Revista Innovación y Software
Vol. 7, No. 2, Mes Septiembre - Febrero, 2026
ISSN: 2708-0935
Pág. 59-74
https://revistas.ulasalle.edu.pe/innosoft

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional.

Tipo de artículo: Artículos originales
Temática: Procesamiento de imágenes
Recibido: 26/08/2026 | Aceptado: 15/09/2026 | Publicado: 30/09/2026

Identificadores persistentes:
DOI: 10.48168/innosoft.s30.a389
ARK: ark:/42411/s30.a389

Luces nocturnas VIIRS e incidencia estimada de pobreza monetaria en la provincia de Puno, 2013–2024

VIIRS Nighttime Lights and Estimated Monetary Poverty Incidence in Puno Province, 2013–2024

Emerson Ruben Huacasi Ccama[1*]

[1]Universidad Nacional del Altiplano. Puno, Perú. ehuacasiccama@gmail.com

[*]Autor para correspondencia: ehuacasiccama@gmail.com

Resumen
La medición local de la pobreza enfrenta retos, como la falta de datos oportunos y el costo de las encuestas tradicionales. Estas limitaciones a menudo impiden un seguimiento continuo para formular políticas. Este estudio se enfocó en cómo las imágenes satelitales de luces nocturnas pueden complementar la estimación territorial de la pobreza monetaria, analizando su asociación temporal en la provincia de Puno durante 2013 a 2024. Se llevó a cabo una integración de doce observaciones anuales de la Encuesta Nacional de Hogares y del producto lumínico del radiómetro de imágenes en el infrarrojo visible. Se estimó la pobreza respetando el diseño muestral complejo; la iluminación se resumió mediante radiancia media ponderada por área, proporción de superficie iluminada y mediana de píxeles positivos. Los resultados mostraron que la pobreza osciló entre 22,4 y 41,7 por ciento, con siete estimaciones superando el umbral oficial de precisión del 15 por ciento. También se observó que la radiancia media aumentó de 0,0957 a 0,1950 nanovatios por centímetro cuadrado por estereorradián y la superficie iluminada creció un 84,3 por ciento. En niveles, se destacó una correlación positiva con un coeficiente de 0,671, aunque en primeras diferencias la relación fue negativa e imprecisa. Al excluir el periodo de 2020 a 2021, la asociación basada en la mediana disminuyó y no alcanzó el umbral fijado. La evidencia indicó que las luces nocturnas brindan información territorial útil, pero no sustentan inferencias causales ni reemplazan las encuestas.

Palabras claves: Análisis longitudinal, luces nocturnas, pobreza monetaria, teledetección, VIIRS

Abstract
Local poverty measurement faces challenges, such as the lack of timely data and the cost of traditional surveys. These limitations often prevent continuous monitoring for policymaking. This study focused on how nighttime lights satellite imagery can complement the territorial estimation of monetary poverty, analyzing its temporal association in Puno Province during 2013 to 2024. An integration of twelve annual observations from the National Household Survey and the visible infrared imaging radiometer suite product was carried out. Poverty was estimated accounting for the complex survey design; lighting was summarized using area-weighted mean radiance, proportion of illuminated surface, and median of positive pixels. Results showed that poverty ranged between 22.4 and 41.7 percent, with seven estimates exceeding the 15 percent official precision threshold. It was also observed that mean radiance increased from 0.0957 to 0.1950 nanowatts per square centimetre per steradian, and the illuminated surface grew by 84.3 percent. In levels, a positive correlation with a coefficient of 0.671 was highlighted, although in first differences the relationship was negative and imprecise. By excluding the period from 2020 to 2021, the median-based association decreased and did not reach the specified threshold.

Evidence indicated that nighttime lights provide useful territorial information, but they do not support causal inferences or replace surveys.

Keywords: *Longitudinal analysis, monetary poverty, nighttime lights, remote sensing, VIIRS*

Introducción

La pobreza monetaria se establece al comparar el gasto per cápita del hogar con el valor de una línea de pobreza. En el Perú, se considera pobre a la persona cuyo hogar no dispone de gasto suficiente para cubrir una canasta básica de alimentos, bienes y servicios esenciales; la pobreza extrema corresponde a un gasto inferior al costo de la canasta alimentaria. En 2024, la pobreza monetaria alcanzó al 27,6 % de la población nacional y al 39,9 % del departamento de Puno [1]. La cifra departamental sitúa el problema, pero no describe la incidencia específica de la provincia de Puno.

La provincia reúne 15 distritos y, según los Censos Nacionales de 2017, registró 219 494 habitantes, de los cuales 80 582 residían en el área rural (36,7 %) [2]. En su territorio coexisten la aglomeración urbana de la ciudad de Puno, centros poblados de menor tamaño y asentamientos rurales dispersos. Esa configuración produce diferencias en electrificación, infraestructura y actividad económica. También impide equiparar mecánicamente oscuridad y pobreza: una actividad agropecuaria, por ejemplo, puede generar ingreso sin una emisión nocturna comparable a la del comercio urbano.

La Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) es la fuente oficial para medir pobreza y condiciones de vida. Su diseño es probabilístico, estratificado y multietápico, con cobertura urbana y rural [3]. Sin embargo, la provincia no constituye un nivel anual de inferencia garantizado. Una estimación directa para ese dominio depende del número de unidades muestrales efectivamente observadas y debe leerse junto con su error estándar, intervalo de confianza y coeficiente de variación. Para áreas menores, el Mapa de Pobreza Monetaria Provincial y Distrital 2018 combinó encuesta y censo mediante estimación para áreas pequeñas [4]; su carácter puntual no permite reconstruir una trayectoria anual provincial.

La banda día-noche del Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) ofrece una observación complementaria de la actividad territorial. El producto Annual Nighttime Lights V2 se genera a partir de compuestos mensuales y aplica filtros para nubes, incendios, auroras, valores atípicos y ruido de fondo. Su resolución es de 15 segundos de arco, aproximadamente 500 m en el ecuador, y la radiancia se expresa en $\mathrm{nW\,cm^{-2}\,sr^{-1}}$ [5, 6]. El producto conserva una base física comparable entre años, aunque registra iluminación observable y no bienestar económico de manera directa.

La evidencia previa en Asia, Europa y Sudamérica ha mostrado que la iluminación nocturna puede aportar información socioeconómica útil cuando se integra con datos geoespaciales o estadísticos [7–10]. Sin embargo, tal como advierten estudios específicos en China [11] y Venezuela [12], el acceso a electricidad es solo una dimensión de la pobreza, y la capacidad de la radiancia satelital para explicar variaciones temporales dentro de un mismo territorio suele ser considerablemente más débil que su capacidad para comparar lugares distintos de forma transversal [13]. Este contraste es central: una señal adecuada para comparar zonas geográficas no necesariamente representa cambios de corto plazo de manera homogénea.

El vacío abordado se encuentra en la escasa evidencia temporal que vincula, para una sola provincia peruana, estimaciones anuales de pobreza monetaria con la evolución de la radiancia y su distribución distrital. Por ello, se evaluó la relación entre los indicadores VIIRS y la incidencia estimada de pobreza en la provincia de Puno durante 2013–2024. Los objetivos específicos fueron estimar la serie provincial con sus medidas de precisión, caracterizar la trayectoria y la heterogeneidad espacial de las luces nocturnas, y examinar su asociación en niveles y en cambios interanuales.

Materiales y métodos

Área de estudio y diseño

El ámbito estuvo definido por la unión de los límites de los 15 distritos de la provincia de Puno. La provincia se identificó en ENAHO mediante los cuatro primeros dígitos del UBIGEO, iguales a 2101. La investigación se estructuró bajo un enfoque cuantitativo de tipo observacional (no experimental), ya que analizó los datos registrados sin manipulación de variables. El diseño fue longitudinal, al evaluar la evolución de los indicadores a través del tiempo (2013–2024), y de nivel ecológico, dado que la unidad de análisis fue un agregado poblacional y territorial (la observación provincia-año) y no el individuo. Finalmente, el alcance del estudio fue correlacional, al determinar el grado de asociación estadística entre ambas dimensiones. Por tanto, la serie integrada comprendió doce observaciones. Los distritos y los píxeles se utilizaron para describir la distribución de la iluminación, no como réplicas independientes de una única estimación anual de pobreza provincial.

Fuentes y variables

La fuente socioeconómica fue el archivo Sumaria de ENAHO para cada año. Se auditaron los identificadores de vivienda y hogar, el UBIGEO, el estrato, el conglomerado, el factor de expansión, el número de miembros y la clasificación oficial de pobreza. Los códigos 1 y 2 de la variable `POBREZA` identificaron, respectivamente, pobreza extrema y pobreza no extrema; el código 3 correspondió a población no pobre [14, 15].

La fuente satelital fue la serie Annual VIIRS Nighttime Lights disponible en Google Earth Engine: `NOAA/VIIRS/DNB/ANNUAL_V21` para 2013–2021 y `NOAA/VIIRS/DNB/ANNUAL_V22` para 2022–2024. Se empleó `average_masked` como banda de radiancia y `cf_cvg` para controlar cobertura válida [16, 17]. La Tabla 1 resume la operacionalización.

Tabla 1. Operacionalización y fuentes de las variables

Función	**Variable**	**Definición operacional**	**Indicadores**
Dependiente	Pobreza monetaria provincial	Proporción ponderada de personas residentes en hogares del dominio provincial con `POBREZA` igual a 1 o 2.	Incidencia anual, error estándar, intervalo de confianza del 95 %, coeficiente de variación y tamaño muestral.
Independiente	Luces nocturnas VIIRS	Intensidad y extensión de la radiancia válida dentro de un límite provincial constante.	Radiancia media ponderada por área, superficie y proporción con radiancia positiva, mediana de píxeles positivos y cobertura válida.

Fuente: ENAHO Sumaria y Annual VIIRS Nighttime Lights V2.1–V2.2.

Estimación de pobreza monetaria

La estimación se realizó respetando el diseño muestral complejo de ENAHO mediante el entorno R (paquete `survey` [18] con linealización de Taylor para la varianza). Siguiendo la estructura de los microdatos, se construyeron tres elementos clave: 1) el estrato operativo, combinando los códigos de departamento y estrato original; 2) la unidad primaria de muestreo (UPM), anidando el conglomerado dentro del departamento; y 3) la variable indicadora de pobreza, que tomó el valor de uno si la clasificación oficial del hogar indicaba pobreza extrema (1) o pobreza no extrema (2), y cero si indicaba población no pobre (3). Para cada año se declaró primero el diseño con todas las observaciones nacionales válidas y, posteriormente, se estimó el dominio provincial mediante `subset()` sobre los cuatro primeros dígitos del UBIGEO, iguales a 2101. Este procedimiento conservó la estructura nacional del diseño al calcular la varianza del dominio.

Al analizar este dominio subnacional, el tamaño de muestra empírico fue considerablemente menor que el nacional, lo que hizo necesario conservar el tratamiento de diseño complejo y comunicar las medidas de precisión (Tabla 2).

Tabla 2. Tamaño de muestra empírico para el dominio de la provincia de Puno

Año	Conglomerados (UPM)	Hogares muestrales	Personas muestrales	Suma de pesos personales
2013	43	266	932	289 365
2014	41	246	834	259 042
2015	45	264	899	265 450
2016	44	267	877	247 577
2017	43	253	799	238 666
2018	63	394	1 263	231 584
2019	43	273	884	249 246
2020	41	255	763	189 651
2021	38	225	649	225 905
2022	39	245	672	269 938
2023	38	227	652	291 708
2024	40	252	754	314 004

La última columna es la suma de los pesos personales del dominio y no una proyección demográfica oficial de la provincia. Fuente: elaboración propia a partir de microdatos ENAHO (UBIGEO 2101).

Como control interno, la clasificación de pobreza se reconstruyó a partir del gasto per cápita mensual y se comparó con las líneas oficiales. Además, el diseño completo se utilizó para reproducir la tasa nacional publicada por el INEI. La concordancia de clasificación fue del 100 % en los hogares evaluables y las diferencias de la tasa nacional estuvieron entre $-0{,}03$ y $0{,}05$ puntos porcentuales, lo que validó la consistencia del diseño muestral programado.

La incidencia reportada corresponde al índice de recuento $FGT(0)$ [19]. Dado que el archivo Sumaria registra una sola fila por hogar, fue necesario expandir la muestra a nivel de individuos. El factor de ponderación de personas se calculó mediante el producto:

$$w_{ht} = f_{ht} m_{ht}, \tag{1}$$

donde w_{ht} representa el factor de expansión poblacional para el hogar h en el año t, f_{ht} es el factor de expansión anual del hogar proporcionado por el INEI (extraído de la variable `FACTOR07`), y m_{ht} es el número total de miembros residentes en el hogar (extraído de `MIEPERHO`).

Con este peso poblacional, la estimación porcentual de la incidencia de pobreza para cada año t se determinó

evaluando la media ponderada de la variable indicadora:

$$\widehat{H}_t = 100\,\frac{\sum_{h\in D} w_{ht} y_{ht}}{\sum_{h\in D} w_{ht}}, \tag{2}$$

donde $\widehat{H}_t$ es la incidencia provincial de pobreza, D representa el dominio de estudio (la provincia), w_{ht} es el factor de personas calculado en el paso anterior, y y_{ht} es la variable dicotómica de pobreza previamente construida (1 para pobre, 0 para no pobre). Matemáticamente, esto equivale al estimador de razón del recuento bajo ponderación de encuesta. Su varianza se estimó con el diseño complejo y no de una muestra aleatoria simple, aplicando el ajuste centrado para UPM solitarias.

La precisión resultante se evaluó con el coeficiente de variación:

$$CV_t(\%) = 100\,\frac{SE(\widehat{H}_t)}{\widehat{H}_t}, \tag{3}$$

donde $CV_t(\%)$ es el coeficiente de variación porcentual de la incidencia estimada en el año t, y $SE(\widehat{H}_t)$ es el error estándar de dicha estimación. El INEI clasifica como referenciales las estimaciones con $CV > 15\,\%$ [20], por lo que dicho corte se utilizó como advertencia explícita de precisión; no convierte a la provincia en dominio de inferencia oficial garantizado.

Procesamiento de luces nocturnas

Para cada año se resolvió explícitamente la colección correspondiente (V2.1 hasta 2021 y V2.2 desde 2022), se seleccionó un compuesto anual y se recortó con el mismo límite provincial. La reducción zonal se solicitó a una escala nominal de 500 m, con `maxPixels` igual a 10^{13} y `tileScale` igual a 2. Se consideró válida una celda cuando `cf_cvg` fue mayor que cero. No se aplicó un umbral adicional a la radiancia media; por ello, esta incluyó todos los valores válidos, incluso valores negativos residuales. Para el indicador de extensión se definió operativamente una celda positiva cuando su radiancia fue estrictamente mayor que cero. El producto V2 aplica previamente filtros de valores atípicos y ruido de fondo [5]. La estadística zonal se ponderó por el área de cada celda, práctica recomendada cuando los píxeles intersectan un polígono y no aportan la misma superficie [21]. En Earth Engine, a_i se obtuvo con `ee.Image.pixelArea()`, cuyos valores se expresan en metros cuadrados según la proyección y escala del cálculo [22]:

$$\overline{R}_t = \frac{\sum_{i \in D} a_i r_{it} I(cf_{it} > 0)}{\sum_{i \in D} a_i I(cf_{it} > 0)}, \tag{4}$$

donde $\overline{R}_t$ es la radiancia media en el año t para la provincia D, r_{it} es el valor de radiancia de la celda i en el año t, a_i representa el área física de dicha celda en metros cuadrados, cf_{it} denota la cobertura válida de observación sin nubes, e $I(\cdot)$ es la función indicadora que asume el valor de uno (1) cuando se cumple la condición dentro del paréntesis y cero (0) en caso contrario. La proporción de superficie con radiancia positiva se calculó como:

$$L_t^+ = 100 \, \frac{\sum_{i \in D} a_i I(r_{it} > 0 \wedge cf_{it} > 0)}{\sum_{i \in D} a_i I(cf_{it} > 0)}, \tag{5}$$

donde L_t^+ es el porcentaje de superficie iluminada (con radiancia estrictamente mayor a cero) respecto a toda la superficie válida del dominio D en el año t. También se obtuvo la mediana de las celdas con radiancia positiva. Los mismos indicadores se calcularon para cada distrito con finalidad descriptiva. La cobertura válida alcanzó el 100 % del soporte provincial en los doce compuestos, con 27 030 celdas por año.

Análisis estadístico y reproducibilidad

La asociación principal se definió como el coeficiente de correlación de rangos de Spearman (ρ_s) entre la incidencia de pobreza y la radiancia media [23]. Como la aproximación asintótica puede ser inadecuada en muestras pequeñas, el valor de probabilidad bilateral se estimó con $B = 199\,999$ permutaciones aleatorias y se aplicó la corrección de Monte Carlo propuesta por Phipson y Smyth [24]. Para reducir la asociación inducida por tendencias persistentes en niveles [25], también se correlacionaron las primeras diferencias interanuales (ΔH_t y ΔR_t) como diagnóstico frente a la tendencia compartida. Los procedimientos numéricos se implementaron con SciPy [26], sin interpretar los coeficientes como efectos causales.

El flujo se organizó en notebooks secuenciales para inventario, auditoría de ENAHO, estimación provincial, procesamiento VIIRS, estadísticas zonales, integración, análisis temporal y generación de productos. Cada etapa conservó parámetros, versiones y registros de ejecución.

Resultados y discusión

Pobreza monetaria y precisión muestral

La incidencia estimada presentó una trayectoria discontinua (Tabla 3). El mínimo fue 22,4 % en 2014 y el máximo 41,7 % en 2021. Tras valores cercanos a 26,5 % en 2018 y 2019, la serie aumentó a 40,4 % en 2020 y permaneció elevada en 2021. En 2024 se estimó 35,9 %, 12,5 puntos porcentuales por encima de 2013.

Tabla 3. Serie provincial de pobreza estimada y luces nocturnas

Año	**Pobreza (%)**	**SE (pp)**	**CV (%)**	**Radiancia media**	**Superficie $R>0$ (km^2)**	**Superficie $R>0$ (%)**
2013	23,36	4,34	18,59	0,0957	240,85	3,73
2014	22,36	4,71	21,05	0,1064	255,58	3,96
2015	31,59	5,12	16,21	0,1073	242,22	3,75
2016	29,02	5,05	17,41	0,1165	261,94	4,06
2017	31,39	4,59	14,62	0,1297	293,94	4,55
2018	26,50	3,80	14,33	0,1384	318,10	4,93
2019	26,59	4,28	16,09	0,1425	322,46	5,00
2020	40,44	5,61	13,87	0,1442	321,04	4,97
2021	41,67	6,45	15,48	0,1495	325,64	5,05
2022	30,31	4,43	14,60	0,1606	349,83	5,42
2023	36,02	5,91	16,42	0,1751	396,38	6,14
2024	35,89	4,48	12,48	0,1950	443,90	6,88

SE: error estándar; CV: coeficiente de variación. Un CV superior a 15 % identifica una estimación referencial. La radiancia se expresa en nW cm^{-2} sr^{-1} y $R>0$ denota radiancia estrictamente positiva. Fuente: elaboración propia con ENAHO y VIIRS.

Siete de las doce estimaciones excedieron el umbral operativo de precisión. Los intervalos de confianza de la Figura 1 muestran que la variabilidad muestral no es marginal frente a las diferencias anuales. Por ello, la sucesión de puntos no debe interpretarse como una estadística oficial provincial ni como evidencia de cambios finos entre años contiguos. La amplitud observada confirma la necesidad de acompañar cualquier estimación directa de ENAHO para áreas menores con una advertencia explícita de precisión.

Revista Innovación y Software
Vol. 7, No. 2, Mes Septiembre - Febrero, 2026
ISSN: 2708-0935
Pág. 59-74
https://revistas.ulasalle.edu.pe/innosoft

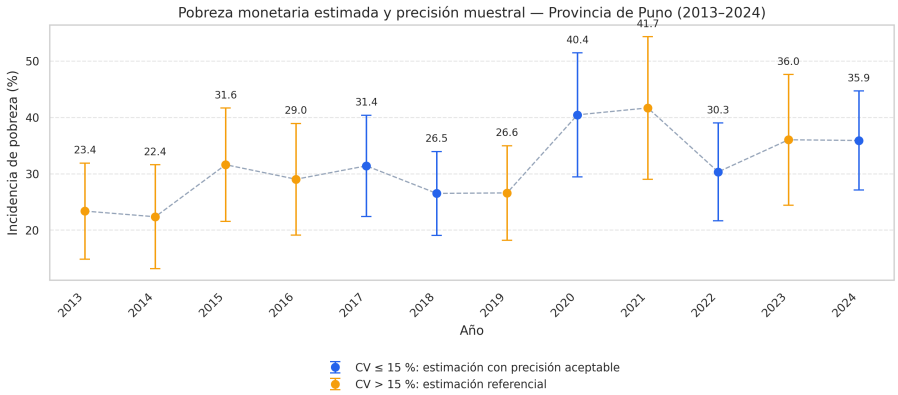


Figura 1. Incidencia estimada de pobreza monetaria e intervalos de confianza del 95 %. El color distingue estimaciones según el umbral operativo del coeficiente de variación.

Evolución y distribución de las luces nocturnas

Como muestra la Figura 2, la radiancia media aumentó de 0,0957 a 0,1950 nW cm^{-2} sr^{-1} entre 2013 y 2024, equivalente a 103,8 %. En el mismo periodo, la superficie con radiancia positiva pasó de 240,85 a 443,90 km^2 y su proporción creció de 3,73 a 6,88 %; ambos cambios representaron 84,3 %. La mediana de los píxeles positivos se incrementó 288,8 %, de 0,1729 a 0,6721 nW cm^{-2} sr^{-1}.

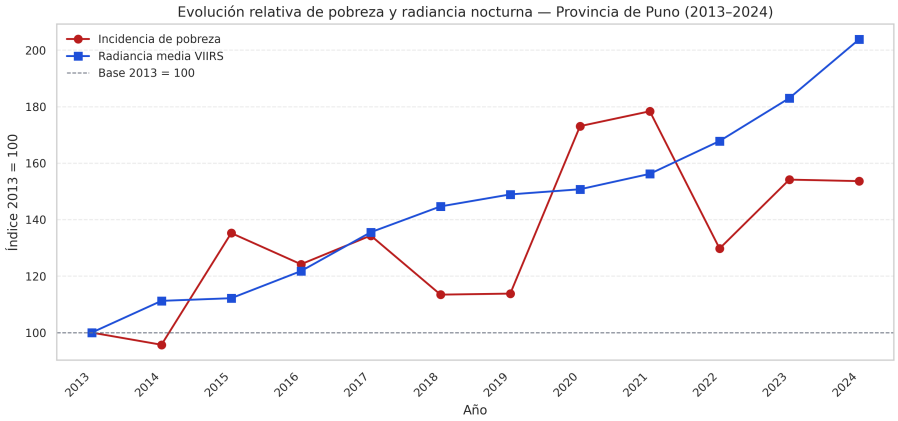


Figura 2. Evolución relativa de la incidencia estimada de pobreza y la radiancia media, con base 2013 igual a 100.

La señal estuvo espacialmente concentrada. El distrito de Puno mantuvo durante toda la serie una radiancia muy superior a la de los demás distritos y conformó el núcleo más intenso de iluminación provincial. Desde

2022 se observó una ampliación en distritos de menor intensidad, especialmente en Amantaní, Coata y Paucarcolla, pero la brecha respecto al centro urbano persistió (Figura 3). Esta asimetría restringe la interpretación socioeconómica de la media provincial: un cambio localizado en el núcleo urbano puede elevar el indicador aunque las condiciones rurales no sigan una trayectoria comparable.

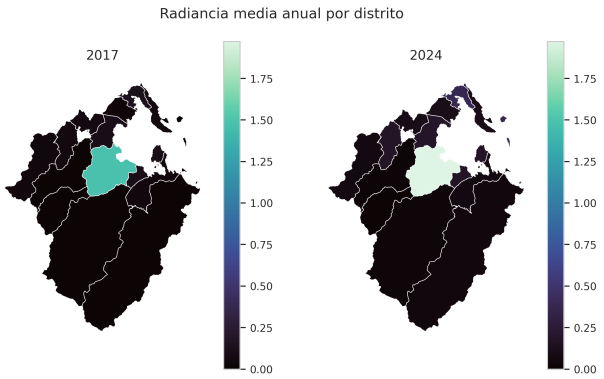


Figura 3. Radiancia media distrital en 2017 y 2024, expresada en $\mathrm{nW\,cm^{-2}\,sr^{-1}}$. La escala representa intensidad lumínica y no pobreza distrital.

Asociación temporal

Las estimaciones provinciales utilizadas en las pruebas estadísticas se presentan en la Tabla 3; las asociaciones resultantes se resumen en la Tabla 4.

La asociación principal entre radiancia media y pobreza fue positiva ($\rho_s = 0{,}6713$; $\widehat{p} = 0{,}0199$). Entre los análisis secundarios, la mediana de píxeles positivos presentó $\rho_s = 0{,}6084$ ($\widehat{p} = 0{,}0391$), mientras la proporción de superficie positiva presentó $\rho_s = 0{,}5734$ ($\widehat{p} = 0{,}0551$). La variación de los resultados entre indicadores muestra que la evidencia en niveles no fue uniforme (Tabla 4).

Revista Innovación y Software
Vol. 7, No. 2, Mes Septiembre - Febrero, 2026
ISSN: 2708-0935
Pág. 59-74
https://revistas.ulasalle.edu.pe/innosoft

Tabla 4. Asociaciones entre pobreza monetaria e indicadores VIIRS

Escala	**Indicador VIIRS**	**Spearman**	$\widehat{p}$ **bilateral**	n
Niveles anuales	Radiancia media	0,6713	0,0199	12
Niveles anuales	Proporción con $R > 0$	0,5734	0,0551	12
Niveles anuales	Mediana con $R > 0$	0,6084	0,0391	12
Primeras diferencias	Radiancia media	−0,3364	0,3141	11
Sensibilidad sin 2020–2021	Mediana con $R > 0$	0,5515	0,1061	10

Valores bilaterales obtenidos con 199 999 permutaciones Monte Carlo. La fila sin 2020–2021 se compara con la mediana en niveles, porque ambas corresponden al mismo indicador.

En la nube de puntos, 2020 y 2021 combinaron las dos incidencias de pobreza más altas con valores de radiancia situados dentro de la tendencia ascendente de la serie (Figura 4). Este patrón descriptivo motivó una sensibilidad que excluyó ambos años. La salida disponible para esta exclusión corresponde a la mediana de píxeles positivos: frente a la serie completa, el coeficiente disminuyó de 0,6084 a 0,5515 y el valor de probabilidad aumentó de 0,0391 a 0,1061 (Tabla 4). El cambio indica que esta asociación secundaria no fue estable ante la exclusión del periodo; no permite atribuir a la pandemia el origen de la asociación.

En primeras diferencias, el coeficiente cambió de signo ($\rho_s = -0{,}3364$), pero fue impreciso ($\widehat{p} = 0{,}3141$); por tanto, no se obtuvo evidencia suficiente de una asociación inversa entre los cambios interanuales. En la sensibilidad de la mediana de píxeles positivos, los coeficientes permanecieron positivos al excluir cada año (0,555–0,764), aunque la mayoría de los valores de probabilidad superó 0,05. La persistencia del signo no demuestra un mecanismo estable y es compatible con la tendencia compartida de las series en niveles.

La figura se limita a los doce pares pobreza–radiancia y no incorpora una recta predictiva, porque el análisis evalúa asociación monotónica y no un modelo de predicción.

Revista Innovación y Software
Vol. 7, No. 2, Mes Septiembre - Febrero, 2026
ISSN: 2708-0935
Pág. 59-74
https://revistas.ulasalle.edu.pe/innosoft

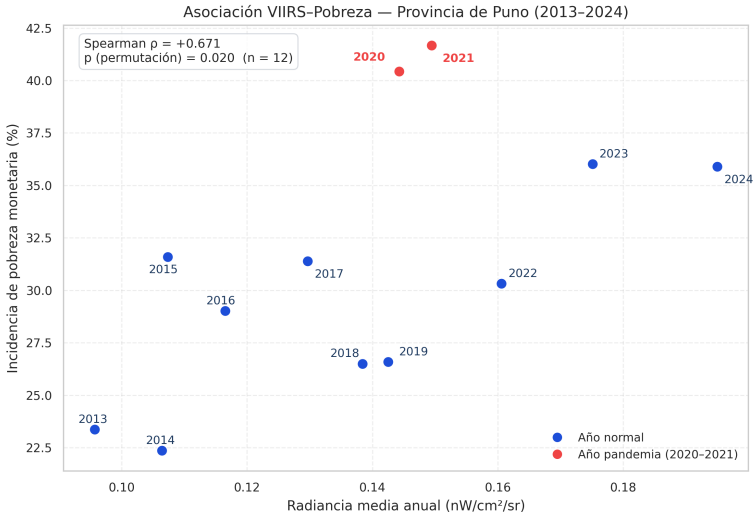


Figura 4. Relación entre radiancia media e incidencia estimada de pobreza. Los años 2020–2021 se destacan por corresponder al periodo de pandemia.

Discusión

El hallazgo central fue una asociación positiva entre pobreza estimada y radiancia media cuando ambas series se analizaron en niveles, pero no se obtuvo evidencia suficiente de una asociación inversa entre sus cambios interanuales. Como la radiancia aumentó de forma monotónica y la pobreza mostró oscilaciones amplias, el coeficiente en niveles puede estar influido por el orden temporal y por tendencias persistentes. En consecuencia, el resultado no debe interpretarse como evidencia de que una mayor iluminación produzca mayor pobreza ni como validación de la radiancia para predecir cambios anuales de pobreza.

Estos resultados concuerdan con la literatura internacional, la cual demuestra que la utilidad de las luces nocturnas para distinguir condiciones socioeconómicas es mayor en diseños transversales [7,10], pero más débil al evaluar cambios temporales locales [11]. Asimismo, aunque la radiancia puede mejorar las estimaciones para áreas pequeñas al integrarse con modelos multivariados [8,9], su uso aislado presenta limitaciones metodológicas sustanciales. La concentración de radiancia en el núcleo urbano de Puno subraya que el acceso a electricidad representa solo una dimensión de la pobreza [12] y reafirma la importancia de incorporar variables demográficas en escalas coherentes con el fenómeno estudiado [13].

Limitaciones

La interpretación está condicionada por cinco limitaciones. Primero, la serie contiene doce observaciones y siete estimaciones de pobreza tienen un CV superior a 15 %; la provincia no es un dominio anual de inferencia oficial garantizado. Segundo, los años forman una secuencia ordenada y potencialmente dependiente; la permutación aleatoria y las primeras diferencias se utilizaron como diagnósticos exploratorios, pero no demuestran intercambiabilidad ni estacionariedad. Tercero, los dos indicadores VIIRS secundarios y las sensibilidades no fueron ajustados por comparaciones múltiples. Cuarto, la serie combina V2.1 hasta 2021 y V2.2 desde 2022; por ello, el cambio de producto puede contribuir a variaciones observadas desde 2022 y no debe interpretarse por sí solo como cambio socioeconómico. Quinto, no se controlaron población, electrificación, urbanización, estructura productiva ni otros factores que pueden afectar simultáneamente pobreza e iluminación. La sensibilidad sin 2020–2021 se calculó para la mediana de píxeles positivos y no para la radiancia media principal. En conjunto, el diseño es ecológico, exploratorio y no causal.

Conclusiones

La incidencia estimada de pobreza monetaria en la provincia de Puno osciló entre 22,4 y 41,7 % durante 2013–2024 y alcanzó 35,9 % en 2024. Siete de las doce estimaciones presentaron un CV superior a 15 %, por lo que la serie debe considerarse una estimación directa exploratoria y no una estadística oficial provincial apta para detectar cambios pequeños entre años contiguos.

En el mismo periodo, la radiancia media aumentó 103,8 % y la superficie con radiancia positiva creció 84,3 %. La señal se concentró en el distrito de Puno y mostró una distribución heterogénea entre distritos; por ello, la media provincial no representa de manera uniforme las condiciones urbanas y rurales.

La asociación principal en niveles fue positiva ($\rho_s = 0{,}6713$; $\widehat{p} = 0{,}0199$), pero en primeras diferencias fue negativa e imprecisa ($\rho_s = -0{,}3364$; $\widehat{p} = 0{,}3141$). Además, la asociación secundaria basada en la mediana dejó de alcanzar el umbral fijado al excluir 2020–2021. Estos resultados no sustentan una relación causal ni un desempeño predictivo estable. Las luces nocturnas pueden complementar la descripción territorial, pero no sustituyen la medición monetaria basada en encuestas ni justifican inferencias anuales precisas para un dominio provincial pequeño.

Disponibilidad de datos y materiales

Los recursos empleados en este estudio son de acceso público. Los microdatos de la Encuesta Nacional de Hogares (2013–2024) provienen del INEI. Por su parte, las imágenes satelitales corresponden al producto Annual

Nighttime Lights V2 (identificadores `NOAA/VIIRS/DNB/ANNUAL_V21` y `V22`), obtenidas mediante Google Earth Engine. El pipeline para replicar íntegramente el procesamiento y análisis está disponible en un repositorio público de GitHub: [**Enlace anonimizado para revisión por pares**].

Contribución de Autoría

Emerson Ruben Huacasi Ccama: Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Software, Validación, Visualización, Redacción del borrador original y revisión y edición.

Referencias

[1] Instituto Nacional de Estadística e Informática, "Perú: Evolución de la pobreza monetaria, 2015–2024," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2025. [Online]. Available: https://www.gob.pe/institucion/inei/informes-publicaciones/6763186-peru-evolucion-de-la-pobreza-monetaria-2015-2024

[2] ——, "Puno: Resultados definitivos de los censos nacionales 2017," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2018. [Online]. Available: https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1563/21TOMO_01.pdf

[3] ——, "Plan de trabajo 2024: Encuesta nacional de hogares," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2024. [Online]. Available: https://proyectos.inei.gob.pe/iinei/srienaho/Descarga/DocumentosMetodologicos/2024-55/5_Plan-Trabajo.pdf

[4] ——, "Mapa de pobreza monetaria provincial y distrital 2018," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2020. [Online]. Available: https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1718/Libro.pdf

[5] C. D. Elvidge, M. Zhizhin, T. Ghosh, F.-C. Hsu, and J. Taneja, "Annual time series of global VIIRS nighttime lights derived from monthly averages: 2012 to 2019," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 5, p. 922, 2021, doi: 10.3390/rs13050922.

[6] Earth Observation Group, "VIIRS nighttime light: Annual VNL v2," Colorado School of Mines, consultado: 21-jul-2026. [Online]. Available: https://eogdata.mines.edu/products/vnl/

[7] S. Cecchini, G. Savio, and V. Tromben, "Mapping poverty rates in Chile with night lights and fractional multinomial models," *Regional Science Policy & Practice*, vol. 14, no. 4, pp. 850–877, 2022, doi: 10.1111/rsp3.12415.

[8] N. Permatasari, B. C. Laksono, and A. Ubaidillah, "Small area estimation of poverty using remote sensing data," *Statistical Journal of the IAOS*, vol. 41, no. 1, pp. 180–190, 2025, doi: 10.1177/18747655241308390.

[9] N. Puttanapong, A. M. Jr., J. A. N. Bulan, M. Addawe, R. L. Durante, and M. Martillan, "Predicting poverty using geospatial data in Thailand," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 11, no. 5, p. 293, 2022, doi: 10.3390/ijgi11050293.

[10] S. R. Putri, A. W. Wijayanto, and A. D. Sakti, "Developing relative spatial poverty index using integrated remote sensing and geospatial big data approach: A case study of East Java, Indonesia," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 11, no. 5, p. 275, 2022, doi: 10.3390/ijgi11050275.

[11] X. Zhang and J. Gibson, "Using multi-source nighttime lights data to proxy for county-level economic activity in China from 2012 to 2019," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 5, p. 1282, 2022, doi: 10.3390/rs14051282.

[12] L. Maldonado, "Living in darkness: Rural poverty in Venezuela," *Journal of Applied Economics*, vol. 26, no. 1, p. 2168464, 2023, doi: 10.1080/15140326.2023.2168464.

[13] X. S. Pérez-Sindín, P. Wójcik, T.-H. K. Chen, and A. V. Prishchepov, "Can nighttime lights serve as a proxy for economic inequality at the local administrative unit scale? evidence from Spain," *PLOS ONE*, vol. 20, no. 12, pp. 1–16, 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0319890.

[14] Instituto Nacional de Estadística e Informática, "Diccionario de datos: Encuesta nacional de hogares 2017," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2018. [Online]. Available: https://proyectos.inei.gob.pe/iinei/srienaho/Descarga/DocumentosMetodologicos/2017-55/Diccionario.pdf

[15] ——, "Diccionario de datos: Encuesta nacional de hogares 2024," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2025. [Online]. Available: https://proyectos.inei.gob.pe/iinei/srienaho/Descarga/DocumentosMetodologicos/2024-55/20_Diccionario_2024.pdf

[16] Google Earth Engine Data Catalog, "VIIRS nighttime day/night annual band composites v2.1: NOAA/VIIRS/DNB/ANNUAL_V21," consultado: 28-jul-2026. [Online]. Available: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/NOAA_VIIRS_DNB_ANNUAL_V21

[17] ——, "VIIRS nighttime day/night annual band composites v2.2: NOAA/VIIRS/DNB/ANNUAL_V22," consultado: 23-jul-2026. [Online]. Available: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/NOAA_VIIRS_DNB_ANNUAL_V22

[18] T. Lumley, "Analysis of complex survey samples," *Journal of Statistical Software*, vol. 9, no. 8, pp. 1–19, 2004, doi: 10.18637/jss.v009.i08.

[19] J. Foster, J. Greer, and E. Thorbecke, "A class of decomposable poverty measures," *Econometrica*, vol. 52, no. 3, pp. 761–766, 1984, doi: 10.2307/1913475.

[20] Instituto Nacional de Estadística e Informática, "Condiciones de vida en el perú: julio–agosto–septiembre 2025," INEI, Lima, Perú, Tech. Rep., 2025. [Online]. Available: https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/7548592-condiciones-de-vida-en-el-peru-iii-trimestre-2025.pdf

[21] S. Winsemius and J. Braaten, "Zonal statistics," in *Cloud-Based Remote Sensing with Google Earth Engine: Fundamentals and Applications*, J. A. Cardille, M. A. Crowley, D. Saah, and N. E. Clinton, Eds. Springer, 2024, pp. 463–485, doi: 10.1007/978-3-031-26588-4_24.

[22] Google Earth Engine, "`ee.Image.pixelArea`: documentación de la api," consultado: 28-jul-2026. [Online]. Available: https://developers.google.com/earth-engine/apidocs/ee-image-pixelarea

[23] C. Spearman, "The proof and measurement of association between two things," *The American Journal of Psychology*, vol. 15, no. 1, pp. 72–101, 1904, doi: 10.2307/1412159.

[24] B. Phipson and G. K. Smyth, "Permutation p-values should never be zero: Calculating exact p-values when permutations are randomly drawn," *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, vol. 9, no. 1, p. Article 39, 2010, doi: 10.2202/1544-6115.1585.

[25] C. W. J. Granger and P. Newbold, "Spurious regressions in econometrics," *Journal of Econometrics*, vol. 2, no. 2, pp. 111–120, 1974, doi: 10.1016/0304-4076(74)90034-7.

[26] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant *et al.*, "SciPy 1.0: Fundamental algorithms for scientific computing in python," *Nature Methods*, vol. 17, no. 3, pp. 261–272, 2020, doi: 10.1038/s41592-019-0686-2.