



Artículo de investigación

FACTORES SOCIALES Y MICROECONÓMICOS DE LA POBREZA MONETARIA EN LOS HOGARES SALVADOREÑOS

Johnny Amílcar Mármol Molina

 <https://orcid.org/0009-0003-0266-4636>
johnnyjam221085@gmail.com

Escuela de Economía, Facultad de Ciencias Económicas
Universidad de El Salvador, El Salvador.

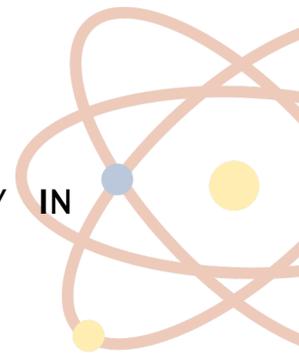
Recibido: 19/04/23 Aceptado: 01/06/23

RESUMEN

En esta investigación se plantean dos modelos de probabilidad binomial que buscan relacionar los factores que determinan la probabilidad de que un hogar salvadoreño sea monetariamente pobre. Para ello, una vez especificados los modelos, se realiza un análisis de los efectos marginales, explicando los efectos del modelo probit, debido a que es el modelo que mejor se ajusta a los datos estadísticos disponibles. Se muestra que entre los tres factores que mayor peso tienen en la probabilidad de que un hogar salvadoreño no sea pobre se encuentran los siguientes: (a) si el jefe de hogar cuenta con algún tipo de título universitario, la probabilidad de pobreza disminuye en 15.55 %; (b) si el hogar cuenta con servicio de internet, dicha probabilidad disminuye en 9.24 %; finalmente, (c) la probabilidad de que un hogar sea pobre aumenta en 14.59 % si el jefe hogar trabaja por su propia cuenta.

Palabras clave: pobreza, modelo logit, modelo probit, El Salvador





SOCIAL AND MICROECONOMIC FACTORS OF MONETARY POVERTY IN SALVADORAN HOUSEHOLDS

ABSTRACT

This research presents two binomial probability models that aim to establish the relationship between the factors that determine the likelihood that a Salvadoran household is monetarily poor. To achieve this, once the models are specified, a marginal effects analysis is conducted, explaining the effects of the probit model, as it is the model that best fits the available statistical data. The study shows that the three factors with the greatest influence on the probability that a Salvadoran household is not poor are as follows: (a) if the head of the household has some type of university degree, the probability of poverty decreases by 15.55%; (b) if the household has internet service, the probability decreases by 9.24%; finally, (c) the probability of a household being poor increases by 14.59% if the head of the household is self-employed.

Keywords: poverty, logit model, probit model, El Salvador

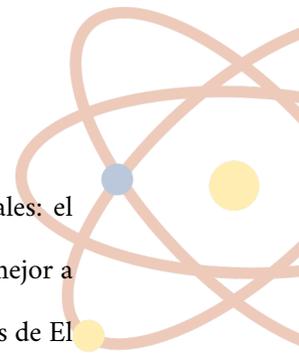
INTRODUCCIÓN

Tanto en el ámbito académico como en el político, el estudio de la pobreza ha sido una de las preocupaciones más importantes a lo largo de la historia. Dado que la pobreza es multidimensional, es necesario buscar entre los diferentes y numerosos enfoques para abordar aquellas variables que impacten la condición de pobreza en los hogares.

Aunque actualmente se cuestiona el estado de pobreza mediante la concepción de pobreza monetaria, esta no está ajena a las demás concepciones, tal como lo establece Amartya Sen (2000):

La falta de renta no entraña el rechazo de la razonable idea de que la falta es una de las principales causas de la pobreza, ya que la falta de renta puede ser una importante razón por la que una persona está privada de capacidades. (p. 114)





En este sentido, en la presente investigación se plantean dos modelos probabilísticos binomiales: el modelo logit y el probit (ambos son comparables entre sí), para luego determinar cuál se ajusta mejor a los datos estadísticos disponibles de acuerdo con la Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples de El Salvador para el año 2020. Con estos modelos se busca determinar cuáles son los factores sociales y microeconómicos que impactan en la probabilidad de que un hogar salvadoreño sea pobre, así como el análisis de la importancia de cada factor mediante el análisis de los efectos marginales.

En primer lugar, se presenta una revisión teórico-conceptual de la pobreza, que permite identificar los factores claves que intervendrán en los modelos econométricos considerados, así como la metodología y el tratamiento de variables. A continuación, se realiza un análisis descriptivo de las variables de los modelos, para tener un primer acercamiento y determinar la situación de los factores. En los resultados, se procede a explicar los efectos marginales del modelo que mejor se ajusta a los datos disponibles. Para finalizar, se presentan las conclusiones y recomendaciones derivadas de los resultados de la investigación.

Revisión teórica-conceptual

Debido a que la pobreza está influenciada por una variedad de factores, ha sido difícil para varios autores conceptualizarla. Entonces, dependiendo del punto de vista que se aborde sobre el estudio de la pobreza, así será la concepción de esta. En esta sección se presentan algunas concepciones sobre el concepto de pobreza que darán pauta al estudio de las variables que se utilizan en el modelo de regresión binomial presentado más adelante.

Pobreza monetaria

Una de las formas comunes para entender la pobreza es mediante una referencia al nivel monetario, por el cual se considera la pobreza como un estado de privación de recursos monetarios que sirvan para acceder a una cesta de bienes y servicios fundamentales para vivir en condiciones aceptables mínimas (Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García, 2017, p. 104). Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García (2017) hacen referencia al estudio realizado por Rowntree en el año 1901 referido a las condiciones de





vida de las familias de York de la siguiente manera: “el nivel de ingresos mínimamente necesarios para el funcionamiento estrictamente físico, que incluiría, esencialmente, la adquisición de alimentos, el acceso a la vivienda y el vestido” (p. 104).

Bajo este enfoque, en El Salvador, la pobreza monetaria se clasifica en extrema y relativa, tomando como parámetro de referencia el valor de la canasta básica alimentaria (Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples, 2020). Así según la Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (2020), los hogares que no logran cubrir el costo de la canasta básica alimentaria (CBA) con su ingreso per cápita se clasifican como hogares en pobreza extrema, mientras que aquellos hogares que no logran cubrir el costo de CBA ampliada¹ entran en la clasificación de pobreza relativa.²

Pobreza multidimensional

Este concepto se vincula grandemente con la exclusión social y se relaciona con la carencia de bienes y servicios que son fundamentales para una sociedad, sean estos de primera necesidad o no. Para medir la pobreza bajo este enfoque se consideran tanto variables no monetarias como indicadores de privación que se utilizan para construir medidas de pobreza. En este sentido bajo este enfoque puede darse una situación en la cual una persona puede encontrarse en una situación de falta de recursos monetarios, pero no sufrir otro tipo de carencias (Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García, 2017).

Este enfoque revela que una persona puede poseer otros recursos diferentes que no se consideran en la pobreza monetaria, pero que pueden usarse para evitar los niveles de pobreza y llevar un nivel de vida aceptable. Asimismo, hay recursos que no se relacionan con la riqueza material de la persona, pero que son importantes para conseguir un mejor nivel de vida, como: educación y ayudas familiares o amistades (Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García, 2017).

¹ Esta es dos veces el valor de la CBA

² Según la EHPM 2020, el costo de la CBA urbana para un hogar promedio fue de \$181.46 mientras que costo de la CBA ampliada fue de \$362.92, en lo que respecta al costo de CBA para un hogar promedio del área rural fue de \$117.13 mientras que el costo de CBA ampliada fue de \$234.26





En El Salvador, a partir del año 2015, se adopta de manera oficial la medición de la pobreza multidimensional, tomando 20 indicadores que giran alrededor de 5 dimensiones fundamentales del bienestar (Dirección General de Estadísticas y Censos, 2020). Estas dimensiones son:

1. Educación
2. Condiciones de vivienda
3. Trabajo y seguridad social
4. Salud, servicios básicos y seguridad alimentaria
5. Calidad del hábitat

Pobreza subjetiva

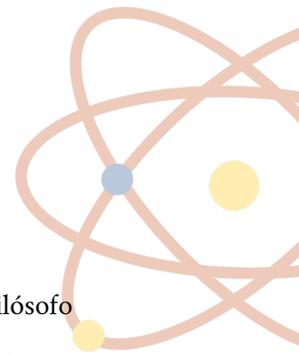
Bajo este enfoque la pobreza se estudia desde la percepción de las propias personas u hogares acerca de su situación. Bajo esta perspectiva, se sostiene que cada sujeto tiene la mejor visión acerca de su situación (Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García, 2017). En este enfoque existen diferentes líneas de pobreza, entre las que se pueden mencionar:

Línea de Kapteyn: para formarla se debe realizar una investigación a los hogares para determinar los recursos monetarios mínimos que cada uno de los hogares cree que necesita para finalizar el mes y a partir de ello se estima un umbral de pobreza monetaria.

Línea de Leyden: en esta los hogares indican cuál es el nivel de ingresos monetarios que relacionan con seis situaciones económicas ordenadas de peor a mejor. De esta manera, se busca formar una función que relacione utilidad con ingresos, conocida como función de bienestar individual del ingreso.

Línea de Deeleck: retoma elementos del método de la Línea de Kapteyn, tales como información de los ingresos monetarios con que un hogar debe contar para finalizar el mes, pero la línea de pobreza se estima a partir de la información de los hogares que terminan el mes con alguna dificultad (Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García, 2017).





Pobreza por carencia de capacidades

Este enfoque descansa en la teoría de las capacidades de Amartya Sen. Este economista y filósofo plantea que el bienestar de los individuos no solo recae en la posesión de dinero, bienes o utilidad, sino que también en lo que los individuos logren hacer con los bienes en correspondencia con sus características personales (Gómez-Álvarez Díaz & Gómez García, 2017)

Para Amartya Sen, la pobreza debe concebirse como privación de capacidades básicas y no solo como falta de ingresos. En este punto es importante remarcar que la perspectiva de Sen no rechaza la idea de que la falta de ingresos sea una de las razones principales por las que un individuo se encuentre en pobreza, pues la falta de ingresos sí puede ser un motivo por la que un individuo se encuentre privado de capacidades (Sen, 2000). En este sentido, la pobreza monetaria y la por capacidades no son mutuamente excluyentes, sino que presentan una relación fuerte, ya que el ingreso es un medio para tener capacidades (Giménez Mercado & Valente Adarme, 2016).

Modelos de respuesta cualitativa

Los modelos de respuesta cualitativa se conocen como modelos de elección discreta y consideran que la variable dependiente es del tipo nominal, por lo que no tiene un contenido cuantitativo nominal. Por ello, su rango indica la elección de una alternativa realizada por un sujeto entre un conjunto restringido de opciones (Arcarons Bullich & Calonge Ramírez, 2008). Cuando se habla de modelos de respuesta cualitativa se busca establecer una relación causal entre la probabilidad de ocurrencia de una elección y las variables que explican tal elección (Arcarons Bullich & Calonge Ramírez, 2008). Los modelos de respuesta cualitativa más sencillos son los que utilizan variables binarias o llamadas también dicotómicas, por lo que la variable dependiente toma solo dos valores: 0 y 1. Cuando existen más de dos categorías de respuesta en las variables cualitativas, estas se conocen como multinomiales; por otro lado, cuando existe un orden lógico entre las categorías de las variables, se establece una clasificación de las cualitativas como ordenadas o no-ordenadas (Arcarons Bullich & Calonge Ramírez, 2008).





En esta investigación se utilizan los modelos de dicotómicos, los cuales modelizan aquellos problemas que se relacionan a la toma de decisiones en los que los individuos enfrentan un proceso de elección binaria (Cabrer Borrás, Sancho Péres, & Serrano Domingo, 2001). Según la función de distribución que se asocie al proceso de decisión, se pueden especificar los modelos utilizados en esta investigación.

Modelo de probabilidad lineal

Este es un tipo de modelo de regresión lineal múltiple, el cual busca explicar la probabilidad de ocurrencia de un suceso en función de la combinación lineal βX_i (Arcarons Bullich & Calonge Ramírez, 2008). La especificación de este modelo es la siguiente:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki} + \epsilon_i$$

Donde:

Y_i : es una variable cualitativa

X_{ki} : son variables de carácter cualitativo o cuantitativo

β_k : son parámetros

ϵ_i : variable aleatoria

Si $E(\epsilon_i) = 0$

$$E(Y_i/X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki}$$

Si se denota que el evento ocurra de la siguiente manera:

$$P_i = \text{prob}(Y_i) = 1$$

Y que el evento no ocurra como:

$$1 - P_i = \text{prob}(Y_i) = 0$$

La variable Y tendrá la distribución siguiente:



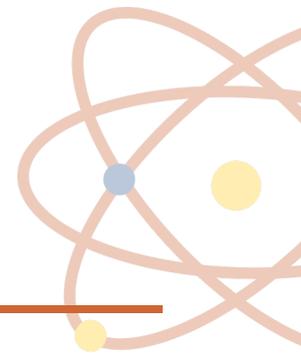


Tabla 1

Distribución de Y_i

Y_i	Probabilidad
0	$1 - P_i$
1	P_i
Total	1

Fuente: Módulo 1. Modelo probabilidad Lineal. Valdera, 2021.

Si se considera la definición de esperanza matemática se obtiene lo siguiente:

$$E(Y_i) = 0 * (1 - P_i) + 1 * (P_i) = P_i$$

Si esto se compara con:

$$E(Y_i/X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki}$$

Se puede realizar la siguiente igualación:

$$E(Y_i/X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki} = P_i$$

Por lo que la esperanza condicional del modelo se puede interpretar como la probabilidad condicional de Y_i (Valdera M. D., 2021).

Como la probabilidad de P_i se debe de encontrar entre 0 y 1, se debe de considerar la siguiente restricción.

$$0 \leq E(Y_i/X_i) \leq 1$$

Modelo logit

Este es un tipo de modelo econométrico no lineal que asume la forma de una función logística que describe el valor poblacional “P” determinado en una función de tiempo “t” exponencial que se puede expresar de la siguiente manera (Valdera M. D., 2021).

$$P(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}}$$





Recordando la función del modelo de probabilidad lineal $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki}$ y considerando que el modelo logit relaciona la variable Y_i con las variables X_{2i}, \dots, X_{ki} , se puede escribir la siguiente ecuación:

$$P_i = E(y = 1/X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki})}}$$

Si $z_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki}$ se tiene:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} = \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}}$$

Debido a que esta logística es no lineal, el siguiente paso es linealizarla; para ello se puede utilizar la razón de probabilidad del modelo logit, conocida también como odds ratio:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{z_i}}{1 + e^{-z_i}} = e^{z_i}$$

La función anterior sigue siendo no lineal, así que se usa logaritmo natural.

$$\ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = (e^{z_i}) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} \dots + \beta_k X_{ki}$$

La regresión logística se puede utilizar para predecir el valor de una variable categórica según varias variables independientes que pueden ser cuantitativas o cualitativas (Valdera M. D., 2021).

Modelo probit

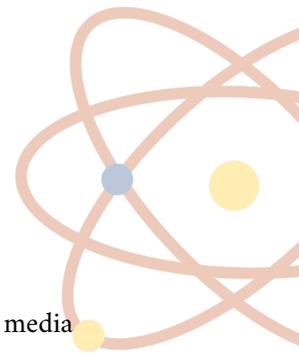
Cuando se utiliza una función de distribución acumulada normal para explicar el comportamiento de una variable dependiente binaria, surge el modelo estimación conocido como probit o normit (Valdera M. D., Módulo 3, 2021).

Este modelo relaciona mediante una función no lineal, la variable Y_i con un conjunto de variables: X_{2i}, \dots, X_{ki} , lo cual define la siguiente combinación lineal:

$$[X_{2i} \dots X_{ki}] [\beta_1 \beta_2 \dots \beta_k]' = X_i \beta = Z_i$$

Por lo que la especificación del modelo probit se realiza mediante la siguiente ecuación de distribución normal:





$$Y_i = \int_{-\infty}^{Z_i} \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} e^{-\frac{s^2}{2}} ds + u_i$$

Donde Z_i es el índice que define el modelo probit y “s” es una variable “muda” de integración con media 0 y varianza. El modelo se puede expresar de una forma compacta de la siguiente manera:

$$Y_i = \Phi(X_i\beta) + u_i = \Phi(Z_i) + u_i$$

Si se conocen los valores de X_i se asigna una probabilidad P_i , para que Y_i valga 1, se tiene entonces la siguiente expresión:

$$\text{Prob}(Y_i = 1/X_i) = P_i$$

Mientras que la probabilidad que la variable Y_i valga cero para los mismos valores de X_i será:

$$\text{Prob}(Y_i = 0/X_i) = (1 - P_i)$$

Para estimar P_i se puede calcular la esperanza de Y_i en términos probabilísticos obteniendo la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} E(Y_i/X_i) &= (\text{valor de } Y_i = 0)(\text{Prob}(Y_i = 0)) + (\text{valor de } Y_i = 1)(\text{Prob}(Y_i = 1)) \\ &= 0(1 - P_i) + 1P_i = P_i \end{aligned}$$

Considerando que el valor esperado de la variable Y_i es posible obtenerlo por:

$$Y_i = \Phi(X_i\beta) + u_i = \Phi(Z_i) + u_i$$

Mediante la relación:

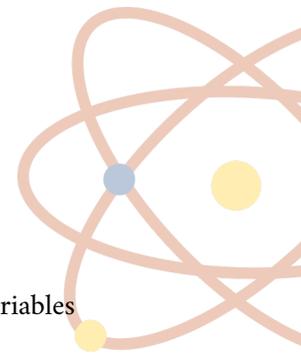
$$E(Y_i/X_i) = E((\Phi(X_i\beta) + u_i) = \Phi(X_i\beta) + E(u_i) = \Phi(X_i\beta)$$

Por lo que llega a la siguiente expresión:

$$P_i = \Phi(X_i\beta)$$

Por lo que la probabilidad de que ocurra el evento para unos valores específicos de las variables explicativas, $\text{Prob}(Y_i = 1) = P_i$ se puede medir por medio del valor asignado en el modelo probit especificado. Por lo que el modelo estimado cuantifica la probabilidad de elegir la opción 1.





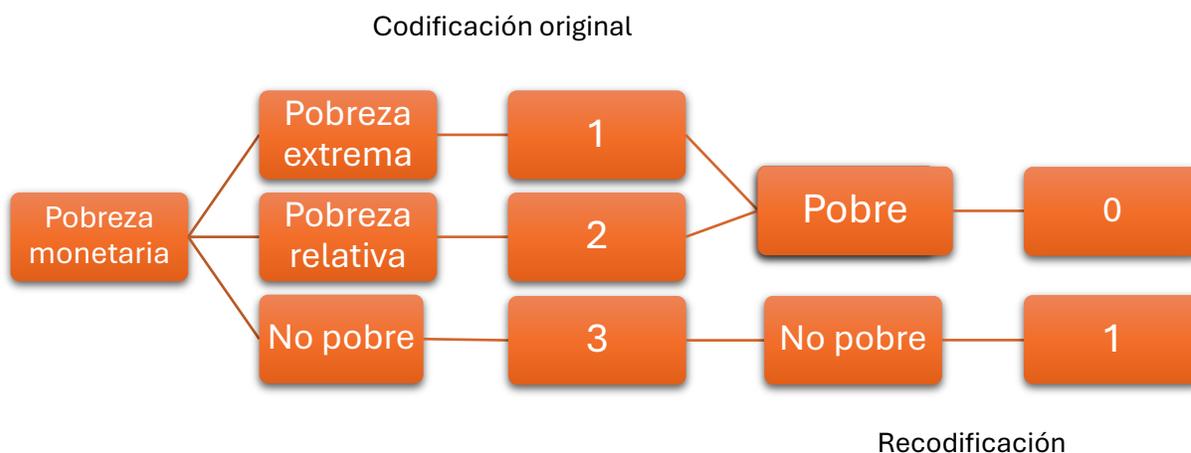
METODOLOGÍA

Una vez realizada la revisión teórica-conceptual, se tiene la primera aproximación a las variables que intervendrán en los modelos econométricos propuestos en esta investigación. Identificadas dichas variables, se procede a la búsqueda de las bases de datos que contengan la información relevante de los factores considerados. Al respecto, se ha utilizado la base de datos de la Encuesta de Hogares y Propósitos Múltiples 2020 de El Salvador. El siguiente paso es realizar la revisión de las preguntas que contengan la información de las variables que intervendrán en los modelos econométricos.

Puesto que en esta investigación se busca plantear un modelo de probabilidad binomial, es necesario recodificar las preguntas de la base de datos de referencia. Por ejemplo, obsérvese la siguiente figura que contiene la codificación original de la categorización de la pobreza monetaria de los hogares salvadoreños para el año 2020.

Figura 1

Recodificación de la variable dependiente



Fuente: elaboración propia.





En la codificación original de la pobreza monetaria se encuentran tres categorías: pobreza extrema, pobreza relativa y no pobre. Se les ha asignado los valores de 1, 2 y 3 respectivamente. Por simplicidad y para implementar un modelo de respuesta binomial, se realizó la recodificación en la que se le asigna el valor 0 (cero) a la pobreza extrema y relativa y se la renombró como pobre, referida a los hogares pobres, mientras que a los hogares no pobres se les asigna el valor 1.

Una vez seleccionadas las posibles variables que expliquen la probabilidad de que un hogar sea pobre o no, se formaron dos modelos para respuestas binarias (el logit y el modelo probit), ya que en este tipo de modelos el interés reposa en la probabilidad de respuesta (Wooldrige, 2010). Una vez determinada la mejor estructura tanto para el modelo logit como para el modelo probit, se procede a comparar los resultados obtenidos, debido a que entre estos modelos los resultados tienden a ser similares (Valdera M. D., Módulo 3, 2021). Lo anterior hace necesario basarse en algunos criterios de selección.³

La interpretación de los coeficientes de este tipo de modelos se puede realizar por medio de las derivadas parciales de los distintos modelos estimados (Cabrer Borrás, Sancho Péres, & Serrano Domingo, 2001). Una vez obtenido el modelo con los mejores resultados según los datos disponibles, se calculan los efectos marginales. Para la recodificación de las variables, creación de tablas y estimación de los modelos se han utilizado los siguientes programas utilitarios:

1. SPSS 26
2. Stata 17
3. Microsoft Excel 2021

³ Refiérase a la sección Resultados de los modelos logit y probit





Análisis descriptivo de las variables regresoras consideradas en el modelo

Aunque el objetivo de esta investigación es establecer un modelo de probabilidad binomial de los factores de pobreza monetaria de los hogares salvadoreños, no se puede apartar la importancia del análisis descriptivo de las variables que intervienen en el modelo final propuesto. Dado que el análisis descriptivo permite realizar un primer acercamiento al fenómeno que se pretende estudiar, dicho análisis posibilita realizar un esbozo de las características relevantes de las variables consideradas en el estudio (Villacencio, 2016). Para conocer la importancia de las variables del modelo propuesto, se realiza el siguiente análisis descriptivo de los factores relacionados con la pobreza monetaria de los hogares salvadoreños.

Pobreza monetaria

Antes se explicaba que para la formulación del modelo se redifican los hogares en pobreza relativa, extrema y no pobres para obtener un variable dicotómica de la pobreza. Considerando lo anterior, la siguiente tabla muestra que para el año 2020 el porcentaje de hogares no pobres en El Salvador era del 73.81 %, mientras que los hogares en pobreza monetaria corresponden a un 26.19 %.

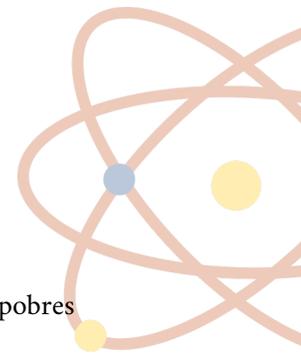
Tabla 2

Situación de pobreza monetaria de los hogares salvadoreños

Situación de pobreza	Número de hogares	Porcentaje de hogares
No pobres	1 381 418	73.81 %
Pobres	490 050	26.19 %
Totales	1 871 468	100 %

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.





Pobreza monetaria y sexo del jefe del hogar

Al considera a los jefes de hogar por las variables sexo, se observa que los hogares no pobres liderados por mujeres son 519 864, mientras que los hogares no pobres liderados por hombres son 861 554. Esto evidencia que, del total de hogares no pobres, el 62.37 % corresponde a las jefaturas de hombres, mientras que el 37.63 % corresponde a las jefaturas de las mujeres. Análogamente del total de hogares en pobreza monetaria, el 62.97 % corresponde a los hogares liderados por hombres, mientras que el 37.03 % le corresponde los hogares liderados por mujeres.

Tabla 3

Situación de pobreza de los hogares según el sexo jefe del hogar

Situación de pobreza	Hombres	Mujeres
No pobre	861 554	519 864
Pobre	308 593	181 457
Totales	1 170 147	701 322

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

Pobreza monetaria y área geográfica

La pobreza monetaria también es posible observarla según el área geográfica donde se encuentran los hogares. Atendiendo a lo anterior, en el área rural se encuentran 503 605 hogares no pobres y 200 472 hogares pobres. En lo que corresponde al área urbana, los hogares no pobres suman un total de 877 813, mientras que los hogares pobres son 289 579.



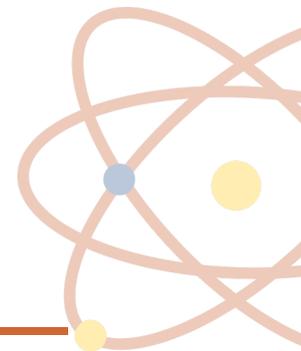


Tabla 4

Situación de pobreza según área geográfica

Situación de pobreza	Rural	Urbana
No pobre	503 605	877 813
Pobre	200 472	289 579

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

Según los datos anteriores, del total de hogares no pobres, el 36.46 % corresponde al área rural y el 63.54 % al área urbana.

Internet dentro del hogar

Como consecuencia de las cuarentenas obligatorias en el año 2020 derivadas de la pandemia causada por el COVID-19, muchas personas se vieron obligadas a realizar sus trabajos desde su hogar. En este sentido, el servicio de internet se ha vuelto fundamental para los hogares salvadoreños. Pero aun reconociendo la importancia de este servicio, en la siguiente tabla se muestra que solo el 26.91 % de los hogares salvadoreños contaban con el servicio de internet y el 79.09 % no contaban con el servicio para 2020.



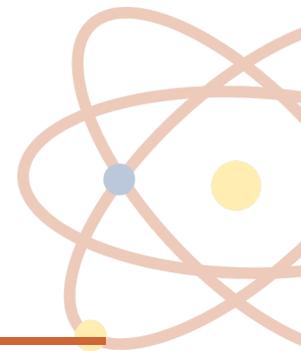


Tabla 5

Servicio de internet dentro del hogar

Situación del servicio de internet en el hogar	Número de hogares	Porcentaje de hogares
No cuenta con internet	1 367 875	73.09 %
Sí cuenta con internet	503 594	26.91 %
Total	1 871 468	100 %

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

Servicio de agua dentro de la vivienda

El servicio de agua en una vivienda es fundamental para todo hogar, ya que pueden realizar emprendimientos y mantener la salud de sus miembros mediante el aseo diario de sus viviendas y personales.

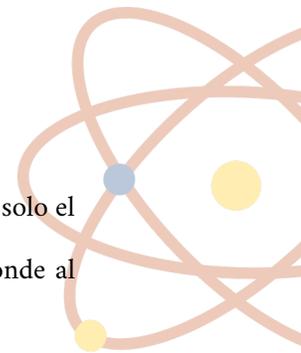
Tabla 6

Situación del servicio de agua dentro de la vivienda

Situación de servicio de agua	Número de hogares
No cuenta con agua dentro de la vivienda	1 185 936
Sí cuenta con agua dentro de la vivienda	685 533
Total	1 871 468

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.





La tabla anterior muestra que 685 533 viviendas tienen servicio de agua dentro de las viviendas, solo el 36.63 %, mientras que 1 185 936 no tienen servicio de agua dentro del hogar, lo que corresponde al 63.37 % de las viviendas.

Categoría ocupacional

Siguiendo con la metodología adoptada de presentar las variables regresoras cualitativas de manera binomial, la siguiente tabla muestra al número de los jefes de hogar y su respectivo porcentaje que se encuentran en una situación en la cual trabajan por su propia cuenta y aquellos que tienen alguna dependencia en su ocupación. Así, se observa que del total de hogares que dieron información, el 64.2 % están en situación ocupacional de dependencia, y el 35.8 % están en situación de independencia, es decir, trabajan de manera independiente.

Tabla 7

Categoría ocupacional de los jefes de hogar

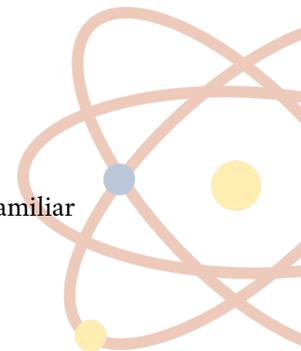
Categoría ocupacional	Número de jefes de hogar	Porcentaje de jefes de hogar
No es independiente	840 242	64.2 %
Es independiente	469 541	35.8 %
Total	1 309 783	100 %

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

Ayuda de familiares y amigos en el extranjero bajo la forma de divisas

Una de las formas en que los hogares salvadoreños pueden salir de la pobreza es recibiendo ayudas desde el exterior bajo la forma de divisa. Estas las pueden recibir ya sea desde algún familiar en el extranjero o por amistades. Cabe destacar que, aunque las remesas son una variable importante a nivel





macroeconómico, solo el 24.16 % de los hogares dice que reciben ayuda en divisas, ya sea de algún familiar o amigo, mientras que el 75.84 % dice que no reciben ayuda de este tipo.

Tabla 8

Ayuda en divisas

Situación de ayuda	Número de hogares	Porcentaje de hogares
No recibe ayuda en divisas	1 419 304	75.84 %
Sí recibe ayuda en divisas	452 164	24.16 %
Total	1 871 468	100 %

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

Título universitario

La educación se considera determinante para mejorar la situación económica de las familias; por eso, muchos jóvenes y adultos estudian alguna carrera universitaria para obtener un título universitario que les permita salir de la pobreza. Pero aunque obtener un título universitario juega un papel importante para que un hogar salga de la pobreza, la tabla siguiente muestra que solo el 6.92 % de los jefes de los hogares salvadoreños tienen un título universitario y el 93.08 % no lo tienen.

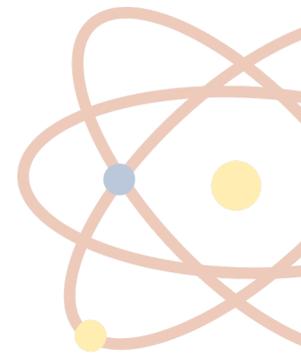
Tabla 9

Situación de título universitario del jefe de hogar

Situación de título universitario	Número de hogares	Porcentaje de hogares
No cuenta con algún título universitario	1 448 095	93.08 %
Sí cuenta con título universitario	107 737	6.92 %
Total	1 555 832	100

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.





Si se observan las cifras anteriores, según sexo del jefe de hogar se obtiene la siguiente tabla:

Tabla 10

Situación de título universitario según sexo del jefe de hogar

Sexo del jefe de hogar	No cuenta con algún título universitario	Sí cuenta con título universitario	Total
Hombre	939 381	74 372	1 013 753
Mujer	508 714	33 366	542 080
Total	1 448 095	107 738	1 555 833

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

La tabla anterior muestra que del total de jefes de hogares que poseen algún título universitario, 33 366 son mujeres y 74 372 son hombres. En términos porcentuales, esto indica que del 6.92 % de los jefes de hogares con título universitario, solo el 2.14 % son mujeres y el 4.78 % son hombres. Asimismo, del 93.08 % de jefes de hogares sin título universitario, 60.38 % son hombres y 32.70 % son mujeres.

Equipamiento del hogar

Hay cierto equipo básico del hogar que puede usarse para realizar microemprendimientos u obtener alguna fuente extra de ingreso. Es por ello que en este estudio se consideraron tres equipos básicos de un hogar los cuales son:

1. Refrigeradora: este equipo puede usarse para realizar microemprendimiento, como venta de bebidas frías, venta de charamuscas, paletas, entre otros, que pueden representar un ingreso monetario para las familias.
2. Lavadora: aunque no se utilice directamente para generar ingreso monetario, ayuda a los hogares a dedicar su tiempo a otras actividades que sí les pueden generar ingresos monetarios.





- Licuada: con este tipo de equipo, los hogares pueden generar microemprendimientos como venta de jugos para poder generar algún ingreso monetario para el hogar.

En la siguiente tabla se muestra el número de hogares que cuenta y los que no cuentan con los equipos mencionados anteriormente.

Tabla 11

Número de hogares que cuentan con refrigeradora, lavadora o licuadora

	<i>Refrigeradora</i>	<i>Lavadora</i>	<i>Licuadora</i>
No	456 104	1 486 123	742 410
Sí	1 415 364	385 345	1 129 058

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.

Número de miembros del hogar

En 2020 en El Salvador se estimaba un total de hogares de 1 871 468 y una población de 6 321 042. Esto significa que en promedio existen 3 personas por hogar (3.38 en notación decimal).

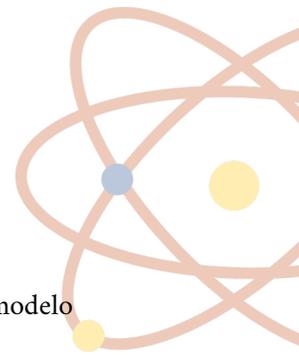
Tabla 12

Total de hogares y personas en El Salvador año 2020

Total de hogares	1, 871, 468
Total de personas	6, 321, 042

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020.





Resultados de los modelos logit y probit

La tabla titulada “Resumen de modelos” muestra los resultados del modelo logit y del modelo probit. En ella se muestran tanto el valor de los parámetros estimados como los efectos marginales en ambos modelos. Sin embargo, antes de interpretar los resultados, es importante determinar el modelo más apropiado para los factores de pobreza de los hogares salvadoreños. Para tal elección, se tomaron en consideración los siguientes criterios (Valdera M. D., Módulo 3, 2021):

1. Los coeficientes de las variables tienen los signos esperados
2. Los coeficientes de las variables independientes deben ser significativos a un cierto nivel aceptable de confiabilidad
3. El logaritmo de máxima verosimilitud (log-likelihood) debe ser alto
4. El criterio de información Akaike (AIC) debe ser bajo y similar
5. El pseudo-R cuadrado debe ser mayor

En la tabla siguiente se muestra que en ambos modelos el número de hogares son iguales tanto a nivel muestral como con factor de expansión. La bondad de ajuste (McFadden’s McKelvey and Zavoina’s), tanto a nivel muestral como con factor de expansión, es mayor en el modelo probit. Sin embargo, es importante recordar que el pseudo-R cuadrado no es determinante en este tipo de modelos. En lo que respecta a la significancia global ($\text{Prob} > F$), se observa que en ambos modelos son significativos al 99 % de confianza.

Atendiendo a la capacidad predictiva, se observa que el modelo logit predice correctamente el 77.86 % de los casos, mientras que el modelo probit el 77.80 %, por lo que en este punto el modelo logit realiza una mejor predicción con una mínima diferencia.

Al observar el criterio de información AIC, los dos modelos cumplen en presentar un valor bajo y en este punto es el modelo Probit el que presenta un menor AIC. Asimismo, al examinar el criterio de máxima verosimilitud, se observa que es el modelo probit el que presenta un valor más alto. Por último, el indicador Iroc representa el área de la curva ROC, la cual en modelo probit indica un mejor ajuste.



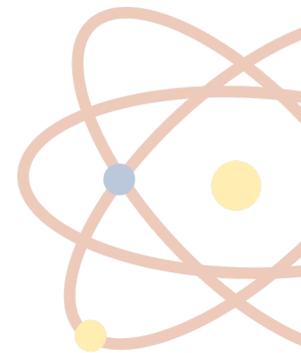


Tabla 13

Evaluación del modelo logit y probit

	<i>Modelo logit</i>	<i>Modelo probit</i>
Bondad de ajuste a nivel muestral (McFadden's)	0.1561	0.1567
Bondad de ajuste a nivel muestral (McKelvey and Zavoina's)	0.304	0.316
Bondad de ajuste con factor de expansión (McKelvey and Zavoina's)	0.988	0.989
Prob > F (a nivel muestral)	0.0000	0.00000
Prob > F (con factor de expansión)	0.000	0.0000
Capacidad predictiva	77.86 %	77.80 %
AIC	0.936	0.935
Log-likelihood	-3041.991	-3039.775
Lroc	0.7675	0.768
Total de hogares a nivel muestral	6528	6528
Total de hogares con factor de expansión	1 152 770	1 152 770

Fuente: elaboración propia.

Con base en los resultados anteriores, se muestra que las diferencias entre los criterios de ambos modelos son mínimas y que solamente en el criterio del poder predictivo el modelo logit presenta un mejor resultado que el modelo probit. Sin embargo, debido a que este último presenta mejores indicadores en los restantes criterios en esta investigación, se explicarán los resultados de este modelo. Se debe observar

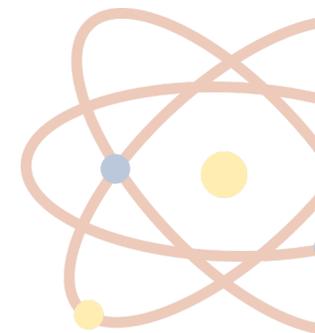




antes en la tabla 14 de “Resumen de datos” que tanto las estimaciones de los parámetros como los efectos marginales de las variables son estadísticamente significativos en ambos modelos. En la misma tabla se pueden observar los efectos marginales de los factores de la pobreza para los hogares salvadoreños, que son los siguientes:

1. Edad: si la edad del jefe de hogar aumenta en un año, la probabilidad de que el hogar sea pobre monetario disminuye en un 0.24 %.
2. Área: si el hogar se encuentra en el área urbana, la probabilidad que sea pobre aumenta en un 8.25 %.
3. Agua: en el hogar que cuenta con servicio de agua por cañería dentro de la vivienda, la probabilidad que sea pobre disminuye en un 5.38 %
4. Internet: en los hogares que cuentan con servicio de internet, la probabilidad de ser pobre disminuye en un 9.24 %.
5. Categoría ocupacional: cuando los jefes de hogares son independientes (trabajadores por cuenta propia), la probabilidad de ser pobres aumenta un 14.59 %.
6. Ayuda en divisas: en los hogares que reciben ayuda del extranjero de familiares y amigos bajo la forma de divisas, la probabilidad de ser pobres disminuye 8.51 %.
7. Título universitario: cuando los jefes de hogar cuentan con título universitario, la probabilidad de que el hogar sea pobre monetariamente disminuye 15.55 %.
8. Refrigeradora: en los hogares que cuentan con refrigeradora, la probabilidad de ser pobre disminuye 8.75 %.
9. Lavadora: en el hogar que cuenta con lavadora, la probabilidad de ser pobre disminuye en 6.26 %.
10. Licuadora: al contar el hogar con licuadora, la probabilidad de ser pobre disminuye 6.18 %.
11. Número de miembros del hogar: por cada miembro adicional que pertenezca a un hogar, la probabilidad de que el hogar sea pobre aumenta 5.61 %.
12. Sexo: en los hogares en que el jefe del hogar es mujer, la probabilidad de ser pobre se reduce 3.78 %.



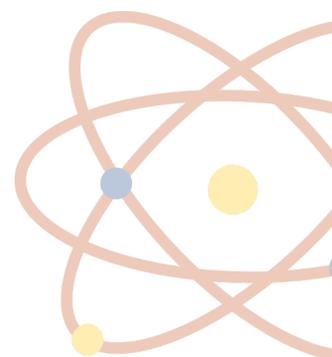
**Tabla 14**

Resumen de resultados

<i>Variables regresoras</i>	Modelo logit				Modelo probit			
	Parámetro estimado	Pvalue	Efectos Marginales (%)	Pvalue	Parámetro estimado	Pvalue	Efectos Marginales (%)	Pvalue
Edad	-0.01743680	0.000	-0.24 %	0.000	-0.0093730	0.000	-0.24 %	0.000
Área	0.59447870	0.000	7.71 %	0.000	0.3389444	0.000	8.25 %	0.000
Agua	-0.38113760	0.007	-5.11 %	0.004	-0.2147682	0.006	-5.38 %	0.004
Internet	-0.71829110	0.000	-9.00 %	0.000	-0.3896714	0.000	-9.24 %	0.000
Categoría ocupacional	0.91502530	0.000	13.90 %	0.000	0.5295887	0.000	14.59 %	0.000
Ayuda en divisas	-0.67718750	0.000	-8.01 %	0.000	-0.3767060	0.000	-8.51 %	0.000
Título universitario	-1.79660100	0.000	-14.89 %	0.000	-0.9201463	0.000	-15.55 %	0.000
Refrigeradora	-0.53321730	0.000	-8.10 %	0.000	0.3159267	0.000	-8.75 %	0.000
Lavadora	-0.50331770	0.003	-6.32 %	0.001	-0.2624454	0.004	-6.26 %	0.002
Licuada	-0.39662650	0.000	-5.67 %	0.000	-0.2344363	0.000	-6.18 %	0.000
Número de miembros del hogar	0.37202200	0.000	5.13 %	0.000	0.2189473	0.000	5.61 %	0.000
Sexo	-0.28285790	0.013	-3.73 %	0.000	-0.1526262	0.019	-3.78 %	0.015
Constante	-1.39103000	0.000		0.009	-0.8722254	0.000		

Fuente: elaboración propia con datos EHPM, 2020





CONCLUSIONES

Los modelos de respuesta binomial logit y probit arrojan resultados similares en lo que respecta a los criterios de evaluación, por lo que ambos pueden ser utilizados para modelizar los factores sociales y microeconómicos de la pobreza en los hogares salvadoreños, teniendo en cuenta una capacidad predictiva del 77.86 % y 77.8 % para ambos modelos.

En el modelo probit, las tres variables regresoras que mayor impacto tienen en la probabilidad de que un hogar sea pobre son: categoría ocupacional, título universitario y servicio de internet dentro del hogar. La primera presenta un signo positivo, por lo que, si el jefe de hogar trabaja independiente, aumenta la probabilidad de que el hogar sea pobre monetariamente; caso contrario con el título universitario y el servicio de internet con signos negativos.

En contra de lo habitual, aquellos hogares ubicados en la zona urbana presentan signos positivos en ambos modelos; o sea, en los hogares que están en esa zona, la probabilidad de ser pobre monetariamente aumenta.

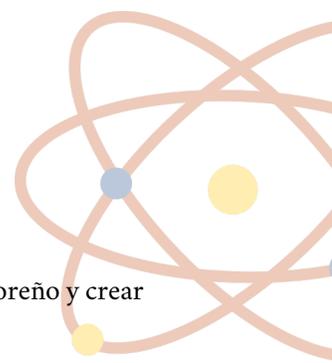
RECOMENDACIONES

El porcentaje de jefes de hogar con título universitario es del 6.92 % y en los hogares con servicio de internet es del 26.91 %.

Considerando que estos factores son de los más importantes en el modelo probit para disminuir la probabilidad de que un hogar sea pobre monetariamente, se deben buscar mecanismos para que los jefes de hogar obtengan un título universitario, así como buscar la forma de que más hogares logren tener acceso a internet dentro de sus viviendas.

La categoría ocupacional es otro factor que tiene un impacto significativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre: en el caso de un jefe de hogar que trabaja por cuenta propia, la probabilidad de que el hogar sea pobre





aumenta en 14.59 %. En este sentido, se debe poner especial atención en el mercado laboral salvadoreño y crear mayores oportunidades de empleo para la población.

Comúnmente se considera que los hogares que se sitúan en la zona urbana tienen mayores oportunidades para salir de la pobreza; sin embargo, tanto en el modelo probit como en el modelo logit se demuestra lo contrario, por lo que se deben investigar más a fondo las circunstancias en que se encuentran los hogares de la zona urbana.

REFERENCIAS

Arcarons Bullich, J., & Calonge Ramírez, S. (2008). *Microeconometría. Introducción y Aplicaciones con Software Econométrico para Excel*. (1ª ed.). Madrid: Delta.

Cabrer Borrás, B., Sancho Péres, A., & Serrano Domingo, G. (2001). *Microeconometría y decisión*. Madrid: Ediciones Pirámide.

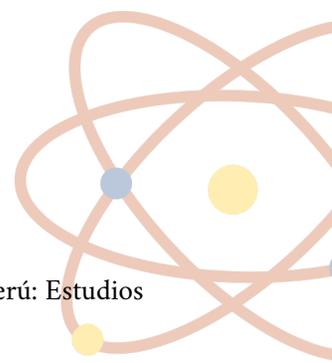
Dirección General de Estadísticas y Censos. (2020). Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples. https://www.bcr.gob.sv/documental/Inicio/vista/PUBLICACION_EHPM_2020.pdf

Giménez Mercado, C., & Valente Adarme, X. (2016). Una Aproximación a la Pobreza desde el Enfoque de Capacidades de Amartya Sen. *Provincia*, (35), 99-149. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=55548904005>

Gómez-Álvarez Díaz, M. R., & Gómez García, F. (2017). Marco teórico para el análisis de la pobreza en el trabajo en la UE: concepto, medición y causas. En *Trabajadores pobres y pobreza en el trabajo. Concepto y evolución de la pobreza en la ocupación: el impacto de las últimas reformas legales* (pp. 91-120). Ediciones Laborum. <https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/69266/Trabajadores%20pobres....pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Sen, A. (2000). *Desarrollo y libertad*. Barcelona: Editorial Planeta.





Valdera, M. D. (8 de Noviembre de 2021). Módulo 1. Modelo de Probalidad Lineal. Chiclayo, Perú: Estudios Econométricos.

Valdera, M. D. (15 de Noviembre de 2021). Módulo 2. Modelo Logit. Chiclayo, Perú: Estudios Econométricos.

Valdera, M. D. (noviembre de 2021). Módulo 3. Modelo Probit. Chiclayo, Perú: Estudios Econométricos.

Villavicencio, E. (2016). La importancia de los estudios descriptivos. *Evid. odontol. clín.*, 2(1), 6-7.

<http://dx.doi.org/10.35306/eoc.v2i1.77>

Wooldrige, J. M. (2010). *Introducción a la econometría: un enfoque moderno*. (4ª ed.). México: Cengage Learning.

