

Código:	2	0	2	1
---------	---	---	---	---

6	6	9	7	
---	---	---	---	--

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**

**FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES**

**ENSAYO FINAL**

**Nombre:** Geraldly Alejandra Rojas López

**Tipo de evaluación:** Ensayo – Trabajo Final

**Curso:** Estadística para el Análisis Político II

**Horario:** 0689

**Comisión:** 0689 - A

**Profesor:** José Manuel Magallanes Reyes

**Jefe de Práctica:** Airam Bello López

SEMESTRE 2025-1

# LA POBREZA ENERGÉTICA EN LA REGIÓN DE LORETO (2024)

## 1. INTRODUCCIÓN:

El acceso a energía moderna y asequible constituye un factor clave para el desarrollo y bienestar de los hogares. Sin embargo, en el Perú, la pobreza energética es una problemática que persiste tanto en zonas rurales como urbanas, donde la cobertura de electrificación es limitada y el uso de combustibles sólidos contaminantes continúa siendo recurrente. Según el Centro Nacional de Planeamiento Estratégico, entre 2011 y 2023, la cobertura eléctrica a nivel nacional creció del 82,5 % al 93,9 %. No obstante, más de 700 000 hogares aún carecen de acceso a redes eléctricas legales, lo que dificulta su desarrollo socioeconómico y educativo (Observatorio Nacional de Prospectiva, 2025). A ello se suma que alrededor de 2,5 millones de hogares siguen utilizando combustibles sólidos para cocinar. Esta situación es especialmente crítica en las zonas rurales de la sierra y la selva, donde más del 70 % de las familias dependen de la leña, el carbón o el estiércol (Macroconsult, 2024). En consecuencia, la pobreza energética en el Perú refleja una profunda brecha de desigualdad que precariza las condiciones de vida e impide el acceso a fuentes de energía limpias y seguras.

En ese marco, la investigación de Vásquez et al. (2023), que adapta el Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI<sup>1</sup>, por sus siglas en inglés) al contexto peruano, muestra que la proporción de hogares en situación de pobreza energética ha disminuido a nivel nacional. Sin embargo, el departamento de Loreto se mantiene como el único que registró un nivel alto de pobreza energética en 2019. De acuerdo con esta estimación, desde 2014, Loreto ha superado a regiones históricamente vulnerables como Apurímac y Huancavelica. Con lo cual, se posiciona como la región más pobre en el ámbito energético del Perú. Esta condición refleja las profundas desventajas estructurales que enfrenta la región, entre ellas su exclusión del sistema interconectado nacional y la ausencia de conexión vial directa con el resto del territorio (Dourojeanni, 2013). Por tanto, resulta necesario identificar los determinantes socioeconómicos que inciden en su elevada incidencia de pobreza energética.

A partir de este contexto, el presente estudio propone absolver la cuestión: ¿Cuáles son los factores socioeconómicos que influyen en la pobreza energética de los hogares de la región de Loreto durante el año 2024? De esta manera, se plantean como hipótesis central que la pobreza energética en la región Loreto (2024) está significativamente relacionada con las características en la vivienda (material precario), el ingreso per cápita del hogar, la inseguridad alimentaria, el estrato geográfico, el número de miembros del hogar y las características socioeconómicas del jefe de hogar (nivel educativo). Por lo que, se espera que

---

<sup>1</sup> Multidimensional Energy Poverty Index

hogares con viviendas precarias, mayor número de miembros, menor ingreso per cápita y jefes de hogar con menor nivel educativo presenten una mayor probabilidad de experimentar pobreza energética.

Con el propósito de evaluar esta proposición, este trabajo (1) presentará la revisión de la literatura a nivel nacional e internacional. Asimismo, (2) se describirá la metodología empleada, refiriendo la base de datos y el tipo de regresión utilizada. Posteriormente, (3) se presentará el análisis y discusión de los resultados. Finalmente, (4) se expone las conclusiones y se propone recomendaciones respecto a la utilidad de los resultados para mejorar la focalización de los programas estatales de subsidios energéticos.

## **2. REVISIÓN DE LITERATURA:**

Desde el contexto internacional, Abbas et al. (2022) evaluaron la pobreza energética extrema en 59 países en desarrollo de Asia y África utilizando el Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI). Su estudio empleó algoritmos de ML supervisados, como Feature Selection y Multilayer Perceptron Artificial Neural Network, para identificar los determinantes socioeconómicos más influyentes de la pobreza energética extrema. Entre los factores clave encontrados se destacan la riqueza acumulada del hogar, el tamaño y la propiedad de la vivienda, el estado civil del principal sostén del hogar y el lugar de residencia. Este enfoque permitió diferenciar entre la pobreza energética moderada y extrema, proporcionando información relevante para el diseño de políticas más específicas. De manera similar, Wang et al. (2021) aplicaron Random Forest en hogares de la India para predecir la pobreza energética. Así, esta investigación incorporó variables ambientales como precipitación y contaminación aunado con datos de encuestas socioeconómicas.

En América Latina y, en específico, en el Perú, los estudios sobre pobreza energética han sido más limitados. Vásquez et al. (2023) analizaron la pobreza energética en Perú utilizando el Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI) entre los años 2010 y 2019. Los resultados demuestran que persisten brechas significativas en regiones como Loreto. Sin embargo, este estudio no examina la relación entre pobreza energética y factores como el número de miembros del hogar, las características del jefe del hogar y la calidad estructural de la vivienda, los cuales demuestran ser relevantes de acuerdo a los estudios previos sobre pobreza energética citados anteriormente. Ante este panorama, el presente estudio busca llenar estos vacíos mediante la estimación de una regresión logística que permita evaluar si los factores socioeconómicos han acentuado la pobreza energética en el Perú.

## **3. METODOLOGÍA:**

Este estudio tiene un enfoque cuantitativo y predictivo, utilizando la base de datos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) del año 2024. En consonancia, la unidad de análisis es a nivel de hogares. El uso de

esta encuesta se debe a que proporciona información sobre características de la vivienda, los ingresos del hogar, las características del jefe del hogar y demás datos relacionados al acceso de energía.

Por otra parte, la muestra de este estudio corresponde a 1359 hogares de Loreto. En total, se analizarán 8 provincias y 44 distritos. Con todo ello, se estima una regresión logística, para identificar los factores asociados al riesgo de pobreza energética en los hogares loretanos. Asimismo, se realiza un Análisis Factorial Exploratorio para examinar el Índice de Pobreza Energética Multidimensional. Para finalizar, se ejecuta un Análisis de Clúster jerárquico, aplicando la estrategia de partición PAM para evaluar el conjunto de distritos más y menos vulnerables.

#### **a. ESPECIFICANDO LA VARIABLE DEPENDIENTE**

La medición de la pobreza energética (PE) ha sido estudiada desde diferentes indicadores debido a la diversidad de aristas para calificar tal concepto. Así pues, la primera definición de PE se propone desde un enfoque aplicado a Reino Unido, esto es: la imposibilidad de alcanzar un confort térmico adecuado debido a la ineficiencia de la vivienda (Boardman, 2009). Por su parte, con el propósito de unificar el significado y medición de la PE, la Comisión Europea (CE) estableció que el consumidor energético vulnerable es aquel hogar que tiene acceso a la electricidad, pero que está compuesto por personas con un rango etario, estado de salud e ingresos que representan un riesgo de exclusión social y corte de suministro de energía (Castaño et al., 2020). Para identificar los hogares en PE, la CE evalúa: la incapacidad de tener una vivienda con infraestructura adecuada, el retraso en el pago de las facturas de servicios públicos y la residencia en viviendas con condiciones insalubres (Pye & Dobbins, 2015).

Ahora bien, en el Perú, no existe un indicador oficial que estime la pobreza energética. No obstante, las investigaciones propuestas por Fernández (2019) y Vásquez et al. (2023) proponen una aproximación de la medición de la PE en el Perú a nivel nacional y subnacional en base al Índice de Pobreza Energética Multidimensional (Multidimensional Energy Poverty Index, MEPI) propuesto por Nussbaumer et al. (2012). Este índice es el más utilizado para la evaluación de la PE a nivel poblacional en los países en desarrollo, ya que mide la incidencia e intensidad de la PE. Así, se considera dimensiones como: Cocción, iluminación, servicios prestados por electrodomésticos, educación/entretenimiento y comunicación. Desde ese contexto, el índice otorga diferentes ponderaciones a cada indicador de acuerdo a su importancia relativa (Fernández et al., 2023) (**Ver Anexo 1**).

De acuerdo a ello, los estudios que miden el MEPI en el Perú toman en cuenta cinco indicadores, los cuales fueron adaptados en base a variables recolectadas por la ENAHO: Combustible para cocinar moderno (0.40), acceso de electricidad (0.20), propiedad de electrodomésticos (0.13), propiedad de aparatos de entretenimiento/educativos (0.13) y medios de comunicación (0.13) (**Ver Anexo 2**). Asimismo, es

importante destacar que el corte de segunda privación aplicado al caso peruano es diferente al predefinido por Nussbaumer et al. (2012). Esto a razón de que, según la estimación de Vásquez et al. (2023), el valor de 0,26 reduce la incertidumbre en la aplicación del MEPI en Perú.

A partir de esta construcción del MEPI aplicado al contexto peruano, se plantea construir la variable dependiente dicotómica. No obstante, no se calculará directamente el MEPI del hogar debido a que H (incidencia) es una medida agregada para la población total. En ese sentido, se calculará el puntaje de privación individual ( $D_i$ ), utilizando los indicadores, las ponderaciones correspondientes y el umbral establecido (0,26). Esto con el propósito de identificar si un hogar es pobre energético o no.

Así, para cada hogar  $i$ , se sumará los pesos de los indicadores en los que tiene privación:

$$D_i = w_1X_1 + w_2X_2 + w_3X_3 + w_4X_4 + w_5X_5$$

Donde:

- $X_j=1$  si el hogar sufre la privación en el indicador.
- $X_j=0$  si no la sufre.
- $w_j$  es el peso del indicador (ponderado establecido).

Si  $D_i \geq k$ , el hogar es **Pobre Energético**.

$k$ : Umbral de privación (0.26)

- Si  $D_i \geq 0.26$ , el hogar será **pobre energético** (etiqueta 1).
- Si  $D_i < 0.26$ , el hogar será **no pobre energético** (etiqueta 0).

Una vez con el puntaje de privación  $D_i$  para cada hogar, se creará una nueva columna llamada “Pobreza Energética” en la base de datos. De esta manera, se establecerá la variable dependiente con valores 0 o 1.

## **b. SELECCIÓN DE VARIABLES INDEPENDIENTES:**

El objetivo de este estudio es identificar los factores socioeconómicos que inciden en la pobreza energética de la región de Loreto. Para ello, como referimos líneas arriba, la variable dependiente será la pobreza energética, la cual se calcula a partir del puntaje de privación individual ( $D_i$ ) del MEPI.

A partir de lo anterior, las variables explicativas elegidas se fundamentan en investigaciones previas que han utilizado enfoques socioeconómicos para la predicción de la pobreza energética. Para empezar, en el caso de Reino Unido, Al Kez et al. (2024) desarrollaron un modelo de aprendizaje automático combinando datos socioeconómicos y teledetección satelital para predecir la pobreza energética. Así, se logró identificar que la PE se ve afectada por variables como: el gasto energético, la antigüedad de la vivienda, el tipo de

vivienda, la superficie del piso, el tipo de pared, la edad del jefe del hogar y el tipo de composición del hogar. En consonancia, Wang et al. (2021) aplicaron un enfoque similar en la India. De esta manera, utilizaron los datos de encuestas socioeconómicas, los cuales indican que los hogares con menores ingresos, acceso limitado a fuentes de energía modernas y condiciones habitacionales precarias tienen una mayor probabilidad de experimentar pobreza energética. De este modo, ambos estudios coinciden que los factores socioeconómicos y de infraestructura pueden influir en la vulnerabilidad de energética.

Ahora bien, además de los estudios cuantitativos, Gonza (2021) profundiza en la relevancia de las condiciones materiales de la vivienda y las características socioeconómicas específicas del hogar como elementos que inciden en la pobreza energética. El autor destaca que la calidad de la construcción, la infraestructura disponible y la "legalidad" de la tenencia de la vivienda influyen significativamente en el acceso a servicios energéticos básicos y eficientes. Asimismo, factores como el nivel de ingresos del hogar, la disponibilidad y eficiencia de los electrodomésticos, y las dinámicas de género en la distribución de las tareas domésticas y el gasto energético, modulan la vulnerabilidad de los hogares a la pobreza energética. Con todo ello, se subraya la importancia de las limitaciones estructurales de la vivienda y las restricciones socioeconómicas que enfrentan los hogares.

Desde estas referencias, esta investigación tomará en cuenta 6 variables para la predicción de la pobreza energética en el Perú a través de una regresión logística: Ingreso per cápita del hogar, el material precario de la vivienda, el número de miembros del hogar, el nivel educativo del jefe del hogar, el estrato geográfico y la inseguridad alimentaria (Ver **Anexo 3**). Cabe destacar que esta última variable se ha construido con base en un umbral económico: se considera que un hogar enfrenta inseguridad alimentaria si su gasto mensual en alimentos per cápita es inferior a los 256 soles, valor correspondiente al costo actualizado de la canasta básica alimentaria para el año 2024 (INEI, 2024). Esta aproximación, si bien no capta todas las dimensiones de la inseguridad alimentaria, permite identificar situaciones de privación material severa que pueden coexistir con la pobreza energética, dada su raíz común en la vulnerabilidad socioeconómica.

#### **4. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS:**

##### **a. ANÁLISIS UNIVARIADO:**

Para empezar, el análisis univariado evidenció que, en promedio, el 80% de los hogares de Loreto se encuentra en situación de pobreza energética, mientras que aproximadamente el 20% de la muestra no lo está (**Figura 1**). Con lo cual, esta elevada prevalencia condice con la problemática estructural en el acceso y uso adecuado de la energía en Loreto, evidenciada en el 2019 por Vasquez et al. (2023). Por su parte, abordando las variables explicativas numéricas, se destaca que el ingreso per cápita mensual es desigual, debido a la presencia de valores atípicos en la muestra donde el valor máximo es de 11,515.33 soles, en

contraste con el promedio general de 929,02 soles (**Figura 2**). Además, la distribución de la variable “número de miembros del hogar” es moderadamente asimétrica, con la mayoría de hogares conformados de 3 a 5 personas (**Figura 3**). Empero, existen hogares extensos de hasta 16 miembros, lo cual implica un mayor consumo energético en términos absolutos.

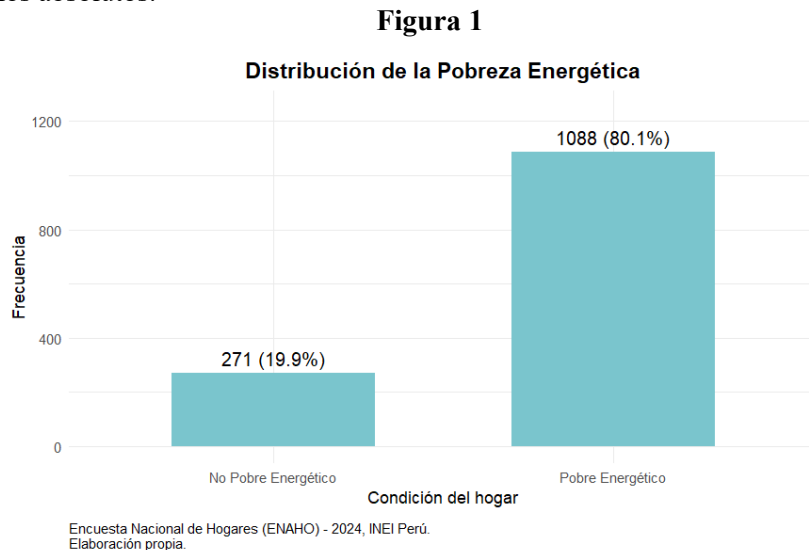
Respecto a las variables categóricas, se demuestra que el 62.5% de los hogares cuentan con una vivienda construida con materiales precarios (**Figura 4**). Esta variable es un buen indicador de las condiciones estructurales de vivienda y puede reflejar tanto limitaciones económicas como rezagos en infraestructura.

Asimismo, el 64,5% de los hogares

tienen jefes o jefas sin educación básica completa, lo que indica bajos niveles de capital humano en la región (**Figura 5**). La variable de estrato geográfico demuestra una distribución relativamente equilibrada; no obstante, se percata una ligera mayoría de hogares rurales: 53 hogares rurales más que hogares urbanos (**Figura 6**). Para finalizar, sobre la variable de inseguridad alimentaria, se evidencia que uno de cada cinco hogares tiene esta condición, lo cual es un indicador de vulnerabilidad multidimensional (**Figura 7**). En síntesis, las variables explicativas seleccionadas reflejan desigualdades estructurales persistentes, la limitar tanto el acceso físico como económico a fuentes de energía adecuadas.

## b. ANÁLISIS BIVARIADO:

A continuación, se presenta el análisis bivariado que evalúa la relación entre “Pobreza energética” y las variables explicativas. De acuerdo a ello, en el caso de las variables numéricas se empleó la *prueba t de Student* para muestras independientes; mientras que para las variables categóricas se utilizó la prueba de *chi-cuadrado* de independencia. Estas pruebas permitieron identificar asociaciones estadísticamente significativas y orientar la selección de variables para el modelo multivariado. Por consiguiente, los resultados demuestran que la pobreza energética está significativamente vinculada a los factores económicos y demográficos. Para empezar, en promedio, los hogares no pobres energéticos registran un ingreso mensual de S/ 1860.42, mientras que los pobres energéticos solo alcanzan S/ 697.03, con un intervalo de confianza del 95 % para la diferencia entre medias entre S/ 975.88 y S/ 1350.90. Esta diferencia es alta y estadísticamente significativa ( $p \text{ valor} < 0.01$ ) (**Figura 8 y Figura 15**), lo que confirma que el



ingreso es un determinante clave de la pobreza energética. Sobre la variable “miembros del hogar”, se destaca que los hogares más grandes enfrentan mayor probabilidad de estar en situación de pobreza energética. Aproximadamente, los hogares pobres energéticos tienen entre 1 y 2 miembros más que los hogares no pobres energéticos (**Figura 9**). Por tanto, la pobreza energética no solo refleja un problema de acceso a servicios, sino también una manifestación de las desigualdades estructurales en los ingresos y la composición familiar.

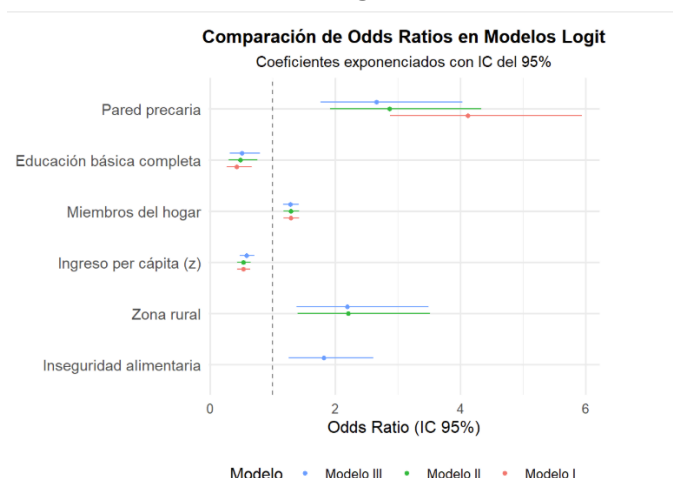
Continuando, el material de la vivienda, la educación, el estrato geográfico y la seguridad alimentaria tienen asociaciones estadísticamente significativas ( $p$  valor  $< 0.05$ ) con la pobreza energética en el Perú. Primero, los hogares con material precario tienen más probabilidad de estar en situación de pobreza energética que los que habitan en viviendas con material duradero. En específico, en viviendas con material precario, el 92.8 % son pobres energéticos (**Figura 10**). Segundo, los hogares donde el jefe de hogar no terminó la educación básica tienen más probabilidad de estar en pobreza energética. Esto debido a que, entre quienes no completaron educación básica, el 93.6 % son pobres energéticos (**Figura 11**). Tercero, los hogares rurales (94 %) presentan niveles muy superiores de pobreza energética en comparación con los urbanos (67.1 %) (**Figura 12**). Esto puede deberse a la menor cobertura de redes eléctricas, acceso limitado a energía limpia y menor infraestructura en las zonas rurales. Cuarto, los hogares que enfrentan dificultades para alimentarse también tienen una alta probabilidad de carecer de acceso adecuado a la energía (**Figura 13**). En efecto, en hogares con inseguridad alimentaria, el 86.4 % son pobres energéticos. En suma, estos factores socioeconómicos sugieren una acumulación de vulnerabilidades multidimensionales que afecta tanto la calidad de vida como al consumo energético básico.

### c. REGRESIÓN LOGÍSTICA:

Los resultados del análisis de regresión logística permiten identificar los factores estructurales y socioeconómicos asociados a la pobreza energética en Loreto. Por un lado, en el modelo final, variables como el material precario de la vivienda, el estrato rural, la inseguridad alimentaria y el tamaño del hogar incrementan significativamente la probabilidad de ser pobre energético, mientras que mayores ingresos y haber completado la educación básica la reducen. En esa línea, el proceso de comparación de modelos anidados (**Figura 14**), respaldado por el test de razón de verosimilitud (Likelihood Ratio Test, LRT), y los criterios AIC (Akaike Information Criterion) y BIC (Bayesian Information Criterion), permite confirmar que el Modelo III es el más parsimonioso y explicativo. Según LRT, los resultados indicaron que modelo III presenta un ajuste significativamente mejor que el modelo II ( $p = 0.0017$ ), lo que justifica la incorporación de la variable “inseguridad alimentaria”. Por su parte, AIC baja de 989.7 (Modelo I) a 972.1 (Modelo III) y BIC baja de 1015.8 a 1008.6. De modo que, se confirma que el Modelo III tiene mejor balance entre ajuste y penalización por complejidad.



**Figura 15**



Por otro lado, la interpretación de los odds ratio (ver Anexo 4, Tabla 1) y los efectos marginales promedio (AME) (Tabla 2) permiten no solo entender la dirección de los efectos, sino también su magnitud tanto en términos relativos como en probabilidades. Cabe resaltar que los efectos de la totalidad de las variables son estadísticamente significativos ( $p < 0.01$  o mejor), y con intervalos de confianza que no incluyen 1

(Figura 15). Ahora bien, respecto a los coeficientes estandarizados, estos han permitido comparar magnitudes relativas del efecto de las variables. En mención a ello, la variable “miembros del hogar” es la que posee mayor efecto positivo (+ 0.565): más miembros en el hogar está fuertemente asociado con mayor pobreza energética. Seguidamente, la variable “ingreso per cápita” tiene mayor efecto negativo (- 0.547): el ingreso reduce con mayor fuerza relativa la pobreza energética (ver Anexo 5).

**Tabla 2**

Variable	AME	Interpretación
Material de pared precario	+0.107	Tener paredes precarias aumenta la probabilidad promedio de ser pobre energético en 10.7 puntos porcentuales.
Estrato rural	+0.086	Vivir en zona rural aumenta en 8.6 puntos porcentuales la probabilidad.
Inseguridad alimentaria	+0.065	Tener inseguridad alimentaria incrementa en 6.5 puntos porcentuales la probabilidad.
Miembros del hogar	+0.027	Por cada miembro adicional en el hogar, la probabilidad sube 2.7 puntos porcentuales.
Ingreso per cápita mensual <sup>2</sup> (estandarizado)	-0.060	Un aumento de 1 desviación estándar en ingreso reduce la probabilidad en 6 puntos porcentuales.

<sup>2</sup> Para estimar el modelo de regresión, se decidió estandarizar únicamente la variable de ingreso per cápita mensual, dado que presenta una escala numérica amplia (en soles) que difiere significativamente de las demás variables, la mayoría de ellas dicotómicas. Esta transformación permite facilitar la interpretación del efecto (por desviación estándar) y evita distorsiones en los coeficientes debido a diferencias de escala. Las demás variables no fueron estandarizadas por tratarse de indicadores categóricos o de rango reducido.

Educación básica completa	-0.075	Haber completado educación básica reduce en 7.5 puntos porcentuales la probabilidad de ser pobre energético.
---------------------------	--------	--

En cuanto a la evaluación del desempeño del modelo III, este fue evaluado utilizando métricas de clasificación basadas en la matriz de confusión y el área bajo la curva (AUC). Así pues, se verificó la precisión del modelo para predecir la condición de pobreza energética. De acuerdo a la matriz de confusión, el modelo predijo correctamente 1037 de los 1088 hogares pobres energéticos. Sin embargo, solo 112 de los 271 hogares no pobres energéticos fueron clasificados correctamente (Ver **Anexo 6**). De este modo,

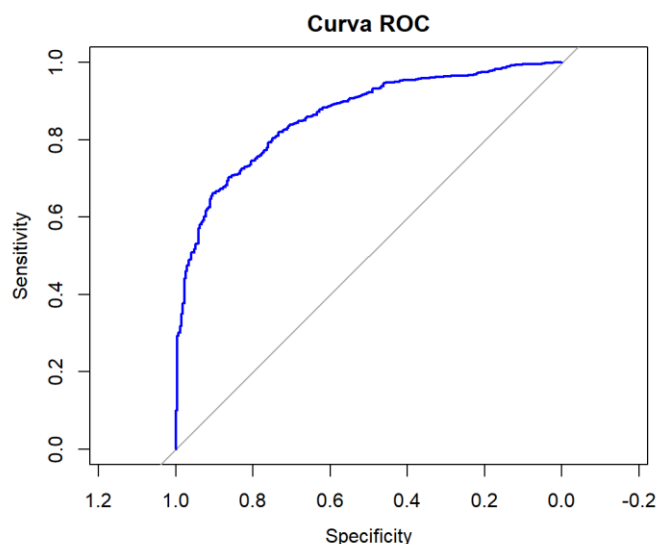
la precisión total del modelo (Accuracy) es del 84,4 % de hogares clasificados correctamente. En particular, se identifica correctamente al 95.3% de los hogares pobres energéticos (Alta sensibilidad) y al 41.3% de los hogares no pobres (Baja especificidad). Finalmente, el área bajo la curva ROC (AUC): 0.8621, indica un desempeño “muy bueno” del modelo en términos de discriminación entre pobres y no pobres energéticos (**Figura 16**). En suma, el modelo final tiene un muy buen rendimiento general para identificar hogares en situación de pobreza energética, con una alta sensibilidad y precisión. Sin embargo, presenta baja capacidad para identificar correctamente a los hogares que no son pobres energéticos, lo cual puede estar relacionado con un desbalance de clases (la mayoría de observaciones son de hogares pobres energéticos).

En síntesis, estos hallazgos evidencian que la pobreza energética en Loreto está estrechamente ligada a condiciones materiales precarias, baja capacidad económica y limitaciones estructurales del entorno rural. Estos factores son considerados de manera integrada en el siguiente análisis factorial, que buscará revelar los patrones latentes y multidimensionales que explican estas condiciones a partir de la evaluación del Índice de Pobreza Energética Multidimensional.

#### d. ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO:

Con el objetivo de identificar patrones subyacentes en las distintas dimensiones de la pobreza energética, se aplicó un Análisis Factorial Exploratorio (AFE) a partir de cinco indicadores de privación: cocina, iluminación, comunicación, electrodomésticos y entretenimiento. Esta técnica permite reducir la

**Figura 16**

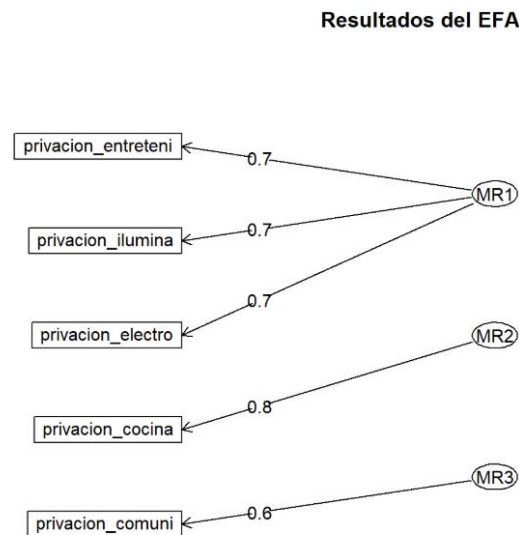


dimensionalidad del conjunto de variables, agrupándolas en factores latentes que representan dimensiones comunes de privación energética. Para empezar, el índice KMO global fue de 0.76, indicando una buena adecuación de los datos al modelo factorial. En esa línea, todas las variables individuales presentaron valores MSA superiores a 0.74, lo que indica que cada variable es apropiada para ser incluida en el análisis. Asimismo, la prueba de esfericidad de Bartlett fue significativa, lo que descarta la hipótesis de que la matriz de correlaciones sea una identidad y justifica la aplicación del AFE. De igual manera, la matriz no presentó problemas de singularidad, y el análisis paralelo sugirió la existencia de tres factores.

En consecuencia, el AFE reveló una estructura de tres factores latentes que explican el 71.4% de la varianza total (**Figura 17**):

**Figura 17**

- Factor 1 (MR1): Agrupa las variables de privación de entretenimiento, iluminación y electrodomésticos, con cargas superiores a 0.68. Este factor puede interpretarse como una dimensión relacionada al uso moderno de la energía y confort doméstico.
- Factor 2 (MR2): Representado principalmente por la privación de cocina (0.759), lo que sugiere una dimensión distinta vinculada a necesidades energéticas básicas y subsistencia.
- Factor 3 (MR3): Asociado con la privación en comunicación (0.583), reflejando una dimensión relacionada a la conectividad y acceso a tecnología.



Por consiguiente, los resultados del AFE evidencian que la pobreza energética no puede ser entendida como una condición homogénea, sino que se manifiesta a través de múltiples dimensiones de privación energética diferenciadas. En particular, la identificación de tres factores latentes permite una comprensión más precisa del fenómeno: Por un lado, se distingue una dimensión vinculada al uso moderno de la energía, relacionada con el confort, el entretenimiento y los electrodomésticos. Por otro lado, se identifican dimensiones específicas asociadas a necesidades básicas, como la cocina, y al acceso a tecnologías de comunicación.

Esta diferenciación es clave para el análisis y el diseño de políticas públicas, ya que no todos los hogares experimentan la pobreza energética del mismo modo. Mientras algunos enfrentan limitaciones en el acceso a energía (combustible) para funciones esenciales como cocinar, otros pueden tener energía disponible para

la misma labor, pero carecer de dispositivos que faciliten el confort o la conexión digital. Por tanto, el abordaje del problema debe considerar estos distintos perfiles de privación para ser más efectivo y equitativo.

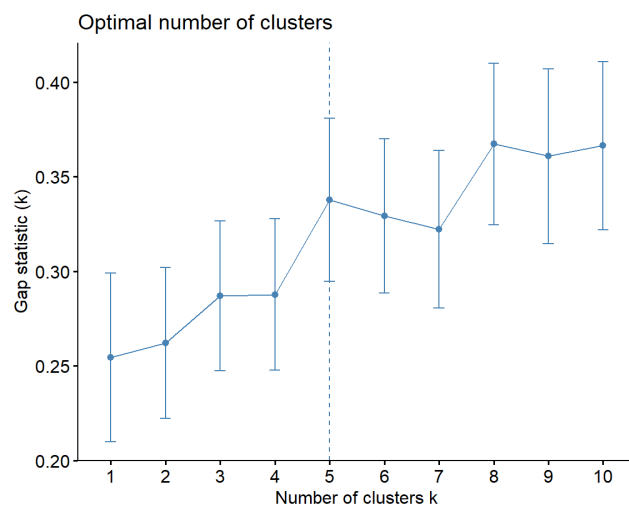
Esta segmentación justifica la aplicación de un análisis de clúster en la siguiente etapa, con el fin de agrupar a los distritos de la región en estudio según sus perfiles de privación energética. Esto permite identificar patrones comunes y generar una tipología útil para el diseño de estrategias diferenciadas de atención.

## 5. ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS:

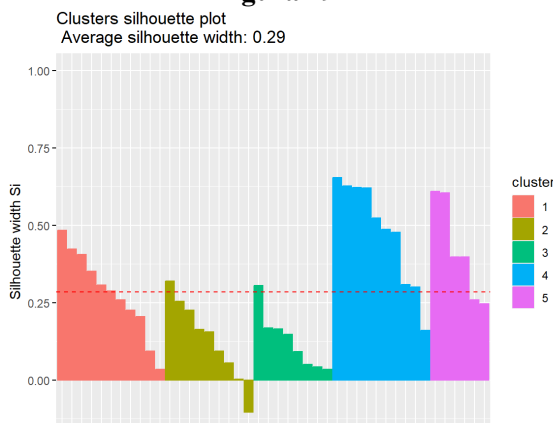
Se empleó la estrategia de análisis de clúster jerárquica Partitioning Around Medoids (PAM) para agrupar los hogares en función de la proporción de los niveles de privación de acuerdo al MEPI por distrito: cocina, iluminación, comunicación, electrodomésticos y entretenimiento. En esta métrica agrupada, las variables de privación tienen un rango de 0 a 1 donde un valor más alto (1) indica una mayor proporción de hogares privados del servicio, y por ende, un menor acceso o mayor carencia.

Posteriormente, se utilizó la distancia *Gower* como medida de disimilitud entre los distritos. De modo que, para la selección del número óptimo de conglomerados ( $k$ ), la Estadística de la Brecha (Gap Statistic) indicó la conformación de 5 conglomerados (**Figura 18**).

**Figura 18**



**Figura 19**



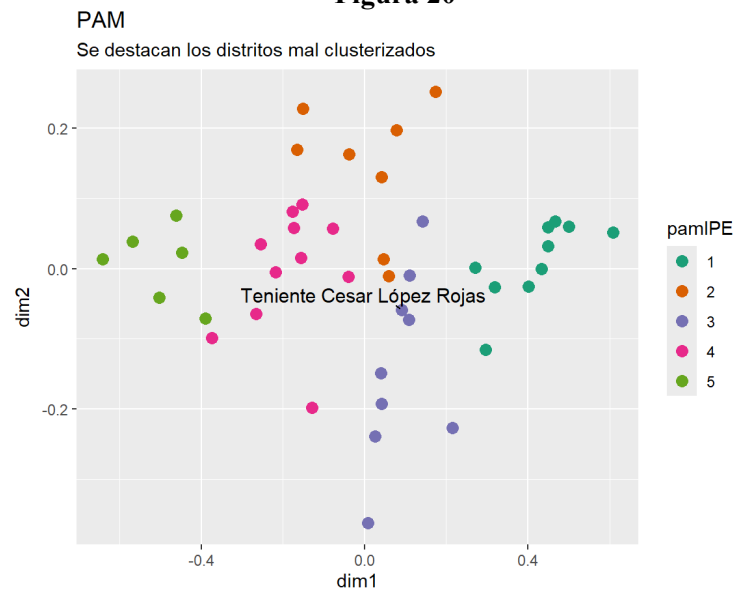
Sobre la calidad interna del agrupamiento, se evaluó utilizando el Coeficiente de Silueta (*silhouettes*), el cual mide cuán similar es un objeto a su propio clúster (cohesión) en comparación con otros clústeres (separación). En ese sentido, el ancho promedio de silueta obtenido fue de 0.29 (**Figura 19**). Si bien este valor promedio se considera de calidad razonable, la inspección visual revela que los Clústeres 1, 3, 4 y 5 presentan coeficientes de silueta positivos y más consistentes, indicando una buena cohesión. Por otro

lado, el Clúster 2 presenta mayor dispersión y la presencia de un valor negativo. Sobre ello, se resalta que el único distrito mal clusterizado es Teniente César López Rojas (**Figura 20**). No obstante, la

preponderancia de coeficientes positivos valida la existencia de una estructura de agrupamiento significativa.

Ahora bien, se identificó cinco conglomerados, cada uno con un perfil distintivo en términos de proporción de hogares con privación de servicios (donde valores altos indican mayor privación) (Ver Anexo 7). A continuación, se detalla los perfiles de los 5 conglomerados:

**Figura 20**



<b>Conglomerado 1</b>	Este grupo presenta la menor privación en todos los servicios, destacando en iluminación (3.9%), comunicación (7.0%) y entretenimiento (13.9%). Son las comunidades con la mejor cobertura de servicios. Es notable que Iquitos se ubica en este grupo, indicando un acceso significativamente mayor a estos servicios en comparación con otras localidades.
<b>"Localidades de Alto Acceso / Baja Privación"</b>	<b>Distritos:</b> Iquitos, Belén, San Juan Bautista, Punchana, Yurimaguas, Contamana, Requena, Ramón Castilla, Inahuaya, Vargas Guerra.
<b>Conglomerado 2</b>	Caracterizado por una alta privación en cocina (87.2%) y electricidad (72.5%), con niveles más bajos en comunicación (15.6%) y moderados en entretenimiento (36.2%) e iluminación (61.1%).
<b>"Alta Privación en Cocina y Electricidad, Acceso Moderado a Otros"</b>	<b>Distritos:</b> Maquia, Fernando Lores, Nauta, Barranca, Pebas, San Pablo, Pampa Hermosa, Yavari.
<b>Conglomerado 3</b>	Muestra muy alta privación en cocina (89.3%) y electricidad (84.6%), pero una privación considerablemente menor en iluminación (14.7%) y entretenimiento (21.5%). La comunicación es moderada (28.6%).
<b>"Alta Privación en Cocina y Electricidad, Mejor en Iluminación y Entretenimiento"</b>	<b>Distritos:</b> Alto Tapiche, Jenaro Herrera, Lagunas, Sarayacu, Putumayo, Rosa Panduro, Urarinas, Teniente Cesar López Rojas, Manseriche.

<b>Conglomerado 4</b>	Casi total privación en cocina (97.3%), y altos niveles en electricidad (84.7%), entretenimiento (55.9%), iluminación (48.9%) y comunicación (34.6%). Representa carencias muy marcadas.
<b>"Privación Muy Alta en Cocina y Generalizada"</b>	<b>Distritos:</b> Alto Nanay, Emilio San Martín, Indiana, Morona, Saquena, Torres Causana, Tigre, Andoas, Las Amazonas, Mazan, Balsapuerto.
<b>Conglomerado 5</b>	Este es el grupo con los niveles de privación más altos en todas las dimensiones: 100% en cocina, 96.8% en electricidad, 91.6% en iluminación, 78.0% en entretenimiento y 73.7% en comunicación. Son las comunidades más vulnerables.
<b>"Localidades de Extrema Privación General"</b>	<b>Distritos:</b> Cahuapanas, Napo, Santa Cruz, Tapiche, Teniente Manuel Clavero, Trompeteros.

El análisis de conglomerados ha permitido identificar y caracterizar cinco grupos distintivos de distritos basados en sus patrones de privación de servicios básicos asociados a la pobreza energética. Esta segmentación revela una heterogeneidad profunda en las condiciones de acceso a lo largo del territorio, desde comunidades con un acceso significativamente alto (Clúster 1), donde incluso la capital: Iquitos, se posiciona favorablemente, hasta aquellas que enfrentan una privación extrema y generalizada en todos los servicios (Clúster 5). Los conglomerados intermedios (Clústeres 2, 3 y 4) muestran combinaciones específicas de carencias, resaltando la necesidad de intervenciones diferenciadas y adaptadas a las prioridades de cada grupo.

\*\* Cabe destacar que, la selección de la estrategia de partición PAM se fundamenta en la limitación observada con otros métodos jerárquicos como AGNES y DIANA, los cuales, al evaluar el número óptimo de clústeres, arrojaron consistentemente un único clúster (Ver **Anexo 8**). Este resultado no habría permitido la identificación de perfiles de privación diferenciados, lo cual es esencial para comprender la diferenciación territorial en el acceso a servicios energéticos.

## 6. CONCLUSIONES:

El presente estudio analizó la pobreza energética en la región de Loreto durante el año 2024 a partir de los datos abstraídos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) y, consecuentemente, aplicando un modelo de regresión logística para identificar los factores socioeconómicos que inciden en su ocurrencia. A partir del cálculo del Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI) adaptado al contexto peruano, se construyó una variable dependiente dicotómica que permitió estimar la probabilidad de que un hogar se encuentre en situación de pobreza energética según sus características estructurales y económicas.

Los resultados muestran que variables como el material precario de la vivienda, el estrato rural, la inseguridad alimentaria y el tamaño del hogar incrementan significativamente la probabilidad de ser pobre energético. En cambio, un mayor ingreso per cápita y la educación básica completa del jefe o jefa de hogar reducen dicha probabilidad. Asimismo, el modelo final presentó un buen desempeño predictivo ( $AUC = 0.86$ ) y una alta sensibilidad, lo que permite confiar en su capacidad para identificar hogares vulnerables.

Para concluir, estos hallazgos evidencian que la pobreza energética en Loreto no es solo una cuestión de acceso físico a la energía eléctrica o combustible, sino también una manifestación de vulnerabilidades estructurales interrelacionadas: la precariedad habitacional, la pobreza de ingresos, la educación limitada y las restricciones territoriales propias de las zonas rurales. Por estos motivos, abordar esta problemática requiere una mirada multidimensional que trascienda los enfoques técnicos tradicionales y se oriente hacia una respuesta de política pública energética más integral y territorializada.

## **7. RECOMENDACIONES:**

- i. **Revisión de los criterios de focalización del Fondo de Inclusión Social Energético (Ministerio de Energía y Minas):** Los resultados del estudio sugieren que el criterio actual de consumo eléctrico ( $\leq 70$  kWh) y el requerimiento de tenencia previa de cocina a gas (FISE, 2015), pueden excluir a hogares pobres energéticos. Se recomienda incorporar criterios multidimensionales basados en privaciones energéticas y condiciones socioeconómicas (como material de infraestructura de la vivienda, el número de miembros del hogar y el nivel instructivo del jefe de hogar) para una asignación más justa de subsidios.
- ii. **Implementación de estrategias diferenciadas por clúster territorial:** El análisis de conglomerados evidenció que los distritos loretanos presentan patrones heterogéneos de privación energética. En consecuencia, se recomienda que el Ministerio de Energía y Minas, en coordinación con gobiernos regionales y locales, diseñe estrategias de intervención diferenciadas según el perfil del territorio (desde zonas de alta privación hasta zonas de transición energética).
- iii. **Promoción de programas de mejora habitacional con enfoque energético:** La fuerte asociación entre materiales precarios y pobreza energética resalta la necesidad de programas de mejoramiento de viviendas que incluyan aislamiento térmico, acceso a instalaciones eléctricas seguras y condiciones aptas para el uso de energía limpia.
- iv. **Articulación de políticas de energía con programas sociales:** Se propone que los programas de seguridad alimentaria (como el Programa de Complementación Alimentaria) se articulen con iniciativas de acceso a energía, dado que la inseguridad alimentaria es también un predictor significativo de la pobreza energética. Esta sinergia puede permitir intervenciones integrales orientadas a reducir múltiples dimensiones de la pobreza.

## 8. BIBLIOGRAFÍA:

- Abbas, K., Manzoor, K., Xu, D., & Ali, M. (2022). Measurements and determinants of extreme multidimensional energy poverty using machine learning. *Energy*, 251.  
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123977>
- Al Kez, D., Foley, A., Khald, Z., & Furszyfer, D. (2024). Energy poverty prediction in the United Kingdom: A machine learning approach. *Energy Policy*, 184, 1–17.  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421523004949#sec1>
- Boardman, B. (2009). *Fixing Fuel Poverty. Challenges and Solutions*. Routledge.  
<https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.4324/9781849774482/fixing-fuel-poverty-brenda-boardman>
- Calvo, R., Amigo, C., Billi, M., Cortéz, A., Mendoza, P., Tapia, R., Urquieta, M., & Urquiza, A. (2019). *Hacia un indicador territorializado y tridimensional de pobreza energética* (5).  
[https://pobrezaenergetica.cl/wp-content/uploads/2021/10/ACCESO-EQUITATIVO-A-ENERG\\_C3\\_8DA-DE-CALIDAD-EN-CHILE.pdf](https://pobrezaenergetica.cl/wp-content/uploads/2021/10/ACCESO-EQUITATIVO-A-ENERG_C3_8DA-DE-CALIDAD-EN-CHILE.pdf)
- Castaño, R., Solís, J., & Marrero, M. (2020). Midiendo la pobreza energética. Una revisión de indicadores. *Revista Hábitat Sustentable*, 10(1), 8–21.  
[https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0719-07002020000100009](https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0719-07002020000100009)
- Dourojeanni, M. (2013). *Loreto Sostenible al 2021. Derecho, Ambiente y Recursos Naturales (DAR)*.  
[https://dar.org.pe/a\\_rchivos/publicacion/lsostenible2021\\_p2.pdf](https://dar.org.pe/a_rchivos/publicacion/lsostenible2021_p2.pdf)
- Fernández, C. del P. (2019). Measuring the level of Energy Poverty using Multidimensional Energy Poverty Index: empirical evidence from households in Peru, 2006-2016. *International Association for Energy Economics (IAEE)*.  
[https://www.researchgate.net/deref/https%3A%2F%2Fwww.iaee.org%2Fproceedings%2Farticle%2F15978?\\_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIiwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIn19](https://www.researchgate.net/deref/https%3A%2F%2Fwww.iaee.org%2Fproceedings%2Farticle%2F15978?_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIiwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIn19)
- Fernández, K., Lezcano, L., & González, A. (2023). Medición de la pobreza energética con enfoque multidimensional: revisión sistemática de la literatura. *Revista INVI*, 38(109), 172–208.



[https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-83582023000300172#:~:text=El%20%C3%8Dndice%20de%20Pobreza%20Energ%C3%A9tica,a%20partir%20de%20tres%20dimensiones.](https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-83582023000300172#:~:text=El%20%C3%8Dndice%20de%20Pobreza%20Energ%C3%A9tica,a%20partir%20de%20tres%20dimensiones.)

Fondo de Inclusión Social Energético (FISE). (2025, Junio 24). *Información general sobre Compensación Social y Promoción para el acceso al GLP*.

<https://fise.gob.pe/glp3.html>

Gonza, C. N. (2021). El territorio del hogar: Primeras aproximaciones a las prácticas cotidianas de mujeres en contextos de pobreza energética. *Revista Vivienda y Ciudad*, 8.

<https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/171112>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2024). Evolución de la pobreza monetaria 2015-2024.

<https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/8037677/6749463-evolucion-de-la-pobreza-monetaria-2015-2024.pdf?v=1748034232>

Macroconsult. (2024). Pobreza energética en el Perú: Medición, determinantes y propuestas de política (Resumen ejecutivo). Sociedad Peruana de Gas Licuado (SPGL).

<https://spgl.org.pe/wp-content/uploads/2024/09/Resumen-Ejecutivo-Pobreza-Energetica-MACROCONSULT-set-2024.pdf>

Ministerio de Energía y Minas. (2024). Obtener vale de descuento FISE para la compra de balón de GLP.

<https://www.gob.pe/21294-obtener-vale-de-descuento-fise-para-la-compra-de-balon-de-glp>

Nussbaumer, P., Bazilian, M., & Modi, V. (2012). Measuring energy poverty: Focusing on what matters. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16, 231–243.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032111003972>

Observatorio Nacional de Prospectiva. (2025, February 2). *Incremento de la cobertura de electrificación*.

<https://observatorio.ceplan.gob.pe/ficha/t39>

Pye, S., & Dobbins, A. (2015). *Energy poverty and vulnerable consumers in the energy sector across the EU: analysis of policies and measures*.

[https://energy.ec.europa.eu/document/download/f3806eda-321a-414e-886e-44759d3ec448\\_en?filename=INSIGHT\\_E\\_Energy%20Poverty-Main%20Report.pdf](https://energy.ec.europa.eu/document/download/f3806eda-321a-414e-886e-44759d3ec448_en?filename=INSIGHT_E_Energy%20Poverty-Main%20Report.pdf)

Vásquez, U., Fernández, C. del P., & Barros, P. (2023). Una aproximación de la pobreza energética en Perú: aportes para la Región de Loreto. *Collectivus, Revista De Ciencias Sociales*, 10(1), 147–180.

<https://doi.org/10.15648/Collectivus.vol10num1.2023.3569>

Wang, H., Maruejols, L., & Yu, X. (2021). Predicting energy poverty with combinations of remote-sensing and socioeconomic survey data in India: Evidence from machine learning. *Energy Economics*, 102.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0140988321003923>

ANEXOS

Figura 2

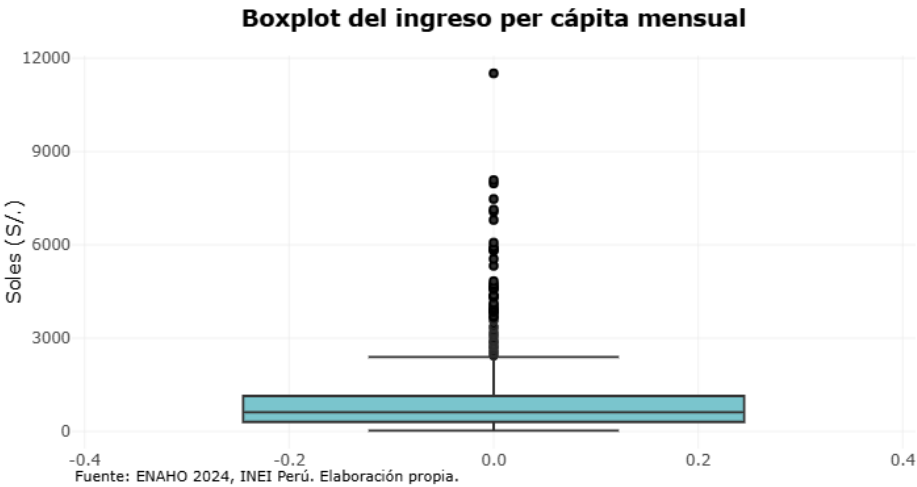


Figura 3

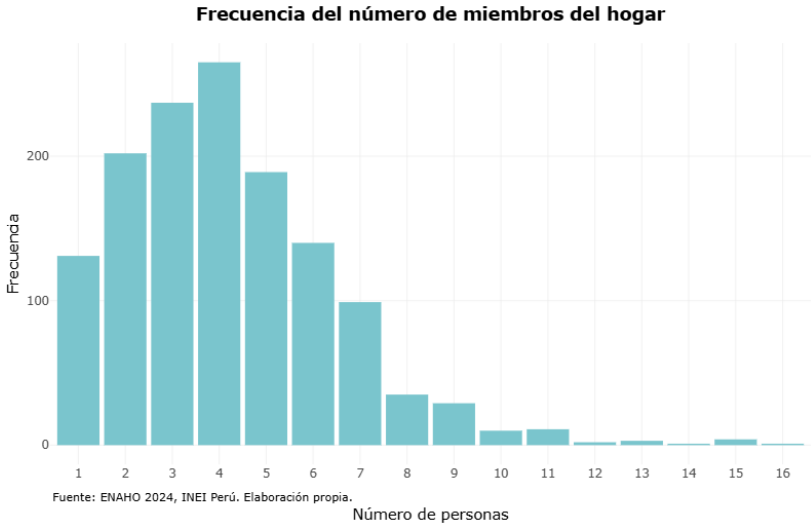


Figura 4

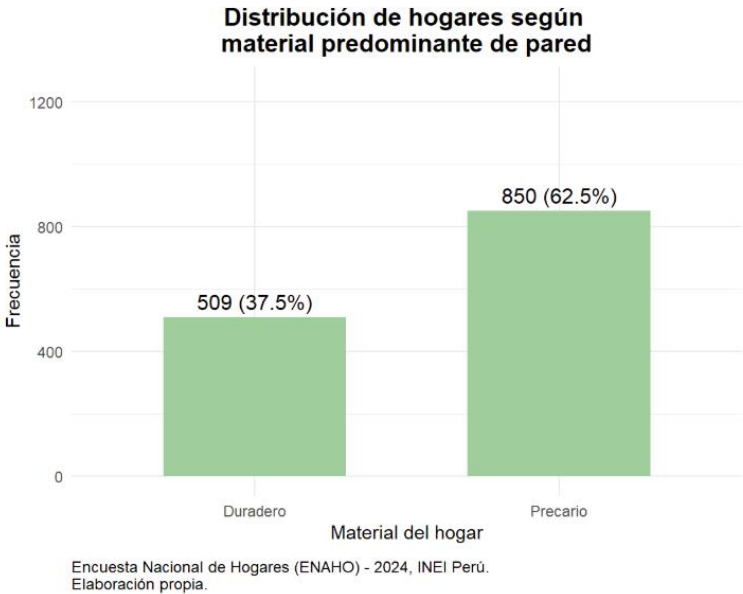
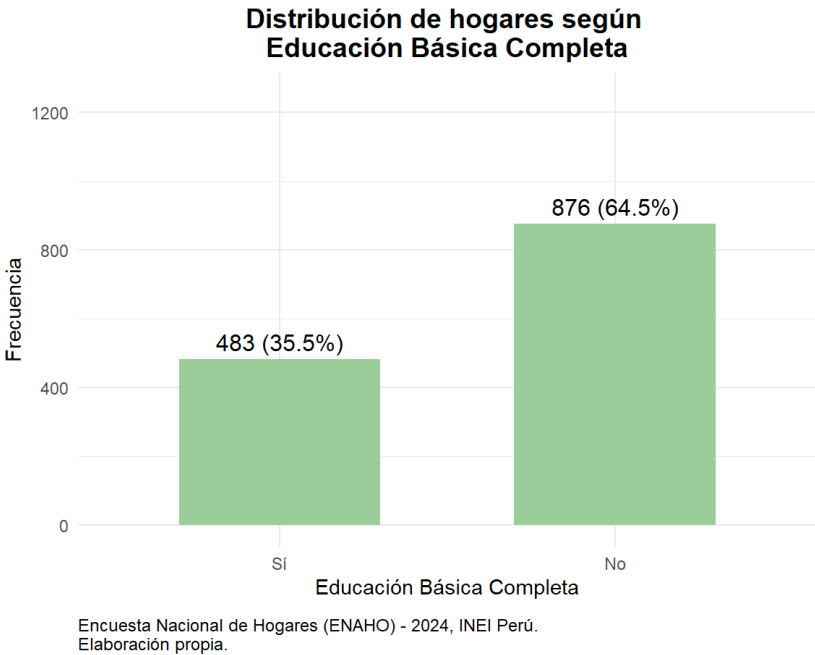
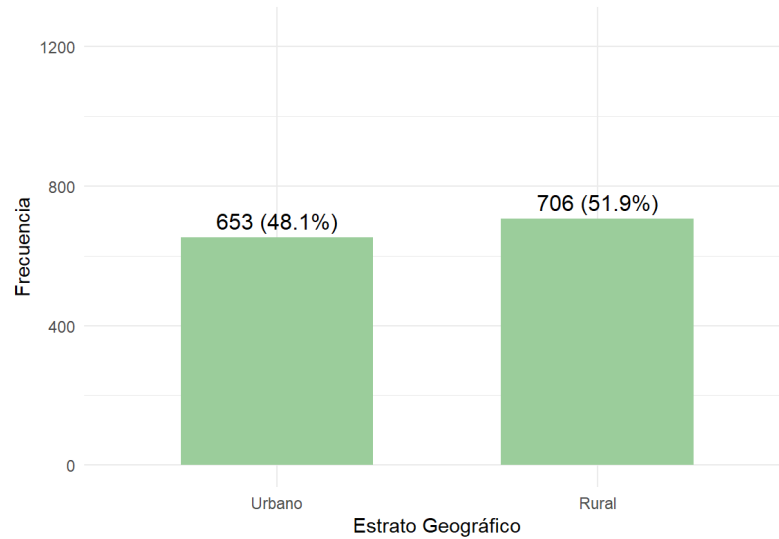


Figura 5



**Figura 6**

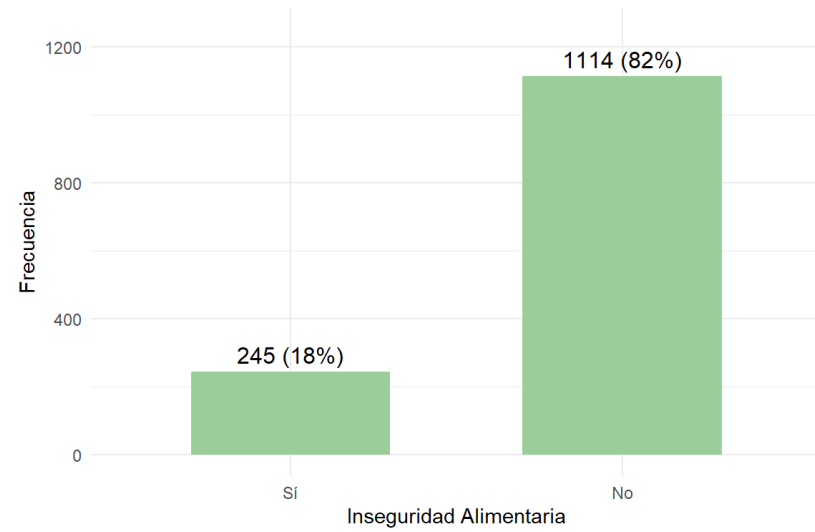
**Distribución de hogares según Estrato Geográfico**



Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) - 2024, INEI Perú.  
Elaboración propia.

**Figura 7**

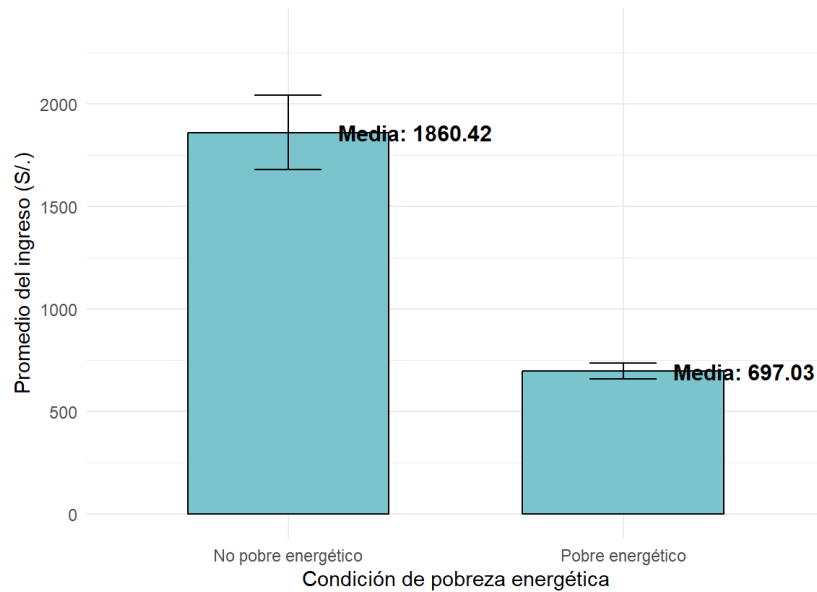
**Distribución de hogares según inseguridad alimentaria**



Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) - 2024, INEI Perú.  
Elaboración propia.

**Figura 8**

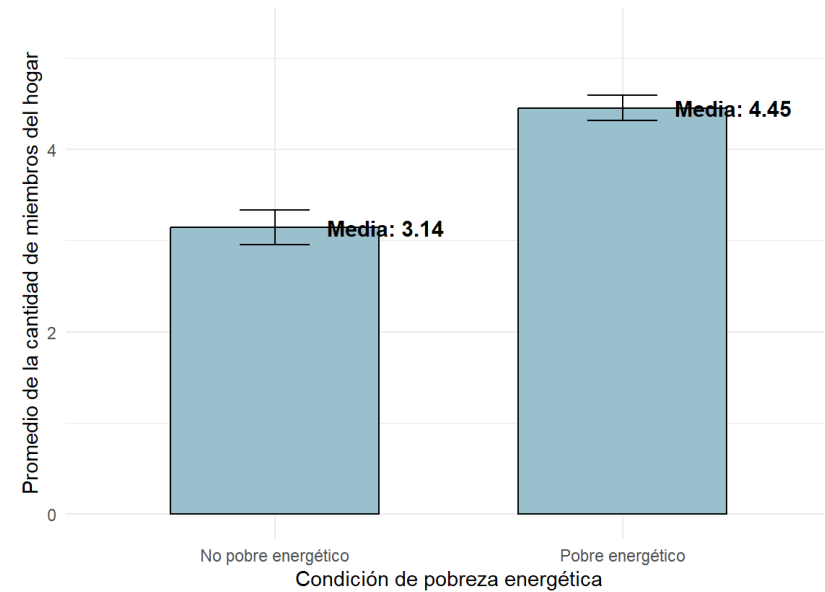
**Ingreso per cápita mensual según Pobreza Energética**



Fuente: ENAH 2024, INEI Perú. Elaboración propia.

**Figura 9**

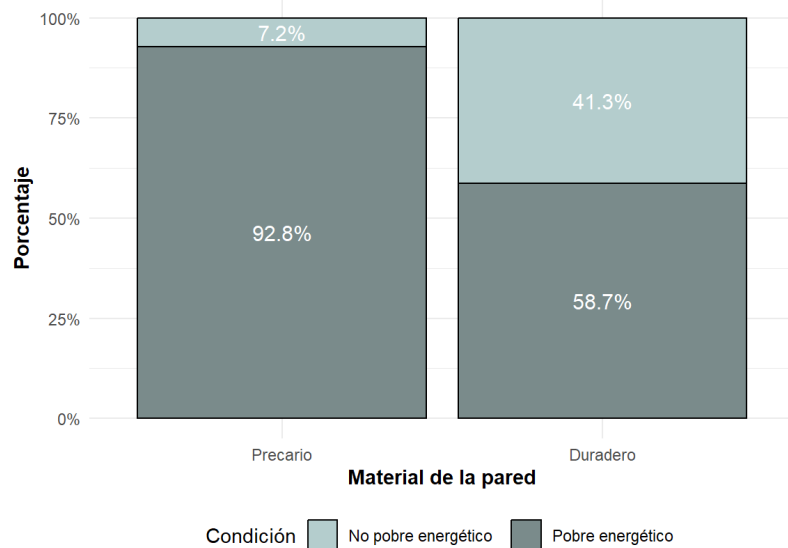
**Miembros del hogar según Pobreza Energética**



Fuente: ENAH 2024, INEI Perú. Elaboración propia.

**Figura 10**

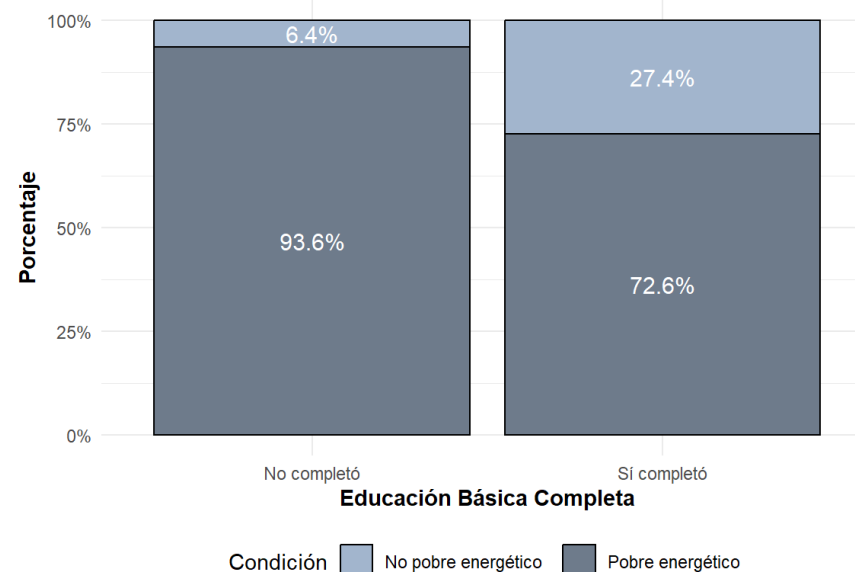
**Distribución de la pobreza energética según material de la pared**



Fuente: ENAHO 2024, INEI Perú. Elaboración propia.

**Figura 11**

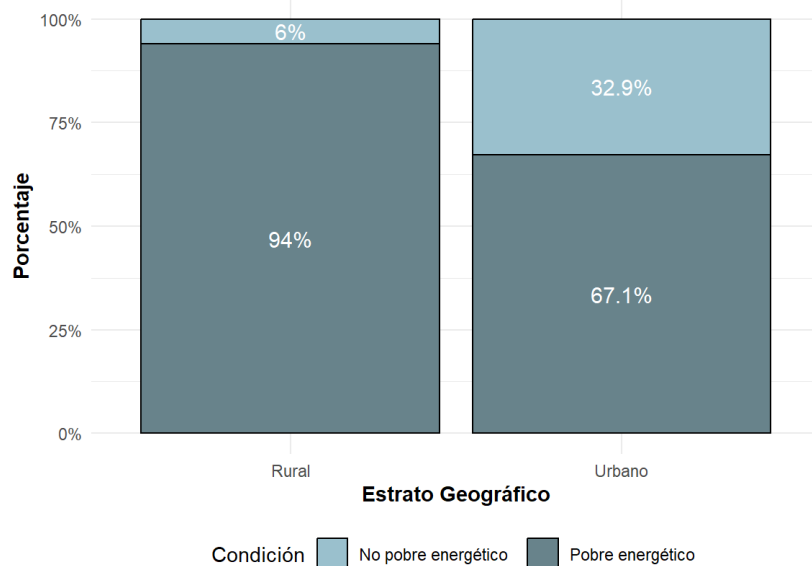
**Distribución de la pobreza energética según educación básica completa**



Fuente: ENAHO 2024, INEI Perú. Elaboración propia.

**Figura 12**

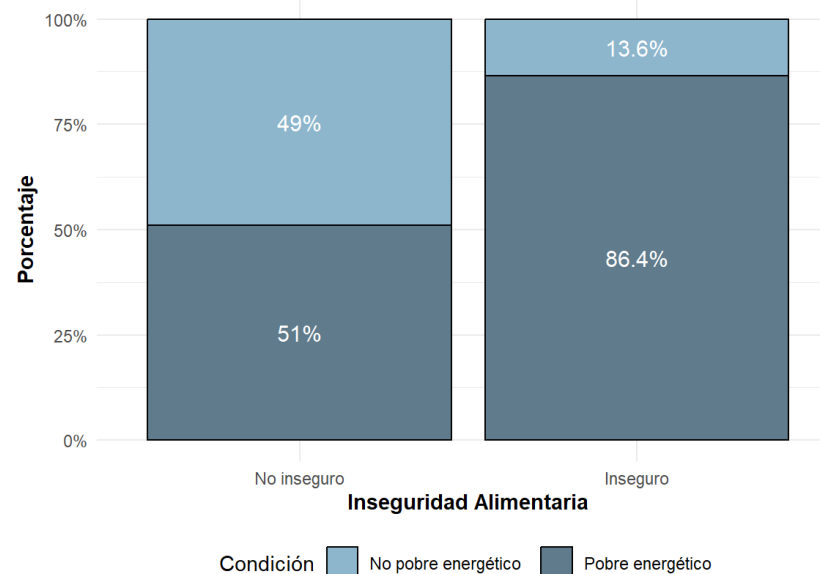
**Distribución de la pobreza energética según estrato geográfico**



Fuente: ENAHO 2024, INEI Perú. Elaboración propia.

**Figura 13**

**Distribución de la pobreza energética según inseguridad alimentaria**



Fuente: ENAHO 2024, INEI Perú. Elaboración propia.

Figura 14

Regresión Logística: Determinantes de la pobreza energética			
	Modelo I	Modelo II	Modelo III
(Intercept)	1.7133*	1.4420	0.9381
	[1.0193, 2.9225]	[0.8491, 2.4809]	[0.5168, 1.7173]
ingreso_pc_z	0.5271***	0.5344***	0.5787***
	[0.4290, 0.6401]	[0.4347, 0.6494]	[0.4692, 0.7049]
pared_precaria	4.1104***	2.8626***	2.6542***
	[2.8709, 5.9357]	[1.9129, 4.3296]	[1.7660, 4.0294]
miembros_hogar	1.2906***	1.2892***	1.2805***
	[1.1756, 1.4230]	[1.1741, 1.4217]	[1.1649, 1.4133]
educacion_basica_completa	0.4220***	0.4784**	0.5044**
	[0.2633, 0.6621]	[0.2966, 0.7564]	[0.3122, 0.7989]
estrato_rural		2.2101***	2.1870***
		[1.4003, 3.5179]	[1.3824, 3.4886]
inseguridad_alimentaria			1.8127**
			[1.2536, 2.6101]
Num.Obs.	1359	1359	1359
AIC	989.7	980.0	972.1
BIC	1015.8	1011.3	1008.6
Log.Lik.	-489.844	-484.017	-479.066
F	59.503	47.350	40.770
RMSE	0.34	0.34	0.34
+ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001			

Tabla LRT para comparar modelos

#Df	LogLik	Df	Chisq	Pr(>Chisq)
7	-478.0021	NA	NA	NA
8	-474.2253	1	7.553649	0.0059889
9	-471.0233	1	6.403917	0.0113869

Figura 15

Comparación de medias según pobreza energética (t-test)					
Variable	Media.No.Pobre	Media.Pobre	IC.95..Inferior	IC.95..Superior	Valor.p
Gasto mensual en electricidad (S/.)	79.55	32.01	38.67	56.42	0.0000
Ingreso per cápita mensual (S/.)	1860.42	697.03	975.88	1350.90	0.0000
Edad del jefe/a de hogar	51.11	51.58	-2.52	1.57	0.6484
Miembros del hogar	3.14	4.45	-1.55	-1.08	0.0000

## ANEXO 1

### Multidimensional Energy Poverty Index

$$MEPI = H \times A$$

Donde:

- **H (Headcount Ratio o incidencia de pobreza energética):** Es la **proporción de hogares** en pobreza energética dentro de la muestra.

$$H = q / n$$

- $q$  es el número de personas en pobreza energética.
- $n$  es el número total de personas en la muestra analizada.
- **A (Average Intensity o intensidad promedio de la pobreza energética):** Es el **promedio de privaciones** de los hogares que son pobres energéticos.
  - Se calcula como la sumatoria de las privaciones energéticas experimentadas por cada persona en  $q$ .

A partir de este índice, tenemos que:

- El *MEPI*, tiene un umbral ( $k$ ) de 0,30 predefinido por Nussbaumer et al. (2012) y varía en un rango de **0 a 1**:
  - **0** significa que no existe pobreza energética en la población analizada.
  - **1** indica una pobreza energética absoluta, es decir, que todos los hogares sufren privaciones extremas en los servicios energéticos.
- Valores más altos reflejan una mayor privación en términos del acceso y uso de servicios energéticos esenciales.

## ANEXO 2

### DICCIONARIO: VARIABLE DEPENDIENTE (POBREZA ENERGÉTICA<sup>3</sup>)

DIMENSIÓN	INDICADOR	PONDERAD O	VARIABLE	VARIABLE ENAHO	TIPO	POBRE SI ... (CORTE DE PRIMERA PRIVACIÓN)
<b>COCINA</b>	Combustible para cocinar moderno	0,40	Tipo de combustible para cocinar	<b>MÓDULO 100</b> Combustible que usan en el hogar para cocinar sus alimentos: P1131 – Electricidad - 0. Pase - 1. Electricidad (Sí usa) P1132 – Gas (balón GLP) - 0. Pase - 1. (Sí usa) P1133 – Gas Natural (Sistema de tuberías) - 0. Pase - 1. (Sí usa) P1135 – Carbón - 0. Pase - 1. (Sí usa) P1136 – Leña - 0. Pase - 1. (Sí usa) P1139 – Bosta, estiércol - 0. Pase - 1. (Sí usa) P1137 – Otro (residuos agrícolas, etc.) - 0. Pase - 1. (Sí usa)	Dicotómicas	<b>Usa cualquier combustible excepto electricidad, GLP, gas natural.</b>  0: Cocina con electricidad, GLP, gas natural. 1: Cocina con cualquier otro combustible (Carbón, leña, bosta, estiércol, otro)

<sup>3</sup> **NOTA:** Para cada hogar  $i$ , se sumará los pesos de los indicadores en los que tiene privación.  $D_i = w_1X_{i1} + w_2X_{i2} + w_3X_{i3} + w_4X_{i4} + w_5X_{i5}$ . Donde:  $X_j = 1$  si el hogar sufre la privación en el indicador/  $X_j = 0$  si no la sufre/  $w_j$  es el peso del indicador (ponderado establecido). Si  $D_i \geq k$ , el hogar es Pobre Energético ( $k$ : Umbral de privación (0.26)). Si  $D_i \geq 0.26$ , el hogar será pobre energético (etiqueta 1). Si  $D_i < 0.26$ , el hogar será no pobre energético (etiqueta 0). **FUENTE:** Fernández, C. del P. (2019). Measuring the level of Energy Poverty using Multidimensional Energy Poverty Index: empirical evidence from households in Peru, 2006-2016. International Association for Energy Economics (IAEE).



<b>ILUMINACIÓN</b>	Acceso a electricidad	0,20	Tiene acceso a electricidad	Tipo de alumbrado del hogar: P1121 – Electricidad 0. Pase 1. Electricidad (Sí tiene)	Dicotómicas	<b>FALSO</b>  0: Tiene acceso a la electricidad 1: No tiene acceso a la electricidad
<b>SERVICIOS PRESTADOS POR ELECTRODOMÉSTICOS</b>	Propiedad de electrodomésticos	0,13	Tiene un refrigerador	<b>MÓDULO 612</b> P612N – Equipamiento del hogar (Rango: 1 -28) - 12. Refrigeradora/congeladora P612 - ¿Su hogar tiene? - 1. Si - 2. No	Catórica / dicotómica	<b>FALSO</b>  0: Tiene refrigerador 1: No tiene refrigerador
<b>ENTRETENIMIENTO / EDUCACIÓN</b>	Propiedad de aparatos de entretenimiento / educativos	0,13	Tiene un radio o televisión	<b>MÓDULO 612</b> P612N – Equipamiento del hogar (Rango: 1 -28) - 1. Radio - 2. TV a color - 3. TV blanco y negro  P612 - ¿Su hogar tiene? - 1. Si - 2. No	Catórica / dicotómicas	<b>FALSO</b>  0: Tiene radio o televisión 1: No tiene radio o televisión
<b>COMUNICACIÓN</b>	Medios de comunicación	0,13	Tiene un teléfono fijo o teléfono móvil	<b>MÓDULO 100</b> P1141 – Su hogar tiene: Teléfono (fijo) - 0. Pase - 1. Teléfono fijo (Sí tiene) P1142 – Su hogar tiene: Teléfono celular - 0. Pase - 1. Sí tiene	Dicotómicas	<b>FALSO</b>  0: Tiene un teléfono fijo o teléfono móvil 1: No tiene un teléfono fijo o teléfono móvil
<b>CORTE DE SEGUNDA PRIVACIÓN: K = 0.26</b>						

### ANEXO 3

#### DICCIONARIO: VARIABLES INDEPENDIENTES

MÓDULO	VARIABLES ENAHO		RANGO ENAHO	RANGO EN LA REGRESIÓN	TIPO
<b>CARACTERÍSTICAS DE LA VIVIENDA Y DEL HOGAR</b> <b>MÓDULO 100</b>	<b>P102</b>	El material predominante en las paredes exteriores es:	1.Ladrillo o bloque de cemento 2.Piedra o sillar con cal o cemento 3. Adobe 4.Tapia 5.Quincha (caña con barro) 6.Piedra con barro 7.Madera (pona, tornillo, etc.) 8.Triplay/calamina/estera 9. Otro material	1. Duradero (1-2) 0. Precario (3-9)	CATEGÓRICA DICOTÓMICA
	<b>P1172\$02</b>	El último gasto mensual por consumo de: Electricidad, pagado por algún miembro de este hogar	--		CUANTITATIVA CONTINUA
<b>CARACTERÍSTICAS DE LOS MIEMBROS DEL HOGAR</b> <b>MÓDULO 200</b>	<b>P207</b>	Sexo (del jefe del hogar)	1.Hombre 2. Mujer	1. Mujer 0. Hombre	CATEGÓRICA DICOTÓMICA
	<b>P208A</b>	¿Qué edad tiene en años cumplidos? (En años) (del jefe del hogar)	1-98 años		CUANTITATIVA DISCRETA

<b>EDUCACIÓN</b> (Para las personas de 3 años y más de edad) <b>MÓDULO 300</b>	<b>P301A</b>	¿Cuál es el último año o grado de estudios y nivel que aprobó? (del jefe del hogar)	1. Sin nivel 2. Educación inicial 3. Primaria incompleta 4. Primaria completa 5. Secundaria incompleta 6. Secundaria completa 7. Superior no universitaria Incompleta 8. Superior no universitaria completa 9. Superior universitaria incompleta 10. Superior universitaria completa 11. Maestría/Doctorado 12. Básica especial	1. Educación básica completa (6-11)  0. Educación básica incompleta (1-5; 12)	CATEGÓRICA DICOTÓMICA
	<b>MIEPERHO</b>	Total, de miembros del hogar	--		CUANTITATIVA DISCRETA
	<b>INGHOG2D</b>	Ingreso neto Total	--		CUANTITATIVA CONTINUA
	<b>GRU11HD</b>	Grupo 1: Alimentos - gasto		A partir del costo mínimo de la canasta alimentaria 2024: S/. 256  1. Tiene inseguridad alimentaria (Si GRU11HD < 256)  0. No tiene inseguridad alimentaria (Si GRU11HD > 256)	CATEGÓRICA DICOTÓMICA
<b>SUMARIA POR 12 GRUPOS DE GASTOS</b>	<b>ESTRATO</b>	Estrato geográfico	1. De 500 000 a más habitantes	1. Urbano (1-4)	CATEGÓRICA DICOTÓMICA

			2. De 100 000 a 499 999 habitantes 3. De 50 000 a 99 999 habitantes 4. De 20 000 a 49 999 habitantes 5. De 2 000 a 19 999 habitantes 6. De 500 a 1 999 habitantes 7. Área de Empadronamiento Rural (AER) Compuesto 8. Área de Empadronamiento Rural (AER) Simple	0. Rural (5-8)	
--	--	--	--	----------------	--

## ANEXO 4

### INTERPRETACIÓN ODDS RATIO – MODELO III

Tabla 1

Variable	OR (Modelo III)	Intervalo Confianza	Interpretación
Ingreso per cápita mensual (estandarizado)	0.5787	[0.4692, 0.7049]	Un aumento de 1 desviación estándar en el ingreso per cápita reduce los odds ratio de ser pobre energético en 42.1%.
Material de pared precario	2.6542	[1.7660, 4.0294]	Tener paredes precarias incrementa los odds ratio en 165.4%, comparado con paredes no precarias.
Miembros del hogar	1.2805	[1.1649, 1.4133]	Cada miembro adicional en el hogar aumenta los odds ratio en 28.1%.
Educación básica completa	0.5044	[0.3122, 0.7989]	Haber completado la educación básica reduce los odds ratio en 49.6%.
Estrato rural	2.1870	[1.3824, 3.4886]	Vivir en una zona rural aumenta los odds ratio en 118.7%, respecto a zonas urbanas.

Inseguridad alimentaria	1.8127	[1.2536, 2.6101]	Tener inseguridad alimentaria aumenta los odds ratio de pobreza energética en 81.3%.
-------------------------	--------	------------------	--

## ANEXO 5

### COEFICIENTES ESTANDARIZADOS

Variable	Coef_Estandarizado	Interpretación
Miembros del hogar	0.565	Es la variable con mayor efecto relativo positivo: más miembros en el hogar está más fuertemente asociado con mayor pobreza energética.
Ingreso per cápita mensual	-0.547	Es la variable con mayor efecto negativo: el ingreso reduce con mayor fuerza relativa la pobreza energética.
Material de pared precario	0.472	Fuerte relación positiva: tener paredes precarias se asocia fuertemente con mayor pobreza energética.
Estrato rural	0.391	Moderado efecto positivo: vivir en zona rural contribuye a la pobreza energética.
Educación básica completa	-0.328	Tiene un efecto negativo medio: haber completado la educación básica se asocia con menor pobreza energética.
Inseguridad alimentaria	0.228	Comparativamente, su efecto es más bajo, pero aún positivo y relevante.

## ANEXO 6

### MATRIZ DE CONFUSIÓN

	Predicho: No Pobre Energético (0)	Predicho: Pobre Energético (1)
Real: No Pobre Energético (0)	112 (Verdaderos negativos)	159 (Falsos positivos)
Real: Pobre Energético (1)	51 (Falsos negativos)	1037 (Verdaderos positivos)

## ANEXO 7

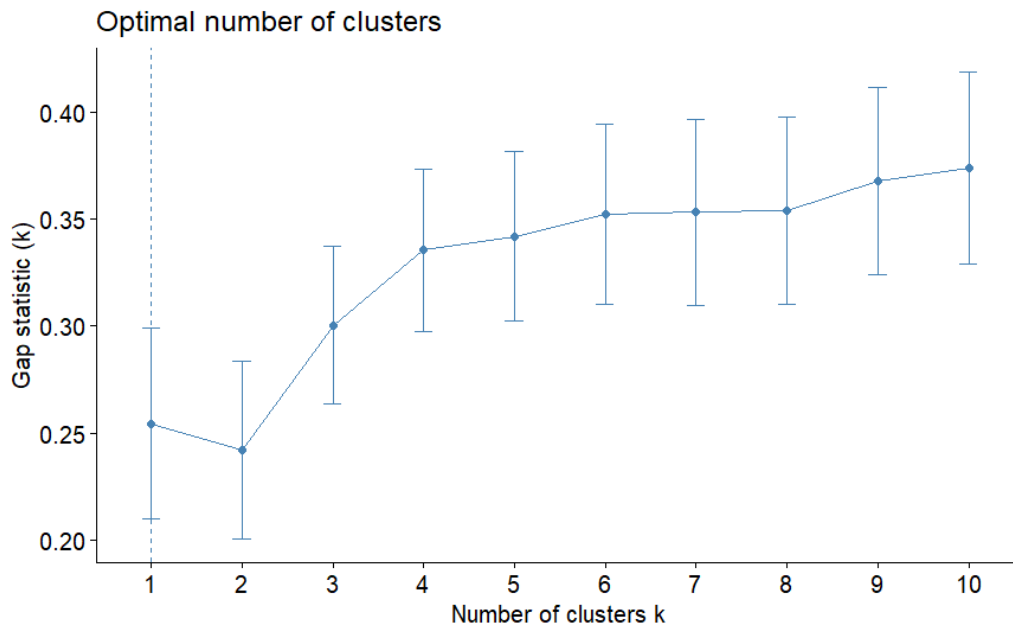
### RESULTADO CLUSTERIZACIÓN (ETIQUETAS ORDENADAS)

pam	prop_cocina	prop_ilumina	prop_comuni	prop_electro	prop_entreteni
1	0.7436926	0.03928894	0.07051828	0.4985520	0.1394971
2	0.8726768	0.61169192	0.15636364	0.7250180	0.3621068
3	0.8931377	0.14717279	0.28612314	0.8466998	0.2159037
4	0.9739672	0.48944424	0.34630494	0.8477324	0.5594413
5	1.0000000	0.91666667	0.73750000	0.9680556	0.7805556

## ANEXO 8

### RESULTADOS ESTRATEGIAS JERÁRQUICAS: AGNES Y DIANA

#### Aglomerative Nesting AGNES (Anidamiento Aglomerativo)



### Divisive Analysis DIANA (Análisis Divisivo)

