecimientos5				
Dedicatoria6				
Índice	de tablas	9		
Índice	de figuras	10		
	Capítulo I Introducción			
1.1	Planteamiento del Problema.	11		
1.2	Formulación del Problema	14		
1.2.1	Problema General	14		
1.2.2	Problemas Específicos	14		
1.3	Justificación de la investigación			
1.3.1	Conveniencia			
1.3.2	Relevancia social	15		
1.3.3	Implicancias prácticas.	15		
1.3.4	Valor teórico			
1.3.5	Utilidad metodológica			
1.4	Objetivos de la investigación			
1.4.1	Objetivo General			
1.4.2	Objetivos Específicos			
1.5	Delimitación de la investigación			
1.5.1	Delimitación Espacial			
1.5.2	Delimitación Temporal			
	Capítulo II Marco Teórico			
2.1	Antecedentes	17		
2.1.1	Antecedentes Internacionales			
2.1.2	Antecedentes Nacionales			
2.1.3	Antecedentes locales.			
2.2	Bases Teóricas			
2.2.1	Modelo de etapas lineales de crecimiento (Rostow, 1950)			
2.2.2	Teoría del cambio estructural (Lewis & Hollis, 1971)			
2.2.3	Teoría neoclásica del desarrollo económico (Krueger, 1996)			
2.2.4	Teoría del crecimiento de Solow-Swan (Solow, 1956)			
2.2.5	Medición del crecimiento con imágenes satelitales (Storeygard & Donaldson, 20			
	27	010)		
2.2.6	Teoría de la economía ambiental (Fenichel et al., 2018)	29		
2.2.7	Modelo de política pública en economía ambiental (Doerr et al., 2013)			
2.2.8	Modelo de resiliencia económica (Asgary et al., 2004)			
2.3	Marco Conceptual			
2.4	Formulación de Hipótesis			
2.4.1	Hipótesis General			
2.4.2	Hipótesis Específicas			
2.5	Variables			
2.5.1	Variables de investigación			
2.5.2	Conceptualización de variables			
2.5.2	Operacionalización de variables			
Capítulo III Método de Investigación				
3.1	Tipo de Investigación	38		
J. 1	11po ao 111100115401011	20		



3.2	Enfoque de Investigación	38
3.3	Diseño de la Investigación	
3.4	Alcance de la Investigación	
3.5	Población y Muestra de la Investigación	
3.5.1	Población	
3.5.2		
3.6	Técnicas e Instrumentos de recolección de datos	
3.6.1	Técnicas	
3.6.2		
3.7	Procesamiento de datos	
	Capítulo IV: Diagnóstico situacional	
4.1	Ubicación geográfica y luces nocturnas	40
4.2	Desastres naturales	42
4.3	FONDES	49
	Capítulo V: Resultados de la investigación	
5.1	Datos utilizados	52
5.2	Correlación entre el PBI y la data satelital	53
5.3	Modelo econométrico	
5.4	Resultados	55
5.5	Verificación de supuestos	58
	Capítulo VI: Discusión	
6.1	Descripción de los hallazgos más relevantes y significativos	62
6.2	Limitaciones del estudio	63
6.3	Comparación crítica con la literatura existente	63
6.4	Implicancias del estudio	
Conc	lusiones	67
Reco	mendaciones	68
Refer	encias bibliográficas	69
Anex	os	72
Anex	o 1. Matriz de Consistencia	72
Anex	o 2. Gráficos de dispersión: Luz nocturna y PBI departamental	73
Anex	to 3. Extracto de los datos	75
Anex	o 3 Base de centros poblados con financiamiento de FONDES	80



Índice de tablas

Tabla 1	l Operacionalización de las Variables	. 37
Tabla 2	2 Denominación de desastre natural, 2017-2019	. 43
Tabla 3	B Denominación de desastre natural según año	. 43
Tabla 4	4 Población beneficiada por FONDES según departamento	. 44
Tabla 5	5 Número de viviendas afectadas por desastres naturales según departamento	. 45
Tabla 6	5 Efecto promedio de los desastres naturales	. 55
Tabla 7	7 Efectos inmediatos del FONDES en recuperación económica	. 57
Tabla 8	B Efectos de mediano plazo del FONDES en recuperación económica	. 58
Tabla 9	Efectos indirectos del FONDES en centros poblados advacentes	.58



Índice de figuras

FIGURA 1. Imágenes Satelitales del Distrito de Santa Teresa, Julio 2019-Febrero 2020 11
FIGURA 2. Mapas de luces nocturnas y de riqueza relativa en Perú
FIGURA 3. El modelo neoclásico de crecimiento estándar
FIGURA 4. Mapa de los desastres naturales en Perú con asignación de FONDES40
FIGURA 5. Promedio de luz nocturna anual en Centros Poblados priorizados, 2016-202041
FIGURA 6. Número de desastres naturales por departamento, 2016-2020
FIGURA 7. Número de desastres naturales por año, 2017-2019
FIGURA 8. Número de viviendas afectadas por año, 2017-2019
FIGURA 9. Mapa del número de total de eventos de inundaciones por departamento, 2011
202147
FIGURA 10. Inundaciones en Ica y Piura
FIGURA 11. Intensas lluvias en Iquitos, 2020
FIGURA 12. Financiamiento destinado por FONDES para la recuperación de desastre
naturales (soles), 2016-2020
FIGURA 13. Financiamiento destinado por FONDES para la recuperación de desastre
naturales por año (soles), 2017-201950
FIGURA 14. Distribución de duración de declaratoria de emergencia
FIGURA 15. Gráfico de dispersión, PBI Departamental y Luz Nocturna, 2018-202053
FIGURA 16. Gráfico de estudio de eventos
FIGURA 17. Homocedasticidad del modelo de regresión
FIGURA 18. Distancia de Cook
FIGURA 19. Linealidad del modelo de regresión
FIGURA 20. O-O Plot



Capítulo I Introducción

1.1 Planteamiento del Problema

Los desastres naturales son uno de los principales canales a través de los cuales el clima interactúa con la economía. Durante la última década, las pérdidas anuales promedio debido a eventos climáticos extremos ascendieron a \$ 144 mil millones y fueron aproximadamente un 70 por ciento más grandes que las pérdidas correspondientes durante la década de 1990 (UN, 2019). Tan solo en el año 2018, los desastres naturales han causado una pérdida de 60,000 vidas humanas alrededor del Mundo. Del mismo modo, en Latinoamérica, los desastres naturales han sido especialmente mortales en Colombia y Perú durante el 2018. En Perú, el número de muertes se encuentra en un rango de entre 100 y 500 personas al año, segundo puesto en la región (Our World in Data, 2021).



FIGURA 1. Imágenes Satelitales del Distrito de Santa Teresa, Julio 2019-Febrero 2020 Nota: Imagenes de la Agencia Espacial del Perú – Satélite PerúSAT-1

En todo el territorio peruano, las características meteorológicas y geográficas determinan la vulnerabilidad ante desastres naturales, estas "zonas expuestas a alto peligro" son identificadas por el gobierno peruano como zonas en "estado de emergencia". Un ejemplo es el aluvión que ocurrió en el distrito de Santa Teresa en febrero de 2020, dejando muertos, desaparecidos y cientos de familias damnificadas. La figura 1 muestra el crecimiento del río que inundó gran parte de la comunidad. Después de un evento meteorológico extremo, como el mencionado anteriormente, la respuesta más común de los gobiernos para hacer frente a las crisis es la provisión de transferencias monetarias, la mayor parte de las cuales se gastan en proyectos de reconstrucción. Estos proyectos incluyen la restauración de infraestructuras vitales como carreteras, electricidad y agua potable, y se espera que reduzcan la duración de los costosos períodos de interrupción de la actividad económica. Este es el caso del Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales – FONDES, que brinda transferencias monetarias a distritos severamente afectados por desastres naturales a nivel nacional.

Sin embargo, en ausencia de información sobre la actividad económica a nivel municipal, se hace imposible evaluar el impacto real de programas como el FONDES. Es posible que muchos de los recursos transferidos a las municipalidades terminen en inversiones no efectivas que mejoren la condición económica del distrito afectado. A pesar de la falta de información sobre actividad económica municipal, la literatura reciente en economía de desarrollo (Guerrero & Mendoza, 2019), (Jerch & Kath, 2020), han utilizado imágenes satelitales como una nueva fuente de información para medir la actividad económica. Las aplicaciones incluyen el uso de luces nocturnas, la identificación de la calidad de carreteras y edificios e incluso micro-estimaciones de pobreza y riqueza relativa a un nivel granular. En particular, las luces nocturnas son capturadas por imágenes satelitales a una escala que permite identificar los cambios en actividad económica a nivel municipal

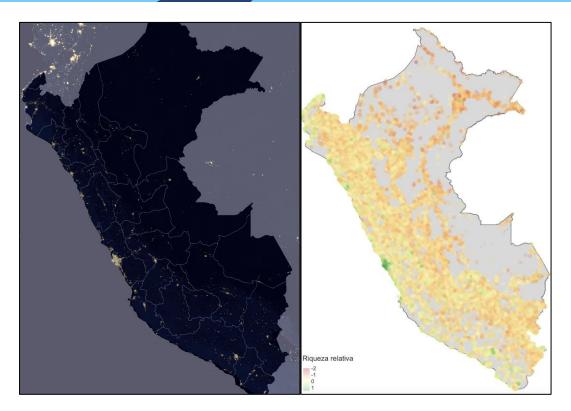


FIGURA 2. Mapas de luces nocturnas y de riqueza relativa en Perú

Nota: Figura de la izquierda muestra el mapa de luz del Perú para el año 2018. Figura de la derecha muestra microestimaciones de la riqueza en Perú utilizando datos satelitales. Obtenido de Earth Observatory – NASA y Relative Wealth Index.

La figura 1 muestra dos mapas construidos con imágenes satelitales. El primero es un mapa de luces nocturnas para el Perú el año 2018. Como se puede observar, las luces nocturnas son más visibles en las grandes ciudades como Lima, Arequipa, Piura y Cusco. La figura de la derecha muestra un mapa de micro-estimaciones de riqueza relativa construida con información que combina la calidad de las vías, la calidad de las construcciones, y la información de encuestas realizadas in-situ utilizando un modelo de predicción de Machine Learning para gran parte del territorio nacional (Blumestock, 2021). La investigación busca aportar a la literatura económica al emplear esta nueva fuente de información y determinar el impacto de programas como el FONDES, utilizando la información de la calidad de las vías y edificaciones, presencia de plantaciones y luces nocturnas como indicadores de la recuperación económica. Se argumenta que lugares (distritos) que recibieron el FONDES se recuperaron más rápidamente económicamente en



comparación con distritos que no recibieron FONDES. Esta nueva fuente de datos puede ser utilizada para medir la actividad económica con una mayor granularidad y se espera que la investigación aporte a la literatura de la economía del desarrollo y a la evaluación de programas como el Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales.

1.2 Formulación del Problema

1.2.1 Problema General

¿Cuál ha sido el impacto del Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales - FONDES en la recuperación económica de centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020?

1.2.2 Problemas Específicos

- ¿Cuál ha sido el impacto de los desastres naturales en la actividad económica de centros poblados afectados durante el período 2018-2020?
- ¿Cuál ha sido el impacto del FONDES en la recuperación económica de mediano plazo en centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020?
- ¿Cuál ha sido el impacto indirecto del FONDES en la recuperación económica de centros poblados adyacentes afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020?

1.3 Justificación de la investigación

1.3.1 Conveniencia

La investigación es factible ya que se cuenta con información detallada de las imágenes satelitales para el Perú y también se cuenta con la lista de zonas de intervención del FONDES a nivel nacional.



1.3.2 Relevancia social

La investigación tiene relevancia social porque busca estudiar cómo los lugares más afectados por los desastres naturales se recuperan en el tiempo. También estudia el impacto de programas de transferencias como el FONDES, utilizando a la calidad de carreteras, edificaciones, plantaciones y luces nocturnas como indicadores de la actividad económica. Se espera que los distritos que se identifiquen como menos favorecidos, puedan ser considerados como prioridad de INDECI.

1.3.3 Implicancias prácticas

La investigación tiene implicancias prácticas para la formulación y ejecución de políticas públicas en materia de desarrollo económico. La investigación permitirá sugerir tanto a INDECI como a los Gobiernos Locales, si el Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales – FONDES tiene efectos positivos en los lugares de intervención.

1.3.4 Valor teórico

La investigación aporta a la nueva literatura de medición del crecimiento económico. En especial a la literatura de la economía del desarrollo y al uso de proxys como las luces nocturnas, la calidad de carreteras, edificaciones, plantaciones para estimar el crecimiento del PBI.

1.3.5 Utilidad metodológica

El estudio utiliza una nueva fuente de datos para medir la actividad económica y estimar el impacto del FONDES utilizando técnicas econométricas tradicionales en la literatura económica. Su utilidad se encuentra en el uso de estas fuentes de datos en un marco econométrico.



1.4 Objetivos de la investigación

1.4.1 Objetivo General

Determinar el impacto del Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales - FONDES en la recuperación económica de centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Determinar el impacto de los desastres naturales en la actividad económica de centros poblados afectados durante el período 2018-2020.
- Determinar el impacto del FONDES en la recuperación económica de mediano plazo en centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020.
- Determinar el impacto indirecto del FONDES en la recuperación económica de centros poblados adyacentes afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020.

1.5 Delimitación de la investigación

1.5.1 Delimitación Espacial

La investigación se delimita a todo el territorio peruano dado que es el alcance del Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales – FONDES.

1.5.2 Delimitación Temporal

El estudio se delimita al Período 2018-2020 ya que se cuenta con información para este período en relación con las intervenciones del FONDES y de imágenes satelitales, que incluyen mediciones de carreteras, edificaciones, y luces nocturnas.



Capítulo II Marco Teórico

2.1 Antecedentes

2.1.1 Antecedentes Internacionales

• Antecedente. ¿Qué datos de luces nocturnas deberíamos usar en economía y dónde? (Gibson et al., 2021) Revista: *Journal of Development Economics*

El documento tiene como objetivo comparar la información de luces nocturnas de DMSP (Defense Meteorological Satellite Program) y VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) para estimar el PBI regional y la desigualdad para áreas rurales y urbanas. Específicamente, se estiman las relaciones entre las luces nocturnas y el PBI de Indonesia en el segundo nivel subnacional para 497 unidades espaciales. Indonesia es uno de los pocos países en desarrollo con datos confiables del PIB en el segundo nivel subnacional. Se utiliza el método de regresión para estimar la relación entre las variables de investigación. Sus resultados encuentran que los datos del DMSP no son un proxy adecuado para el PIB fuera de las ciudades, con una relación negativa entre el PIB real y las luces del DMSP para unidades espaciales no urbanas. Esto se hace eco de los hallazgos en otras investigaciones, cuyo análisis entre países mostró que la relación de las luces nocturnas DMSP con el PBI era negativa donde y cuando la agricultura representa una gran parte del PBI, incluso cuando es positiva en otros lugares.

 Antecedente. Reglas para la recuperación: impacto de los fondos indexados para desastres en el afrontamiento de las crisis en México (del Valle et al., 2020) Revista:
 American Economic Journal

Este documento tiene el objetivo de identificar si el Fondo Mexicano para Desastres Naturales (Fonden) ayuda a reducir la interrupción de la actividad económica que sigue a un evento meteorológico extremo en relación con el esfuerzo de reconstrucción discrecional del



gobierno local. A nivel metodológico, se emplea un modelo de regresión discontinua para determinar los efectos diferenciados entre localidades afectadas. Los resultados encuentran que al aliviar estos obstáculos, el fondo indexado para desastres de México (Fonden) acelera considerablemente la recuperación económica después de un desastre. Asimismo, se encuentra que el programa puede reducir considerablemente la interrupción de la actividad económica generada por eventos hidrometeorológicos. En el año siguiente a un evento, se observa que los municipios no elegibles se vuelven más tenues, mientras que los elegibles permanecen relativamente más brillantes.

 Antecedente. Comprensión de la dinámica del impacto de las tormentas de viento en la actividad económica a corto plazo de las luces nocturnas en América Central (Miranda et al., 2020) Revista: *Economics of Disasters and Climate Change*

La investigación tiene el objetivo de cuantificar los efectos causales de los huracanes sobre el crecimiento económico utilizando luces nocturnas en la región de América Central con los datos de resolución espacial más altos disponibles (1 km2). El documento utiliza un conjunto de datos único de imágenes de luz nocturna mensuales para capturar el desglose temporal de los impactos de los huracanes en la actividad económica a corto plazo. Los huracanes en Centroamérica a menudo son eventos localizados y tienden a tocar tierra durante los últimos meses del año, que se capturan mejor a través de datos de frecuencia mensual, en lugar de anual. Se emplea un enfoque de regresión para realizar el análisis entre las variables de investigación.

Los resultados sugieren que los grandes huracanes muestran efectos negativos hasta 12 meses después de que azota el huracán (entre –2,6% y –3,9% en el crecimiento de los ingresos a nivel local). Posteriormente, el análisis encuentra efectos positivos durante el segundo año y la primera mitad del tercer año como evidencia de recuperación post desastre (de 2.5 a 3.6% en crecimiento de ingresos). El documento contribuye a la literatura sobre



desastres naturales al proporcionar estimaciones sólidas de los efectos causales de los grandes huracanes en Centroamérica, que son negativos (a corto plazo) y positivos (dos años después del impacto de los huracanes).

 Antecedente. Sobre la medición del crecimiento económico desde el espacio ultraterrestre: un enfoque de país único (Guerrero & Mendoza, 2019) Revista: Empirical Economics

Este artículo tiene como objetivo proponer un enfoque estadístico para combinar datos de luz nocturna con cifras oficiales de crecimiento del ingreso nacional. El procedimiento sugerido surge de un modelo de señal más ruido para el crecimiento oficial junto con una relación de elasticidad constante entre las luces nocturnas observadas y los ingresos. La metodología: (a) conduce a un método estadístico relativamente simple y sólido basado únicamente en datos de series de tiempo correspondientes al país en estudio y (b) no requiere el uso de calificaciones de calidad de las estadísticas oficiales de ingresos. Con fines ilustrativos, se realizan algunas aplicaciones empíricas para México, China y Chile. Los resultados muestran que durante el período de estudio hubo una subestimación del crecimiento económico tanto para México como para Chile, mientras que las cifras oficiales de China sobreestimaron el crecimiento económico real para el período de investigación.

 Antecedente. Dinámica de las finanzas públicas locales y shocks de huracanes (Jerch et al., 2020) Institución: National Bureau of Economic Research

La investigación tiene el objetivo de estudiar la dinámica de los ingresos, gastos y endeudamiento del gobierno local después de los huracanes. La hipótesis de los investigadores es que estos choques impactan tanto los recursos públicos locales actuales al reducir los ingresos y gastos tributarios, como los recursos públicos locales futuros al aumentar el costo de la deuda. La metodología utilizada en la investigación es cuasiexperimental, se emplean métodos de evaluación de impacto para estimar la dinámica



de los outcomes después de un huracán. Encuentran que los huracanes mayores tienen efectos mucho mayores que los huracanes menores: las grandes tormentas hacen que los ingresos locales caigan entre un 6 y un 7%. Estas pérdidas persisten al menos diez años después de un huracán, lo que lleva a una disminución del 6% en los gastos en bienes y servicios públicos importantes y un aumento significativo en el riesgo de incumplimiento de la deuda municipal. Los resultados revelan cómo los huracanes pueden crear un "círculo vicioso" para los gobiernos locales al aumentar el costo de la deuda en momentos críticos después de un huracán, cuando las localidades tienen mayor necesidad de fuentes de financiamiento.

2.1.2 Antecedentes Nacionales

 Antecedente. Análisis de la eficiencia del gasto público para la prevención de riesgos de desastres en el Perú: Niño Costero 2017 (Mendoza, 2020) Institución: Pontificia Universidad Católica del Perú

La investigación tiene como objetivo estudiar cómo la eficiencia del gasto público ha logrado prevenir riesgos de desastres naturales en el Perú, enfocándose en el caso del Niño Costero del año 2017. La investigación utiliza un método no paramétrico y paramétrico estimando la frontera de producción. También se emplea un modelo tipo Tobit. Los resultados encuentran efectos desiguales dependiedo del grupo municipal. En particular, las municipalidades provinciales indican que "la participación local comunitaria y el plan de gestión de riesgos fueron significativos en la eficiencia del gasto público", mientras que otras municipalidades indican que no se tiene una diferencia en la utilización de estos documentos de gestión.

 Antecedente. Efectividad de la gestión de riesgos de desastres naturales como herramienta para el crecimiento económico de la región La Libertad, periodo 2000 – 2016 (Barragán, 2017) Institución: Universidad César Vallejo



El objetivo de la investigación es determinar "la efectividad de la gestión de riesgo de desastres como herramienta para el crecimiento económico de la región la Libertad, periodo 2000 – 2016". Se utiliza un método de análisis documental para estimar los indicadores económicos e indicadores que median la gestión de riesgo. La investigación concluye que, en caso de haber tenido una mejor gestión de los recursos, los impactos sobre los desastres naturales no hubiesen tenido un efecto significativo sobre la economía de la región. Utilizan como ejemplo al fenómeno del niño que generó perdidas considerables para la economía local.

Antecedente. Identificación de factores que limitan una implementación efectiva de la
gestión del riesgo de desastres a nivel local, en distritos seleccionados de la región de
Piura (Neuhaus, 2016) Institución: Pontificia Universidad Católica del Perú

El objetivo de la investigación es la proposición de medidas para fortalecer la gestión de riesgo de desastres. Para ello, realizan un análisis de los principales factores asociados a la implementación efectiva de la gestión de riesgo de desastres en Piura. Su método es documental y de entrevistas para identificar los principales factores asociados. La investigación se realiza en tres distritos altamente expuestos a fenómenos naturales extremos durante el período de investigación. Los resultados principales encuentran que hay un bajo nivel de implementación de la gestión de riesgo de desastres. Encuentran que no hay gestión reactiva implementada (no hay preparación y atención ante situaciones de desastres). Mencionan que el "componente reactivo tampoco está lo suficientemente institucionalizado como para ser eficaz."

2.1.3 Antecedentes locales

Antecedente. Análisis del nivel de implementación de la gestión de riesgo de desastre
 (GRD) en la municipalidad de las provincias de Calca y Urubamba, período 2014-2017
 (Díaz, 2019)Institución: Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco



La investigación tiene como objetivo analizar la implementación de la gestión de riesgo de desastre en las provincias de Calca y Urubamba. Se realiza una revisión documentaria de los documentos presupuestales de los distritos de las provincias de Urubamba (revisión documental). En sus resultados se encuentra que la implementación de la Gestión de Riesgo de Desastre (GRD) está vinculada a las siguientes variables:

- La institucionalización de las GRD
- La programación presupuestal
- La gestión de conocimiento del capital humano

Donde "se observa un avance más lento en las variables de la programación presupuestal y la gestión del conocimiento del capital humano, comparativamente hablando los distritos de la provincia de Calca muestran un nivel más alto en la implementación de las GRD en sus municipios a comparación de los distritos de la provincias de Urubamba".

Antecedente. Factores positivos y negativos en la gestión del proyecto "Servicio de protección y gestión del riesgo contra inundaciones del cauce del río Huatanay en distritos de la provincia de Cusco y Quispicanchi, Período 2013-2018" (Fort, 2020)
 Institución: Pontificia Universidad Católica del Perú

La investigación tiene como objetivo determinar los factores positivos y negativos en la gestión de riesgo del río Huatanay en las provincias de Cusco y Quispicanchi. Se realiza un enfoque cuantitativo en base a encuestas y un análisis documental de los registros del río Huatanay. El estudio encuentra que el gobierno regional de Cusco tiene un débil liderazgo para exigir a los gobiernos locales el cumplimiento y compromiso para implementar en forma eficiente y eficaz. Encontrando que "los cambios continuos de los funcionarios y técnicos, y el manejo político de los gobiernos de turno, traen como consecuencia la



inestabilidad y el frágil compromiso de las autoridades locales, lo cual repercute en la seguridad de la población".

2.2 Bases Teóricas

2.2.1 Modelo de etapas lineales de crecimiento (Rostow, 1950)

Una de las primeras teorías de la economía del desarrollo, el modelo de etapas lineales de crecimiento fue formulado por primera vez en la década de 1950 por W. W. Rostow en The Stages of Growth. Esta teoría modifica la teoría de las etapas del desarrollo y se centra en la acumulación acelerada de capital, mediante la utilización del ahorro nacional e internacional como medio de estimular la inversión, como medio principal de promover el crecimiento económico y, por tanto, el desarrollo. El modelo de etapas de crecimiento lineal postula que hay una serie de cinco etapas consecutivas de desarrollo que todos los países deben atravesar durante el proceso de desarrollo. Estas etapas son "la sociedad tradicional, las condiciones previas para el despegue, el despegue, el impulso hacia la madurez y la era del alto consumo masivo" Las versiones simples del modelo Harrod-Domar proporcionan una ilustración del argumento de que una mejor inversión de capital conduce a un mayor crecimiento económico.

Estas teorías han sido criticadas por no reconocer que, si bien es necesaria, la acumulación de capital no es una condición suficiente para el desarrollo. Es decir, esta teoría temprana y simplista no tuvo en cuenta los obstáculos políticos, sociales e institucionales al desarrollo. Además, esta teoría se desarrolló en los primeros años de la Guerra Fría y se derivó en gran medida de los éxitos del Plan Marshall. Esto ha llevado a la mayor crítica de que la teoría asume que las condiciones encontradas en los países en desarrollo son las mismas que las encontradas en la Europa posterior a la Segunda Guerra Mundial.



2.2.2 Teoría del cambio estructural (Lewis & Hollis, 1971)

La teoría del cambio estructural se ocupa de las políticas centradas en cambiar las estructuras económicas de los países en desarrollo de estar compuestas principalmente de prácticas agrícolas de subsistencia a ser una "economía manufacturera y de servicios más moderna, más urbanizada e industrialmente más diversa". Hay dos formas principales de teoría del cambio estructural: el modelo de excedente de dos sectores de W. Lewis, que considera que las sociedades agrarias consisten en grandes cantidades de mano de obra excedente que se puede utilizar para estimular el desarrollo de un sector industrial urbanizado, y el de Hollis Chenery El enfoque de patrones de desarrollo, que sostiene que diferentes países se vuelven ricos a través de diferentes trayectorias. El patrón que seguirá un país en particular, en este marco, depende de su tamaño y recursos, y potencialmente de otros factores, incluido su nivel de ingresos actual y ventajas comparativas en relación con otras naciones. El análisis empírico en este marco estudia el "proceso secuencial a través del cual la estructura económica, industrial e institucional de una economía subdesarrollada se transforma con el tiempo para permitir que nuevas industrias reemplacen a la agricultura tradicional como motor del crecimiento económico".

Los enfoques de cambio estructural de la economía del desarrollo han enfrentado críticas por su énfasis en el desarrollo urbano a expensas del desarrollo rural, lo que puede conducir a un aumento sustancial de la desigualdad entre las regiones internas de un país. El modelo de excedente de dos sectores, que se desarrolló en la década de 1950, ha sido más criticado por su supuesto subyacente de que las sociedades predominantemente agrarias sufren un excedente de mano de obra. Los estudios empíricos reales han demostrado que tales excedentes de mano de obra son solo estacionales y que atraer esa mano de obra a las áreas urbanas puede resultar en un colapso del sector agrícola. El enfoque de patrones de desarrollo ha sido criticado por carecer de un marco teórico



2.2.3 Teoría neoclásica del desarrollo económico (Krueger, 1996)

Primero, ganando prominencia con el surgimiento de varios gobiernos conservadores en el mundo desarrollado durante la década de 1980, las teorías neoclásicas representan un cambio radical de las teorías de la dependencia internacional. Las teorías neoclásicas sostienen que los gobiernos no deberían intervenir en la economía; en otras palabras, estas teorías afirman que un mercado libre sin obstáculos es el mejor medio para inducir un desarrollo rápido y exitoso. Se considera que los mercados libres competitivos que no están restringidos por una regulación gubernamental excesiva pueden garantizar naturalmente que la asignación de recursos se produzca con la mayor eficiencia posible y que el crecimiento económico aumente y se estabilice.

Es importante señalar que hay varios enfoques diferentes dentro del ámbito de la teoría neoclásica, cada uno con diferencias sutiles, pero importantes, en sus puntos de vista con respecto a la medida en que el mercado debe dejarse sin regular. Estas diferentes concepciones de la teoría neoclásica son el enfoque del libre mercado, la teoría de la elección pública y el enfoque favorable al mercado. De los tres, tanto el enfoque de libre mercado como la teoría de la elección pública sostienen que el mercado debería ser totalmente libre, lo que significa que cualquier intervención del gobierno es necesariamente mala. La teoría de la elección pública es posiblemente la más radical de las dos con su punto de vista, estrechamente asociado con el libertarismo, de que los gobiernos mismos rara vez son buenos y, por lo tanto, deberían ser lo más mínimos posible.

Los economistas académicos han brindado diversos consejos sobre políticas a los gobiernos de los países en desarrollo. Anne Krueger señaló en 1996 que el éxito y el fracaso de las recomendaciones de política en todo el mundo no se habían incorporado sistemáticamente a los escritos académicos predominantes sobre comercio y desarrollo. El enfoque favorable al mercado, a diferencia de los otros dos, es un desarrollo más reciente y

a menudo se asocia con el Banco Mundial. Este enfoque todavía aboga por los mercados libres, pero reconoce que hay muchas imperfecciones en los mercados de muchas naciones en desarrollo y, por lo tanto, sostiene que alguna intervención gubernamental es un medio eficaz para corregir tales imperfecciones.

2.2.4 Teoría del crecimiento de Solow-Swan (Solow, 1956)

Esta teoría aborda el problema de las diferencias en el crecimiento y desarrollo de los países, y la posibilidad de que algunos países se vean atrapados en una trampa de pobreza. El modelo simple de trampa de la pobreza se basó en la noción de que un país que es pobre seguirá siendo pobre porque no puede acumular suficiente capital per cápita para que aumente el ingreso.

Esto se puede ilustrar con el modelo de crecimiento de Solow-Swan en una economía cerrada con una función de producción lineal simple y homogénea de Cobb-Douglas $f(k) = A * k^{\alpha}$ en la que la producción per cápita y = f(k) depende del capital per cápita k, un nivel de tecnología A y rendimientos decrecientes al capital α . En equilibrio, la inversión se financia con ahorros, mientras que los ahorros son una parte fija de la producción sf(k). La función de ahorro per cápita se presenta en la siguiente figura, donde sf(k) es empinada a niveles bajos de capital per cápita y se nivela a niveles altos de k.

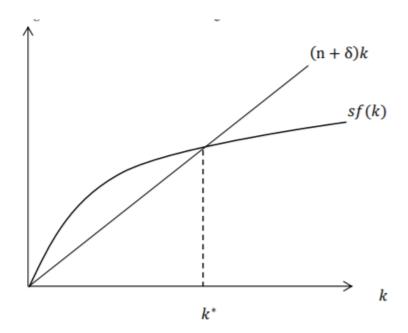


FIGURA 3. El modelo neoclásico de crecimiento estándar

Nota. Adaptado de (Meysonnat, Muysken, & van Zon, 2015)

El nivel estable de inversión bruta, consistente con una tasa de depreciación δ y crecimiento de la población n, viene dado por $(n+\delta)k$. Esto está representado por la línea recta en la Figura. Cuando k es bajo, la fracción del producto ahorrado excede la inversión en estado estable, por lo tanto, la inversión real es mayor y k aumenta. Cuando k es alto, ocurre el proceso opuesto. La economía alcanza un nivel único estable de capital estable per cápita k^* una vez que la fracción del producto per cápita ahorra exactamente la depreciación y el crecimiento de la población. Sin embargo, Solow (1956) señala que sf(k). no necesariamente debe tomar la forma funcional que se muestra en la Figura , sino que otras configuraciones a priori podrían ser posibles.

2.2.5 Medición del crecimiento con imágenes satelitales (Storeygard & Donaldson,2016)

El crecimiento económico se puede aproximar mediante el análisis de imágenes satélitales. Estas imágenes satelitales estás asociadas a píxeles individuales a cantidades físicas de interés (como luces nocturnas, verdor, elevación, concentración de partículas o temperatura), muchos otros implican clasificar píxeles, cada uno de los cuales es un vector

de cantidades en diferentes bandas, en un conjunto discreto de las categorías de cobertura terrestre. Las formas más complejas de clasificación utilizan información contextual (es decir, información sobre píxeles vecinos) para ayudar a clasificar un píxel dado. Esto potencialmente permite que los algoritmos identifiquen formas que constan de varios píxeles, generalmente conocidos como objetos, y encuentren bordes entre ellos. Los objetos pueden incluir automóviles, edificios o parcelas agrícolas. Para cualquier tamaño de objeto dado, una resolución espacial más alta, más bandas en los espectros relevantes y un ciclo de repetición más frecuente proporcionan más información para ayudar a identificar el objeto.

La clasificación es generalmente subjetiva, en el sentido de que los mismos datos subyacentes pueden resumirse en clasificaciones sustancialmente diferentes. Al mismo tiempo, la clasificación está guiada por décadas de técnica anterior en la literatura sobre teledetección e informática. Si bien gran parte de este trabajo se ha realizado en escenas individuales del orden de cientos o miles de kilómetros cuadrados, los conjuntos de datos globales son cada vez más comunes. Una distinción amplia es entre la clasificación no supervisada, en la que los datos se dividen en grupos sin información adicional. y clasificación supervisada, que se basa en conjuntos de datos de entrenamiento para asignar datos a clases preespecificadas.

Los sofisticados sistemas de clasificación supervisada se basan cada vez más en técnicas de aprendizaje automático. Una entrada fundamental para estos y otros métodos es la disponibilidad de datos de entrenamiento sobre la variable de interés que asigna valores de verdad del terreno a los sitios de muestreo. Por ejemplo, delinear barrios urbanos imaginados como residenciales, o incluso más específicamente como barrios marginales, requiere primero proporcionar un conjunto de áreas predefinidas como barrios marginales por otros medios. Para hacerlo bien, se requiere un conjunto de datos de capacitación que refleje la diversidad total de los distintos vecindarios dentro de la categoría de barrios

marginales. Esto es especialmente difícil cuando el objeto de interés es heterogéneo o está definido de manera imprecisa. Pero incluso para una cobertura terrestre bien definida, como una especie de cultivo individual, las diferencias en la densidad, la etapa de crecimiento, el ángulo solar, la cobertura de nubes y la cobertura del suelo vecino generarán una variedad de señales, de modo que los datos de verdad del suelo que reflejen la heterogeneidad total mejorar la precisión de la clasificación. De manera relacionada, idealmente los datos de entrenamiento deberían estar lo más cerca posible del resultado final deseado. Uno podría imaginar a los economistas utilizando información de detección remota en edificios para estimar el capital social de una región; en tal caso, los datos de entrenamiento ideales se referirían a valores de construcción en lugar de tipos de construcción.

Debido a que estos conjuntos de datos de entrenamiento se utilizan para definir las clases subyacentes a un algoritmo de clasificación, deben producirse fuera del algoritmo. Por lo tanto, son típicamente una restricción analógica que requiere mucha mano de obra en una tecnología que de otra manera puede operar con todos los beneficios de escala del procesamiento por computadora.

2.2.6 Teoría de la economía ambiental (Fenichel et al., 2018)

La economía ambiental integra los sistemas ambientales y ecológicos en modelos económicos. Evalúa cómo estos cambios influyen en las predicciones positivas y recomendaciones normativas del análisis económico. Hay muchas cosas derivadas de los sistemas ambientales y ecológicos que preocupan a las personas porque mejoran el bienestar o contribuyen a la producción de productos básicos comercializados. Por regla general, también son escasos, están disponibles fuera de los mercados e influenciados por las actividades de otros. Este artículo considera los problemas de asignación que plantean los productos básicos ambientales, el diseño de políticas para abordarlos, las funciones de la

valoración no comercial y el análisis de costo-beneficio, los problemas que plantea la distribución de los efectos ambientales y la interacción del crecimiento y el medio ambiente.

La teoría de la economía ambiental surge del análisis del fracaso de los mercados privados para proporcionar cantidades eficientes de bienes ambientales. Como resultado, presta mucha atención a las formas en que los gobiernos pueden mejorar el bienestar al intervenir en los mercados. Muchos de los enfoques regulatorios propuestos en la literatura de economía ambiental buscan corregir las fallas del mercado mediante la creación de mercados donde antes no existían (por ejemplo, mediante el uso de impuestos para reemplazar los precios faltantes), simulando así los efectos de los mercados.

2.2.7 Modelo de política pública en economía ambiental (Doerr et al., 2013)

La literatura sobre economía ambiental ha derivado diversas condiciones para el diseño de políticas eficientes. Sin embargo, las políticas implementadas rara vez satisfacen esas condiciones. La desviación resulta principalmente de la política. Para comprender mejor la formación de la política ambiental y sus consecuencias sobre el bienestar, se necesita un análisis basado en la economía política.

Según la teoría de la elección pública, un gobierno no es un ser unitario; en cambio, se considera como un conjunto de instituciones a través de las cuales los individuos toman decisiones colectivas. El proceso de formación de políticas incluye varios actores, incluidos votantes, grupos de interés, burócratas, partidos políticos, un poder judicial, etc. Este artículo se centra en dos de ellos: los grupos de interés especial y los votantes. Tal tratamiento definitivamente no significa que otros agentes políticos no sean importantes; simplemente refleja el hecho de que la mayor parte de la literatura relacionada se concentra en estas dos facetas del proceso político.

Luego, el mecanismo de votación se analiza en la sección "Votación y elección". La parte central de esta sección es el teorema del votante medio ampliamente utilizado. Se han



distinguido dos tipos de estructuras democráticas: democracia directa y democracia representativa; cada uno tiene sus problemas únicos.

2.2.8 Modelo de resiliencia económica (Asgary et al., 2004)

Como primer corte, la resiliencia se puede definir como la capacidad de una economía, sociedad, organización o individuo para recuperarse de manera efectiva de un impacto inesperado. Esta definición aproximada de resiliencia plantea dos preguntas relacionadas: qué significa "recuperar" y qué entendemos por recuperación efectiva. Un ejemplo podría ayudar a ilustrar cómo se vinculan los dos temas y cómo se pueden poner en práctica. Se asume que solo nos preocupamos por el desempeño económico y que tomamos el PIB per cápita como nuestra única medida de este desempeño. El término "recuperación" puede entonces ser más preciso. Podría significar volver al mismo nivel de PIB per cápita que tenía antes del shock adverso, o alcanzar la misma tasa de crecimiento del PIB per cápita que antes, o alcanzar el nivel de PIB per cápita que habría prevalecido al mismo tiempo. tiempo si no se hubiera producido el choque. Cualquiera de estos u otros niveles de PIB, incluidos incluso los más bajos que antes del shock, podrían considerarse una "recuperación". Una vez que sabemos cómo medir la "recuperación", medir su efectividad es relativamente sencillo: sería el déficit en el PIB per cápita descontado entre el momento en que ocurre el shock y el momento en que se logra la recuperación.

2.3 Marco Conceptual

• **FONDES:** El Fondo para Intervenciones ante la ocurrencia de Desastres Naturales. Se enmarca en lo dispuesto por el Decreto Legislativo N° 1276, Decreto Legislativo que aprueba el Marco de la Responsabilidad y Transparencia Fiscal del Sector Público no Financiero (INDECI, 2020). Permite a los gobiernos regionales y locales gestionar su financiamiento para la mitigación de riesgos, capacidad de respuesta, rehabilitación y reconstrucción ante la ocurrencia de desastres naturales. (INDECI, 2020)

- Satélite artificial: Los satélites artificiales son objetos construidos por humanos que orbitan la Tierra y otros planetas del Sistema Solar. Los satélites se utilizan para muchos propósitos. Entre varias otras aplicaciones, se pueden usar para hacer mapas de estrellas y mapas de superficies planetarias, y también tomar fotografías de los planetas en los que se lanzan. Los tipos comunes incluyen satélites de observación de la Tierra militares y civiles, satélites de comunicaciones, satélites de navegación, satélites meteorológicos y telescopios espaciales. Las estaciones espaciales en órbita también son satélites (NASA, 2019).
- Intensidad de la luz de noche: Es la intensidad de la luz nocturna obtenida de una imagen satelital. Se mide a través de los números digitales
- Número digital: El número digital o DN es una escala que se encuentra entre 0
 (sin luz) y 63 (luz máxima) y permite medir la intensidad de luz en un pixel de
 un mapa de luz nocturna.
- Recuperación económica: Una recuperación económica es la fase del ciclo económico que sigue a una recesión, durante la cual una economía se recupera y supera los niveles máximos de empleo y producción antes de la recesión (Bowles, 2012).
- Actividad económica: Una actividad económica tiene lugar cuando se combinan recursos tales como bienes de capital, mano de obra, técnicas de fabricación o productos intermedios para producir bienes o servicios específicos. Así, una actividad económica se caracteriza por una entrada de recursos, un proceso de producción y una salida de productos (bienes o servicios) (Eurostat, n.d.)
- INDECI: Es un organismo público ejecutor, integrante del Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres, adscrito al Ministerio de Defensa, tenemos



como función asesorar y proponer al ente rector (Presidencia del Consejo de Ministros) la normativa que asegure procesos técnicos y administrativos de la gestión reactiva (INDECI, 2020).

- RETS (Red de altera temprana): La OGASA, como parte de las estrategias para la prevención, tratamiento y seguimiento de los conflictos socioambientales, viene impulsando la conformación de Redes de Alerta Temprana a nivel nacional. Actualmente se han conformado veintiséis (26) Redes de Alerta Temprana en todos los departamentos del país, con la participación de los Organismos Adscritos del MINAM y otras instituciones vinculadas a la gestión de conflictos socioambientales (INDECI, 2020).
- Sensores y bandas: Un satélite de detección remota (u otra plataforma) aloja uno o más sensores, cada uno de los cuales puede generar uno o más flujos de datos independientes. Un sensor dado puede observar energía en una o más bandas, o rangos del espectro electromagnético, correspondientes a segmentos del espectro conocidos como microondas, infrarrojos, ultravioleta o luz visible. Los sensores que enfatizan la resolución espectral pueden registrar información sobre docenas (multiespectral) o cientos (hiperespectral) de bandas. En comparación, el ojo humano puede detectar tres bandas, centradas en las regiones roja, azul y verde del espectro. Diferentes bandas, y combinaciones de las mismas, tienen diferentes propiedades útiles, como discutiremos en las aplicaciones a continuación. Como ejemplo, las plantas se reflejan en diferentes conjuntos de frecuencias en diferentes etapas de su ciclo de vida. Por esta razón, las funciones de reflectancia en porciones específicas de los espectros visible e infrarrojo pueden proporcionar información sobre el crecimiento de la vegetación. Esta información se utiliza para producir el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) de uso



común. Los datos infrarrojos también se pueden utilizar para medir la temperatura e, indirectamente, la precipitación cuando se aplican a las nubes (Donaldson, 2016).

Orbitas: La mayoría de los satélites de teledetección operan en una de dos órbitas: geoestacionaria o sincrónica al sol. Los satélites geoestacionarios orbitan la Tierra de una manera que los mantiene directamente sobre un punto fijo en el Ecuador. Por lo tanto, tienen la ventaja de observar continuamente la misma área de la superficie de la Tierra en todo momento —una característica clave para los servicios meteorológicos nacionales, por ejemplo— y la correspondiente desventaja de no observar el resto del mundo. Además, la física detrás de las órbitas geoestacionarias significa que dichos satélites deben ubicarse aproximadamente a 36.000 kilómetros sobre la superficie de la Tierra, lo que significa que sus imágenes tienen una resolución relativamente baja. Los satélites sincrónicos con el sol orbitan normalmente a 6.000 kilómetros y, a menudo, mucho más cerca. Como su nombre lo indica, observan toda la Tierra aproximadamente a la misma hora todos los días, lo que garantiza una iluminación solar constante (condicionada a la latitud) en una época determinada del año. Las órbitas síncronas solares son un tipo de órbita (casi) polar, llamada así porque operan en un plano que (casi) contiene los polos norte y sur. Cuando un satélite sincrónico con el sol pasa por el ecuador en sucesivos pasos elevados, la Tierra ha girado hacia el este y, por lo tanto, el satélite pasa por encima de un área al oeste de su paso elevado anterior (Donaldson, 2016).



2.4 Formulación de Hipótesis

2.4.1 Hipótesis General

El Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales - FONDES ha tenido un efecto positivo en la recuperación económica de centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020.

2.4.2 Hipótesis Específicas

- Los desastres naturales han afectado negativamente a la actividad económica de centros poblados durante el período 2018-2020.
- El FONDES ha tenido un efecto positivo en la recuperación económica de mediano plazo en centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020.
- El FONDES ha tenido un efecto positivo en la recuperación económica de centros poblados adyacentes afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020.

2.5 Variables

2.5.1 Variables de investigación

Las variables de la presente investigación son las siguientes:

Variable dependiente

• Recuperación económica.

Variable Independiente:

• Fondo para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales - FONDES.

2.5.2 Conceptualización de variables

Recuperación económica: Una recuperación económica es la fase del ciclo económico que sigue a una recesión, durante la cual una economía se recupera y supera los niveles máximos de empleo y producción antes de la recesión (Bowles, 2012).



Fondo para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales – FONDES: El Fondo para Intervenciones ante la ocurrencia de Desastres Naturales. Se enmarca en lo dispuesto por el Decreto Legislativo N° 1276, Decreto Legislativo que aprueba el Marco de la Responsabilidad y Transparencia Fiscal del Sector Público no Financiero (INDECI, 2020). Permite a los gobiernos regionales y locales gestionar su financiamiento para la mitigación de riesgos, capacidad de respuesta, rehabilitación y reconstrucción ante la ocurrencia de desastres naturales (INDECI, 2020)



2.5.3 Operacionalización de variables

Tabla 1 Operacionalización de las Variables

Variable	Definición conceptual	Definición Operacional	Dimensión	Indicador	Medición
Variable Dependiente: Recuperación económica	Una recuperación económica es la fase del ciclo económico que sigue a una recesión, durante la cual una economía se recupera y supera los niveles máximos de empleo y producción antes de la recesión (Bowles, 2012).	La recuperación económica del distrito <i>i</i> en el año <i>t</i> se mide a través del proxy de intensidad de emisión de luz proveniente de la superficie de la tierra. La intensidad se mide a través del número digital que tiene una escala de 0 a 63.	Económica	-Intensidad de emisiones de luz provenientes de la superficie de la tierra en el bloque <i>m</i> en el mes <i>t</i> - PBI departamental (logaritmo) - PBI departamental (millones de soles)	-Variable discreta (Número Digital - DN¹) -Porcentaje - Logaritmo - Millones de soles
Variable Independiente: Fondo para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales – FONDES	El Fondo para Intervenciones ante la ocurrencia de Desastres Naturales. Se enmarca en lo dispuesto por el Decreto Legislativo N° 1276, Decreto Legislativo que aprueba el Marco de la Responsabilidad y Transparencia Fiscal del Sector Público no Financiero (INDECI, 2020). Permite a los gobiernos regionales y locales gestionar su financiamiento para la mitigación de riesgos, capacidad de respuesta, rehabilitación y reconstrucción ante la ocurrencia de desastres naturales).	La intervención del FONDES en el distrito <i>i</i> en el año <i>t</i> se subdivide en (1) intervención para mitigación y capacidad de respuesta (2) intervención por peligro inminente y (3) intervención para reconstrucción como un indicador binario que toma el valor de 0 si no recibió intervención y 1 si recibió intervención.	Económica	- Intervención monetaria para mitigación y capacidad de respuesta en el distrito <i>i</i> en el mes <i>t</i> - Intervención monetaria por peligro inminente en el distrito <i>i</i> en el mes <i>t</i> - Intervención monetaria para reconstrucción en el distrito <i>i</i> en el mes <i>t</i> - % ejecución presupuestal de FONDES	-Variable discreta binaria. 0 si hubo intervención, 1 si no hubo intervención.

Fuente: Elaboración propia

¹ La intensidad de las emisiones de luz se mide a través del "número digital" o DN el cual tiene una escala que se encuentra entre 0 (sin luz) y 63 (luz máxima).



Capítulo III Método de Investigación

3.1 Tipo de Investigación

La investigación es de tipo aplicado. Según (Sampieri & Mendoza, 2018), una investigación aplicada busca generar conocimiento con "aplicación directa a los problemas de la sociedad". En el caso del estudio, se busca identificar los efectos del FONDES en la recuperación económica de los distritos afectados por desastres naturales, evaluar los efectos de mediano plazo y los efectos indirectos en comunidades aledañas.

3.2 Enfoque de Investigación

La investigación tiene un enfoque cuantitativo. El enfoque cuantitativo se caracteriza por emplear técnicas estadísticas y utilizar datos numéricos para el análisis de un fenómeno (Sampieri & Mendoza, 2018) (García, 2014). En este caso, las variables obtenidas de las imágenes satelitales se puede cuantificar analizando diversas características de los píxeles en la imagen. Asimismo, la intervención del FONDES se puede considerar de tipo binario, es decir, solo toma valores de 0 o 1; donde 1 es la presencia de FONDES. Por otro lado, la variable (transferencia de fondos) es de tipo continua, esto quiere decir que puede tomar valores continuos en un rango determinado.

3.3 Diseño de la Investigación

Es una investigación no experimental, de acuerdo con (Sampieri, 2001), solo se utilizarán los datos recolectados en campo o por satelites, durante un período determinado de tiempo, sin tener ningún tipo de injerencia experimental, es decir, es una descripción del contexto en el que se realiza la investigación.

3.4 Alcance de la Investigación

La investigación tiene un alcance descriptivo-correlacional. Los estudios descriptivos se caracterizan por hacer un análisis de la evolución de las variables de investigación (Sampieri & Mendoza, 2018). También es correlacional porque la investigación busca



explicar la relación entre dos o más variables. En particular, la investigación busca explicar cómo afecta la presencia del FONDES a la recuperación económica.

3.5 Población y Muestra de la Investigación

3.5.1 Población

De acuerdo con (INEI, 2019), hay un total de 94,922 centros poblados en el Perú, estos centros poblados se encuentran en 1678 municipalidades distritales, dado que la unidad de análisis es el centro poblado, el total de 94,922 centros poblados viene a ser la población del estudio.

3.5.2 Muestra

La información proviene de datos administrativos y satelitales, por lo tanto, no es necesario realizar una encuesta o muestreo aleatorizado. De este modo, la muestra está compuesta por un total de 164 centros poblados que recibieron financiamiento por el FONDES y tienen detalles de latitud y longitud geográficos (ver Anexo 4 con lista de centros poblados).

3.6 Técnicas e Instrumentos de recolección de datos

3.6.1 Técnicas

La técnica utilizada en la investigación es la Revisión documentaria.

3.6.2 Instrumentos

El instrumento empleado es la ficha de recolección para los datos de INDECI, de INEI y del Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS).

3.7 Procesamiento de datos

Los datos se procesan en el Software Q-GIS para imágenes satelitales y R Studio para los modelos de regresión lineal geográficos.



Capítulo IV: Diagnóstico situacional

4.1 Ubicación geográfica y luces nocturnas

Un desastre natural es un evento adverso importante que resulta de los procesos naturales de la Tierra; los ejemplos incluyen tormentas de fuego, tormentas de polvo, inundaciones, huracanes, tornados, erupciones volcánicas, terremotos, tsunamis, tormentas y otros procesos geológicos. Un desastre natural puede causar la pérdida de vidas o daños a la propiedad y, por lo general, deja algunos daños económicos a su paso, cuya gravedad depende de la resiliencia de la población afectada y de la infraestructura disponible.

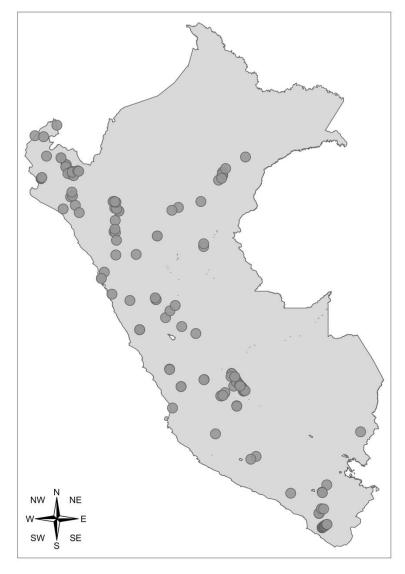


FIGURA 4. Mapa de los desastres naturales en Perú con asignación de FONDES Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI

En Perú, los lugares afectados por desastres naturales son declarados en Estado de Emergencia, que se caracteriza por ser un estado de excepción ante la condición de desastre ocasionado por un fenómeno de origen natural o inducido por la acción humana, con la finalidad de ejecutar acciones inmediatas y necesarias para la respuesta y rehabilitación. Una vez que ha sido declarado en estado de emergencia, el FONDES priorizar y determina las solicitudes de financiamiento a ser atendidas con cargo a sus recursos.

Para el cumplimiento de sus funciones, la Comisión Multisectorial puede requerir a cualquier entidad del Sector Público la documentación e información necesaria para tal fin. Las entidades del Sector Público deben entregar a la Comisión Multisectorial la información solicitada en el plazo requerido. La figura 4 presenta el mapa de los desastres naturales en Perú con asignación de FONDES. Como se puede apreciar, los desastres naturales pueden ocurrir prácticamente en cualquier departamento del Perú, con una mayor concentración en Ayacucho, Lima y Piura respectivamente.

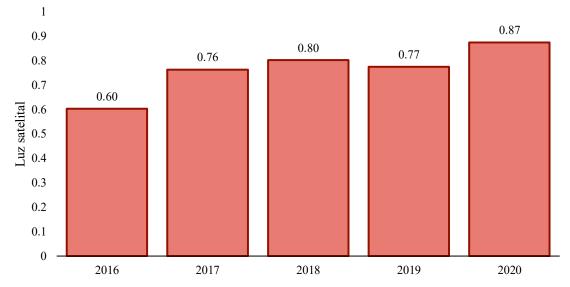


FIGURA 5. Promedio de luz nocturna anual en Centros Poblados priorizados, 2016-2020 *Nota*. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI y del Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS)

Por otro lado, el Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS): a bordo de los satélites de la NASA/NOAA Suomi National Polar-orbiting Partnership (Suomi NPP) y NOAA-20 proporcionan mediciones diarias globales de la luz nocturna visible y del infrarrojo

cercano (NIR) que son adecuadas para Estudios de ciencia y aplicaciones del sistema terrestre. Los datos de la banda nocturna (DNB) de VIIRS se utilizan para estimar la población, evaluar la electrificación de áreas remotas, monitorear desastres y conflictos, y comprender los impactos biológicos del aumento de la contaminación lumínica. Se ha utilizado esta información para determinar la luminosidad promedio de luz nocturna. Estos datos se presentan en la figura 5. Como se puede observar, la luminosidad promedio ha ido aumentando considerablemente durante el período de investigación.

4.2 Desastres naturales

Con relación a los desastres naturales que fueron atendidos por el FONDES durante el período 2016-2020. Podemos ver en la figura 6 que los departamentos de Ayacucho, Lima, Piura y Tacna son los que han tenido más desastres naturales en el período 2016-2020. Muchos de estos desastres están asociados al Niño Costero del 2017, y a peligros hidrometeorológicos como las lluvias intensas o inundaciones.

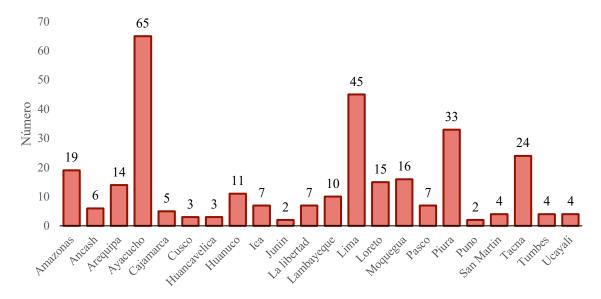


FIGURA 6. Número de desastres naturales por departamento, 2016-2020

Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI

Por otro lado, se puede apreciar en la tabla 2 que el 53% de los desastres naturales se encuentra asociado a Peligro Hidrometeorológicos (lluvias intensas-inundaciones), un 15.4%



al Niño Costero 2017 y un 8.8% a Geodinámica externa-movimiento de masas y Peligro hidrometeorológico.

Tabla 2 Denominación de desastre natural, 2017-2019

Desastre natural	Porcentaje
Geodinámica externa	1.1%
Geodinámica externa-movimiento de masas	1.1%
Geodinámica externa-movimiento de masas y Peligro hidrometeorológico	8.8%
Geodinámica Extrema-Movimiento de masas	2.2%
Geodinámica interna	1.1%
Niño Costero 2017	15.4%
Peligro Hidrometeorológicos	5.5%
Peligro Hidrometeorológicos (Lluvia intensas-inundaciones)	3.3%
Peligro Hidrometeorológicos (lluvias intensas-inundaciones)	53.8%
Peligro Hidrometeorológicos y oceanográfico	6.6%
Peligro químico contaminación de agua para consumo humano	1.1%
Total	100.0%

Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI

En la tabla 3 se presentan los porcentajes totales por año. En particular, se puede observar que, en el año 2017, la mayoría de Declaratorias de Emergencia se originaron en distritos afectados por el Niño Costero. En el 2018 el principal desastre natural fue la Geodinámica externa-movimiento de masas y Peligro hidrometeorológico. Finalmente, en el año 2019, los Peligros Hidrometeorológicos (Iluvias intensas-inundaciones) originaron más declaratorias de emergencia.

Tabla 3 Denominación de desastre natural según año

Desastre natural	Porcentaje
Año 2017	19.78%
Geodinámica externa	1.10%
Geodinámica externa (Movimiento de masas)	1.10%
Niño Costero 2017	15.38%
Peligros Hidrometeorológicos	2.20%
Año 2018	25.27%
Geodinámica externa - Movimiento de masas	1.10%
Geodinámica externa - Movimiento de masas y Peligro hidrometeorológico	8.79%
Geodinámica interna	1.10%
Peligros Hidrometeorológicos	3.30%
Peligros Hidrometeorológicos (Lluvia intensas-inundaciones)	3.30%
Peligros Hidrometeorológicos y oceanográfico	6.59%
Peligro químico (contaminación de agua para consumo humano)	1.10%
Año 2019	54.95%
Geodinámica externa - Movimiento de masas	1.10%
Peligros Hidrometeorológicos (Lluvias intensas-inundaciones)	53.85%
Total	100.00%



Esto se puede resumir al revisar la figura 7, según la cual ha habido una mayor cantidad de desastres naturales (o declaratorias de emergencia) en el año 2019. En general, el 2019 fue un año con inundaciones y peligro hidrometeorológico en todo el Perú, lo que explica la diferencia con años anteriores.

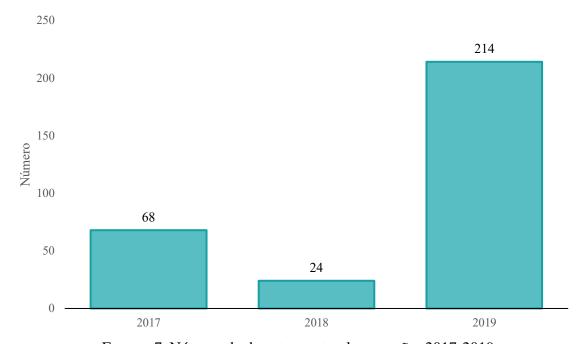


FIGURA 7. Número de desastres naturales por año, 2017-2019

Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI

La tabla 4 presenta la población beneficiada por el FONDES según departamento para el período de la investigación. Como se puede apreciar, la mitad de la población beneficiada se encuentra en la región de Cusco, que sufrió intensas lluvias e inundaciones el 2019. Además de la región del Cusco, también se encuentran las regiones de Ayacucho, Lima y Arequipa con 84,457, 54,714 y 47,015 beneficiados con la atención del Fondes durante el periodo de estudio.

Tabla 4
Población beneficiada por FONDES según departamento

Departamento	Población beneficiada
Amazonas	7,210
Ancash	3,980
Arequipa	47,015



Ayacucho	84,457
Cajamarca	2,606
Cusco	351,956
Huancavelica	9,995
Huánuco	9,903
Ica	3,600
Junín	5,888
La libertad	11,555
Lambayeque	21,687
Lima	54,734
Loreto	8,706
Moquegua	18,469
Pasco	2,590
Piura	30,735
Puno	4,449
San Martin	25,146
Tacna	429
Tumbes	1,463
Ucayali	10,175
Total	716,748

La tabla 5 muestra el número de viviendas afectadas por desastres naturales. Se puede apreciar que la región de Ayacucho (que también tiene la mayor cantidad de declaratorias de emergencia) es la región con 15,872 viviendas afectadas. Cabe indicar que no se cuenta con información de las regiones de Cusco y Ucayali. Después de Ayacucho se encuentra Piura con 5,252 viviendas afectadas.

Tabla 5 Número de viviendas afectadas por desastres naturales según departamento

Departamento	Viviendas
Amazonas	900
Ancash	310
Arequipa	600
Ayacucho	15,872
Cajamarca	1,975
Huancavelica	21
Huánuco	849
Ica	200
Junín	200
La libertad	563
Lambayeque	1,240
Lima	3,675
Loreto	1,376
Moquegua	1,212
Pasco	140
Piura	5,252
Puno	1,350
San Martin	1,652
Tacna	1,658
Tumbes	2,160
Total	41,205



La figura 8 muestra un resumen del número de viviendas afectadas por año para el período 2007-2019. Al igual que la figura de número de desastres naturales, una gran proporción se concentran en el año 2019 a causa de los eventos hidrometeorológicos que afectaron a todo el país, y el 2017 por el Niño Costero.

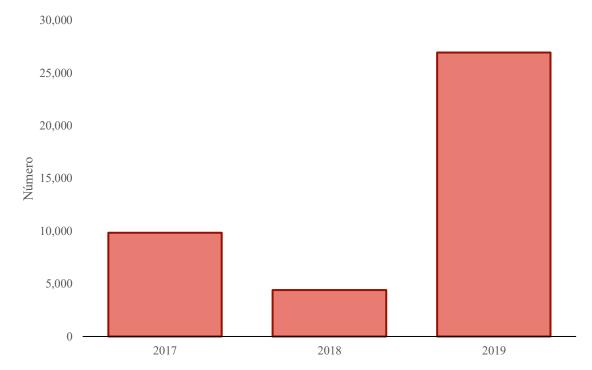


FIGURA 8. Número de viviendas afectadas por año, 2017-2019

Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI

Algunos de los desastres naturales más significativos durante el período de investigación incluyen el aluvión de La Convención el año 2020, la temporada de lluvias en Perú de 2019, el niño costero en 2017 y las inundaciones recurrentes entre los años 2016-2021.

Para empezar, las inundaciones han afectado de manera importante a todo el Perú durante el período de investigación. En particular, el año 2017, hubo 107 víctimas mortales, 171,322 damnificados, 1,010,208 Afectados y 319 heridos y 18 desaparecidos, viviendas: 20,301 colapsadas; 18,908 inhabitables y 221,761 afectadas. La figura 9 muestra el número

total de eventos de inundaciones, donde se puede apreciar que las regiones más afectadas son Arequipa, Lima y Cajamarca durante el período de estudio.

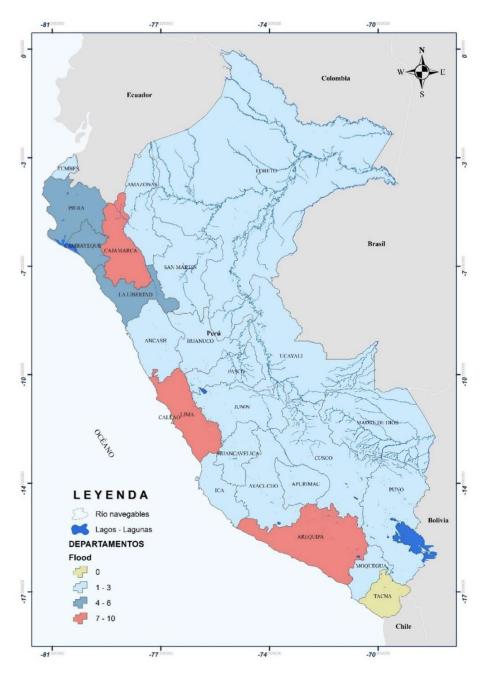


FIGURA 9. Mapa del número de total de eventos de inundaciones por departamento, 2011-2021

Nota. Tomado del Inventario de datos de eventos de Inundaciones del Perú - SENAMHI

Otro evento que afectó de manera significativa fue el niño costero del año 2017, "Este fenómeno se caracteriza por el calentamiento anómalo del mar localizado en las costas del país". Según información del Indeci, se tuvo un total de 101 fallecidos, 353 heridos, 19



desaparecidos, 141 000 damnificados y casi un millón de afectados a nivel nacional. Los daños causados en Perú se estiman que superan los US\$3.100 millones. Como se muestra en la figura 10, el niño tuvo efectos severos en todo el país.





FIGURA 10. Inundaciones en Ica y Piura

Nota: Figura de la izquierda muestra la localidad de La Tinguiña en Ica Figura de la derecha muestra un sector del distrito de Castilla en Piura. Imágenes obtenidas de Wikimedia Commons.

Otro de los eventos más desastrosos en el Perú fue la temporada de lluvias en Perú de 2019-2020 inició en diciembre de 2019 y afecta principalmente a los andes y selva peruana. Las lluvias provocaron aluviones, huaicos, inundaciones y diversos desastres en varias regiones del Perú, incluido 28 fallecidos y 1.055 emergencias. La figura 11 muestra un ejemplo de las lluvias intensas que se experimentaron durante este período

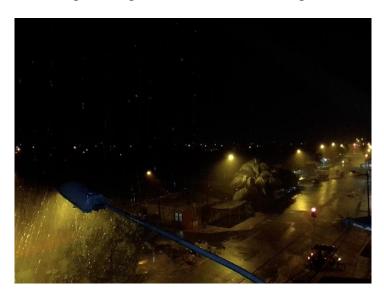


FIGURA 11. Intensas lluvias en Iquitos, 2020

Nota: Figura muestra intensas lluvias en Iquitos el 26 de febrero del 2020. Imagen obtenidas de Wikimedia Commons.

Un evento asociado fue el aluvión de La Convención el año 2020. Este suceso dejó seis muertos, 30 desaparecidos y 1.500 damnificados. El aluvión ocasionó un huaico o corrimiento de tierra ocurrido el 24 de febrero de 2020 en la provincia de La Convención. Las montañas alredores del poblado se preparó como campamentos provisionales para los sobrevivientes. El aluvión tuvo un rango de 50 kilómetros, afectando a otras 15 comunidades. Imágenes se muestran en la figura 1.

4.3 FONDES

La Comisión Multisectorial del FONDES es el órgano encargado de la priorización de los proyectos de inversión, reforzamientos y demás inversiones que no constituyen proyectos, incluida la elaboración de expedientes técnicos y actividades, para la mitigación, capacidad de respuesta, rehabilitación y reconstrucción, ante la ocurrencia de fenómenos naturales y antrópicos, a ser financiados con cargo a recursos del FONDES. Dicha Comisión Multisectorial es de naturaleza permanente y se encuentra adscrita al Ministerio de Economía y Finanzas. Como se aprecia en la figura 12, Cusco es la región con mayor monto destinado en soles por el FONDES para la recuperación de desastres naturales, con casi 45 millones de soles. Le siguen Arequipa con 30 millones y La Libertad y Lambayeque con 25 y 20 millones respectivamente.

Monto por departamento

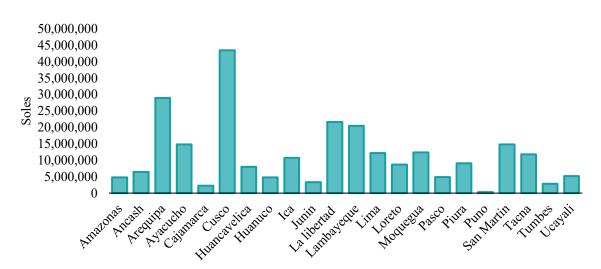


FIGURA 12. Financiamiento destinado por FONDES para la recuperación de desastres naturales (soles), 2016-2020

Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) – INDECI

La figura 13 presenta un resumen del monto en soles destinado por año. Se aprecia que en el 2019 se requirieron hasta 160 millones de soles, cifra cuatro veces superior a lo solicitado en los años 2017 y 2018 respectivamente.

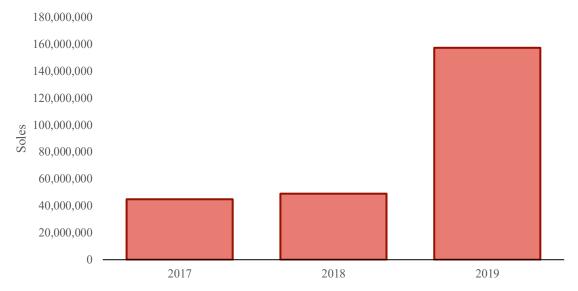


FIGURA 13. Financiamiento destinado por FONDES para la recuperación de desastres naturales por año (soles), 2017-2019

Nota. Elaborado con información del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (Fondes) - INDECI

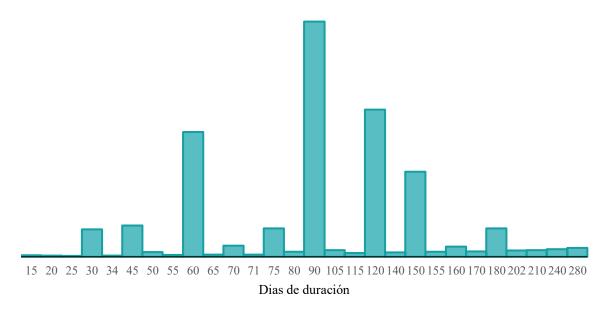


FIGURA 14. Distribución de duración de declaratoria de emergencia



La figura 14 presenta la distribución de la duración de declaratoria de emergencia, se puede apreciar que la mayoría de declaratorias de emergencia se realizan por 90 días (el 30% de la distribución discreta), Seguida de los 60, 120 y 150 días respectivamente.



Capítulo V: Resultados de la investigación

En el presente capítulo se describen los principales resultados de la investigación, incluyendo un análisis preliminar de la correlación entre el PBI y los datos satelitales. Luego se presenta el modelo econométrico de diferencias-en-diferencias utilizado en la investigación. Se continua con los resultados de la investigación y se concluye con la verificación de los supuestos del modelo de regresión.

5.1 Datos utilizados

Para determinar el efecto del FONDES en la recuperación económica de los centros poblados afectados por desastres naturales, empleamos información de diversas fuentes que se detallan a continuación:

- Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS): "A bordo de los satélites de la NASA/NOAA Suomi National Polar-orbiting Partnership (Suomi NPP) y NOAA-20 proporcionan mediciones diarias globales de la luz nocturna visible y del infrarrojo cercano (NIR). Los datos de la banda nocturna (DNB) de VIIRS se utilizan para estimar la población, evaluar la electrificación de áreas remotas, monitorear desastres y conflictos, y comprender los impactos del aumento de la contaminación lumínica".
- Sistema de Consulta de Centros Poblados: "Es la base con la unidad mínima de desagregación respecto a los límites geográficos en los que se divide el territorio nacional, instrumento de gran relevancia para las instituciones públicas y privadas, investigadores, y público en general. Contiene información de la población, acceso a servicios básicos, energía eléctrica, entre otros a nivel de centro poblado".
- Actas de Aprobación de Solicitud de Financiamiento FONDES: "Contiene la lista de los centros poblados priorizados para ser financiados con los fondos de emergencia de maneja el FONDES, detalla la población beneficiaria, el

- presupuesto asignado para el proyecto, y el código de centro poblado, que permite combinar la información del Sistema de Consulta de Centros Poblados".
- Producto Bruto Interno por Departamentos: Contiene información detallada de la producción regional para el período 2007-2020.

5.2 Correlación entre el PBI y la data satelital

Los economistas utilizan cada vez más las luces nocturnas detectadas por los satélites como indicador de la recuperación económica. La creciente popularidad de estos datos refleja la ausencia o la inexactitud de estadísticas económicas más convencionales, como el PBI a niveles más desagregados, tales como una provincia, distrito o centro poblado. Un estudio reciente (Liu, 2017) encontró un R-cuadrado de 0.71 entre el PBI y las luces nocturnas, sugiriendo que las luces nocturnas pueden ser utilizadas como un proxy para la medición del PBI. A fin de verificar la relación entre las luces nocturnas del VIIRS para Perú, se realiza un análisis de correlación entre el PBI Departamental y los valores de luz nocturna para el período 2018-2020.

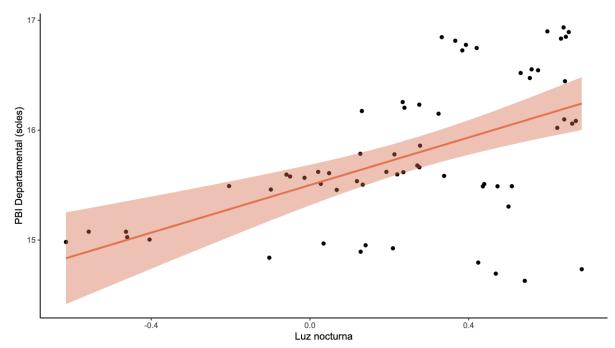


FIGURA 15. Gráfico de dispersión, PBI Departamental y Luz Nocturna, 2018-2020

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática.

La figura 15 presenta el gráfico de dispersión entre el PBI departamental y las luces nocturnas para el período 2018-2020. Como se puede apreciar, hay una correlación positiva entre ambos indicadores. Asimismo, el coeficiente de correlación calculado entre ambas variables es de 0.54, lo que implica una correlación media-alta. Este análisis preliminar sugiere que se puede utilizar a la información de luces nocturnas como un proxy adecuado del PBI. Asimismo, como indicador de robustez, también se presentan las estimaciones utilizando al PBI como variable dependiente; sin embargo, se debe tener cautela para interpretar estos resultados, ya que el PBI es agregado a nivel departamental y no a nivel de la comunidad o centro poblado afectado.

5.3 Modelo econométrico

El modelo econométrico planteado se conoce en la literatura como diferencias-endiferencias. Este modelo permite recuperar el efecto de una intervención (FONDES) sobre las variables dependientes. El modelo básico tiene la siguiente especificación:

$$y_{it} = \alpha_i + \delta_t + \beta F_{it} + \varepsilon_{it}$$

Donde:

- y_{it} son los indicadores de la recuperación económica para el centro poblado i en
 el año t. En el caso de la investigación, es el valor de luz nocturna reportada por el
 VIIRS y el logaritmo de luz nocturna por centro poblado-año, también se utiliza al
 PBI o logaritmo del PBI departamental como indicador de robustez/
- α_i es un conjunto de variables indicador (variables dummy) para el centro poblado i.
- δ_t es un conjunto de variables indicador (variable dummy) para el año t.
- F_{it} es la variable que captura el efecto del FONDES en la recuperación económica.
 En la especificación básica, toma el valor de 1 en años de intervención del FONDES en el centro poblado i, cero en otros casos. También se considera una



especificación adicional que considera la "intensidad" de la intervención reemplazando la variable dummy por una variable continua de Inversión del Fondes per cápita.

• ε_{it} es el error del modelo econométrico.

Además de la especificación básica, también medimos los efectos de mediano plazo reemplazando el indicador βF_{it} por βF_{it-1} y βF_{it-2} . También se utiliza una muestra alternativa que aglomera todos los valores de luz nocturna a cuatro kilómetros a la redonda para medir efectos en centros poblados adyacentes.

5.4 Resultados

Los resultados del estudio han encontrado que el FONDES puede acelerar la recuperación económica en los centros poblados que recibieron los fondos y materiales. Para explorar este efecto a profundidad, se sigue la siguiente secuencia en la presentación de resultados: Primero se presentan los efectos promedio de los desastres naturales en la actividad económica de los centros poblados, junto con un gráfico de estudio de eventos para el período de estudio. Luego se presentan los efectos inmediatos, de mediano plazo y en centros poblados adyacentes del FONDES en la actividad económica.

Tabla 6 Efecto promedio de los desastres naturales

	Log(Luz nocturna)	Log(PBI)
Efecto promedio	-0.0122	-0.0003
·	(0.0849)	
Efectos anuales	` '	
2017	0.073	-0.0034
	(0.1373)	(0.0086)
2018	-0.154**	0.0048
	(0.050)	(0.0066)
Num.Obs.	360	360

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

La tabla 6 presenta las estimaciones del modelo de diferencias-en-diferencias para los efectos de los desastres naturales sobre la actividad económica de los centros poblados que accedieron a financiamiento del FONDES. Siguiendo a (Callaway & Sant'Anna, 2021), los

parámetros principales son los efectos de tratamiento promedio por tiempo y por grupo. Estos son el efecto promedio del tratamiento para un grupo en particular (el grupo se define por el momento del tratamiento) en un período de tiempo en particular. Como se puede apreciar, hay grupos para los años 2017 y 2018 porque el FONDES se otorga de forma anual. Se presentan las estimaciones junto con los errores estándar en paréntesis. Como se puede apreciar en la tabla, tanto el efecto promedio como el efecto anual de 2018 tiene un signo negativo. Esto implica que los desastres naturales redujeron las luces nocturnas de los centros poblados entre 1% y 15% para el período de estudio. El valor del efecto promedio para el PBI tiene el mismo signo.

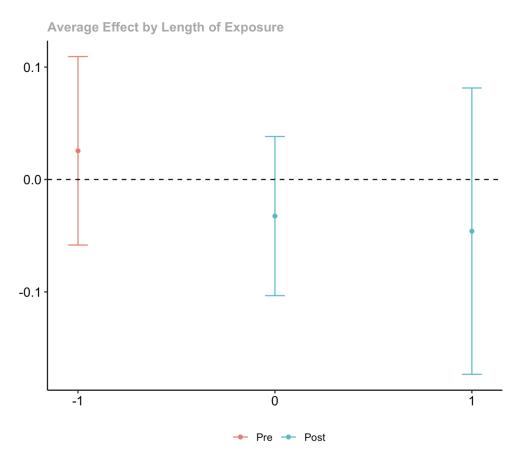


FIGURA 16. Gráfico de estudio de eventos

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

Otra forma de presentar los resultados se a través del gráfico de estudio de eventos. La figura aquí es muy similar a los efectos de tratamiento promedio de tiempo de grupo. Los



puntos rojos son períodos previos al tratamiento, los puntos azules son períodos posteriores al tratamiento. La diferencia es que el eje x está en el tiempo del evento. Se puede apreciar en la figura 16 que después del desastre natural, los valores de tratamiento promedio son negativos, a diferencia del período pre-tratamiento -1. Los resultados presentados sugieren que los desastres naturales de gran magnitud tienen efectos destructivos en la conectividad eléctrica, que luego se traduce en una menor visibilidad detectada por el satélite VIIRS.

A continuación, se pasa a analizar los efectos del FONDES en la recuperación económica de los centros poblados, para ello, se utiliza un indicador de "intensidad" de la intervención, definida como la inversión per cápita del FONDES en el centro poblado *i*.

Tabla 7
Efectos inmediatos del FONDES en recuperación económica

	Luz nocti	Luz nocturna		PBI	
	Log(Luz Nocturna)	Luz Nocturna	Log(PBI)	PBI	
Intercepto	-1.520	0.016	1.063***	2.629***	
	(0.106)	(0.065)	(0.012)	(0.183)	
Inversión FONDES per cápita	0.073	0.025*	0.001	0.068	
	(0.028)	(0.015)	(0.003)	(0.043)	
Num.Obs.	360	360	360	360	
FE: CCPP	X	X	X	X	
FE: Año	X	X	X	X	
F	49.135	164.276	2444.020	1233.017	

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática. Inversión fondes per cápita en miles de soles.

La tabla 7 muestra los efectos de la inversión per cápita del FONDES en el logaritmo de Luz Nocturna y Luz Nocturna (y en el PBI). Se puede apreciar que los efectos son positivos. En particular, el logaritmo se puede interpretar como un porcentaje de la siguiente manera: Cuando la inversión del FONDES per cápita se incrementa en 10,000 soles, las luces nocturnas se incrementan en un 7.3%, sugiriendo un efecto positivo (el efecto positivo es significativo solo cuando se utiliza el indicador de luz nocturna). Del mismo modo, la tabla 8 presenta los efectos de mediano plazo en la recuperación económica, se utiliza el mismo indicador de inversión, pero para periodos t-1 y t-2. Se puede apreciar que hay efectos negativos en t-1 y positivos en t-2, lo que sugiere una recuperación gradual en la luz nocturna



de los centros poblados considerados. En general, un incremento de 10,000 soles per cápita en la inversión del FONDES genera un incremento de 3.1% en las luces nocturnas después de dos años.

Tabla 8
Efectos de mediano plazo del FONDES en recuperación económica

	Luz nocturna		PBI	
	Log(Luz Nocturna)	Luz Nocturna	Log(PBI)	PBI
Inversión FONDES en $t-1$	-0.018***	-0.018***	0.004	-0.007
	(0.020)	(0.001)	(0.001)	(0.010)
Inversión FONDES en $t-2$	0.031*	0.013*	0.017***	0.466***
	(0.000)	(0.009)	(0.003)	(0.051)
Num.Obs.	216	216	216	216
FE: CCPP	X	X	X	X
FE: Año	X	X	X	X

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

Finalmente, se presentan los efectos indirectos del FONDES en centros poblados adyacentes en la tabla 9. Para medir estos efectos "derrame", se amplia la muestra de luces nocturnas a cuatro kilómetros a la redonda de la ubicación geográfica del centro poblado. Como muestra la tabla 9, no se identifican efectos estadísticamente significativos en centros poblados adyacentes.

Tabla 9
Efectos indirectos del FONDES en centros poblados adyacentes

-	Luz nocturna		PBI	
	Log(Luz Nocturna) Luz Nocturna		Log(PBI)	PBI
Intercepto	-1.407	0.240	1.063***	2.650***
	(0.104)	(0.127)	(0.012)	(0.179)
Inversión FONDES en t	0.005	0.000	0.001	0.071*
	(0.000)	(0.002)	(0.003)	(0.042)
Num.Obs.	415	415	415	415
F	67.831	214.612	2206.14	1264.02

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática. PBI en millones de soles

5.5 Verificación de supuestos

El ajuste del modelo realizado en la sección anterior está basado en ciertos supuestos. Los diagnósticos de regresión se utilizan para evaluar los supuestos del modelo e investigar si hay o no observaciones con una gran influencia indebida en el análisis. Los supuestos para la regresión lineal son: Linealidad: La relación entre X y la media de Y es lineal,

Homocedasticidad: La varianza del residual es la misma para cualquier valor de X, Normalidad: para cualquier valor fijo de X, Y se distribuye normalmente. Valores atípicos: un valor atípico se define como una observación que tiene un residuo grande. En otras palabras, el valor observado para el punto es muy diferente al predicho por el modelo de regresión. Puntos de apalancamiento: Un punto de apalancamiento se define como una observación que tiene un valor de x que está lejos de la media de x. Observaciones influyentes: Una observación influyente se define como una observación que cambia la pendiente de la línea. Por lo tanto, los puntos influyentes tienen una gran influencia en el ajuste del modelo.

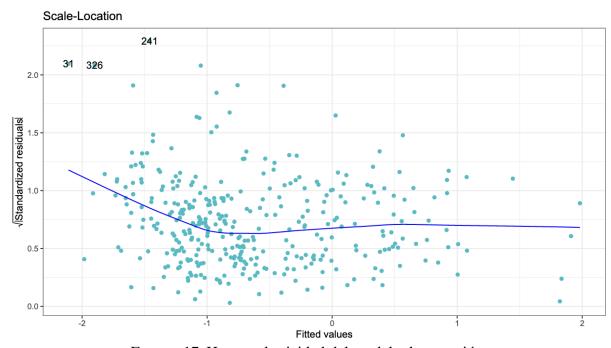


FIGURA 17. Homocedasticidad del modelo de regresión

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

Uno de los principales supuestos de la regresión de mínimos cuadrados ordinarios es la homogeneidad de la varianza de los residuos. Si el modelo está bien ajustado, no debería haber un patrón en los residuos graficados contra los valores ajustados. Si la varianza de los residuales no es constante, se dice que la varianza residual es "heteroscedástica". Un método gráfico de uso común es trazar los residuos frente a los valores ajustados (predichos). La figura 17 presenta el gráfico de homocedasticidad del modelo, en primer lugar, se puede apreciar

que los puntos no están uniformemente distribuidos, sugiriendo un problema de heterocedasticidad. Para solucionar este problema, se utilizan errores robustos en todas las regresiones. El segundo supuesto es la no existencia de puntos extremos. Generalmente se mide con el apalancamiento. Una observación con un valor extremo en una variable predictora se denomina punto con alto apalancamiento. El apalancamiento es una medida de cuánto se desvía una observación de la media. La figura 18 presenta la distancia de Cook, identificando a la observación 189 como muy influyente.

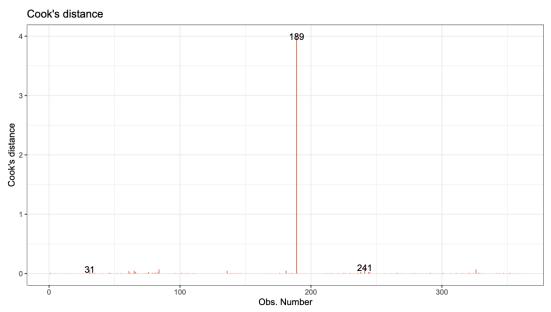


FIGURA 18. Distancia de Cook

Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

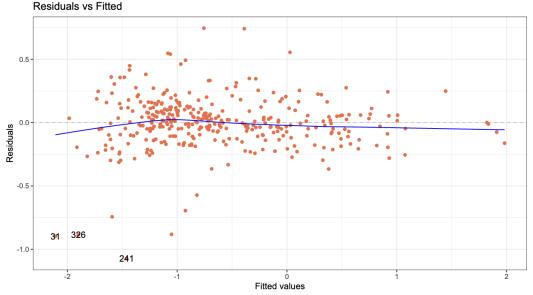
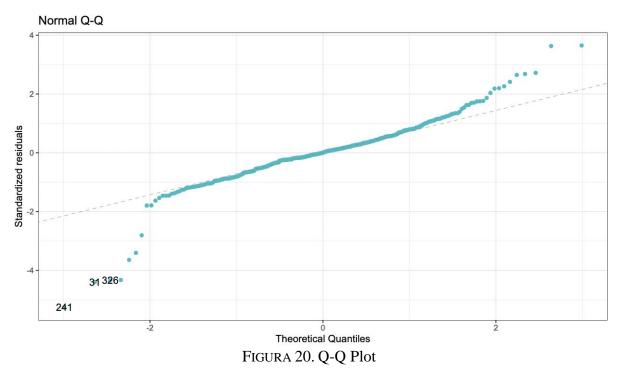


FIGURA 19. Linealidad del modelo de regresión



Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

Por otro lado, cuando hacemos una regresión lineal, asumimos que la relación entre la variable de respuesta y los predictores es lineal. Esta es la suposición de linealidad. Si se viola esta suposición, la regresión lineal intentará ajustar una línea recta a los datos que no siguen una línea recta. Como se puede apreciar en la figura 19, se cumple con el supuesto de linealidad de la regresión.



Nota. Elaboración propia con información de Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) y del Instituto Nacional de Estadística e Informática

La suposición de normalidad asegura que los valores p para las pruebas t y la prueba F serán válidos. No se requiere normalidad para obtener estimaciones no sesgadas de los coeficientes de regresión. La regresión de diferencias-en-diferencias requiere que los residuos (errores) se distribuyan de manera idéntica e independiente. La figura 20 presenta el Q-Q plot que es utilizado para evaluar normalidad, mientras las observaciones estén más cerca de la línea de 45 grados, entonces hay más normalidad en el modelo. Como se puede apreciar en la figura, se cumple con el supuesto de normalidad.



Capítulo VI: Discusión

6.1 Descripción de los hallazgos más relevantes y significativos

La investigación estudia los efectos del FONDES en la recuperación económica de los centros poblados afectados por desastres naturales, la información utilizada incluye el Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) que proporciona mediciones diarias globales de la luz nocturna visible. El Sistema de Consulta de Centros Poblados que contiene información información de la población, acceso a servicios básicos, energía eléctrica, entre otros a nivel de centro poblado, las Actas de Aprobación de Solicitud de Financiamiento FONDES: Contiene la lista de los centros poblados priorizados para ser financiados con los fondos de emergencia y el Producto Bruto Interno por Departamentos. La combinación de estas cuatro fuentes de datos nos ha permitido estimar modelos de regresión de diferencias en diferencias para determinar el efecto del FONDES. Entre los resultados principales, se ha encontrado que hay una correlación positiva entre el PBI Departamental y las Luces Nocturnas para el período 2018-2020 el coeficiente de correlación calculado entre ambas variables es de 0.54, lo que implica que las luces nocturnas son un buen proxy de la actividad económica. Asimismo, se ha encontrado que los desastres naturales redujeron las luces nocturnas de los centros poblados entre 1% y 15% para el período de estudio, lo que implica una fuerte destrucción de viviendas en las comunidades afectadas.

Con relación al impacto del FONDES en la recuperación económica de los centros poblados. Se ha encontrado que un incremento de la inversión del FONDES per cápita en 10,000 soles, genera un incremento de las luces nocturnas en un 7.3% de manera inmediata (en el mismo año). Los análisis de mediano plazo sugieren que un incremento de 10,000 soles per cápita en la inversión del FONDES genera un incremento de 3.1% en las luces nocturnas después de dos años. Finalmente, no se identifican efectos "derrame" estadísticamente significativos que influyan en la recuperación económica de centros poblados adyacentes.



6.2 Limitaciones del estudio

La principal limitación del estudio se encuentra en la unión de los listados de las comunidades que acceden al FONDES con los datos satelitales. En general, se requiere que el centro poblado tenga su código asignado por INEI para determinar las coordenadas geográficas y estimar la luz nocturna promedio alrededor del centro poblado. Sin embargo, un subconjunto de las localidades en los listados del FONDES no fueron identificados en el Sistema de Consulta de Centros Poblados del INEI, limitando su inclusión en los análisis de regresión. Otra de las limitaciones es la falta de indicadores ambientales disponibles en datos abiertos. Después de haber realizado la revisión en los portales de FONDES y del Ministerio del Ambiente, no se ha encontrado información que nos permita utilizar a la degradación ambiental como outcome en las regresiones.

6.3 Comparación crítica con la literatura existente

En la presente sección se realiza la comparación con la literatura existente:

- (Gibson et al., 2021) encuentra que los datos del DMSP no son un proxy adecuado para el PIB fuera de las ciudades. Si bien existe una relación positiva entre las luces y el PBI en el sector urbano de Indonesia, la relación entre las luces y el PBI es dos veces más ruidosa si se estima con datos del DMSP en lugar de VIIRS. La presente investigación utiliza información del VIIRS por lo tanto, no se tienen problemas de estimación del PBI como se presenta en la sección 5.1.
- (del Valle et al., 2020) encuentra que el Fondo Mexicano para Desastres Naturales
 (Fonden) ayuda a reducir la interrupción de la actividad económica que sigue a un evento meteorológico extremo en relación con el esfuerzo de reconstrucción discrecional del gobierno local, en línea con los resultados identificados en la sección de resultados de la investigación.
- (Miranda et al., 2020) utiliza un conjunto de datos único de imágenes de luz nocturna mensuales. Sus resultados sugieren que los grandes huracanes muestran efectos



negativos hasta 12 meses después de que azota el huracán (entre –2,6% y –3,9% en el crecimiento de los ingresos a nivel local). Posteriormente, el análisis encuentra efectos positivos durante el segundo año y la primera mitad del tercer año como evidencia de recuperación post desastre (de 2.5 a 3.6% en crecimiento de ingresos), efectos similares a los identificados en el estudio.

- (Guerrero & Mendoza, 2019) muestran que durante el período de estudio hubo una subestimación del crecimiento económico tanto para México como para Chile, mientras que las cifras oficiales de China sobreestimaron el crecimiento económico real utilizando un enfoque estadístico para combinar datos de luz nocturna con cifras oficiales de crecimiento del ingreso nacional. Se utiliza un enfoque para estimar el crecimiento económico a nivel de país como una aplicación adicional del uso de luces nocturnas.
- (Jerch et al., 2020) encuentra que desastres como los huracanes pueden crear un "círculo vicioso" para los gobiernos locales al aumentar el costo de la deuda en momentos críticos después de un huracán, cuando las localidades tienen mayor necesidad de fuentes de financiamiento. En general, se requiere que los Gobiernos Locales estén preparados ante la ocurrencia de desastres naturales.
- (Mendoza, 2020) encuentra que las variables tienen un impacto desigual en la gestión de los grupos municipales, en particular, "los resultados comunes en el caso de las municipalidades provinciales indicaron que la existencia de la participación local comunitaria y el plan de gestión de riesgos fueron significativos en la eficiencia del gasto público. Estos resultados son similares a los identificados en la investigación, ya que la muestra considerada contaba con extensa documentación que recopilaba los efectos negativos de los desastres naturales en las comunidades.

- (Barragán, 2017) concluye que, si se hubiese realizado una mejor gestión de los recursos y se hubiese planificado efectivamente las obras, el impacto de desastres naturales como el fenómeno del niño, no hubiesen tenido un impacto significativo en la economía de la región. El uso de herramientas satelitales es una manera adecuada de prepararse para estos shocks inesperados.
- (Neuhaus, 2016) encuentra que hay una pobre implementación de "la gestión del riesgo de desastres en los distritos. Una de las principales causas es que no todos los componentes del enfoque se encuentran igualmente institucionalizados. Para la gestión reactiva (preparación y atención ante situaciones de desastres) se cuenta con una unidad encargada, con reglas de operación y con un bajo presupuesto. Se debe fortalecer la institucionalidad de los gobiernos locales para limitar los daños causados por desastres naturales.
- (Díaz, 2019) encuentra que El Fenómeno de El Niño Costero incide medianamente en la infraestructura educativa en el Departamento de Lambayeque, debido a que la mayoría de los colegios han sido construidos estructuralmente de albañilería. A nivel local, se debe considerar estrategias de prevención destinados a minimizar los riesgos a los que se enfrentan las comunidades.

Con relación a las teorías consideradas. Los resultados se alinean a los Modelos de etapas lineales de crecimiento (Rostow, 1950) y de la Teoría del cambio estructural (Lewis & Hollis, 1971), según las cuales las estructuras económicas de los países en desarrollo pasan a estar compuestas principalmente de prácticas agrícolas de subsistencia a ser una "economía manufacturera y de servicios más moderna, más urbanizada e industrialmente más diversa" y más resiliente a desastres naturales. Sin embargo, este es un "proceso secuencial a través del cual la estructura económica, industrial e institucional de una economía subdesarrollada se transforma con el tiempo para permitir que nuevas industrias reemplacen a la agricultura

tradicional como motor del crecimiento económico". El estudio también avanza la reciente literatura empírica del uso de imágenes satelitales como complemento a la medición del PBI. (Storeygard & Donaldson, 2016) mencionan que las nuevas fuentes de información permiten que los algoritmos identifiquen formas que constan de varios píxeles, generalmente conocidos como objetos, y encuentren bordes entre ellos. Los objetos pueden incluir automóviles, edificios o parcelas agrícolas. Para cualquier tamaño de objeto dado, una resolución espacial más alta, más bandas en los espectros relevantes y un ciclo de repetición más frecuente proporcionan más información para ayudar a identificar el objeto. Por último, es posible que exista un mecanismo causal a través de los efectos ambientales sobre las comunidades afectadas. Esta degradación ambiental puede afectar significativamente a la recuperación económica de la zona, sin embargo, no se cuenta con información detallada de los cambios en indicadores ambientales que permita comprobar las hipótesis de estas teorías.

6.4 Implicancias del estudio

La investigación tiene implicancias importantes para la aplicación del Fondo para intervenciones ante la ocurrencia de desastres naturales (FONDES). Dado que la selección de las comunidades más afectadas requiere una decisión técnica, las luces nocturnas y otras fuentes de datos satelitales proporcionan información para predecir la probabilidad de ocurrencia de un desastre natural, y actuar ex ante, posiblemente salvando vidas y minimizando los daños a las estructuras de las comunidades afectadas. A nivel de política pública, se puede diseñar un sistema automatizado que determine el financiamiento requerido para cada centro poblado afectado por un desastre natural.



Conclusiones

- El Fondo Para Intervenciones ante la Ocurrencia de Desastres Naturales FONDES ha tenido un efecto positivo en la recuperación económica de centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020. Se ha encontrado que un incremento de la inversión del FONDES per cápita en 10,000 soles, genera un incremento de las luces nocturnas en un 7.3% en el mismo año.
- Los desastres naturales han afectado negativamente a la actividad económica de centros poblados durante el período 2018-2020. Se ha encontrado que los desastres naturales redujeron el porcentaje de luces nocturnas de los centros poblados entre 1% y 15% para el período de estudio, lo que implica una fuerte destrucción de viviendas en las comunidades afectadas.
- El FONDES ha tenido un efecto positivo en la recuperación económica de mediano plazo en centros poblados afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020. El análisis de mediano plazo sugiere que un incremento de 10,000 soles per cápita en la inversión del FONDES genera un incremento de 3.1% en las luces nocturnas después de dos años.
- El FONDES ha tenido un efecto limitado en la recuperación económica de centros poblados adyacentes afectados por desastres naturales en el Perú durante el período 2018-2020. No se han identificado efectos "derrame" estadísticamente significativos que influyan en la recuperación económica de centros poblados adyacentes.



Recomendaciones

- La principal respuesta del gobierno a los desastres naturales extremos es la provisión de transferencias monetarias. Sin embargo, su capacidad de respuesta suele verse restringida por brechas de liquidez y por la falta de normas especializadas y capacidad administrativa que faciliten el desembolso efectivo de estas transferencias. Se recomienda al INCECI y al Ministerio de Defensa a evaluar un cambio en la selección de municipalidades a un fondo nacional indexado para desastres, que ha mejorado el performance y atención a desastres en países de Latinoamérica y aumentar la resiliencia económica.
- Se sugiere al INEI a evaluar el uso de nuevas fuentes de información satelital, entre ellas a las luces nocturnas. Ya que permiten medir los cambios en la actividad económica local de manera inmediata, y a un nivel de desagregación que no se puede obtener con encuestas realizadas una vez al año. Estos resultados son importantes para los responsables de la formulación de políticas, ya que la mayoría de los países en desarrollo actualmente están notablemente mal preparados para hacer frente a las pérdidas creadas por los fenómenos meteorológicos extremos.
- Se recomienda al INDECI a evaluar el uso de luces nocturnas y otras fuentes de datos satelitales para predecir la probabilidad de ocurrencia de un desastre natural, a fin de tomar medidas ex ante al fenómeno meteorológico. El sistema automatizado debe utilizar el estado del arte en aprendizaje automático o machine learning y debe ser construido con apoyo de organismos bilaterales como el Banco Mundial o el Banco Interamericano de Desarrollo.



Referencias bibliográficas

- Asgary, A., Willis, K., Taghvaei, A. A., & Rafeian, M. (2004). Estimating rural households' willingness to pay for health insurance. *European Journal of Health Economics*, 5(3), 209–215. https://doi.org/10.1007/S10198-004-0233-6
- Barragán, S. (2017). Efectividad de la gestión de riesgos de desastres naturales como herramienta para el crecimiento económico de la región La Libertad, periodo 2000 2016.
- del Valle, A., de Janvry, A., & Sadoulet, E. (2020). Rules for Recovery: Impact of Indexed Disaster Funds on Shock Coping in Mexico. *American Economic Journal:* Applied Economics, 12(4), 164–195. https://doi.org/10.1257/app.20190002
- Díaz, E. (2019). Análisis del nivel de implementación de la gestión de riesgo de desastre (GRD) en las municipalidad de las provincias de Calca y Urubamba, período 2014-2017. Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco.
- Doerr, A., Cardenas, S., Jardine, S., Yoon, H., Bucaram, S., & Sanchirico, J. N. (2013).
 Territorial Use Rights in Fisheries (TURFs) A2 Shogren, Jason F. BT Encyclopedia of Energy, Natural Resource, and Environmental Economics.
 Encyclopedia of Energy, Natural Resource, and Environmental Economics, 232–242.
 - http://www.sciencedirect.com:5070/referencework/9780080964522/encyclopediaof-energy-natural-resource-and-environmental-economics
- Eurostat. (n.d.). *Glossary:Economic activity Statistics Explained*. Retrieved November 15, 2022, from https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Glossary:Economic_activity



- Fenichel, E. P., Abbott, J. K., & Yun, S. do. (2018). The nature of natural capital and ecosystem income *. *Handbook of Environmental Economics*, 4, 85–142. https://doi.org/10.1016/bs.hesenv.2018.02.002
- Fort, M. (2020). Factores positivos y negativos en la gestión del proyecto "Servicio de protección y gestión del riesgo contra inundaciones del cauce del río Huatanay en distritos de la provincia de Cusco y Quispicanchi, Período 2013-2018." Pontificia Universidad Católica del Perú.
- García, R. (2014). *Metodología de la investigación : Ciencias Sociales* (Primera). Trillas. http://biblio.upmx.mx/library/index.php/312632
- Gibson, J., Olivia, S., Boe-Gibson, G., & Li, C. (2021). Which night lights data should we use in economics, and where? *Journal of Development Economics*, *149*, 102602. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2020.102602
- Guerrero, V. M., & Mendoza, J. A. (2019). On measuring economic growth from outer space: a single country approach. *Empirical Economics*, *57*(3), 971–990. https://doi.org/10.1007/s00181-018-1464-1
- Jerch, R., Kahn, M., & Lin, G. (2020). *Local Public Finance Dynamics and Hurricane Shocks*. https://doi.org/10.3386/w28050
- Mendoza, C. (2020). Análisis de la eficiencia del gasto público para la prevención de riesgos de desastres en el Perú: Niño Costero 2017. In *Pontificia Universidad Católica del Perú*. Pontificia Universidad Católica del Perú. http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/16793
- Miranda, J. J., Ishizawa, O. A., & Zhang, H. (2020). Understanding the Impact Dynamics of Windstorms on Short-Term Economic Activity from Night Lights in Central America. *Economics of Disasters and Climate Change*, 4(3), 657–698. https://doi.org/10.1007/s41885-020-00068-x



Neuhaus, S. (2016). Identificación de factores que limitan una implementación efectiva de la gestión del riesgo de desastres a nivel local, en distritos seleccionados de la región de Piura. moz-extension://f3621db6-f577-2349-b917-42ec302049e5/enhanced-reader.html?openApp&pdf=http%3A%2F%2Ftesis.pucp.edu.pe%2Frepositorio%2 Fbitstream%2Fhandle%2F20.500.12404%2F5460%2FNEUHAUS_WILHELM_S ANDRA_IDENTIFICACION_GESTION.pdf%3Fsequence%3D1%26isAllowed%3Dy

Sampieri, R., & Mendoza, C. (2018). Metodologia de la investigación: las rutas cuantativa, cualitativa y mixta. In *Metodología de la investigación. Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (1st ed.). Editorial Mc Graw Hill Education. http://www.biblioteca.cij.gob.mx/Archivos/Materiales_de_consulta/Drogas_de_Ab uso/Articulos/SampieriLasRutas.pdf

Anexos

Anexo 1. Matriz de Consistencia

Allexo 1. Matriz de Colls	on stericia				
Problema	Objetivos	Hipótesis	Variables	Indicadores	Diseño
Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Variable Dependiente	Variable Dependiente	La investigación es
¿Cuál ha sido el impacto del	Determinar el impacto del Fondo	El Fondo Para Intervenciones ante	 Recuperación 	- Intensidad de emisiones	no experimental: No
Fondo Para Intervenciones ante	Para Intervenciones ante la	la Ocurrencia de Desastres	económica	de luz provenientes de la	se realizará
la Ocurrencia de Desastres	Ocurrencia de Desastres	Naturales - FONDES ha tenido un		superficie de la tierra en	experimentos ni habrá
Naturales - FONDES en la	Naturales - FONDES en la	efecto positivo en la recuperación		el bloque m en el mes t	intervención en los
recuperación económica de	recuperación económica de	económica de centros poblados	Variable Independiente	- PBI departamental	fenómenos.
centros poblados afectados por	centros poblados afectados por	afectados por desastres naturales en	 Fondo para 	(logaritmo)	
desastres naturales en el Perú	desastres naturales en el Perú	el Perú durante el período 2018-	Intervenciones ante	- PBI departamental	Es correlacional:
durante el período 2018-2020?	durante el período 2018-2020.	2020.	la Ocurrencia de	(millones de soles)	busca describir las
			Desastres Naturales		variables y además
Problemas Específicos	Objetivos Específicos		- FONDES.	Vaniable Independients	conocer la relación
• ¿Cuál ha sido el impacto de los	 Determinar el impacto de los 	Hipótesis Específicas		Variable Independiente Intervención monetaria	entre ellas.
desastres naturales en la	desastres naturales en la	 Los desastres naturales han 		para mitigación y	
actividad económica de centros	actividad económica de	afectado negativamente a la		capacidad de respuesta	Tiene un enfoque
poblados afectados durante el	centros poblados afectados	actividad económica de centros		en el distrito <i>i</i> en el mes <i>t</i>	cuantitativo
período 2018-2020?	durante el período 2018-2020.	poblados durante el período		 Intervención monetaria 	La recolección de
• ¿Cuál ha sido el impacto del	 Determinar el impacto del 	2018-2020.		por peligro inminente en	datos se fundamenta
FONDES en la recuperación	FONDES en la recuperación	• El FONDES ha tenido un efecto		el distrito <i>i</i> en el mes <i>t</i> - Intervención monetaria	en la medición, se
económica de mediano plazo	económica de mediano plazo	positivo en la recuperación		para reconstrucción en el	analizarán los datos
en centros poblados afectados	en centros poblados afectados	económica de mediano plazo en		distrito <i>i</i> en el mes <i>t</i>	en base a métodos
por desastres naturales en el	por desastres naturales en el	centros poblados afectados por		- % ejecución	cuantitativos.
Perú durante el período 2018-	Perú durante el período 2018-	desastres naturales en el Perú		presupuestal de	
2020?	2020.	durante el período 2018-2020.		FONDES	
• ¿Cuál ha sido el impacto	 Determinar el impacto 	• El FONDES ha tenido un efecto			
indirecto del FONDES en la	indirecto del FONDES en la	positivo en la recuperación			
recuperación económica de	recuperación económica de	económica de centros poblados			
centros poblados adyacentes	centros poblados adyacentes	adyacentes afectados por			
afectados por desastres	afectados por desastres	desastres naturales en el Perú			
naturales en el Perú durante el	naturales en el Perú durante el	durante el período 2018-2020.			

Fuente: Elaboración propia

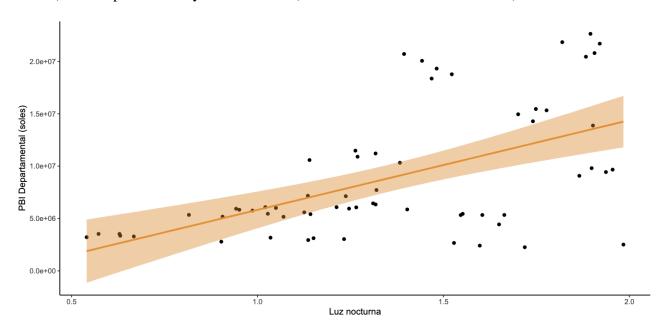
período 2018-2020?

período 2018-2020.

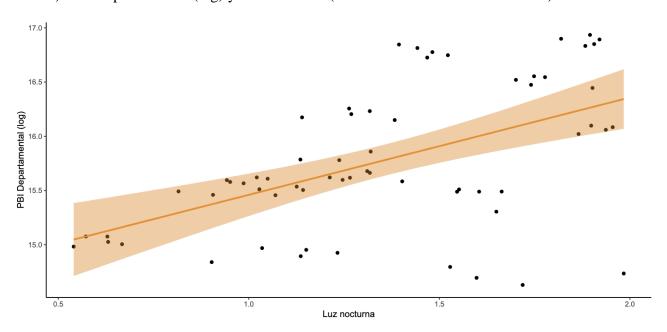


Anexo 2. Gráficos de dispersión: Luz nocturna y PBI departamental

A) PBI departamental y Luz nocturna (Coeficiente de correlación: 0.549)

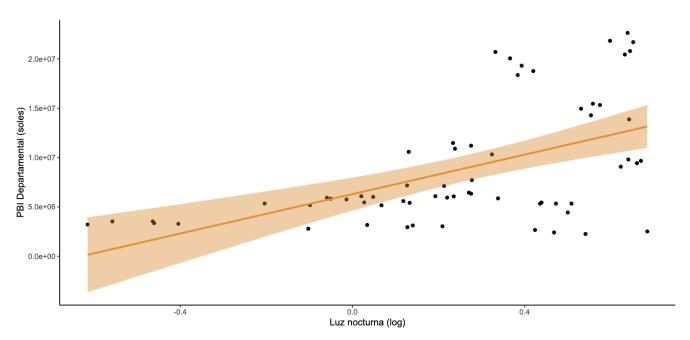


B) PBI departamental (log) y Luz nocturna (Coeficiente de correlación: 0.525)

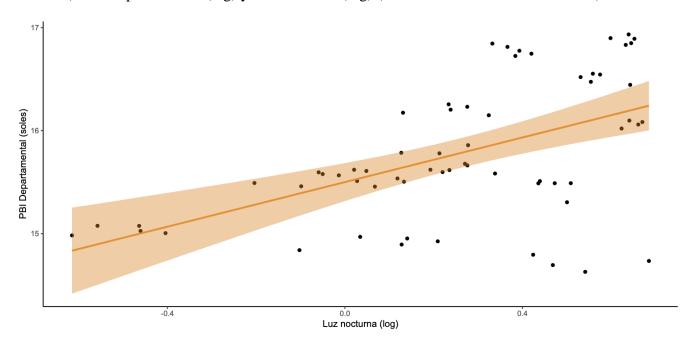




C) PBI departamental y Luz nocturna (log) (Coeficiente de correlación: 0.532)



D) PBI departamental (log) y Luz nocturna (log) (Coeficiente de correlación: 0.523)





Anexo 5. Extracto de los datos

Ubigeo-CCPP	Año	FONDES	Inversion	Inversión per cápita	Provincia	Distrito	Categoría	Poblacion	Luz promedio
105030001	2016	0	0	0	LUYA	COCABAMBA	PUEBLO	349	0.312
105030001	2017	0	0	0	LUYA	COCABAMBA	PUEBLO	349	0.312
105030001	2018	0	0	0	LUYA	COCABAMBA	PUEBLO	349	0.349
105030001	2019	1	504455.6	1445.43152	LUYA	COCABAMBA	PUEBLO	349	0.272
105030001	2020	0	0	0	LUYA	COCABAMBA	PUEBLO	349	0.316
202040001	2016	0	0	0	AIJA	LA MERCED	PUEBLO	271	0.366
202040001	2017	1	275220	1015.57196	AIJA	LA MERCED	PUEBLO	271	0.469
202040001	2018	0	0	0	AIJA	LA MERCED	PUEBLO	271	0.483
202040001	2019	0	0	0	AIJA	LA MERCED	PUEBLO	271	0.411
202040001	2020	0	0	0	AIJA	LA MERCED	PUEBLO	271	0.493
401250001	2016	0	0	0	AREQUIPA	VITOR	PUEBLO	1126	1.534
401250001	2017	0	0	0	AREQUIPA	VITOR	PUEBLO	1126	2.420
401250001	2018	0	0	0	AREQUIPA	VITOR	PUEBLO	1126	2.266
401250001	2019	1	881408.39	782.778321	AREQUIPA	VITOR	PUEBLO	1126	2.283
401250001	2020	0	0	0	AREQUIPA	VITOR	PUEBLO	1126	2.062
501060036	2016	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	199	0.176
501060036	2017	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	199	0.310
501060036	2018	1	648168.99	3257.1306	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	199	0.281
501060036	2019	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	199	0.263
501060036	2020	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	199	0.313
501060037	2016	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	231	0.171
501060037	2017	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	231	0.279
501060037	2018	1	977914.37	4233.39554	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	231	0.275
501060037	2019	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	231	0.257
501060037	2020	0	0	0	HUAMANGA	OCROS	CASERIO	231	0.335
501110010	2016	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	CASERIO	465	0.141



	75	aei Cus	CO						
301110010	2017	U	U	V	HUAWANUA	PISCHA	CASERIO	403	0.511
501110010	2018	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	CASERIO	465	0.296
501110010	2019	1	587250.89	1262.90514	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	CASERIO	465	0.257
501110010	2020	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	CASERIO	465	0.320
501110014	2016	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	ANEXO	45	0.050
501110014	2017	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	ANEXO	45	0.229
501110014	2018	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	ANEXO	45	0.226
501110014	2019	1	197109.7	4380.21556	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	ANEXO	45	0.213
501110014	2020	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	ANEXO	45	0.282
501110015	2016	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	UNIDAD AGROPECUARIA	38	0.365
501110015	2017	0	0	0		SANTIAGO DE PISCHA	UNIDAD AGROPECUARIA	38	0.463
501110015	2018	0	0	0		SANTIAGO DE PISCHA	UNIDAD AGROPECUARIA	38	0.541
501110015	2019	1	307534.32	8093.00842	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	UNIDAD AGROPECUARIA	38	0.505
501110015	2020	0	0	0	HUAMANGA	SANTIAGO DE PISCHA	UNIDAD AGROPECUARIA	38	0.484
504010072	2016	0	0	0	HUANTA	HUANTA	CASERIO	751	1.660
504010072	2017	0	0	0	HUANTA	HUANTA	CASERIO	751	2.076
504010072	2018	0	0	0	HUANTA	HUANTA	CASERIO	751	2.179
504010072	2019	1	66735.91	88.8627297	HUANTA	HUANTA	CASERIO	751	1.686
504010072	2020	0	0	0	HUANTA	HUANTA	CASERIO	751	1.891
504070001	2016	0	0	0	HUANTA	SIVIA	PUEBLO	3248	1.005
504070001	2017	0	0	0	HUANTA	SIVIA	PUEBLO	3248	0.797
504070001	2018	0	0	0	HUANTA	SIVIA	PUEBLO	3248	1.122
504070001	2019	1	128672.2	39.6158251	HUANTA	SIVIA	PUEBLO	3248	1.012
504070001	2020	0	0	0	HUANTA	SIVIA	PUEBLO	3248	1.156



	4	del Cus	CO						
304070033	2010	U	U	V	HUANTA	SIVIA	CASERIO	432	U.122
504070053	2017	0	0	0	HUANTA	SIVIA	CASERIO	432	0.173
504070053	2018	0	0	0	HUANTA	SIVIA	CASERIO	432	0.264
504070053	2019	1	165900.97	384.030023	HUANTA	SIVIA	CASERIO	432	0.223
504070053	2020	0	0	0	HUANTA	SIVIA	CASERIO	432	0.333
504080010	2016	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	PUEBLO	1172	0.219
504080010	2017	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	PUEBLO	1172	0.349
504080010	2018	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	PUEBLO	1172	0.435
504080010	2019	1	1126000.9	960.751621	HUANTA	LLOCHEGUA	PUEBLO	1172	0.334
504080010	2020	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	PUEBLO	1172	0.334
504080020	2016	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	ANEXO	511	0.198
504080020	2017	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	ANEXO	511	0.420
504080020	2018	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	ANEXO	511	0.642
504080020	2019	1	83288.75	162.991683	HUANTA	LLOCHEGUA	ANEXO	511	0.756
504080020	2020	0	0	0	HUANTA	LLOCHEGUA	ANEXO	511	1.424
505030001	2016	0	0	0	LA MAR	AYNA	PUEBLO	5076	1.791
505030001	2017	0	0	0	LA MAR	AYNA	PUEBLO	5076	1.227
505030001	2018	0	0	0	LA MAR	AYNA	PUEBLO	5076	1.358
505030001	2019	1	150406.31	29.6308727	LA MAR	AYNA	PUEBLO	5076	1.374
505030001	2020	0	0	0	LA MAR	AYNA	PUEBLO	5076	1.639
505070001	2016	0	0	0	LA MAR	SANTA ROSA	PUEBLO	4931	0.427
505070001	2017	0	0	0	LA MAR	SANTA ROSA	PUEBLO	4931	0.570
505070001	2018	0	0	0	LA MAR	SANTA ROSA	PUEBLO	4931	0.569
505070001	2019	1	340518.69	69.0567207	LA MAR	SANTA ROSA	PUEBLO	4931	0.786
505070001	2020	0	0	0	LA MAR	SANTA ROSA	PUEBLO	4931	0.993
505090001	2016	0	0	0	LA MAR	SAMUGARI	PUEBLO	3608	0.594
505090001	2017	0	0	0	LA MAR	SAMUGARI	PUEBLO	3608	0.478
505090001	2018	0	0	0	LA MAR	SAMUGARI	PUEBLO	3608	0.560
505090001	2019	1	357139.59	98.9854739	LA MAR	SAMUGARI	PUEBLO	3608	0.349
505090001	2020	0	0	0	LA MAR	SAMUGARI	PUEBLO	3608	0.521



	7	del Cus	CO						
303100020	2010	U	U	U	LA MAK	ANCHINUAT	INA	1	0.374
505100028	2017	0	0	0	LA MAR	ANCHIHUAY	NA	1	0.374
505100028	2018	0	0	0	LA MAR	ANCHIHUAY	NA	1	0.604
505100028	2019	1	663703.4	663703.4	LA MAR	ANCHIHUAY	NA	1	0.145
505100028	2020	0	0	0	LA MAR	ANCHIHUAY	NA	1	0.374
506180054	2016	0	0	0	LUCANAS	SAN PEDRO DE PALCO	ANEXO	32	0.235
506180054	2017	1	67342.64	2104.4575	LUCANAS	SAN PEDRO DE PALCO	ANEXO	32	0.431
506180054	2018	0	0	0	LUCANAS	SAN PEDRO DE PALCO	ANEXO	32	0.402
506180054	2019	0	0	0	LUCANAS	SAN PEDRO DE PALCO	ANEXO	32	0.354
506180054	2020	0	0	0	LUCANAS	SAN PEDRO DE PALCO	ANEXO	32	0.440
508010001	2016	0	0	0	PAUCAR DEL SARA SARA	PAUSA	VILLA	2457	1.154
508010001	2017	0	0	0	PAUCAR DEL SARA SARA	PAUSA	VILLA	2457	1.381
508010001	2018	0	0	0	PAUCAR DEL SARA SARA	PAUSA	VILLA	2457	1.450
508010001	2019	1	222488.69	90.5529874	PAUCAR DEL SARA SARA	PAUSA	VILLA	2457	1.409
508010001	2020	0	0	0	PAUCAR DEL SARA SARA	PAUSA	VILLA	2457	1.438
602010028	2016	0	0	0	CAJABAMBA	CAJABAMBA	CASERIO	341	0.188
602010028	2017	0	0	0	CAJABAMBA	CAJABAMBA	CASERIO	341	0.397
602010028	2018	0	0	0	CAJABAMBA	CAJABAMBA	CASERIO	341	0.393
602010028	2019	1	857299.6	2514.07507	CAJABAMBA	CAJABAMBA	CASERIO	341	0.408
602010028	2020	0	0	0	CAJABAMBA	CAJABAMBA	CASERIO	341	0.474
603100001	2016	0	0	0	CELENDIN	SUCRE	CIUDAD	1061	1.064
603100001	2017	0	0	0	CELENDIN	SUCRE	CIUDAD	1061	1.311
603100001	2018	1	99264.5	93.5574929	CELENDIN	SUCRE	CIUDAD	1061	1.081
603100001	2019	0	0	0	CELENDIN	SUCRE	CIUDAD	1061	0.872
603100001	2020	0	0	0	CELENDIN	SUCRE	CIUDAD	1061	1.078



		75	aei Cus	CO						
0100	10029	2010	U	U	U	SAN MARCOS	FEDRO GAL VEZ	CASERIO	202	2.231
6100	10029	2017	1	342680	1696.43564	SAN MARCOS	PEDRO GALVEZ	CASERIO	202	2.669
6100	10029	2018	0	0	0	SAN MARCOS	PEDRO GALVEZ	CASERIO	202	2.772
6100	10029	2019	0	0	0	SAN MARCOS	PEDRO GALVEZ	CASERIO	202	2.285
6100	10029	2020	0	0	0	SAN MARCOS	PEDRO GALVEZ	CASERIO	202	2.272
61004	40032	2016	0	0	0	SAN MARCOS	GREGORIO PITA	CASERIO	43	0.227
61004	40032	2017	0	0	0	SAN MARCOS	GREGORIO PITA	CASERIO	43	0.469
61004	40032	2018	0	0	0	SAN MARCOS	GREGORIO PITA	CASERIO	43	0.484
61004	40032	2019	1	177213.11	4121.23512	SAN MARCOS	GREGORIO PITA	CASERIO	43	0.395
61004	40032	2020	0	0	0	SAN MARCOS	GREGORIO PITA	CASERIO	43	0.500
6100:	50001	2016	0	0	0	SAN MARCOS	ICHOCAN	CIUDAD	592	0.610
6100:	50001	2017	0	0	0	SAN MARCOS	ICHOCAN	CIUDAD	592	0.817
6100:	50001	2018	0	0	0	SAN MARCOS	ICHOCAN	CIUDAD	592	0.819
6100:	50001	2019	1	776637	1311.88682	SAN MARCOS	ICHOCAN	CIUDAD	592	0.843
6100:	50001	2020	0	0	0	SAN MARCOS	ICHOCAN	CIUDAD	592	0.905
90108	80013	2016	0	0	0	HUANCAVELICA	IZCUCHACA	OTROS	3	0.510
90108	80013	2017	1	3775610	1258536.67	HUANCAVELICA	IZCUCHACA	OTROS	3	0.671
90108	80013	2018	0	0	0	HUANCAVELICA	IZCUCHACA	OTROS	3	0.689
90108	80013	2019	0	0	0	HUANCAVELICA	IZCUCHACA	OTROS	3	0.664
90108	80013	2020	0	0	0	HUANCAVELICA	IZCUCHACA	OTROS	3	0.755
90702	20042	2016	0	0	0	TAYACAJA	ACOSTAMBO	CASERIO	53	0.584
90702	20042	2017	1	2404418	45366.3774	TAYACAJA	ACOSTAMBO	CASERIO	53	0.753
90702	20042	2018	0	0	0	TAYACAJA	ACOSTAMBO	CASERIO	53	0.728
90702	20042	2019	0	0	0	TAYACAJA	ACOSTAMBO	CASERIO	53	0.721
90702	20042	2020	0	0	0	TAYACAJA	ACOSTAMBO	CASERIO	53	0.835
100208	80018	2016	0	0	0	AMBO	TOMAY KICHWA	ANEXO	148	0.508
100208	80018	2017	0	0	0	AMBO	TOMAY KICHWA	ANEXO	148	0.683
100208	80018	2018	0	0	0	AMBO	TOMAY KICHWA	ANEXO	148	0.725
100208	80018	2019	1	56423.44	381.239459	AMBO	TOMAY KICHWA	ANEXO	148	0.666
100208	80018	2020	0	0	0	AMBO	TOMAY KICHWA	ANEXO	148	0.828



		75	aei Cus	CO						
	1003070020	2010	U	U	V	DOS DE MATO	CHOQOIS	CASERIO	07	U.U7/
	1003070026	2017	0	0	0	DOS DE MAYO	CHUQUIS	CASERIO	89	0.317
	1003070026	2018	0	0	0	DOS DE MAYO	CHUQUIS	CASERIO	89	0.405
	1003070026	2019	1	499423.14	5611.49596	DOS DE MAYO	CHUQUIS	CASERIO	89	0.389
	1003070026	2020	0	0	0	DOS DE MAYO	CHUQUIS	CASERIO	89	0.423
	1008030001	2016	0	0	0	PACHITEA	MOLINO	PUEBLO	2931	0.750
	1008030001	2017	0	0	0	PACHITEA	MOLINO	PUEBLO	2931	0.715
	1008030001	2018	0	0	0	PACHITEA	MOLINO	PUEBLO	2931	0.872
	1008030001	2019	1	1940107.13	661.926691	PACHITEA	MOLINO	PUEBLO	2931	1.121
	1008030001	2020	0	0	0	PACHITEA	MOLINO	PUEBLO	2931	0.921
ľ	1011070001	2016	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	PUEBLO	346	0.170
	1011070001	2017	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	PUEBLO	346	0.348
	1011070001	2018	1	430189	1243.32081	YAROWILCA	PAMPAMARCA	PUEBLO	346	0.383
	1011070001	2019	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	PUEBLO	346	0.306
ľ	1011070001	2020	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	PUEBLO	346	0.408
	1011070002	2016	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.166
	1011070002	2016	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.166
	1011070002	2017	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.349
	1011070002	2017	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.349
	1011070002	2018	1	347669.92	17383.496	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.348
	1011070002	2018	1	347669.92	17383.496	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.348
	1011070002	2019	1	90946.8	4547.34	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.258
	1011070002	2019	1	90946.8	4547.34	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.258
	1011070002	2020	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.393
	1011070002	2020	0	0	0	YAROWILCA	PAMPAMARCA	UNIDAD AGROPECUARIA	20	0.393



	7	aei Cus	CO						
1102030009	2010	U	U	U	CHINCHA	EL CARIVIEN	CASENIO	412	0.970
1102050009	2017	0	0	0	CHINCHA	EL CARMEN	CASERIO	412	1.278
1102050009	2018	0	0	0	CHINCHA	EL CARMEN	CASERIO	412	1.253
1102050009	2019	1	797468.38	1935.60286	CHINCHA	EL CARMEN	CASERIO	412	1.206
1102050009	2020	0	0	0	CHINCHA	EL CARMEN	CASERIO	412	1.148
1203040001	2016	0	0	0	CHANCHAMAYO	SAN LUIS DE SHUARO	PUEBLO	736	0.323
1203040001	2017	0	0	0		SAN LUIS DE SHUARO	PUEBLO	736	0.447
1203040001	2018	0	0	0	CHANCHAMAYO	SAN LUIS DE SHUARO	PUEBLO	736	0.442
1203040001	2019	1	2034496.04	2764.26092	CHANCHAMAYO	SAN LUIS DE SHUARO	PUEBLO	736	0.351
1203040001	2020	0	0	0		SAN LUIS DE SHUARO	PUEBLO	736	0.519
1308020001	2016	0	0		PATAZ	BULDIBUYO	VILLA	1055	0.350
1308020001	2017	1	4903178.88	4647.56292	PATAZ	BULDIBUYO	VILLA	1055	0.497
1308020001	2018	0	0	0	PATAZ	BULDIBUYO	VILLA	1055	0.452
1308020001	2019	0	0	0	PATAZ	BULDIBUYO	VILLA	1055	0.492
1308020001	2020	0	0	0	PATAZ	BULDIBUYO	VILLA	1055	0.556
1310070011	2016	0	0	0	SANTIAGO DE CHUCO	SANTA CRUZ DE CHUCA	CASERIO	237	0.158
1310070011	2017	0	0	0	SANTIAGO DE CHUCO	SANTA CRUZ DE CHUCA	CASERIO	237	0.370
1310070011	2018	0	0	0	SANTIAGO DE CHUCO	SANTA CRUZ DE CHUCA	CASERIO	237	0.389
1310070011	2019	1	86043.43	363.052447	SANTIAGO DE CHUCO	SANTA CRUZ DE CHUCA	CASERIO	237	0.311
1310070011	2020	0	0	0	SANTIAGO DE CHUCO	SANTA CRUZ DE CHUCA	CASERIO	237	0.392
1312020035	2016	0	0	0		СНАО	CASERIO	922	0.989
1312020035	2017	0	0	0	VIRU	СНАО	CASERIO	922	0.648
1312020035	2018	0	0	0	VIRU	СНАО	CASERIO	922	0.586
1312020035	2019	1	1545542.89	1676.29381	VIRU	CHAO	CASERIO	922	0.546
1312020035	2020	0	0	0	VIRU	CHAO	CASERIO	922	0.649



1312030018 2017 0		4	del Cus	CO						
1312030018 2018 0 0 0 VIRU GUADALUPITO OTROS 1 1.508 1312030018 2019 1 10334245.9 10334245.9 VIRU GUADALUPITO OTROS 1 1.874 1312030018 2020 0 0 0 VIRU GUADALUPITO OTROS 1 1.874 1.1508 1401200025 2016 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.223 1401020025 2017 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.403 1401020025 2018 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2019 1 3431582.73 155981.033 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 FERRE®AFE PITIPO CASERIO 412 0.175 1402050017 2016 0 0 0 FERRE®AFE PITIPO CASERIO 412 0.303 1402050017 2018 0 0 0 FERRE®AFE PITIPO CASERIO 412 0.348 1402050017 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERRE®AFE PITIPO CASERIO 412 0.348 1403060047 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERRE®AFE PITIPO CASERIO 412 0.351 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.552 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.552 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1	1312030010	2010	U	U	V	VIKU	GUADALUFIIO	OIKOS	1	1.443
1312030018 2019	1312030018	2017	0	0	0	VIRU	GUADALUPITO	OTROS	1	1.753
1312030018 2020 0 0 0 0 VIRU GUADALUPITO OTROS 1 1.558 1401020025 2016 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.223 1401020025 2017 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.403 1401020025 2018 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.403 1401020025 2019 1 3431582.73 155981.033 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.379 1402050017 2016 0 0 0 0 FERRE√8AFE PITIPO CASERIO 412 0.175 1402050017 2017 0 0 0 0 FERRE√8AFE PITIPO CASERIO 412 0.303 1402050017 2018 0 0 0 0 FERRE√8AFE PITIPO CASERIO 412 0.304 1402050017 2020 0 0 0 0 FERRE√8AFE PITIPO CASERIO 412 0.391 1402050017 2020 0 0 0 0 FERRE√8AFE PITIPO CASERIO 412 0.391 1403060047 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.344 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2018 1 34674 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 350 0.898 1403070006 2016	1312030018	2018	0	0	0	VIRU	GUADALUPITO	OTROS	1	1.508
1401020025 2016	1312030018	2019	1	10334245.9	10334245.9	VIRU	GUADALUPITO	OTROS	1	1.874
1401020025 2017 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.403 1401020025 2018 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.436 1401020025 2019 1 3431582.73 155981.033 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020025 2020 0 0 0 0 CHICLAYO CHONGOYAPE OTROS 22 0.365 1401020027 2016 0 0 0 0 FERREV&AFE PITIPO CASERIO 412 0.175 1402050017 2017 0 0 0 0 FERREV&AFE PITIPO CASERIO 412 0.303 1402050017 2018 0 0 0 0 FERREV&AFE PITIPO CASERIO 412 0.303 1402050017 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERREV&AFE PITIPO CASERIO 412 0.291 1402050017 2020 0 0 0 0 FERREV&AFE PITIPO CASERIO 412 0.351 1403060047 2010 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 412 0.351 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.538 1403060047 2019 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.538 1403060047 2019 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.538 1403060047 2019 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.538 1403060047 2019 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2017 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2018 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070006 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2017 0 0 0 0	1312030018	2020	0	0	0	VIRU	GUADALUPITO	OTROS	1	1.558
1401020025 2018	1401020025	2016	0	0	0	CHICLAYO	CHONGOYAPE	OTROS	22	0.223
1401020025 2019	1401020025	2017	0	0	0	CHICLAYO	CHONGOYAPE	OTROS	22	0.403
1401020025 2020	1401020025	2018	0	0	0	CHICLAYO	CHONGOYAPE	OTROS	22	0.436
1402050017 2016 0 0 0 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.175 1402050017 2017 0 0 0 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.303 1402050017 2018 0 0 0 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.348 1402050017 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.291 1402050017 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 412 0.351 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.434 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.552 1403070003 20	1401020025	2019	1	3431582.73	155981.033	CHICLAYO	CHONGOYAPE	OTROS	22	0.365
1402050017 2017 0 0 0 FERRE√ēAFE PITIPO CASERIO 412 0.303 1402050017 2018 0 0 0 FERRE√ēAFE PITIPO CASERIO 412 0.348 1402050017 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERRE√ēAFE PITIPO CASERIO 412 0.291 1402050017 2020 0 0 0 FERRE√ēAFE PITIPO CASERIO 412 0.351 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.434 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403070003 2016 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2	1401020025	2020	0	0	0	CHICLAYO	CHONGOYAPE	OTROS	22	0.379
1402050017 2018 0 0 0 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.348 1402050017 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.291 1402050017 2020 0 0 0 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.351 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.434 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003	1402050017	2016	0	0	0	FERREÑAFE	PITIPO	CASERIO	412	0.175
1402050017 2019 1 1474526.56 3578.94796 FERRE√ēAFE PITIPO CASERIO 412 0.291 1402050017 2020 0 0 0 0 FERRE√ēAFE PITIPO CASERIO 412 0.351 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.434 1403060047 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.727	1402050017	2017	0	0	0	FERREÑAFE	PITIPO	CASERIO	412	0.303
1402050017 2020 0 0 0 FERRE√EAFE PITIPO CASERIO 412 0.351 1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.434 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 <t< td=""><td>1402050017</td><td>2018</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>FERREÑAFE</td><td>PITIPO</td><td>CASERIO</td><td>412</td><td>0.348</td></t<>	1402050017	2018	0	0	0	FERREÑAFE	PITIPO	CASERIO	412	0.348
1403060047 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.434 1403060047 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 140307000	1402050017	2019	1	1474526.56	3578.94796	FERREÑAFE	PITIPO	CASERIO	412	0.291
1403060047 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.528 1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2017 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2018 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070006 2016 <td< td=""><td>1402050017</td><td>2020</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>FERREÑAFE</td><td>PITIPO</td><td>CASERIO</td><td>412</td><td>0.351</td></td<>	1402050017	2020	0	0	0	FERREÑAFE	PITIPO	CASERIO	412	0.351
1403060047 2018 1 346794 269.25 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.603 1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 <td>1403060047</td> <td>2016</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>LAMBAYEQUE</td> <td>MORROPE</td> <td>CASERIO</td> <td>1288</td> <td>0.434</td>	1403060047	2016	0	0	0	LAMBAYEQUE	MORROPE	CASERIO	1288	0.434
1403060047 2019 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.532 1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2017 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.727 1403070003 2018 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2017 0	1403060047	2017	0	0	0	LAMBAYEQUE	MORROPE	CASERIO	1288	0.528
1403060047 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MORROPE CASERIO 1288 0.558 1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2017 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.727 1403070003 2018 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2018 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE	1403060047	2018	1	346794	269.25	LAMBAYEQUE	MORROPE	CASERIO	1288	0.603
1403070003 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.528 1403070003 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.727 1403070003 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2	1403060047	2019	0	0	0	LAMBAYEQUE	MORROPE	CASERIO	1288	0.532
1403070003 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.727 1403070003 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403060047	2020	0	0	0	LAMBAYEQUE	MORROPE	CASERIO	1288	0.558
1403070003 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.898 1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2018 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070003	2016	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	360	0.528
1403070003 2019 1 2500412.71 6945.59086 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.893 1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070003	2017	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	360	0.727
1403070003 2020 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 360 0.892 1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070003	2018	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	360	0.898
1403070006 2016 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.124 1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070003	2019	1	2500412.71	6945.59086	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	360	0.893
1403070006 2017 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.241 1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070003	2020	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	360	0.892
1403070006 2018 0 0 0 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.321 1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070006	2016	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	152	0.124
1403070006 2019 1 1566173.51 10303.7731 LAMBAYEQUE MOTUPE CASERIO 152 0.282	1403070006	2017	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	152	0.241
	1403070006	2018	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	152	0.321
1403070006 2020 0 0 0 LAMBAYFOLE MOTUPE CASERIO 152 0.242	1403070006	2019	1	1566173.51	10303.7731	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	152	0.282
1103070000 2020 0 0 EMINDATEQUE MOTORE CASEING	1403070006	2020	0	0	0	LAMBAYEQUE	MOTUPE	CASERIO	152	0.242



	75	aei Gus							
1402000100	2010	U	U	V	LAMBATEQUE	OLMOS	CASERIO	373	0.454
1403080106	2017	0	0	0	LAMBAYEQUE	OLMOS	CASERIO	393	0.481
1403080106	2018	0	0	0	LAMBAYEQUE	OLMOS	CASERIO	393	0.500
1403080106	2019	1	2984879.97	7595.11443	LAMBAYEQUE	OLMOS	CASERIO	393	0.497
1403080106	2020	0	0	0	LAMBAYEQUE	OLMOS	CASERIO	393	0.482
1507210001	2016	0	0	0	HUAROCHIRI	SAN LORENZO DE QUINTI	VILLA	790	0.221
1507210001	2017	1	85192	107.837975	HUAROCHIRI	SAN LORENZO DE QUINTI	VILLA	790	0.378
1507210001	2018	0	0	0	HUAROCHIRI	SAN LORENZO DE QUINTI	VILLA	790	0.440
1507210001	2019	0	0	0		SAN LORENZO DE QUINTI	VILLA	790	0.449
1507210001	2020	0	0	0	HUAROCHIRI	SAN LORENZO DE QUINTI	VILLA	790	0.682
1507250001	2016	0	0	0	HUAROCHIRI	SAN PEDRO DE HUANCAYRE	PUEBLO	193	0.233
1507250001	2017	1	435114.81	2254.48088	HUAROCHIRI	SAN PEDRO DE HUANCAYRE	PUEBLO	193	0.378
1507250001	2018	0	0	0	HUAROCHIRI	SAN PEDRO DE HUANCAYRE	PUEBLO	193	0.475
1507250001	2019	0	0	0	HUAROCHIRI	SAN PEDRO DE HUANCAYRE	PUEBLO	193	0.416
1507250001	2020	0	0	0		SAN PEDRO DE HUANCAYRE	PUEBLO	193	0.691
1508020001	2016	0	0	0	HUAURA	AMBAR	PUEBLO	469	0.266
1508020001	2017	1	637820.38	1359.95817	HUAURA	AMBAR	PUEBLO	469	0.345
1508020001	2018	0	0	0	HUAURA	AMBAR	PUEBLO	469	0.462
1508020001	2019	0	0	0	HUAURA	AMBAR	PUEBLO	469	0.458
1508020001	2020	0	0	0	HUAURA	AMBAR	PUEBLO	469	0.515
1510310001	2016	0	0	0	YAUYOS	TUPE	PUEBLO	321	0.405
1510310001	2017	1	1788174	5570.63551	YAUYOS	TUPE	PUEBLO	321	0.405
1510310001	2018	0	0	0	YAUYOS	TUPE	PUEBLO	321	0.248
1510310001	2019	0	0	0	YAUYOS	TUPE	PUEBLO	321	0.458
1510310001	2020	0	0	0	YAUYOS	TUPE	PUEBLO	321	0.508



	7,5	uel Cus	CO						
1000000001	2010	U	U	V	KEQUENA	FUINATIOA	FUEDLU	1000	0.079
1605060001	2017	1	1969911	1168.39324	REQUENA	PUINAHUA	PUEBLO	1686	0.326
1605060001	2018	0	0	0	REQUENA	PUINAHUA	PUEBLO	1686	0.402
1605060001	2019	0	0	0	REQUENA	PUINAHUA	PUEBLO	1686	0.585
1605060001	2020	0	0	0	REQUENA	PUINAHUA	PUEBLO	1686	0.650
1801010002	2016	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	24	0.595
1801010002	2017	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	24	0.828
1801010002	2018	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	24	0.943
1801010002	2019	1	278726.93	11613.6221	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	24	0.871
1801010002	2020	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	24	0.964
1801010003	2016	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	CASERIO	287	1.142
1801010003	2017	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	CASERIO	287	1.395
1801010003	2018	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	CASERIO	287	1.714
1801010003	2019	1	334587.79	1165.81111	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	CASERIO	287	1.514
1801010003	2020	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	CASERIO	287	1.562
1801010010	2016	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	64	5.440
1801010010	2017	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	64	6.190
1801010010	2018	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	64	6.266
1801010010	2019	1	648236.64	10128.6975	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	64	6.182
1801010010	2020	0	0	0	MARISCAL NIETO	MOQUEGUA	UNIDAD AGROPECUARIA	64	6.169
1801060028	2016	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	ANEXO	55	0.160
1801060028	2017	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	ANEXO	55	0.333
1801060028	2018	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	ANEXO	55	0.333
1801060028	2019	1	480250.66	8731.83018	MARISCAL NIETO	TORATA	ANEXO	55	0.303
1801060028	2020	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	ANEXO	55	0.282



	7	aei Cus	CO						
1001000030	2010	U	U	U	WAKISCAL NIETO	IUNAIA	AGROPECUARIA	1	0.323
1801060030	2017	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	UNIDAD AGROPECUARIA	1	0.371
1801060030	2018	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	UNIDAD AGROPECUARIA	1	0.325
1801060030	2019	1	290601.28	290601.28	MARISCAL NIETO	TORATA	UNIDAD AGROPECUARIA	1	0.280
1801060030	2020	0	0	0	MARISCAL NIETO	TORATA	UNIDAD AGROPECUARIA	1	0.325
1802070004	2016	0	0	0	GENERAL SANCHEZ CERRO	MATALAQUE	ANEXO	47	0.179
1802070004	2017	0	0	0	GENERAL SANCHEZ CERRO	MATALAQUE	ANEXO	47	0.341
1802070004	2018	0	0	0	GENERAL SANCHEZ CERRO	MATALAQUE	ANEXO	47	0.304
1802070004	2019	1	497462.03	10584.2985	GENERAL SANCHEZ CERRO	MATALAQUE	ANEXO	47	0.269
1802070004	2020	0	0	0	GENERAL SANCHEZ CERRO	MATALAQUE	ANEXO	47	0.351
1901020054	2016	0	0	0	PASCO	HUACHON	CASERIO	152	0.154
1901020054	2017	0	0	0	PASCO	HUACHON	CASERIO	152	0.305
1901020054	2018	0	0	0	PASCO	HUACHON	CASERIO	152	0.352
1901020054	2019	1	110670.58	728.095921	PASCO	HUACHON	CASERIO	152	0.220
1901020054	2020	0	0	0	PASCO	HUACHON	CASERIO	152	0.415
2003010027	2016	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	203	0.269
2003010027	2017	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	203	0.449
2003010027	2018	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	203	0.331
2003010027	2019	1	79515.8	391.703448	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	203	0.368
2003010027	2020	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	203	0.354
2003010039	2016	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	255	0.332
2003010039	2017	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	255	0.531
2003010039	2018	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	255	0.564
2003010039	2019	1	210955.7	827.277255	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	255	0.464
2003010039	2020	0	0	0	HUANCABAMBA	HUANCABAMBA	CASERIO	255	0.550



Universidad Andina

	48	del Cus	CO						
2003020001	2010	U	U	V	HUANCADAWIDA	CANCHAQUE	FUEDLU	1433	0.005
2003020001	2017	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	1453	0.813
2003020001	2018	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	1453	0.816
2003020001	2019	1	179448.84	123.502299	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	1453	0.857
2003020001	2020	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	1453	1.188
2003020002	2016	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	511	0.218
2003020002	2017	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	511	0.319
2003020002	2018	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	511	0.366
2003020002	2019	1	239792.48	469.261213	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	511	0.356
2003020002	2020	0	0	0	HUANCABAMBA	CANCHAQUE	PUEBLO	511	0.521
2004070005	2016	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	126	0.149
2004070005	2017	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	126	0.333
2004070005	2018	1	27930.76	221.672698	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	126	0.349
2004070005	2019	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	126	0.299
2004070005	2020	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	126	0.367
2004070009	2016	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	178	0.142
2004070009	2017	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	178	0.256
2004070009	2018	1	254194.51	1428.05904	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	178	0.199
2004070009	2019	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	178	0.199
2004070009	2020	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	178	0.199
2004070023	2016	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	53	0.163
2004070023	2017	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	53	0.329
2004070023	2018	1	55038.34	1038.45925	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	53	0.340
2004070023	2019	0	0	0	MORROPON	SAN JUAN DE BIGOTE	CASERIO	53	0.374



	75	aei Cus	CO						
<u> </u>	2020	U	U	U	WORKOFON	BIGOTE	CASERIO	33	V.44V
2004090001	2016	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	VILLA	1035	0.832
2004090001	2017	1	164474	158.912077	MORROPON	SANTO DOMINGO	VILLA	1035	0.929
2004090001	2018	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	VILLA	1035	0.927
2004090001	2019	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	VILLA	1035	0.882
2004090001	2020	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	VILLA	1035	0.891
2004090010	2016	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	330	0.289
2004090010	2017	1	199343	604.069697	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	330	0.289
2004090010	2018	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	330	0.327
2004090010	2019	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	330	0.231
2004090010	2020	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	330	0.310
2004090011	2016	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	136	0.062
2004090011	2017	1	97989	720.507353	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	136	0.248
2004090011	2018	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	136	0.361
2004090011	2019	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	136	0.253
2004090011	2020	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	136	0.314
2004090039	2016	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	83	0.266
2004090039	2017	1	194682.09	2345.56735	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	83	0.533
2004090039	2018	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	83	0.466
2004090039	2019	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	83	0.441
2004090039	2020	0	0	0	MORROPON	SANTO DOMINGO	CASERIO	83	0.512
2006070004	2016	0	0	0	SULLANA	QUERECOTILLO	CASERIO	472	0.313
2006070004	2017	0	0	0	SULLANA	QUERECOTILLO	CASERIO	472	0.360
2006070004	2018	0	0	0	SULLANA	QUERECOTILLO	CASERIO	472	0.495
2006070004	2019	1	1199654.91	2541.64176	SULLANA	QUERECOTILLO	CASERIO	472	0.446
2006070004	2020	0	0	0	SULLANA	QUERECOTILLO	CASERIO	472	0.517
2008030001	2016	0	0	0	SECHURA	BERNAL	VILLA	4007	1.763
2008030001	2017	0	0	0	SECHURA	BERNAL	VILLA	4007	1.919
2008030001	2018	0	0	0	SECHURA	BERNAL	VILLA	4007	2.905



	7	doi odo							
2000030001	2019	1	J41U7/.01	133.030130	SECHUKA	DEKNAL	VILLA	4007	3.170
2008030001	2020	0	0	0	SECHURA	BERNAL	VILLA	4007	2.805
2008030004	2016	0	0	0	SECHURA	BERNAL	CASERIO	430	1.109
2008030004	2017	0	0	0	SECHURA	BERNAL	CASERIO	430	1.030
2008030004	2018	0	0	0	SECHURA	BERNAL	CASERIO	430	1.485
2008030004	2019	1	113180.6	263.210698	SECHURA	BERNAL	CASERIO	430	1.705
2008030004	2020	0	0	0	SECHURA	BERNAL	CASERIO	430	1.477
2008030013	2016	0	0	0	SECHURA	BERNAL	OTROS	130	1.216
2008030013	2017	0	0	0	SECHURA	BERNAL	OTROS	130	1.014
2008030013	2018	0	0	0	SECHURA	BERNAL	OTROS	130	1.657
2008030013	2019	1	40977.64	315.212615	SECHURA	BERNAL	OTROS	130	1.699
2008030013	2020	0	0	0	SECHURA	BERNAL	OTROS	130	1.607
2112010001	2016	0	0	0	SANDIA	SANDIA	CIUDAD	4003	0.588
2112010001	2017	0	0	0	SANDIA	SANDIA	CIUDAD	4003	0.777
2112010001	2018	1	56265.22	14.0557632	SANDIA	SANDIA	CIUDAD	4003	0.687
2112010001	2019	0	0	0	SANDIA	SANDIA	CIUDAD	4003	0.671
2112010001	2020	0	0	0	SANDIA	SANDIA	CIUDAD	4003	0.716
	2008030001 2008030004 2008030004 2008030004 2008030004 2008030004 2008030013 2008030013 2008030013 2008030013 2112010001 2112010001 2112010001	2008030001 2020 2008030004 2016 2008030004 2017 2008030004 2018 2008030004 2019 2008030004 2020 2008030013 2016 2008030013 2018 2008030013 2018 2008030013 2019 2008030013 2020 2112010001 2016 2112010001 2017 2112010001 2018 2112010001 2019	2008030001 2019 1 2008030004 2016 0 2008030004 2017 0 2008030004 2018 0 2008030004 2019 1 2008030004 2019 1 2008030004 2020 0 2008030013 2016 0 2008030013 2017 0 2008030013 2019 1 2008030013 2019 1 2008030013 2020 0 2112010001 2016 0 2112010001 2017 0 2112010001 2018 1 2112010001 2018 1 2112010001 2019 0	2008030001 2020 0 0 2008030004 2016 0 0 2008030004 2017 0 0 2008030004 2018 0 0 2008030004 2019 1 113180.6 2008030004 2020 0 0 2008030013 2016 0 0 2008030013 2017 0 0 2008030013 2018 0 0 2008030013 2019 1 40977.64 2008030013 2020 0 0 2112010001 2016 0 0 2112010001 2017 0 0 2112010001 2018 1 56265.22 2112010001 2019 0 0	2008030001 2019 1 541097.81 153.038130 2008030004 2016 0 0 0 2008030004 2017 0 0 0 2008030004 2018 0 0 0 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 2008030004 2020 0 0 0 2008030003 2016 0 0 0 2008030013 2017 0 0 0 2008030013 2018 0 0 0 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 2008030013 2020 0 0 0 2112010001 2016 0 0 0 2112010001 2016 0 0 0 2112010001 2018 1 56265.22 14.0557632 2112010001 2019 0 0 0	2008030001 2019 1 341097.61 133.036130 SECHURA 2008030004 2016 0 0 0 SECHURA 2008030004 2017 0 0 0 SECHURA 2008030004 2018 0 0 0 SECHURA 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA 2008030004 2020 0 0 0 SECHURA 2008030013 2016 0 0 0 SECHURA 2008030013 2017 0 0 0 SECHURA 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA 2008030013 2020 0 0 0 SECHURA 2112010001 2016 0 0 O SANDIA 2112010001 2017 0 0 SANDIA 2112010001 2018 1 56265.22 14.0557632 SANDIA 2112010001	2008030001 2019 1 341097.81 153.038130 SECHOKA BERNAL 2008030004 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL 2008030004 2017 0 0 0 SECHURA BERNAL 2008030004 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL 2008030004 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL 2008030013 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL 2008030013 2017 0 0 0 SECHURA BERNAL 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA BERNAL 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA BERNAL 2112010001 2016 0 0 0 SANDIA SANDIA 2112010001 2016 </td <td>2008030001 2019 1 341097.81 153.058130 SECHOKA BERNAL VILLA 2008030001 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030013 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 2008030013 2017 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA BERNAL OTROS 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA BERNAL OTROS</td> <td>2008030001 2019 1 341097.81 153.058130 SECHUKA BERNAL VILLA 4007 2008030001 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL VILLA 4007 2008030004 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030013 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 130 2008030013 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 130</td>	2008030001 2019 1 341097.81 153.058130 SECHOKA BERNAL VILLA 2008030001 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030004 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 2008030013 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 2008030013 2017 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA BERNAL OTROS 2008030013 2019 1 40977.64 315.212615 SECHURA BERNAL OTROS	2008030001 2019 1 341097.81 153.058130 SECHUKA BERNAL VILLA 4007 2008030001 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL VILLA 4007 2008030004 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2019 1 113180.6 263.210698 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030004 2020 0 0 0 SECHURA BERNAL CASERIO 430 2008030013 2016 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 130 2008030013 2018 0 0 0 SECHURA BERNAL OTROS 130



del Cusco Anexo 3. Base de centros poblados con financiamiento de FONDES

Año	Mes	Intervenciones	Departamento	Provincia	Distrito	Centro Poblado	Monto (soles)	Plazo	Longitud	Latitud
2017	6	peligro inminente	Lima	Yauyos	Tupe	TUPE	606148	120 dias	-75.809354	-12.74119
2017	6	peligro inminente	Lima	Yauyos	Tupe	TUPE	241173	60 dias	-75.809354	-12.74119
2017	6	peligro inminente	Lima	Yauyos	Tupe	TUPE	326995	60 dias	-75.809354	-12.74119
2017	6	peligro inminente	Lima	Yauyos	Tupe	TUPE	613858	120 dias	-75.809354	-12.74119
2017	5	peligro inminente	Ayacucho	Lucanas	San pedro de palco	TOTORAPAMPA	67342.64	60 dias	-74.593177	-14.393737
2017	6	peligro inminente	Loreto	Ucayali	Sarayacu	NUEVA DELICIA	167316	120 dias	-75.108757	-6.2805033
2017	6	peligro inminente	Loreto	Ucayali	Padre Marquez	PAOYHAN	291506	120 dias	-75.011761	-7.8514269
2017	6	peligro inminente	Loreto	Ucayali	Padre Marquez	SANTA ANA	231754	120 dias	-75.009577	-7.7551967
2017	7	peligro inminente	Loreto	Requena	Puinahua	ANCASH	486328	120 dias	-74.336433	-5.3644117
2017	7	peligro inminente	Loreto	Requena	Puinahua	BRETAÑA	1969911	180 dias	-74.34544	-5.2556805
2017	7	peligro inminente	Loreto	Requena	Puinahua	SAN CARLOS	535646	120 dias	-74.359847	-5.3367817
2017	7	peligro inminente	Loreto	Requena	Puinahua	LAS PALMAS	745242	120 dias	-74.482202	-5.5329683
2017	7	peligro inminente	Loreto	Requena	Puinahua	BELLAVISTA	619484	120 dias	-74.37425	-5.467405
2017	7	peligro inminente	Loreto	Requena	Puinahua	MANCO CAPAC	829457	120 dias	-74.235513	-5.1279783
2017	8	peligro inminente	Tumbes	Contra Almirante Villar	Canoas de Punta Sal	PUNTA SAL	1198653	120 dias	-80.972728	-3.9807722
2017	8	peligro inminente	Lima	Huarochiri	San Pedro de Huancayre	SAN PEDRO	97446.9	60 dias	-76.215459	-12.131365
2017	8	peligro inminente	Lima	Huarochiri	San Pedro de Huancayre	SAN PEDRO	337667.91	90 dias	-76.215459	-12.131365
2017	7	peligro inminente	Cajamarca	San Marcos	Pedro Galvez	RANCHO GRANDE	342680	90 dias	-78.180198	-7.3332633
2017	8	peligro inminente	Lima	Huarochiri	San Lorenzo de Quinti	SAN LORENZO DE QUINTI	85192	30 dias	-76.212585	-12.145329
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	41730.91	60 dias	-77.271932	-12.145329
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	61404.25	60 dias	-77.271932	-10.756161
		1 0						60 dias	-77.271932	
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	47566.68		-77.271932	-10.756161
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	51572.75	60 dias		-10.756161
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	67641.52	60 dias	-77.271932	-10.756161
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	35150.12	60 dias	-77.271932	-10.756161
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	169302.04	60 dias	-77.271932	-10.756161
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	106142.48	60 dias	-77.271932	-10.756161
2017	8	peligro inminente	Lima	Huaura	Ambar	AMBAR	57309.63	60 dias	-77.271932	-10.756161
2017	8	peligro inminente	Ancash	Aija	La merced	LA MERCED	275220	90 fias	-77.616195	-9.7355362
2017	9	peligro inminente	Huancavelica	Yayacaja	Acostambo	EMPEDRADO	2404418	90 dias	-74.992895	-12.496195
2017	10	peligro inminente	Piura	Morropon	Santo Domingo	QUINCHAYO GRANDE	99857	30 dias	-79.864698	-4.99767
2017	10	peligro inminente	Piura	Morropon	Santo Domingo	QUINCHAYO ALTO	97989	30 dias	-79.873947	-4.9880983
2017	10	peligro inminente	Piura	Morropon	Santo Domingo	SANTO DOMINGO	164474	30 dias	-79.875801	-5.029326
2017	10	peligro inminente	Piura	Morropon	Santo Domingo	QUINCHAYO GRANDE	99486	30 dias	-79.864698	-4.99767
2017	11	peligro inminente	Piura	Morropon	San Juan de Bigote	SAN JOSE DE CHUNGAYO	194682.09	20 dias	-79.883288	-5.0699517
2017	11	peligro inminente	Huancavelica	Huancavelica-Tayacaja	Izucacha y Acostambo	HUAYLAMPA	3775610	90 dias	-75.00235	-12.50222
2018	1	peligro inminente	Piura	Ayabaca	Sapilica	SAIRE	39761.46	60 dias	-80.051703	-4.7532867
2018	1	peligro inminente	Piura	Ayabaca	Sapilica	SAIRE	54812.7	60 dias	-80.051703	-4.7532867
2017	11	peligro inminente	San Martin	San Martin	Chazuta	ACHINAMIZA	5430161.35	04 meses	-75.903931	-6.4851679
2017	11	peligro inminente	San Martin	San Martin	Chazuta	RAMON CASTILLA	8755446.46	04 meses	-76.133277	-6.58637
2017	11	peligro inminente	La libertad	Pataz	Buldibuyo	BULDIBUYO	4903178.88	03 meses	-77.395354	-8.1270582
2018	5	peligro inminente	Piura	Morropon	San Juan de Bigote	MIRAFLORES	384814	75 dias	-79.729693	-5.267715
2018	5	peligro inminente	Piura	Morropon	San Juan de Bigote	CHARANES	55038.34	45 dias	-79.701207	-5.3301317
2018	5	peligro inminente	Piura	Morropon	San Juan de Bigote	VIRGEN DEL CARMEN	27930.76	45 dias	-79.681328	-5.2795733
2018	7	peligro inminente	Puno	Sandia	Sandia	SANDIA	56265.22	20 dias	-69.466296	-14.322212
2018	7	peligro inminente	Piura	Morropon	San juan de Bigote	MIRAFLORES	258021.73	60 dias	-79.729693	-5.267715
2018	7	peligro inminente	Piura	Morropon	San juan de Bigote	SANTA ROSA	254194.51	60 dias	-79.8076	-5.29946
2018	8	peligro inminente	Huanuco	Yarowilca	Pampamarca	PAMPAMARCA	430189	150 dias	-76.702632	-9.7053286
2018	10	peligro inminente	Huanuco	Yarowica	Pampamarca	HUARIJANGA	313955	75 dias	-76.689577	-9.7024767



2010	10	pengro mininena	uei Cusc	1 arowica		1107111197111071	22/17/24	T./ MINO	10.002211	
2018	10	peligro inminente	Lambayeque	Lambayeque	Morrope	ARBOLSOL	346794	90 dias	-79.975793	-6.5384181
2018	9	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Ocros	CUSI VALLE SAN FRANCISCO	198322.5	90 dias	-73.842912	-13.413823
2018	9	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Ocros	SAN JOSE DE NINABAMBA	894794.13	90 dias	-73.84136	-13.427377
2018	9	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Ocros	CUSI VALLE SAN FRANCISCO	449846.49	90 dias	-73.842912	-13.413823
2018	9	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Ocros	SAN JOSE DE NINABAMBA	83120.24	60 dias	-73.84136	-13.427377
2019	1	peligro inminente	Tumbes	Zarumilia	Payapal	LECHUGAL	481896.5	90 dias	-80.196948	-3.6139383
2019	1	peligro inminente	Tumbes	Cont. Villar	Casitas	LA CHOZA	79709.06	45 dias	-80.666395	-4.016925
2019	1	peligro inminente	Piura	Suilana	Querecotillo	SANTA VICTORIA	1199654.91	90 dias	-80.56323	-4.694046
2019	1	peligro inminente	Lambayeque	Lambayeque	Motupe	CRUZ VERDE	2500412.71	90 dias	-79.713294	-6.1160093
2019	1	peligro inminente	Lambayeque	Lambayeque	Motupe	CHOLOQUE	1566173.51	90 dias	-79.64571	-6.080875
2019	1	peligro inminente	Lambayeque	Ferroñafe	Pitipo	MAYASCON	1474526.56	90 dias	-79.545225	-6.4130017
2019	1	peligro inminente	Lambayeque	Lambayeque	Olmos	NUEVA ESPERANZA	2984879.97	90 dias	-79.666233	-5.9516174
2019	1	peligro inminente	Lambayeque	Chiclayo	Chongoyape	LAS MINAS	3431582.73	90 dias	-79.40765	-6.666455
2019	1	peligro inminente	La libertad	Viru	Chao	TANGUCHE	1545542.89	90 dias	-78.521875	-8.7463905
2019	1	peligro inminente	Ancash	Casma	Casma	SANTA ANA	1259991.84	105 dias	-78.252032	-9.5154091
2019	1	peligro inminente	Ica	chincha	El carmen	LAS HUACAS (ATAHUALPA)	797468.38	90 dias	-76.112983	-13.490139
2019	1	peligro inminente	Moquegua	Mariscal nieto	Moquegua	OCOLLITA	648236.64	90 dias	-70.935238	-17.173855
2019	2	peligro inminente	La libertad	Viru	Guadalupito	ALTA SANTA ROSA	1695309.64	90 dias	-78.627118	-8.9637839
2019	2	peligro inminente	La libertad	viru	Guadalupito	ALTA SANTA ROSA	8638936.23	90 dias	-78.627118	-8.9637839
2019	2	peligro inminente	Huanuco	Yarowilca	Pampamarca	HUARIJANGA	90946.8	90 dias	-76.689577	-9.7024767
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Samugari	PALMAPAMPA	357139.59	90 dias	-73.655682	-12.768318
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Samugari	PAQUICHARI	329472.37	90 dias	-73.621433	-12.845037
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Samugari	GUAYAQUIL	448975.69	90 dias	-73.685687	-12.738073
2019	3	peligro inminente	San Martin	Mariscal Caceres	Campanilla	CAMPANILLA	267810.48	45 dias	-76.649767	-7.4831254
2019	3	peligro inminente	San Martin	Mariscal Caceres	Campanilla	CAMPANILLA	364744.39	45 dias	-76.649767	-7.4831254
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Anchihuay	BELLA VISTA	290762.15	80 dias	-73.588478	-12.862012
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Sivia	SIVIA	128672.2	60 dias	-73.859017	-12.511831
2019	2	peligro inminente	Pasco	Daniel Alcides Carrion	Paucar	PAUCALIN	363408.78	120 dias	-76.35638	-10.333945
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Sivia	TUTUMBARU	165900.97	60 dias	-73.947925	-12.727338
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Anchihuay	SAN IGNACIO DE MAGAS	66943.57	90 dias	-73.605868	-12.897317
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Anchihuay	BUENA GANA	95114.84	120 dias	-73.601427	-12.902647
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Anchihuay	BELLA VISTA	162842.68	120 dias	-73.588478	-12.862012
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Anchihuay	MIRAFLORES	103773.11	120 dias	-73.617372	-12.875828
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Anchihuay	ISOCCASA	106544.37	120 dias	-73.616098	-12.88528
2018	8	peligro inminente	Cajamarca	Celedin	Sucre	SUCRE	99264.5	30 dias	-78.135369	-6.9427579
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	Paucar del sara sara	Oyolo	HUAYUNCA	222431.71	80 dias	-73.158162	-15.181375
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Ayna	SAN FRANCISCO	150406.31	75 dias	-73.789572	-12.624148
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Ayna	LAS PALMAS	190992.26	75 dias	-73.767873	-12.652027
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Canayre	NUEVA MARAVILLA	195385.51	50 dias	-74.012798	-12.33009
2019	4	peligro inminente	Huanuco	Ambo	Tomay Kichwa	LINDERO	56423.44	45 dias	-76.203447	-10.09725
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Llochegua	MAYAPO	1126000.9	60 dias	-73.957483	-12.357822
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Santiago de Pischa	ATACOCHA	197109.7	60 dias	-74.378503	-13.069153
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Santiago de Pischa	ANYANA	137797.54	60 dias	-74.405878	-13.068355
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Santiago de Pischa	ANYANA	169736.78	60 dias	-74.405878	-13.068355
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Santiago de Pischa	CCAYARPACHI	236174.05	60 dias	-74.329494	-13.049742
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Canayre	CANAYRE	201592.56	90 dias	-74.02311	-12.282144
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Canayre	VILLA VIRGEN	361259.81	90 dias	-74.018962	-12.290705
2019	4	peligro inminente	Piura	Huancabamba	Canchaque	CANCHAQUE	179448.84	45 dias	-79.605693	-5.3759328
2019	4	peligro inminente	Piura	Huancabamba	Canchaque	LOS RANCHOS	239792.48	45 dias	-79.645398	-5.2274907
2019	4	peligro inminente	Piura	Huancabamba	Chanchaque	SOCCHA BAJA	167746.5	45 dias	-79.656492	-5.25586
2019	4	peligro inminente	Huanuco	Dos de mayo	Chuquis	TINGO CHICO	499423.14	120 dias	-76.72273	-9.643605
2017	•	F 8-0				22.30 0.1100	.,, .20.11	-20 0.00	, 0., 22, 13	7.0.000



2017		pengro imminente	Tryacaciio	11441144	Sivia	TRIBOLINE	200207.00	JU GIGS	13.037017	12.577001
2019	3	peligro inminente	Ayacucho	La mar	Santa Rosa	SANTA ROSA	215406	60 dias	-73.73575	-12.687842
2019	4	peligro inminente	Loreto	Requena	Saquera	BAGAZAN	151142.55	60 dias	-73.533124	-4.725064
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Llochegua	VIRGEN CCASA	73624.29	60 dias	-74.043927	-12.392502
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	L a Mar	Santa Rosa	SANTA ROSA	125112.69	60 dias	-73.73575	-12.687842
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	L a Mar	Anchihuay	MIRAFLORES	93435.78	60 dias	-73.617372	-12.875828
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Anchihuay	NAIN	211822.42	75 dias	-73.59423	-12.83964
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Huanta	MAYNAY	66735.91	60 dias	-74.2589	-12.955113
2019	4	peligro inminente	Piura	Sechura	Bernal	SANTO DOMINGO	113180.6	50 dias	-80.758067	-5.482355
2019	4	peligro inminente	Piura	Sechura	Bernal	BERNAL	541097.81	75 dias	-80.741888	-5.4589567
2019	4	peligro inminente	Piura	Sechura	Bernal	NUEVO VEGA DEL CHICO	40977.64	50 dias	-80.727888	-5.4417383
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Anchihuruy	BELLA VISTA	210098.57	60 dias	-73.588478	-12.862012
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Anchihuruy	VILLA UNION	313975.47	70 dias	-73.54823	-12.8841
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	La Mar	Santa Rosa	PAMPA MIRAFLORES	236202.12	60 dias	-73.72377	-12.721457
2019	4	peligro inminente	Ayacucho	Huanta	Llochegua	PUERTO AMARGURA	83288.75	60 dias	-73.91074	-12.40105
2019	4	peligro inminente	La libertad	Santiago de chuco	Santa Cruz de chuca	CUSHIPE	86043.43	34 dias	-78.11487	-8.1470233
2019	3	peligro inminente	Moquegua	Mariscal nieto	Moquegua	ESTUQUIÑA	334587.79	90 dias	-70.922348	-17.160851
2019	3	peligro inminente	Moquegua	Mariscal Nieto	Moquegua	HUARACANE	278726.93	120 dias	-70.940032	-17.163446
2019	7	peligro inminente	Moquegua	Sanchez Cerro	Yunga	ARAPA	173314.82	120 dias	-70.659793	-16.173483
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Cocabamba	COCABAMBA	299365.19	60 dias	-78.005095	-6.6141611
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Cocabamba	COCABAMBA	205090.41	60 dias	-78.005095	-6.6141611
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Cocabamba	MUSHCA	36999.01	65 dias	-78.150438	-6.5053433
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Cocabamba	QUISQUIS	117224.03	60 dias	-78.085877	-6.53698
2019	5	peligro inminente	Pasco	Pasco	Huachon	POAGMARAY	110670.58	90 dias	-75.785463	-10.646737
2019	5	peligro inminente	Cajamarca	San Marcos	Ichocan	ICHOCAN	776637	90 dias	-78.129721	-7.3688118
2019	7	peligro inminente	Moquegua	General Sanchez cerro	Matalaque	HUATAGUA	497462.03	70 dias	-70.825538	-16.427778
2019	7	peligro inminente	Moquegua	General Sanchez cerro	Matalaque	HUARINA	434005.61	70 dias	-70.823338	-16.444942
2019			Huanuco	Pachitea	Molino	MOLINOS	1940107.13	60 dias	-76.016636	-9.9107352
2019	5	peligro inminente			Ocumal	COLLONCE	82663.86	30 dias	-78.21087	-6.2824509
	5	1 0	Amazonas	Luya	Ocumal					
2019		peligro inminente	Amazonas	Luya		SAN JUAN COLLONCE	101874.19	30 dias 30 dias	-78.168903	-6.2755833
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Ocumal		75425.37		-78.21087	-6.2824509
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Ocumal	COLLONCE	104495.01	30 dias	-78.21087	-6.2824509
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Ocumal	CONGON	190340.41	30 dias	-78.111002	-6.3056133
2019	5	peligro inminente	Amazonas	Luya	Ocumal	EL PROGRESO	205090.38	30 dias	-78.147162	-6.28666
2019	6	peligro inminente	Ayacucho	Huamanga	Santiago de pischa	CCAYARPACHI	351076.84	90 dias	-74.329494	-13.049742
2019	4	peligro inminente	Moquegua	Mariscal Nieto	Torata	OTORA	314539.79	90 dias	-70.851712	-17.009728
2019	4	peligro inminente	Moquegua	Mariscal Nieto	Torata	OTORA	165710.87	90 dias	-70.851712	-17.009728
2019	4	peligro inminente	Moquegua	Mariscal Nieto	Torata	CHUJULAY	290601.28	90 dias	-70.774792	-17.014987
2019	7	peligro inminente	Arequipa	Arequipa	Vitor	VITOR	881408.39	90 dias	-71.935763	-16.465983
2019	6	peligro inminente	Junin	Chanchamayo	San Luis de Shuaro	SAN LUIS DE SHUARO	2034496.04	120 dias	-75.287267	-10.888462
2019	6	peligro inminente	Ayacucho	Paucar del sara sara	Pausa	PAUSA	222488.69	90 dias	-73.344153	-15.278581
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	LA AURORA	632320.95	150 dias	-70.825758	-17.676662
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	SITANA	491514.88	150 dias	-70.828428	-17.664528
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	COCOTEA	172713.19	120 dias	-70.808133	-17.64917
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	COCOTEA	195396.5	120 dias	-70.808133	-17.64917
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PIÑAPA	532142.58	150 dias	-70.788093	-17.627728
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PIÑAPA	524119.92	150 dias	-70.788093	-17.627728
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PIÑAPA	465079.7	150 dias	-70.788093	-17.627728
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	LOCUMBA	624430.94	150 dias	-70.762718	-17.613957
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	LOCUMBA	161184.96	120 dias	-70.762718	-17.613957
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	LOCUMBA	756837.56	150 dias	-70.762718	-17.613957
2019	9	peligro inminente	Tacna	Jorge Basadre	Locumba	CHAUCALANA	483074.98	150 dias	-70.73669	-17.615127



2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba CUAYLATA 478314.06 150 dias -70.732622 -17.60791. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba CUAYLATA 518720.28 90 dias -70.732622 -17.60791. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba CUAYLATA 576933.84 150 dias -70.732622 -17.60791. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba MAL PASO 513799.71 90 dias -70.66848 -17.56472. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 151653.39 150 dias -70.66848 -17.56472. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE		7									
2019 9 peligro imminente Tacna Jorge Basadre Locumba CUAYLATA 518720.28 90 dias -70.732622 -17.60791.				Joige Dasaure		CHIOCHLINI				17.013127	
2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba CUAYLATA 576933.84 150 dias -70.732622 -17.60791. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba MAL PASO 513799.71 90 dias -70.705657 -17.5740. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba SAGOLLO 720744.03 90 dias -70.698032 -17.56896. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 515653.39 150 dias -70.66848 -17.56472. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.55261. 2019 9 peligro inminente Cajabamba Cajabamba HICHABAMBA 857299.6	2019 9	9 peligro inm	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	CUAYLATA	478314.06	150 dias	-70.732622	-17.607912	
2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba MAL PASO 513799.71 90 dias -70.705657 -17.57400 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba SAGOLLO 720744.03 90 dias -70.698032 -17.56896 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 515653.39 150 dias -70.66848 -17.56472 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.552612 2019 9 peligro inminente Cajabamba Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226 2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	CUAYLATA	518720.28	90 dias	-70.732622	-17.607912	
2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba SAGOLLO 720744.03 90 dias -70.698032 -17.56896 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 515653.39 150 dias -70.66848 -17.56472 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.552612 2019 9 peligro inminente Cajamarca Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226 2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.24444 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba LUCHO 79515.8	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	CUAYLATA	576933.84	150 dias	-70.732622	-17.607912	
2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba SAGOLLO 720744.03 90 dias -70.698032 -17.56896 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 515653.39 150 dias -70.66848 -17.56472 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.552612 2019 9 peligro inminente Cajamarca Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226 2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.24444 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	MAL PASO	513799.71	90 dias	-70.705657	-17.57402	
2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 515653.39 150 dias -70.66848 -17.56472. 2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.55261. 2019 9 peligro inminente Cajamarca Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226 2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.24444 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299 2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PEDREGAL	159070.42	120 dias	-70.66848	-17.564722	
2019 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.55261. 2019 9 peligro inminente Cajamarca Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226 2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.24444 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299 2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	SAGOLLO	720744.03	90 dias	-70.698032	-17.568963	
2019 9 peligro inminente Cajamarca Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226 2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.24444 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299 2020 9 peligro inminente Tana Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PEDREGAL	515653.39	150 dias	-70.66848	-17.564722	
2019 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.24444 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299 2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472	2019 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	TRAPICHE	538480.63	90 dias	-70.652128	-17.552612	
2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183 2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299 2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472	2019 9	9 peligro inn	minente Cajamarca	Cajabamba	Cajabamba	HICHABAMBA	857299.6	180 dias	-78.09243	-7.6322267	
2019 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299. 2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472.	2019 11	1 peligro inn	minente Cajamarca	San Marcos	Gregorio Pita	HUALANGA	177213.11	90 dias	-78.144532	-7.24449	
2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 159070.42 120 dias -70.66848 -17.56472	2019 12	2 peligro inn	minente Piura	Huancabamba	Huancabamba	LUCHO	79515.8	90 dias	-79.458735	-5.2051833	
	2019 12	2 peligro inn	minente Piura	Huancabamba	Huancabamba	CATALUCO	210955.7	90 dias	-79.426698	-5.222995	
2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba SAGOLLO 720744.03 90 dias -70.698032 -17.56896.	2020 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PEDREGAL	159070.42	120 dias	-70.66848	-17.564722	
	2020 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	SAGOLLO	720744.03	90 dias	-70.698032	-17.568963	
2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba PEDREGAL 515653.39 150 dias -70.66848 -17.56472.	2020 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	PEDREGAL	515653.39	150 dias	-70.66848	-17.564722	
2020 9 peligro inminente Tacna Jorge Basadre Locumba TRAPICHE 538480.63 90 dias -70.652128 -17.552612	2020 9	9 peligro inn	minente Tacna	Jorge Basadre	Locumba	TRAPICHE	538480.63	90 dias	-70.652128	-17.552612	
2020 9 peligro inminente Cajamarca Cajabamba Cajabamba HICHABAMBA 857299.6 180 dias -78.09243 -7.632226	2020 9	9 peligro inn	minente Cajamarca	Cajabamba	Cajabamba	HICHABAMBA	857299.6	180 dias	-78.09243	-7.6322267	
2020 11 peligro inminente Cajamarca San Marcos Gregorio Pita HUALANGA 177213.11 90 dias -78.144532 -7.2444	2020 11	1 peligro inn	minente Cajamarca	San Marcos	Gregorio Pita	HUALANGA	177213.11	90 dias	-78.144532	-7.24449	
2020 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba LUCHO 79515.8 90 dias -79.458735 -5.205183:	2020 12	2 peligro inn	minente Piura	Huancabamba	Huancabamba	LUCHO	79515.8	90 dias	-79.458735	-5.2051833	
2020 12 peligro inminente Piura Huancabamba Huancabamba CATALUCO 210955.7 90 dias -79.426698 -5.22299.	2020 12	2 peligro inn	minente Piura	Huancabamba	Huancabamba	CATALUCO	210955.7	90 dias	-79.426698	-5.222995	