

Using Stata to measure the effects of the Pandemic on monetary poverty among monetary poverty of female-headed households in rural Peru

Gianfranco Chamorro-Rodriguez, Graduado¹, Janira Garcia-Sinchituyo, Graduado², and Almintor Torres-Quiroz, Doctor³, Kennedy Narciso-Gomez, Doctor⁴, Nestor Gomero-Ostos, Doctor⁵, Vanessa Mancha-Alvarez, Doctor⁶, Juan Ramirez-Veliz, Doctor⁷

^{1,2,3,4,5,6,7} Universidad Nacional del Callao, Perú, gianfranco.chamorro@gmail.com, jgarcias@unac.edu.pe, agtorresq@unac.edu.pe, ngomeroo@unac.edu.pe, vmanchaa@unac.edu.pe, jframirezv@unac.edu.pe

Abstract– The covid-19 pandemic had negative economic consequences throughout the world, mainly affecting those who were in a vulnerable situation. In Peru, the incidence of monetary poverty at the household level had a considerable increase at the regional and national levels, reaching the lowest indicators observed during the last five years. In this sense, the objective of the document is to identify the effects of the covid-19 pandemic on the determinants of the incidence of monetary poverty in households headed by women in rural Peru for the year 2021, for this we compare the marginal effects obtained with the results of the year 2019. This contrast is made after obtaining the results through the methodology associated with the probability models, Logit and Probit in Stata, with categorical dependent variable, by maximum likelihood, based on the microdata of the survey of households, corresponding to the years analyzed. Within this analysis we consider characteristics of the heads of household, their environment and housing, which provide us with arguments to discuss the position in the short, medium and long term of public policies based on vulnerable populations.

Keywords– Effects of the pandemic, Maximum Likelihood Method, Logit Model, Probit Model, Monetary Poverty

Digital Object Identifier: (only for full papers, inserted by LACCEI).
ISSN, ISBN: (to be inserted by LACCEI).
DO NOT REMOVE

Uso de Stata para medir los efectos de la Pandemia en la pobreza monetaria de los hogares dirigidos por mujeres en la zona rural de Perú

Gianfranco Chamorro-Rodriguez, Graduado¹, Janira Garcia-Sinchituyo, Graduado², and Almintor Torres-Quiroz, Doctor³, Kennedy Narciso-Gomez, Doctor⁴, Nestor Gomero-Ostos, Doctor⁵, Vanessa Mancha-Alvarez, Doctor⁶, Juan Ramirez-Veliz, Doctor⁷

^{1,2,3,4,5,6,7} Universidad Nacional del Callao, Perú, gianfranco.chamorro@gmail.com, jgarcias@unac.edu.pe, agtorresq@unac.edu.pe, ngomeroo@unac.edu.pe, vmanchaa@unac.edu.pe, jframirezv@unac.edu.pe

Abstract– *The covid-19 pandemic had negative economic consequences throughout the world, mainly affecting those who were in a vulnerable situation. In Peru, the incidence of monetary poverty at the household level had a considerable increase at the regional and national levels, reaching the lowest indicators observed during the last five years. In this sense, the objective of the document is to identify the effects of the covid-19 pandemic on the determinants of the incidence of monetary poverty in households headed by women in rural Peru for the year 2021, for this we compare the marginal effects obtained with the results of the year 2019. This contrast is made after obtaining the results through the methodology associated with the probability models, Logit and Probit in Stata, with categorical dependent variable, by maximum likelihood, based on the microdata of the survey of households, corresponding to the years analyzed. Within this analysis we consider characteristics of the heads of household, their environment and housing, which provide us with arguments to discuss the position in the short, medium and long term of public policies based on vulnerable populations.*

Keywords– *Effects of the pandemic, Maximum Likelihood Method, Logit Model, Probit Model, Monetary Poverty.*

I. INTRODUCCIÓN

La crisis sanitaria y económica que vivió el Perú en el año 2020, debido a la pandemia por covid-19, generó que el 30.1% de la población se encuentre en situación de pobreza monetaria, existiendo un incremento aproximado del diez por ciento, afectando principalmente a la población vulnerable, se observó que la zona rural del Perú tuvo un incremento del 45.7% mientras que en la zona urbana fue del 26%. [1]

Es habitual, cuando se habla de temas de carácter socio económico de un país, región o departamento, mencionar la pobreza como un indicador de situación, por ello, resulta crucial tener claro cuando una persona es considerada pobre monetariamente, según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) [2], un hogar es considerado en situación de pobreza monetaria cuando su gasto per cápita es insuficiente para adquirir una canasta básica de alimentos y no alimentos (vivienda, vestido, educación, salud, transporte, etc.), cabe resaltar, dentro de esta categoría existe la pobreza extrema

donde los hogares no cubren el gasto de la canasta básica de alimentos exclusivamente.

Durante las últimas décadas, los niveles de pobreza monetaria se han reducido considerablemente en la región de América Latina y el Caribe, sin embargo, desde aproximadamente ocho años la brecha entre la zona urbana y rural no ha tenido reducciones considerables, por lo que, resulta necesario tener en cuenta los determinantes y su importancia para definir el horizonte de las políticas públicas. Además, la situación de pobreza monetaria en la zona rural se agravaría en la pandemia debido a la vulnerabilidad a la que se encuentra expuesta. [3]

Sin embargo, según el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) en su reporte de inflación de junio del 2021, la incidencia de la pobreza monetaria aumentó tanto para zonas rurales como urbanas en 2020, pero con un mayor incremento de la pobreza en estas últimas, por la naturaleza del choque económico en la pandemia. [1] Cabe indicar, para poder determinar la medición de la pobreza monetaria se usan tres índices desarrollados por Foster, Greer y Thorbecke, los cuales son el nivel de incidencia, brecha y severidad, siendo el primero el nivel de proporción de la población en pobreza, el segundo el nivel de insuficiencia promedio del consumo de los pobres respecto de la línea de pobreza, y el tercero mide la desigualdad dentro de esta población. [4] En ese sentido, la pandemia tuvo efectos mayores en la zona urbana debido a las restricciones, a pesar de ello, estos cambios solo redujeron la brecha ya existente en los niveles de incidencia, manteniéndose la zona rural como aquella con mayores niveles de proporción de hogares en situación de pobreza monetaria. [1]

La importancia de identificar los determinantes de la pobreza monetaria es fundamental, es necesario analizar los factores educacionales, demográficos, geográficos y vivienda relacionados con el jefe de hogar y la pobreza a través de un modelo que identifique y cuantifique la significancia e impacto de las características mencionadas. [5]

Cuando mencionamos las características del jefe de hogar, hacemos referencia al sexo, la edad, la lengua materna, el estado civil y principalmente su nivel de educación, respecto a esta última, existe amplia literatura sobre su importancia en el nivel

Digital Object Identifier: (only for full papers, inserted by LACCEI).
ISSN, ISBN: (to be inserted by LACCEI).
DO NOT REMOVE

de ingresos. [5] [6] [7] [8] [9] Por otro lado, en la actualidad, los hogares que tienen como jefe de hogar a una mujer, ha ido en aumento, debido a factores demográficos, socioeconómicos y socioculturales. [10]

Los determinantes de la pobreza son estudiados en su mayoría por modelos Logit o Probit, tal como se puede revisar en la amplia literatura respecto al tema. [11] [12]

Desde un punto de vista estadístico con que se propone la pobreza monetaria, su naturaleza como variable dicotómica, no existe una preferencia por un modelo Logit o Probit, por lo que, se propone una metodología que trabaja con ambos modelos y cuantificar los aportes de las características consideradas. [12]

En la actualidad, no se han desarrollado investigaciones econométricas en el Perú utilizando Stata, que se enfoquen en los efectos sobre los determinantes de la pobreza monetaria en hogares dirigidos por mujeres en la zona rural debido a la pandemia por Covid-19, ante ello, surge la necesidad de formular un modelo teórico que trate de explicarlo, ampliando el alcance de la estimación considerando características del jefe de hogar, el entorno y de la vivienda.

Así mismo, se partirá de las siguientes premisas, primero, los hogares dirigidos por personas con un mayor nivel educativo tienen en promedio una menor probabilidad de pertenecer a la población en pobreza monetaria. Segundo, los hogares en pobreza monetaria tienen en promedio un mayor nivel de dependencia demográfica y finalmente, las viviendas con necesidades básicas insatisfechas y/o en situación de hacinamiento están relacionadas a una mayor probabilidad de estado de pobreza monetaria.

El objetivo del presente estudio es, mediante el Stata, identificar si existen cambios en los determinantes de la probabilidad de pertenecer a la población en pobreza monetaria luego de la pandemia de Covid-19 en hogares vulnerables, en ese sentido, también se determinará la relación entre las características antes mencionadas y la pobreza monetaria. La presente investigación propone una visión puntual sobre los hogares de la zona rural que son dirigidos por mujeres, micro fundamentando la problemática de esta población vulnerable que muchas veces no es observable al trabajar con datos de forma general generando ciertos sesgos en las políticas públicas.

II. MÉTODO

Utilizar una estimación lineal, en el presente estudio, generaría dos problemas, uno de ellos es que la respuesta, en este caso las probabilidades asociadas, podrían no encontrarse acotadas en el rango de [0-1] imposibilitando una interpretación de estos. Segundo, es la limitación que presenta asumir una relación lineal exclusiva entre las características que proponemos con respecto a la probabilidad de pertenecer a la población en pobreza monetaria. Ante ello, se propone trabajar

con modelos no lineales, como lo son Logit y Probit, los cuales utilizan una función que asume únicamente valores entre cero y uno. Estas funciones no son lineales y corresponden a las funciones de distribución acumuladas y son estimadas a través del método de máxima verosimilitud.

La diferencia entre ambos modelos se basa en la distribución de acumulación trabajada, mientras que el modelo Logit trabaja con una distribución acumulada logística, el modelo probit se desarrolla distribución acumulada normal estándar, en este sentido la diferencia en las colas de las distribuciones hace que las colas del Logit sean más anchas, lo anterior significa que la probabilidad condicional se aproxima a cero o a uno con una tasa menor en el modelo Logit, en comparación con el Probit. [13] [14]

En el presente estudio se trabaja con datos de corte transversal que provienen de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) que realizó el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) en los años 2019 y 2021. La información trabajada corresponde a hogares de la zona rural del Perú que son dirigidos por mujeres, cabe resaltar que se consideró el tipo de zona según la ficha técnica del INEI brindada en cada encuesta anual. [15]

La estimación de las variables se realizará en el software Stata 16, software ampliamente utilizado para realizar estimaciones econométricas.

La variable dependiente es discreta dicotómica, la cual se encuentra acotada entre los valores [0-1], siendo 1 el valor cuando el hogar es parte de la población en pobreza monetaria y 0 cuando no es así. Como se menciona anteriormente, el estudio parte de la intención de medir el impacto y significancia de las características del jefe de hogar, el entorno y vivienda sobre nuestra variable dependiente, para ello se considera un subgrupo de variables exógenas, que describan estas características, dentro de las características del jefe de hogar consideramos la edad en años cumplidos al momento de realizada la encuesta, la lengua materna, el estado civil y nivel educativo, con respecto a estos tres últimos, son propuestos como variables indicadoras, simplificando el rango de respuesta, en cuanto al nivel educativo, por fines de programación se trabaja con una variable discreta por cada respuesta. Las características del entorno que tomamos en nuestro estudio son el número de miembros del hogar y la dependencia demográfica existente, ambas son variables continuas. Finalmente, en las características de la vivienda se considera la situación de hacinamiento y si carece de alguna necesidad básica (luz eléctrica, agua potable o conexión de los servicios a la red pública), estas se trabajan como variables discretas dicotómicas.

A continuación, se presentan la definición de las variables a considerar dentro del modelo planteado.

TABLA I
DEFINICIÓN DE VARIABLES

Variable	Notación	Definición	Medición	Fuente
Pobreza monetaria	Pobre	1 = Hogar pertenece a la población en Pobreza monetaria 0 = Hogar NO pertenece a la población en Pobreza monetaria	1,0	[15]
Primaria Incompleta	ed2	1=Nivel educativo: Primaria incompleta=Nivel educativo 0 = Nivel educativo: otro caso	1,0	[15]
Primaria Completa	ed3	1=Nivel educativo: Primaria completa 0= Nivel educativo: otro caso	1,0	[15]
Secundaria Incompleta	ed4	1=Nivel educativo: Secundaria incompleta 0= Nivel educativo: otro caso	1,0	[15]
Secundaria Completa	ed5	1=Nivel educativo: Secundaria completa 0= Nivel educativo: otro caso	1,0	[15]
Superior Incompleta	ed6	1=Nivel educativo: Superior incompleta 0= Nivel educativo: otro caso	1,0	[15]
Superior Completa	ed7	1=Nivel educativo: Superior Completa 0= Nivel educativo: otro caso	1,0	[15]
Edad	edad	EDAD EN AÑOS	Cuantitativa Continua	[15]
Lengua Materna	lengua	1= Lengua Materna: Castellano 0= Lengua Materna: otro caso	1,0	[15]
Estado Civil	estciv	1= Estado Civil: Casado/Conviviente 0= Estado Civil: Soltero/ Separado / Divorciado / Viudo	1,0	[15]
Dependencia Demográfica del hogar	tempdepende	Porcentaje	Cuantitativa Continua	[15]
Miembros del hogar	mieperho	Número de personas	Cuantitativa Continua	[15]
Carencia por Acceso de Servicios Básicos	necbas1	1= Carece al menos de un servicio básico 0= Otro caso	1,0	[15]
Vivienda Hacinada	nbi2	1= Vivienda Hacinada 0= Otro caso	1,0	[15]

III. RESULTADOS

Se realizaron dos estimaciones, por Logit y Probit para el año 2019 y 2021. A continuación, se muestran los resultados obtenidos en el presente estudio.

TABLA II
COMPARACIÓN DE MODELOS LOGIT Y PROBIT, 2019 Y 2021

Variables	Estimación Logit Año 2019		Estimación Probit Año 2019		Estimación Logit Año 2021		Estimación Probit Año 2021	
	Coefficientes β	P> z	Coefficientes β	P> z	Coefficientes β	P> z	Coefficientes β	P> z
edad	-0.056***	(0.00)	-0.0331***	(0.00)	-0.0651***	(0.00)	-0.0377***	(0.00)
edad ^2	0.0004***	(0.00)	0.0003***	(0.00)	0.0005***	(0.00)	0.0003***	(0.00)
lengua	-0.1106***	(0.00)	-0.0658***	(0.00)	-0.0678***	(0.00)	-0.0352***	(0.00)
estciv	-0.2844***	(0.00)	-0.1793***	(0.00)	0.1178***	(0.00)	0.0657***	(0.00)
ed2	-0.5074***	(0.00)	-0.3049***	(0.00)	-0.1506***	(0.00)	-0.0899***	(0.00)
ed3	-0.7971***	(0.00)	-0.4864***	(0.00)	-0.5751***	(0.00)	-0.3383***	(0.00)
ed4	-1.405***	(0.00)	-0.8439***	(0.00)	-0.9755**	(0.00)	-0.5722***	(0.00)
ed5	-1.2061***	(0.00)	-0.7302***	(0.00)	-1.4051***	(0.00)	-0.8236***	(0.00)
ed6	-1.1677***	(0.00)	-0.6851***	(0.00)	-2.1837***	(0.00)	-1.2891***	(0.00)
ed7	-2.7742***	(0.00)	-1.5579***	(0.00)	-1.8681***	(0.00)	-1.0282***	(0.00)
tempdepende	0.2701***	(0.00)	0.1639***	(0.00)	0.3232***	(0.00)	0.1912***	(0.00)
mieperho	0.221***	(0.00)	0.135***	(0.00)	0.3823***	(0.00)	0.2261***	(0.00)
nbi2	0.0571**	(0.00)	0.0332**	(0.00)	0.4193***	(0.00)	0.2501***	(0.00)
necbas1	0.533***	(0.00)	0.3141***	(0.00)	0.6242***	(0.00)	0.3464***	(0.00)
constante	0.0909	(-0.07)	0.0331	(-0.27)	-0.4531***	(0.00)	-0.2819***	(0.00)
N	2157		2157		2391		2391	
pseudo R-sq	0.0853		0.0864		0.1273		0.1278	
AIC	385175		384711		443950		443727	
BIC	385260		384796		444036		4443813	

p-values en paréntesis. *p<0.05, **p<0.01, ***p<

TABLA III
CÁLCULO DE ESPECIFICIDAD Y SENSIBILIDAD DE LOS MODELOS

	Logit 19	Probit 19	Logit 21	Probit 21
Especificidad	65.02%	65.15%	66.55%	66.68%
Sensibilidad	37.66%	37.36%	39.31%	38.34%
Predicción/Aciertos Pobre = 0	73.00%	72.94%	76.23%	75.98%
Predicción/Aciertos Pobre = 1	29.35%	29.26%	28.65%	28.23%
TOTAL	57.40%	57.41%	59.61%	59.46%

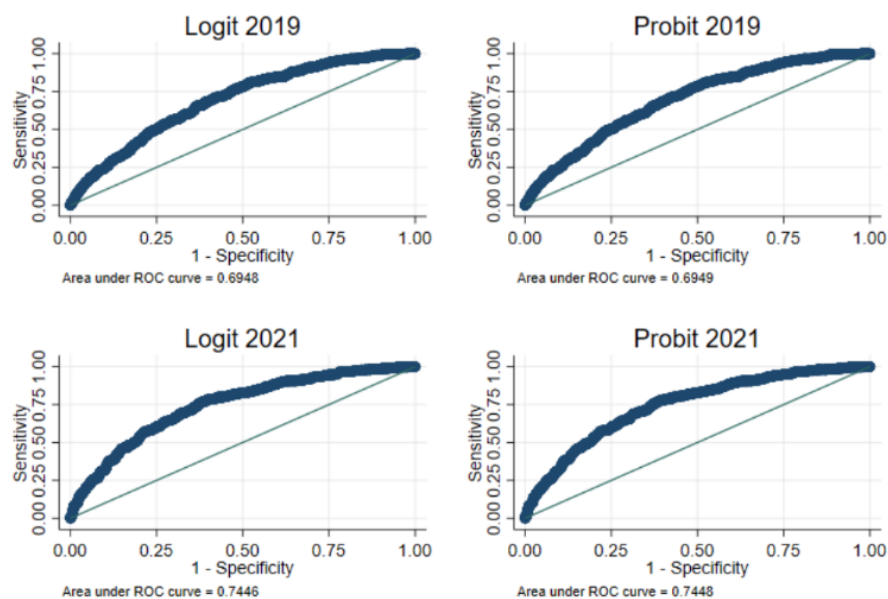


Fig. 1 Curva ROC de estimaciones

TABLA IV
EFECTOS MARGINALES PROMEDIO (AME)

	Logit 19		Probit 19		Logit 21		Probit 21	
	dy/dx	P>z	dy/dx	P>z	dy/dx	P>z	dy/dx	P>z
edad	-0.20%	(0.000)	-0.20%	(0.000)	-0.31%	(0.000)	-0.31%	(0.000)
lengua	-2.09%	(0.000)	-2.07%	(0.000)	-1.16%	(0.000)	-1.02%	(0.000)
estciv	-5.36%	(0.000)	-5.65%	(0.000)	2.01%	(0.000)	1.91%	(0.000)
ed2	-9.57%	(0.000)	-9.61%	(0.000)	-2.57%	(0.000)	-2.61%	(0.000)
ed3	-15.03%	(0.000)	-15.32%	(0.000)	-9.82%	(0.000)	-9.83%	(0.000)
ed4	-26.49%	(0.000)	-26.59%	(0.000)	-16.67%	(0.000)	-16.63%	(0.000)
ed5	-22.74%	(0.000)	-23.01%	(0.000)	-24.00%	(0.000)	-23.94%	(0.000)
ed6	-22.01%	(0.000)	-21.58%	(0.000)	-37.30%	(0.000)	-37.47%	(0.000)
ed7	-52.30%	(0.000)	-49.09%	(0.000)	-31.91%	(0.000)	-29.89%	(0.000)
tempdepende	5.09%	(0.000)	5.16%	(0.000)	5.52%	(0.000)	5.56%	(0.000)
mieperho	4.17%	(0.000)	4.25%	(0.000)	6.53%	(0.000)	6.57%	(0.000)
nbi2	1.08	(0.002)	1.05%	(0.003)	7.16%	(0.000)	7.27%	(0.000)
necbas1	10.05%	(0.000)	9.90%	(0.000)	10.66%	(0.000)	10.07%	(0.000)

p-values en paréntesis

IV. DISCUSIÓN

La Tabla II, presenta los resultados de las estimaciones por Logit y Probit para cada año, en general, se verifica que existe significancia estadística global e individual, del modelo y las variables propuestas, respectivamente. Analizando el nivel de ajuste (Pseudo R cuadrado) de los modelos, se observa que la estimación Probit nos otorga un mayor ajuste en ambos años, es importante resaltar que se observa niveles bajos de ajuste, que, aunque en el año 2021 incrementa, continúan siendo no tan altos. Continuando con la comparación de modelos, por los criterios de información Akaike (AIC) y Bayesiano (BIC), la estimación Probit para cada año sería la más adecuada.

La Tabla III, brinda los cálculos de especificidad y sensibilidad de los modelos estimados, se puede observar que, el nivel de aciertos global fue mayor en el Probit para el año 2019 y en el Logit para el 2021, también se ve un mayor porcentaje en la especificidad, como también en la clasificación de hogares no pobres. Así mismo, en la Fig. 1 se observan las curvas ROC de cada modelo por año, siendo los valores de la estimación Probit mayores, cabe resaltar, los indicadores mencionados aumentan para el año 2021 con respecto al 2019.

Al estimar modelos no lineales, los coeficientes no pueden tener una interpretación directa, por lo que, los impactos individuales siguen un proceso de cálculo para ser hallados. En la Tabla IV, se observan los efectos marginales promedio de todas las estimaciones, todas ellas estadísticamente significativas a nivel individual. Cabe resaltar, se comprueba que no existen diferencias amplias en estos impactos marginales, por lo que, esto permite guiarnos en la estimación Probit, modelo escogido por criterios de información, especificidad, curva roc y bondad de ajuste, para la interpretación y discusión de resultados a continuación.

Se confirma la premisa del presente estudio, observándose el signo negativo en los coeficientes asociados a los niveles de educación, es decir, un mayor nivel educativo se encuentra relacionado a una menor probabilidad de pertenecer a la población en pobreza monetaria, es importante tener en cuenta que la evidencia empírica histórica y nacional, indicaba que los impactos tenían un valor creciente a medida que aumentaba el logro educativo, sin embargo, como se observa en la Fig. 2, para el año 2019, un hogar de la zona rural dirigido por una mujer con un nivel educativo de secundaria incompleta presentaba menos probabilidades de ser pobre, a nivel monetario, que uno dirigido por una mujer con educación de secundaria completa o superior incompleta, la pregunta sería ¿Es esta una relación causal suficiente para tomar medidas públicas?. La respuesta corta sería, no. Primero, se debe entender que las diferencias, considerando los intervalos de confianza, no son amplias, luego entender que nuestro modelo explica una variable categórica de pertenecer o no a la población en pobreza, por lo que la relación convexa sería más notoria si realizáramos el análisis contra los niveles de ingreso. Finalmente, se observa que nuestros hogares

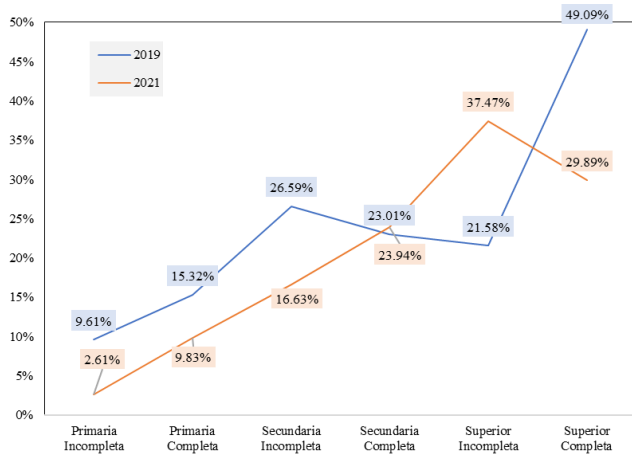


Fig. 2 Valor absoluto de los efectos marginales del nivel educativo

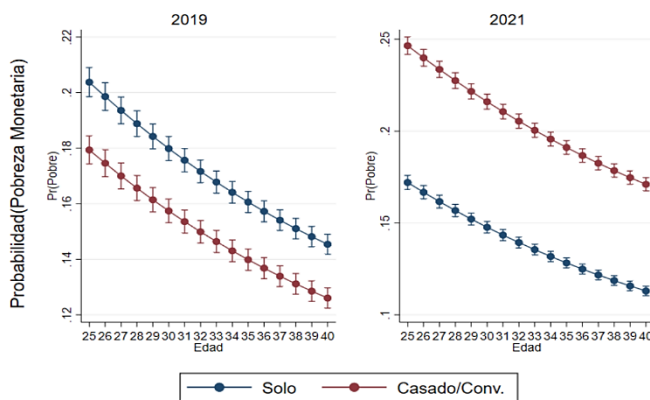


Fig. 3 Probabilidad asociada según estado civil

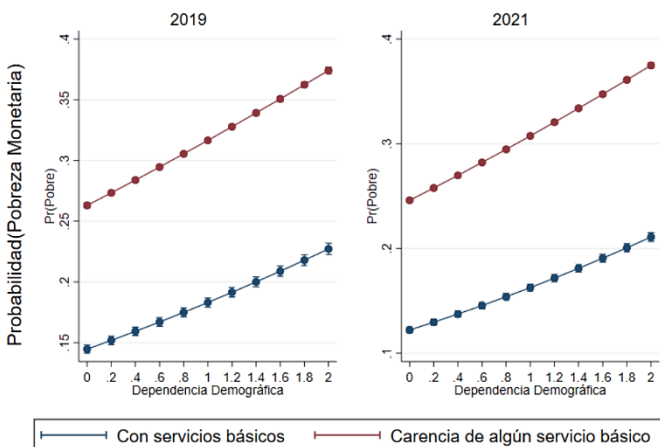


Fig. 4 Carencia de algún servicio básico

en la zona rural dirigidos por mujeres con educación secundaria incompleta y completa representa el 7.46% del total, sin existir diferencias considerables. Para el año 2021, se observa que esta relación se aproxima a la convexidad planteada por otros autores, pero el nivel superior completo presenta un impacto probabilístico menor que el nivel superior incompleto, en el 2021, el número de hogares en pobreza monetaria con una jefa de hogar mujer con nivel educativo de superior completa se triplicó, aproximadamente, con respecto al año 2019. Es necesario que este análisis sea complementado con estudios sobre la estructura de las economías y tasa de migración interna para tener un panorama más amplio sobre la dinámica rural.

Dentro de las otras características del jefe de hogar, planteamos la edad y su forma cuadrática, observando que en promedio cada año adicional del jefe de hogar disminuye la probabilidad de pertenecer a un hogar en pobreza monetaria, este es, el mismo impacto si su lengua materna es el castellano. Uno de los cambios considerables que se observa luego de la pandemia, se da en el estado civil del jefe de hogar, para el año 2019, contar con una pareja, es decir ser conviviente o casada, se asociaba a una probabilidad menor de pertenecer a un hogar en pobreza monetaria, lo cual cambia para el año 2021 y la probabilidad asociada es mayor con respecto a una mujer soltera, separada, viuda o divorciada, como se observa en la Fig. 3.

V. CONCLUSIONES

Las variables consideradas en el modelo que explican la probabilidad de que un hogar pertenezca a la población de pobreza monetaria, son estadísticamente significativas, por lo que es necesario atender las carencias y déficits en las características de los hogares dirigido por mujeres en la zona rural.

La pandemia generó modificaciones en los impactos individuales e incluso en la estructura de estas, como en el nivel educativo y estado civil de las mujeres que dirigen los hogares en la zona rural. Estos cambios deben ser considerados para la toma de decisiones públicas con el objetivo de contribuir a la reducción de pobreza monetaria.

Tener un enfoque de retornos económicos de la educación o el impacto probabilístico de los niveles alcanzado sobre la pobreza monetaria nos permite iniciar a conocer los incentivos intrínsecos de la población para lograr un nivel académico mayor o finalizar el que cursan, así como también las necesidades del mercado regional al que pertenecen y considerar los costos de oportunidad que conlleva sus decisiones.

Luego de la pandemia de Covid-19, en el año 2021 los efectos marginales de los niveles de educación nos muestran que, hasta el nivel de secundaria incompleta, las probabilidades

no tienen un impacto mayor al del 17%, los últimos tres niveles educativos propuestos presentan una reducción mayor al 20% en la probabilidad de pertenecer a un hogar en pobreza monetaria. En ese sentido, las políticas públicas deben estar dirigidas a la culminación de la educación obligatoria, tanto para disminuir la probabilidad de pobreza como en el impacto que tiene sobre los hijos, como se mencionó anteriormente.

Aún existen diferencias considerables con respecto al idioma o lengua materna, como se observa en el presente estudio, la probabilidad de ser pobre es menor si el jefe de hogar aprendió en su niñez el idioma castellano en comparación a haber aprendido alguna lengua nativa, estas diferencias deben ser trabajadas por medio de la inclusión económica y el apoyo a la enseñanza de ambos idiomas que permitan que las diferencias disminuyan.

Las características del entorno cumplen un rol importante en el modelo, el número de miembros de hogar tiene una relación directa con la probabilidad de pertenecer a un hogar en pobreza monetaria al igual que la dependencia demográfica, se debe entender que un número mayor de miembros de hogar reduce el gasto per cápita, y si a ello se agrega una dependencia demográfica considerable, el nivel de ingreso no aumentaría. Se observa, la importancia de la planificación familiar en las zonas rurales.

Con respecto a las características de la vivienda, si esta es hacinada, entonces aumentará la probabilidad de ser un hogar pobre, esto tiene una relación muy estrecha con respecto al punto anterior, es decir el número de miembros del hogar, en este punto el análisis debe centrarse en la carencia de alguna necesidad básica, ya sea luz eléctrica, agua potable o conexión de los servicios a la red pública, como se observa en la Fig. 4, tanto en el 2019 como el 2021, carecer de un servicio aumenta la probabilidad de ser pobre. La atención pública debe dirigirse a cubrir estas necesidades en la zona rural donde tiene un mayor impacto, se observa que, incluso ahora, luego de la crisis sanitaria, el efecto marginal es mayor.

El presente estudio debe ser el inicio de un análisis mayor que trabaje con las poblaciones vulnerables, para ello se propone ampliar la dimensión del estudio para mejorar los niveles explicativos, como también desarrollar modelos de datos de panel o modelos de duración que nos brinden una visión temporal de la problemática. Se recomienda complementar la investigación y trabajar con bases de datos como ENDES que otorguen un panorama mayor sobre la situación demográfica y de salud.

REFERENCES

- [1] "REPORTE DE INFLACIÓN - Panorama actual y proyecciones macroeconómicas 2021-2022," Lima, Jun. 2021.
- [2] "Evolución de la Pobreza Monetaria 2007-2016," Lima, May 2017.
- [3] C. Trivelli, "Acciones para la reducción de la pobreza rural en América Latina y el Caribe en el contexto de la pandemia de la Covid-19," Lima,

- 278, Dec. 2020. Accessed: Jan. 29, 2023. [Online]. Available: <http://repositorio.iep.org.pe/handle/IEP/9>
- [4] “Perú - Perfil de la pobreza por dominios geográficos 2004-2015,” Lima, Aug. 2016.
- [5] E. Quiroz Vera, “La educación y la probabilidad de ser pobre en el Perú,” *Revista IECOS*, vol. 18, pp. 72–96, Mar. 2021, doi: 10.21754/iecos.v18i0.1176.
- [6] D. A. Urbina Padilla and M. Quispe, “La pobreza monetaria desde la perspectiva de la pobreza multidimensional: el caso peruano,” *Enfoque*, no. 2–3, pp. 77–98, 2016, doi: 10.26439/enfoque2016.n002.1871.
- [7] G. Yamada Fukusaki and J. F. Castro Carlin, “Educación superior e ingresos laborales: estimaciones paramétricas y no paramétricas de la rentabilidad por niveles y carreras en el Perú,” Universidad del Pacífico. Centro de Investigación, Lima, 06, 2010. Accessed: Jan. 18, 2023. [Online]. Available: <http://repositorio.up.edu.pe/handle/11354/359>
- [8] G. Yamada Fukusaki, “Retornos a la educación superior en el mercado laboral: ¿vale la pena el esfuerzo?,” Universidad del Pacífico. Centro de Investigación, Lima, 13, 2006. Accessed: Jan. 18, 2023. [Online]. Available: <http://repositorio.up.edu.pe/handle/11354/309>
- [9] P. Vilela Alemán, J. E. Sánchez Claderón, and C. Chau, “Desafíos de la educación superior en el Perú durante la pandemia por la COVID-19,” *Desde el Sur*, vol. 13, no. 2, p. e0016, Sep. 2021, doi: 10.21142/DES-1302-2021-0016.
- [10] “Perú: 50 años de cambios, desafíos y oportunidades poblacionales,” Lima, Jul. 2022. Accessed: Jan. 30, 2023. [Online]. Available: https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1852/libro.pdf
- [11] D. Das, “Determinants of Farmers’ Vulnerability to Poverty Due to Crop Loss: The Case of Assam, India,” *Studies in Microeconomics*, Dec. 2022, doi: 10.1177/23210222221135455.
- [12] F. Pucutay Vásquez, “LOS MODELOS LOGIT Y PROBIT EN LA INVESTIGACIÓN SOCIAL,” Lima, Aug. 2002. Accessed: Feb. 01, 2023. [Online]. Available: https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib0515/Libro.pdf
- [13] R. Williams and A. Jorgensen, “Comparing logit & probit coefficients between nested models,” *Soc Sci Res*, vol. 109, 2023, doi: 10.1016/j.ssresearch.2022.102802.
- [14] P. Delle Site, K. Kilani, V. Gatta, E. Marcucci, and A. de Palma, “Estimation of consistent Logit and Probit models using best, worst and best–worst choices,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 128, pp. 87–106, 2019, doi: 10.1016/j.trb.2019.07.014.
- [15] “ENAH0 Metodología ACTUALIZADA - Condiciones de vida y pobreza,” *Instituto Nacional de Estadística e Informática*. <https://inei.inei.gob.pe/microdatos/> (accessed Jan. 19, 2023).