

## Desigualdad de ingresos local y bienestar subjetivo en Latinoamérica

Recibido: 3 de diciembre de 2025 – Aprobado: 23 de abril de 2026

Doi: <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/economia/a.16048>

Leonardo A. Caravaggio\*

---

### Resumen

Este artículo analiza la relación entre la desigualdad de ingresos local y el bienestar subjetivo en Latinoamérica. Para hacerlo, se estudiaron imágenes satelitales diurnas y el valor de felicidad promedio de un conjunto de más de mil aglomerados urbanos en la región. De las imágenes se extraen patrones objetivos de heterogeneidad visual utilizando redes neuronales profundas, a partir de los cuales se calcula un indicador de desigualdad en torno al centroide seleccionado. Este indicador de desigualdad presenta ciertas ventajas respecto a los indicadores tradicionales objetivos (granularidad y periodicidad) y subjetivos (escalabilidad, consistencia y precisión). Se advierte una correlación negativa estadísticamente significativa entre estos indicadores objetivos de desigualdad y el indicador subjetivo de felicidad. Esta relación es particularmente marcada para las imágenes con un radio aproximado de 10 kilómetros, lo que sugiere que esta escala espacial capta de manera más precisa los entornos locales en los que se forman las comparaciones sociales. Asimismo, se observa una asociación negativa entre la desigualdad y el bienestar subjetivo a lo largo de toda la distribución: los aglomerados con mayores niveles de desigualdad tienden a presentar, en promedio, menores niveles de felicidad.

*Palabras clave:* felicidad; bienestar; desigualdad; cohesión social.

*Clasificación JEL:* D63, I14, I31, O54, Z13.

---

\* Universidad de Buenos Aires. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2758-116X>  
Correo electrónico: [caravaggio@gmail.com](mailto:caravaggio@gmail.com)

---

Para citar este artículo: Caravaggio, L. (2025). Desigualdad de ingresos local y bienestar subjetivo en Latinoamérica. *Revista de Economía del Rosario*, 28(1), 1-47. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/economia/a.16048>

## Local Income Inequality and Subjective Well-Being in Latin America

### Abstract

The relationship between local income inequality and subjective well-being in Latin America is analyzed. To do this, daytime satellite images and the average happiness level of a set of more than one thousand urban agglomerations in the region were studied. Objective patterns of visual heterogeneity are extracted from the images using deep neural networks, and an inequality indicator around the selected centroid is computed from them. This inequality indicator offers certain advantages over traditional objective indicators (granularity and periodicity) and subjective indicators (scalability, consistency, and accuracy). A statistically significant negative correlation is found between these objective inequality indicators and the subjective happiness measure. This relationship is particularly strong for images with an approximate radius of 10 kilometers, suggesting that this spatial scale more closely captures the local environments in which social comparisons are formed. Moreover, a negative association between inequality and subjective well-being is observed across the entire distribution: urban areas with higher levels of inequality tend to report, on average, lower levels of happiness.

*Keywords:* happiness; well-being; inequality; social cohesion.

*JEL Codes:* D63, I14, I31, O54, Z13.

## Desigualdade de renda local e bem-estar subjetivo na América Latina

### Resumo

Analisa-se a relação entre a desigualdade de renda local e o bem-estar subjetivo, na América Latina. Para isso, foram estudadas imagens de satélite diurnas, e o valor médio de felicidade de um conjunto de mais de mil aglomerações urbanas na região. A partir das imagens, extraem-se padrões objetivos de heterogeneidade visual, utilizando redes neurais profundas, a partir dos quais se calcula um indicador de desigualdade em torno do centroide selecionado. Esse indicador de desigualdade apresenta certas vantagens em relação aos indicadores tradicionais objetivos (granularidade e periodicidade) e subjetivos (escalabilidade, consistência e precisão). Observa-se uma correlação negativa estatisticamente significativa entre esses indicadores objetivos de desigualdade e o indicador subjetivo de felicidade. Essa relação é particularmente acentuada para as imagens com um raio aproximado de 10 quilômetros, o que sugere que essa escala espacial capta de forma mais precisa os ambientes locais nos quais se formam as comparações sociais. Da mesma forma, observa-se uma associação negativa entre a desigualdade e o bem-estar subjetivo ao longo de toda a distribuição: os aglomerados com maiores níveis de desigualdade tendem a apresentar, em média, níveis mais baixos de felicidade.

*Palavras-chave:* felicidade; bem-estar; desigualdade; coesão social.

*Classificação JEL:* D63, I14, I31, O54, Z13.

## Introducción

La desigualdad económica se ha consolidado como uno de los principales determinantes del bienestar en las sociedades contemporáneas. Una vasta literatura ha demostrado que, más allá del nivel promedio de ingresos, las brechas en la distribución de recursos están asociadas con mayores niveles de estrés, desconfianza, problemas de salud y menor satisfacción con la vida. Sin embargo, gran parte de la evidencia empírica se basa en indicadores nacionales de desigualdad que resultan demasiado agregados para capturar las dinámicas sociales que las personas experimentan en su vida cotidiana. En la práctica, los individuos no se comparan con promedios nacionales abstractos, sino con su entorno inmediato. La desigualdad es vivida, observada y sentida localmente, en los espacios urbanos donde se desarrollan las interacciones sociales, el acceso a bienes y servicios y las oportunidades de vida. Comprender cómo la desigualdad local se relaciona con el bienestar subjetivo constituye, por tanto, un desafío central tanto para la investigación económica como para el diseño de políticas públicas orientadas a mejorar la calidad de vida.

En este trabajo se propone una nueva medida objetiva de desigualdad local basada en imágenes satelitales diurnas procesadas mediante técnicas de aprendizaje profundo. Para ello, se combinan datos de bienestar subjetivo provenientes del Estudio Latinobarómetro (2024), agregados a nivel de 1095 áreas urbanas de América Latina, con imágenes satelitales centradas en el centroide de cada aglomerado y obtenidas para cuatro radios espaciales (1, 5, 10 y 15 kilómetros). Cada imagen fue procesada con una red neuronal convolucional preentrenada (MobileNetV2), de la cual se extraen representaciones intermedias.

A partir de estas activaciones se construyó un indicador de heterogeneidad visual, definido como la desviación estándar de las respuestas de la décima capa de la red, que resume la variabilidad morfológica del entorno construido. Este indicador se utiliza como proxy de desigualdad local y se vincula con el nivel promedio de satisfacción con la vida reportado por los habitantes de cada área urbana.

Los resultados muestran una relación negativa y estadísticamente significativa entre la desigualdad local y el bienestar subjetivo en todas las especificaciones consideradas. Las áreas urbanas con mayor heterogeneidad visual —interpretada como mayor desigualdad socioeconómica— presentan, en promedio, menores niveles de satisfacción con la vida. Esta asociación se observa para todos los radios analizados, pero alcanza su máxima

magnitud y significación cuando la desigualdad se mide en un entorno de aproximadamente 10 kilómetros alrededor del centro urbano. El resultado es robusto a la inclusión de covariables individuales y contextuales, como el nivel de ingreso subjetivo, el uso de redes sociales, los años de educación, la percepción de inflación o pobreza, y el tamaño de la ciudad, así como a distintas especificaciones econométricas. Estos hallazgos sugieren que la desigualdad espacial en el entorno cotidiano constituye un determinante relevante del bienestar, incluso más informativo que algunas percepciones subjetivas de desigualdad.

El indicador de desigualdad construido a partir de imágenes satelitales presenta, además, una fuerte validez externa. Se observa una correlación positiva y significativa con coeficientes de Gini estimados para áreas metropolitanas de países de la OCDE y con estimaciones de desigualdad a nivel de aglomerado obtenidas de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) de Argentina. Asimismo, el índice se alinea con evaluaciones realizadas por observadores humanos independientes, quienes asignaron niveles de desigualdad a un conjunto de imágenes satelitales. En todos los casos, los mejores ajustes se obtienen para radios intermedios (5 y 10 km), lo que sugiere que estas escalas capturan de manera más precisa los contrastes estructurales relevantes del entorno urbano. En conjunto, estos ejercicios confirman que la medida propuesta no refleja ruido visual, sino una señal consistente de desigualdad asociada a diferencias reales en la distribución de ingresos y riqueza.

En esa línea, este trabajo contribuye a la literatura sobre desigualdad y bienestar al desplazar el foco desde medidas nacionales altamente agregadas hacia una noción de desigualdad vivida localmente. Mientras que la mayoría de los estudios empíricos utilizan coeficientes de Gini a nivel país o región, este enfoque permite capturar diferencias espaciales finas en el entorno inmediato de los individuos, donde se forman las comparaciones sociales y se desarrollan las interacciones cotidianas. En este sentido, el artículo se inscribe en una línea de investigación que enfatiza la dimensión relacional y contextual de la desigualdad, ofreciendo evidencia sistemática para América Latina a una escala hasta ahora poco explorada.

En términos metodológicos, la investigación propone una estrategia novedosa y escalable para medir desigualdad local en contextos donde los datos administrativos son escasos, incompletos o de baja frecuencia. Al combinar imágenes satelitales de acceso abierto con representaciones latentes aprendidas por redes neuronales profundas, se construye un indicador replicable, comparable entre ciudades y fácilmente actualizable en el tiempo. Esta aproximación amplía el conjunto de herramientas disponibles

para el análisis espacial de la desigualdad y abre nuevas posibilidades para el monitoreo de políticas urbanas, la planificación territorial y la evaluación de intervenciones orientadas a mejorar el bienestar en entornos urbanos.

## **Literatura previa y marco conceptual**

Wilkinson y Pickett (2009; 2019) advierten que sociedades opulentas conviven con altos grados de infelicidad, y apuntan como responsables de esta vinculación a los niveles de desigualdad de ingresos y riqueza de estas sociedades. Es decir, no solo el crecimiento económico no produjo el aumento del bienestar y la felicidad (Easterlin, 1974) sino que, si el mismo está acompañado de desigualdad, termina provocando ansiedad, depresión y muchos otros problemas de índole social.

El trabajo de estos autores se inscribe en una línea que puede considerarse heredera del enfoque clásico de Galbraith (1998), originalmente publicado en 1958. En esa obra se plantea el problema de una sociedad que, una vez cubiertas sus necesidades básicas, requiere crear nuevas demandas para sostener el crecimiento económico. En este contexto, las personas tienden a consumir bienes que no necesariamente incrementan su felicidad: cuanto más tienen, más desean. De este modo, surge un impulso por aumentar la productividad, extender las jornadas laborales e incorporar más personas al mercado de trabajo. No se trata de alcanzar la felicidad, sino de satisfacer necesidades superfluas, promovidas por el marketing, la presión social o la comparación con el consumo de los demás.

Profundizando esta línea, Putnam (2000) señala la falta de integración social como la causa de muchos problemas de salud, seguridad y felicidad. Esto quiere decir que la sociedad de consumo no logra satisfacer las necesidades de las personas, sino que, al contrario, podría generar falta de bienestar. Savage (2021) y Stiglitz (2012) tienen un planteo similar: la desigualdad no es solo una mala consecuencia, es una mala causa. Causa de enfermedades, aumento del crimen, de dificultades para generar crecimiento económico, entre otras. Asimismo, Marmot (2017) apunta en esta línea: la esperanza de vida o la prevalencia de ciertas enfermedades, está relacionada con la pobreza, pero especialmente con la desigualdad. La probabilidad que tiene una mujer de morir por causas vinculadas a la maternidad es más alta en Estados Unidos que en Italia, aunque Estados Unidos gasta mucho más dinero en protección social.

Sin embargo, la igualdad y la cohesión social no pueden imponerse de manera unilateral desde el poder, sino que deben surgir como una demanda dentro de la sociedad, especialmente en regímenes democráticos. Incluso las

políticas que buscan mayor equidad requieren un respaldo social activo para ser efectivas. Dicho eso, los valores igualitarios están presentes en amplios sectores de la población, aunque muchas veces permanecen latentes. Existe una conciencia generalizada sobre los costos del consumismo excesivo y sobre la importancia de las relaciones personales, la comunidad y el entorno en la calidad de vida. No obstante, las dinámicas culturales recientes han llevado a que estos sentimientos igualitarios queden en un segundo plano. Para lograr sociedades más equitativas, es necesario fortalecer y visibilizar estos valores, promoviendo un cambio de enfoque hacia el bienestar colectivo y la sostenibilidad social y ambiental (Wilkinson & Pickett, 2009).

¿Por qué son tan importantes la igualdad y la consiguiente integración social? Algunos autores proponen la categoría de bienes relacionales para referirse a los bienes inmateriales que son consumidos en grupo y que se producen por la interacción entre las personas (Uhlener, 1989). Las personas consumen y disfrutan este tipo de bienes, aunque muchas veces son ignorados por la teoría. Las personas típicamente subconsumen bienes relacionales, lo que puede tener consecuencias para su felicidad e incluso para su salud (Cacioppo & Patrick, 2008; Murthy, 2020).

Bruni y Stanca (2008) y Frey et al. (2007) analizan un caso particular de subconsumo de bienes relacionales: el consumo de televisión. Este podría estar relacionado con un falso consumo de bienes relacionales, ya que la persona siente algo parecido a estar con alguien, pero a un bajo costo —sin salir de la casa, sin someterse a los riesgos de contagios de enfermedades, con la posibilidad de bajarle el volumen al otro a gusto, entre otros—. Pero la persona se está engañando a sí misma, ya que no se trata de relaciones sociales reales. Y, al hacerlo, se somete a costos ocultos, como, por ejemplo, el escuchar publicidades que lo incitan a comprar y, por tanto, a dedicar más tiempo a la actividad productiva en lugar de consumir bienes relacionales, lo que genera, a su vez, un enviciamiento. Algo similar puede pensarse del uso de *smartphones* y del consumo de redes sociales (Haidt, 2024).

No alcanza con poner a disposición de las personas los bienes o capacidades necesarias, ya que, aun contando con ellas, muchas veces no eligen la opción que maximiza su bienestar. Para una teoría más completa de la justicia distributiva, se requiere una mejor comprensión del comportamiento humano, que incluye los sesgos cognitivos en la toma de decisiones y el rol de los estados emocionales. En esta línea, puede consultarse también el trabajo de Sapolsky (2017).

La literatura sugiere que la desigualdad puede afectar el bienestar a través de mecanismos de comparación social. Al percibir diferencias económicas con otros, los individuos pueden sentirse menos integrados socialmente

y experimentar mayores presiones por mejorar su posición relativa. Estas percepciones pueden originarse en interacciones sociales, en la observación del entorno urbano o en el acceso a información explícita sobre ingresos y riqueza (Perez-Truglia, 2020).

Con esta idea en mente, algunos trabajos han utilizado una función de bienestar social basada en ingresos y en desigualdad (Bruni & Porta, 2005). Esto puede resultar problemático porque la aversión a la desigualdad no es igual para todos (Alesina et al., 2004). Incluso algunos indicadores podrían subestimar la aversión a la desigualdad (Ebert & Welsch, 2009). Una solución sería utilizar una medida de desigualdad subjetiva que incluya, más que las condiciones objetivas de desigualdad, el impacto que la misma tiene en el encuestado (Amiel, 1998).

Un problema fundamental en la medición de la desigualdad subjetiva a través de encuestas es que las percepciones individuales pueden estar influenciadas por la exposición mediática y la normalización de las condiciones locales. Norton & Ariely (2011) muestran que las personas tienden a subestimar la verdadera magnitud de la desigualdad económica en sus países, en parte, porque los medios de comunicación presentan realidades sesgadas, sin una referencia clara de la distribución real de la riqueza.

Este fenómeno puede llevar a una desigualdad subjetiva subestimada, especialmente en contextos donde la desigualdad estructural es alta, pero no se percibe como un problema central en la narrativa pública. La percepción de la desigualdad no siempre refleja su impacto real en la estructura social y económica, ya que los individuos pueden adaptarse a niveles altos de desigualdad y considerarlos normales. Ahora bien, aunque consideren como normal o justa la distribución, si la misma no es buena, puede estar provocando mayores niveles de estrés, de insatisfacción y problemas de salud.

A diferencia de la felicidad —que necesariamente es un indicador subjetivo—, la desigualdad debería medirse idealmente a través de indicadores objetivos porque se trata de un fenómeno objetivo. El bienestar subjetivo busca capturar cómo las personas evalúan su propia vida y circunstancias, lo que implica que su medición debe basarse en percepciones y experiencias individuales. En este sentido, el uso de encuestas que preguntan directamente por la satisfacción con la vida es adecuado y coherente con el objeto de estudio. Por el contrario, la desigualdad, al referirse a diferencias estructurales en ingresos, acceso a bienes y oportunidades, no debería depender únicamente de percepciones individuales. Medirla a través de preguntas subjetivas puede introducir sesgos y limitaciones que afecten su validez como indicador de la estructura económica y social real.

En general, la literatura económica mide la desigualdad de ingresos o de riqueza a partir de datos censales o encuestas. Es decir, preguntándole directamente a las personas por sus ingresos o su riqueza. Sin embargo, estos enfoques presentan limitaciones para el presente trabajo: los censos son costosos y, por ello, se realizan con poca frecuencia, mientras que las encuestas no cubren todas las zonas, sino únicamente algunos aglomerados seleccionados. Los censos no siempre incluyen una pregunta por ingreso o riqueza. Cuando la relación entre desigualdad y bienestar subjetivo se evalúa a nivel nacional, los resultados tienden a ser no significativos (Sommet et al., 2025). Esto sugiere que el vínculo entre ambas variables depende críticamente de la escala de medición, la desigualdad relevante para el bienestar es aquella que se materializa en el entorno local y cotidiano, y no necesariamente la que caracteriza a agregados nacionales más amplios.

Además, ambos métodos pueden verse afectados por subdeclaración o falta de respuesta, especialmente en los extremos de la distribución (Meyer et al., 2015). Una alternativa para esto es el uso de datos administrativos, pero suelen estar incompletos o sesgados: no captan a quienes operan en la informalidad ni a quienes subdeclaran ingresos para reducir su carga impositiva, lo que conduce a una subestimación de la desigualdad real. Estas problemáticas se discuten en detalle en Cowell (2011).

Más allá de la existencia de capital financiero y otras formas intangibles de riqueza, los ingresos acumulados tienden a transformarse en patrimonio, y este, en gran medida, adopta eventualmente la forma de activos durables como bienes inmuebles y propiedades. El uso de imágenes satelitales procesadas con técnicas de aprendizaje profundo, permite abordar estas limitaciones al proporcionar una medición objetiva de la desigualdad en el entorno construido. Este enfoque captura diferencias en infraestructura, acceso a servicios y desarrollo urbano sin depender de percepciones individuales, lo que lo convierte en un complemento valioso de las medidas tradicionales de desigualdad. Así, mientras que la felicidad es más apropiadamente analizada desde una perspectiva subjetiva, la desigualdad requiere aproximaciones que reduzcan el sesgo de percepción y permitan una evaluación más precisa de sus efectos sobre el bienestar.

La elección de medir la desigualdad a nivel de área urbana o local, en lugar de a nivel nacional, responde a la necesidad de capturar los efectos de la desigualdad tal como son experimentados en la vida cotidiana de las personas. La literatura ha demostrado que el impacto de la desigualdad en el bienestar subjetivo está mediado por la comparación social y la interacción con el entorno inmediato (Wilkinson & Pickett, 2009). Las personas no evalúan su posición económica en función de promedios nacionales

abstractos, sino en relación con su comunidad, sus vínculos sociales y las oportunidades disponibles en su entorno cercano.

La desigualdad a nivel país, si bien puede ofrecer un panorama general, resulta menos informativa para entender cómo se configuran las dinámicas locales de exclusión y tensión social. Por ejemplo, la probabilidad de comprar un auto nuevo aumenta si tu vecino se compra un auto nuevo (Grinblatt et al., 2008) o si se lo gana en la lotería (Kuhn et al., 2010). Más en general, Luttmer (2005) muestra que el aumento del ingreso de los vecinos tiene un efecto negativo en el bienestar subjetivo de las personas. Esto se debe a que la función de utilidad de las personas no solo estaría relacionada con el consumo propio, sino también con el consumo de los vecinos.

Aunque es posible calcular índices de desigualdad objetiva a nivel local, el mayor desarrollo de los datos tradicionales sobre distribución del ingreso suele estar a nivel nacional, especialmente para los países en desarrollo (Fields, 1994). Esto se debe en general a la calidad, cantidad y frecuencia de los datos disponibles. Y aun si existiera la disponibilidad de datos creíbles, no termina de existir un acuerdo respecto a la mejor manera de medir la desigualdad a partir de datos de ingresos o riqueza (Cowell, 2011). Todo esto limita la capacidad de analizar cómo la desigualdad se manifiesta en distintos espacios urbanos, donde la segregación residencial y las diferencias en acceso a servicios pueden generar brechas significativas en la calidad de vida.

Estas diferentes maneras de medir desigualdad (objetiva y subjetiva), con una discusión esquemática de sus ventajas y desventajas, se presentan en la tabla 5 del anexo al final del artículo.

## Datos

Se utilizó como indicador de referencia la respuesta a la pregunta por satisfacción con la vida proveniente del Estudio Latinobarómetro (2024). Se entiende que este es un indicador irremplazable del progreso de las personas y de la sociedad. Esta variable se obtiene con las respuestas a la pregunta subjetiva por satisfacción con la vida: “En términos generales, ¿diría usted que está satisfecho con su vida? ¿Diría usted que está? Muy satisfecho, bastante satisfecho, no muy satisfecho, para nada satisfecho”. Esta pregunta se pone al inicio del cuestionario para evitar sesgos por efectos de estímulos previos (*priming*). La interpretación de la respuesta a la pregunta por la satisfacción con la vida como un nivel general de bienestar subjetivo o felicidad es común en la literatura. Las respuestas de los individuos se agregan al nivel del área urbana, lo que permite calcular un valor promedio para cada una de las 1095 áreas incluidas en la encuesta.

La identificación de latitud y longitud de cada una de las áreas urbanas incluidas en el Estudio Latinobarómetro se realizó de forma automática mediante el *scrapeo* de los datos de GeoNames. Es decir, para cada uno de los nombres de las áreas urbanas que aparecen en la base de datos de Latinobarómetro, se realizó de manera automática una búsqueda de identificación en la página mencionada. Ese valor corresponde a la latitud y longitud en la que se ubica el centroide correspondiente. El valor reportado por la página corresponde, de acuerdo con la documentación, al centro geográfico de la localidad indicada. Es decir, el punto medio entre el extremo sur y el extremo norte, y entre el extremo oeste y el extremo este. En la figura 6 del anexo se muestra el resultado de un ejercicio que buscó evaluar la robustez del modelo al error en esta identificación.

Con esa información se obtuvieron cuatro imágenes satelitales diurnas, una de un radio de aproximadamente 1 km a la redonda, otra de 5 km, otra de 10 km y una última de 15 km. Esto se hizo mediante el *scrapeo* automático de Google Earth. Así, se obtuvieron 4380 imágenes en alta calidad: 1904 x 1773 píxeles a un promedio de unos 6 MB cada una (esto implica un *dataset* de unos 30 GB). Dado que cada imagen cubre un área cuyo lado equivale al doble del radio considerado, esta resolución corresponde aproximadamente a 1.1 metros por píxel para el radio de 1 km, 5.6 metros por píxel para 5 km, 11.3 metros por píxel para 10 km y 16.9 metros por píxel para 15 km, lo que permite capturar tanto variaciones finas como patrones urbanos a distintas escalas espaciales. Es decir, se trata de imágenes de mejor calidad que las disponibles públicamente del satélite Landsat 8<sup>1</sup>.

Para analizar la desigualdad de ingresos local en cada área urbana, las imágenes satelitales fueron procesadas utilizando una red neuronal convolucional MobileNetV2 (Sandler et al., 2018) preentrenada para clasificación de imágenes en el conjunto de datos Imagenet (Russakovsky et al., 2015). Este modelo de aprendizaje profundo, que puede utilizarse tanto para tareas de clasificación, como de segmentación o detección de objetos en imágenes, se empleó aquí para extraer características representativas de la distribución espacial de las estructuras observadas en la imagen. La elección de una red preentrenada permite aprovechar su capacidad de reconocer patrones visuales complejos, como diferencias en la densidad de edificaciones, cambios de colores, contrastes en infraestructura y variabilidad en el uso del suelo,

---

1 Se puede acceder al código utilizado y al *dataset* generado en el siguiente repositorio: <https://github.com/LCaravaggio/FelicidadDesigualdad>

sin necesidad de un entrenamiento específico sobre una variable objetivo de desigualdad, ni para la tarea específica de la predicción de bienestar.

Estas características extraídas pueden interpretarse como una medida indirecta de la desigualdad. Trabajos previos han demostrado que la variabilidad visual capturada a partir de imágenes satelitales puede reflejar diferencias en infraestructura, densidad de edificaciones y acceso a espacios verdes, factores estrechamente relacionados con la desigualdad socioeconómica (Ayus et al., 2020). La heterogeneidad en estas representaciones visuales puede reflejar, por ejemplo, la coexistencia de zonas bien planificadas junto a asentamientos informales o la segregación espacial en la distribución de recursos urbanos o naturales (Shanahan et al., 2014). De este modo, la extracción de características a través de redes neuronales profundas permite generar un indicador cuantitativo y objetivo de desigualdad de ingresos local basado en la estructura física del entorno, proporcionando una nueva herramienta para el análisis socioeconómico basado en imágenes satelitales.

Con un enfoque similar, Suel et al. (2023) y Naik et al. (2017) utilizan redes neuronales para analizar la desigualdad con imágenes de distintas ciudades (imágenes de las calles, no satelitales). Ciaschi (2021), Mirza et al. (2021), Pradhan y Agrawal (2025), Reynal-Querol y García-Montalvo (2021) utilizan imágenes satelitales nocturnas para identificar luminosidad e inferir actividad económica y desigualdad económica a través de ellas. Otros trabajos también han utilizado imágenes satelitales para identificar ingresos (Abbate et al., 2024) y pobreza (Hall et al., 2022; Jean et al., 2016; Muñetón-Santa & Manrique-Ruiz, 2023).

A partir de las representaciones internas extraídas por la MobileNetV2, se construyó un indicador de heterogeneidad visual calculando la variabilidad de las activaciones de la décima capa convolucional. En particular, para cada imagen se obtiene el tensor de activaciones correspondiente a dicho bloque, se aplica un *pooling* sobre las dimensiones espaciales, y luego se calcula la desviación estándar de los valores resultantes. Este escalar resume cuánta variabilidad existe en la respuesta interna de la red ante la escena observada. Se definieron cuatro indicadores, uno para cada nivel de tamaño de radio de la imagen, con el objetivo de capturar la variabilidad local y comparar el grado de desigualdad en el entorno inmediato y en visiones más amplias de cada área urbana. Estos valores permiten aproximar, de manera objetiva, la desigualdad en la distribución de infraestructura y servicios dentro de los espacios urbanos. Se entiende que estas diferencias son un reflejo de la distribución de riqueza y de ingresos de la población en el área observada. Luego, se vincula esta desigualdad con la percepción subjetiva de bienestar capturada por la encuesta de Latinobarómetro.

La idea central detrás de este enfoque es que las diferencias en las edificaciones y estructuras —observables en las imágenes— pueden estar vinculadas con desigualdades socioeconómicas que, a su vez, influyen en el bienestar. Los aglomerados con marcadas disparidades en su infraestructura y distribución de recursos pueden generar mayores tensiones sociales. Al comparar la desigualdad a diferentes radios, se busca si el aglomerado es desigual en términos generales, así como las variaciones de estas diferencias dentro de su propio tejido urbano. Estas variaciones pueden tener un impacto en la cohesión social y en la satisfacción subjetiva de los habitantes, lo que proporciona un marco para entender cómo la desigualdad espacial se traduce en experiencias individuales y colectivas.

En esa línea, como ejercicio de validación de la relación del indicador de desigualdad generado con el indicador de felicidad, se incluyeron también otras variables obtenidas de la encuesta. A saber: una variable denominada *redes* que identifica si el encuestado utiliza alguna red social virtual —tema muy discutido en la literatura como nocivo para el bienestar subjetivo—; el *ingreso subjetivo*, que es la respuesta a la pregunta por el nivel de ingreso en tramos de acuerdo a la respuesta a la pregunta: “El salario o sueldo que usted percibe y el total del ingreso familiar, ¿le permite cubrir satisfactoriamente sus necesidades? ¿En cuál de estas situaciones se encuentra usted? No les alcanza, tienen grandes dificultades: 0; no les alcanza, tienen dificultades: 1; les alcanza justo, sin grandes dificultades: 2; les alcanza bien, pueden ahorrar: 3; la variable *capital* que identifica si el encuestado vive en una ciudad capital del país o de más de 100 000 habitantes; la cantidad de *años de estudio* del encuestado; *inflación* y *pobreza* —que identifica si el encuestado reconoce a la inflación o la pobreza como el problema más importante del país—.

Asimismo, se analizaron dos indicadores de desigualdad subjetiva. El primero se construye como promedio en el área de las respuestas a la pregunta: “¿Diría usted que el nivel de desigualdad de su país es aceptable o diría usted que es completamente inaceptable? En una escala de 1 a 10, donde 1 es completamente inaceptable y 10 es completamente aceptable, ¿dónde ubica a país?”; a esta variable se la denomina *aceptación desigualdad*. El segundo se construye con el promedio en el área de las respuestas a la pregunta: “¿Cuán justa cree usted que es la distribución del ingreso en el país?”; a esta variable se la llama *desigualdad percibida*.

Se presentan en la tabla 1 las principales estadísticas descriptivas de todas estas variables.

**Tabla 1.** Estadísticas descriptivas

|                        | Media | Desv.<br>Est | Mín. | P25  | Med. | P75   | Máx.  | Rango<br>teórico |
|------------------------|-------|--------------|------|------|------|-------|-------|------------------|
| Desigualdad 1 km       | 0.47  | 0.04         | 0.35 | 0.44 | 0.47 | 0.50  | 0.61  | $[0, +\infty)$   |
| Desigualdad 5 km       | 0.47  | 0.04         | 0.36 | 0.43 | 0.46 | 0.49  | 0.58  | $[0, +\infty)$   |
| Desigualdad 10 km      | 0.46  | 0.04         | 0.36 | 0.43 | 0.46 | 0.49  | 0.59  | $[0, +\infty)$   |
| Desigualdad 15 km      | 0.45  | 0.04         | 0.37 | 0.42 | 0.44 | 0.47  | 0.57  | $[0, +\infty)$   |
| Redes                  | 0.86  | 0.13         | 0.29 | 0.80 | 0.90 | 1.00  | 1.00  | $\{0,1\}$        |
| Ingreso subjetivo      | 1.57  | 0.40         | 0.10 | 1.33 | 1.60 | 1.85  | 2.80  | 0–3              |
| Capital                | 0.07  | 0.26         | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00  | 1.00  | $\{0,1\}$        |
| Años estudio           | 9.66  | 2.50         | 2.70 | 8.10 | 9.90 | 11.43 | 15.43 | 0-17             |
| Inflación              | 0.05  | 0.09         | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.07  | 0.70  | $\{0,1\}$        |
| Pobreza                | 0.05  | 0.08         | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.10  | 0.50  | $\{0,1\}$        |
| Aceptación desigualdad | 6.62  | 1.54         | 1.33 | 5.57 | 6.56 | 7.63  | 10.00 | 1–10             |
| Desigualdad percibida  | 3.06  | 0.36         | 1.78 | 2.83 | 3.09 | 3.29  | 4.00  | 1–4              |

*Nota.* Se presentan las principales estadísticas descriptivas de las variables utilizadas. Los indicadores de desigualdad corresponden a la salida del modelo para imágenes de diferente radio. La variable redes es una dummy que toma valor 1, si el encuestado declara utilizar alguna red social. La variable ingreso subjetivo representa la respuesta a la pregunta por nivel de ingreso por tramos. La variable capital indica si el encuestado vive en una ciudad capital del país o de más de 100 000 habitantes. La variable años estudio indica la cantidad de años de estudio del encuestado. Las variables inflación y pobreza son variables dummy que toman valor 1 si el encuestado indica que el mayor problema del país es la inflación o la pobreza. La variable aceptación desigualdad identifica el nivel de aceptación de la desigualdad percibida por el encuestado en su país de residencia. La variable desigualdad percibida identifica cuán justa considera el encuestado que es la distribución del ingreso en su país. N = 1095.

## Metodología y modelo

### Metodología

Medir la desigualdad a escala local plantea desafíos que no pueden resolverse con las fuentes estadísticas tradicionales. Los indicadores usuales de distribución del ingreso se construyen a partir de encuestas de hogares o registros administrativos que, además de tener baja frecuencia temporal, presentan una cobertura espacial limitada y una alta dependencia de supuestos muestrales. Esto impide capturar la heterogeneidad que emerge dentro de las áreas urbanas, donde las diferencias socioeconómicas se manifiestan en el entorno construido y son experimentadas cotidianamente por

los individuos. En este contexto, resulta necesario contar con herramientas que permitan observar de manera sistemática, comparable y actualizable las características visuales del espacio urbano.

Las imágenes satelitales ofrecen una fuente de información rica y de acceso abierto para aproximar estas dimensiones, pero su potencial no puede ser explotado mediante estadísticas visuales simples. La desigualdad urbana no se expresa únicamente a través de contrastes de color o densidad de píxeles, sino mediante combinaciones complejas de formas, texturas, patrones de ocupación del suelo e infraestructura. Capturar este tipo de regularidades requiere un método capaz de representar relaciones no lineales de alta dimensión. Por este motivo, este trabajo adopta un enfoque basado en aprendizaje profundo que permite transformar las imágenes en representaciones latentes que condensan información estructural del entorno construido.

El uso de estas representaciones visuales no persigue reemplazar las mediciones económicas tradicionales, sino complementarlas. Al construir un indicador de heterogeneidad visual a partir de dichas representaciones, se busca aproximar una dimensión objetiva y local de la desigualdad que sea comparable entre ciudades y escalable a grandes extensiones geográficas. Este enfoque permite explorar la relación entre desigualdad y bienestar subjetivo desde una perspectiva espacial hasta ahora poco desarrollada, y sienta las bases para un monitoreo de alta frecuencia de las condiciones urbanas en contextos donde los datos socioeconómicos son escasos o incompletos.

Con el objetivo de evaluar hasta qué punto esta complejidad es realmente necesaria, también se construyeron indicadores visuales más simples a partir de las mismas imágenes satelitales, tales como la desviación estándar de la intensidad de los píxeles, medidas básicas de densidad de bordes y la entropía de Shannon. Estas métricas buscan capturar heterogeneidad visual mediante estadísticas directas sobre la imagen, sin recurrir a representaciones latentes. Su inclusión permite establecer un punto de comparación con el enfoque propuesto y evaluar en qué medida la red neuronal aporta información adicional más allá de patrones visuales elementales.

Los ejercicios comparativos muestran que, si bien las métricas visuales simples presentan en algunos casos asociaciones estadísticamente significativas con la desigualdad de ingresos, su comportamiento es altamente inestable entre escalas y sensible a la fuente de datos. En la validación con áreas metropolitanas de la OCDE, estas medidas tienden a maximizarse en radios extremos (1 km o 15 km), sin un patrón consistente; mientras que en el caso de la EPH pierden prácticamente toda capacidad explicativa, con correlaciones no significativas para todos los radios considerados.

En contraste, el indicador basado en la red neuronal exhibe un comportamiento robusto en ambos ejercicios: con datos de la OCDE alcanza su mayor asociación a 10 km ( $\rho = 0.398$ ), y con datos de la EPH maximiza a 5 km ( $\rho = 0.507$ ), manteniendo valores elevados también a 10 km ( $\rho = 0.439$ ). Este patrón coherente en radios intermedios refuerza la idea de que el índice propuesto captura de manera más estructurada y espacialmente relevante la heterogeneidad socioeconómica urbana.

## MobileNetV2

MobileNetV2 es una arquitectura de red neuronal convolucional liviana diseñada para ser eficiente en términos computacionales, sin sacrificar la capacidad de representación. Introducida por Google en 2018, esta red fue pensada especialmente para dispositivos móviles o entornos con recursos limitados (Sandler et al., 2018). Su innovación principal radica en el uso de bloques llamados *inverted residuals with linear bottlenecks* (residuos invertidos con cuellos de botella lineales), que permiten mantener la información esencial de la imagen al tiempo que reducen la cantidad de parámetros y operaciones necesarias. A pesar de su eficiencia, MobileNetV2 logra extraer características visuales ricas y profundas, lo que la hace adecuada incluso para tareas complejas como clasificación de imágenes, segmentación o, como en este caso, el análisis estructural de entornos urbanos.

Un bloque residual invertido con cuello de botella, utilizado en MobileNetV2, consta de tres etapas: primero, una capa de expansión que aplica una convolución  $1 \times 1$  seguida de una función de activación ReLU6; luego, una convolución *depthwise*  $3 \times 3$  (por canal) también con activación ReLU6; y finalmente, una capa de proyección mediante una nueva convolución  $1 \times 1$ , esta vez sin función de activación, con el objetivo de reducir la dimensionalidad.

En algunos bloques se incorpora una conexión residual entre la entrada y la salida (del mismo tipo utilizada en la ResNet). Se lo llama “invertido” porque al contrario que en la ResNet (el *bottleneck clásico*), primero expande y después reduce. La arquitectura completa de MobileNetV2 comienza con una convolución estándar, seguida de diecisiete bloques de este tipo, una capa convolucional  $1 \times 1$ , y finalmente una capa de *average pooling* global. Si se quiere usar el modelo para clasificación, se puede agregar una capa *fully connected* antes de la función de activación correspondiente. También se puede combinar con un *Single Shot Detector* (ssd) para tareas de detección o con DeepLabV3 para segmentación semántica. Esta estructura permite separar la capacidad —vía el espacio latente de entrada/salida de

cada bloque— de la expresividad —a través de la transformación no lineal interna—, optimizando el uso computacional sin comprometer la representatividad del modelo.

Al procesar una imagen, cada bloque de la MobileNetV2 transforma la información visual en representaciones numéricas cada vez más abstractas. En los bloques intermedios, estas representaciones suelen capturar patrones locales como bordes, texturas o repeticiones; en bloques más profundos, la red identifica estructuras más complejas como formas de edificios, calles o diferencias de escala. Como lo que se busca no es hacer una identificación de objetos en la imagen, sino obtener una medida de la variabilidad en el proceso de detección de objetos, el indicador se construye con la variabilidad de la salida de un bloque intermedio. Al detenernos en un bloque específico, podemos observar una codificación densa del contenido espacial de la imagen. Estos valores no tienen una interpretación directa como “casas” o “árboles”, pero sí reflejan cuán diversa y compleja es la composición visual de la escena.

Después de realizar pruebas con distintos bloques intermedios, se decidió utilizar la salida del bloque diez. Este corte se ubica dentro de un bloque con alta expansión y conexión residual, lo que permite acceder a representaciones visuales altamente expresivas sin perder la estructura espacial original. Esta combinación favorece la captura de variabilidad morfológica relevante para estimar la desigualdad de ingresos presente en la imagen.

Para cuantificar la variabilidad en la salida del bloque diez, se utiliza una medida estadística sencilla pero informativa: el desvío estándar del *pooling* de los vectores de activación. Este valor refleja cuánta variación existe entre las diferentes unidades activadas al procesar una imagen. En imágenes visualmente homogéneas (como océanos o zonas rurales sin edificaciones) las activaciones suelen ser similares, lo que se traduce en un desvío estándar bajo. Por el contrario, en contextos urbanos con alta heterogeneidad (donde conviven viviendas precarias con edificaciones lujosas o estructuras de distintos tamaños y materiales), las diferencias visuales se manifiestan en una mayor dispersión de las activaciones.

Cabe destacar que, la red utilizada no diferencia si las desigualdades provienen de casas grandes, industrias, autopistas, espacios verdes, lagunas, espacios de recreación, iglesias, etcétera. Esto no representa un problema porque de todas formas podría acercarse a lo que está intentando identificar. Una imagen con un parque grande es más desigual que una sin parques, o con parques pequeños equitativamente distribuidos. Esa desigualdad podría estar influyendo en las personas, por ejemplo, al generar envidia en los que viven más lejos del parque.

El uso del desvío estándar como índice de desigualdad no busca identificar objetos específicos, sino capturar la complejidad estructural del entorno urbano tal como se percibe visualmente. En este sentido, la red funciona como una especie de “ojo automático” que, en vez de juzgar la pobreza o riqueza con criterios sociales, evalúa la diversidad en formas, texturas y organización espacial. Esta medida puede luego ser asociada a otros indicadores, como percepciones subjetivas de desigualdad o datos socioeconómicos, para estudiar cómo el entorno construido influye en el bienestar y la cohesión social.

Una diferencia sutil pero relevante es que el modelo no captura tanto las diferencias en ingresos corrientes como la desigualdad en riqueza acumulada. De este modo, propiedades grandes o de alto valor, incluso cuando sus ocupantes atraviesan dificultades económicas temporales, contribuyen a la señal de desigualdad percibida. Esto resulta particularmente útil para identificar el impacto de la desigualdad sobre el bienestar subjetivo, ya que las diferencias visibles en riqueza suelen ser más inmediatas y socialmente comparables para los individuos que las variaciones en ingresos, generando presiones y percepciones de desigualdad más pronunciadas.

En resumen, al combinar la potencia de extracción de características de MobileNetV2 con una medida estadística de dispersión como el desvío estándar, se logra un enfoque innovador y relativamente económico para evaluar la desigualdad desde una perspectiva visual. Este método abre la puerta a aplicaciones interdisciplinarias en estudios urbanos, planificación territorial y políticas públicas orientadas a la equidad espacial.

## **Validación del modelo**

### **Validación con ciudades del Latinobarómetro**

Esta manera de construir el índice de desigualdad de forma automática con una red neuronal tiene tres ventajas claras frente a hacerlo manualmente con conocimiento experto. La primera es la escalabilidad. El modelo identifica el valor para las más de mil áreas urbanas en los cuatro niveles en apenas quince minutos. Esta tarea le llevaría varias horas a un equipo de profesionales especializados. La segunda es la consistencia. Por más que se les pida a los expertos que identifiquen cuestiones particulares, edificaciones, cambios de colores, siempre va a aparecer su subjetividad en la decisión del valor elegido. La tercera es la precisión. Existen en las imágenes a alto nivel un grado de sutileza que se le podría pasar por alto a los expertos, pero no al modelo que analiza píxel a píxel.

Teniendo en cuenta lo anterior, parece haber una relación entre lo que muestra el indicador objetivo y la observación por visión humana de un conjunto reducido de imágenes. Si se ordenan los resultados obtenidos pueden identificarse las áreas más y menos igualitarias. Las tres áreas urbanas más desiguales, de acuerdo al índice de 10 km, son: Centauro del Norte a las afueras de Ciudad Obregón en México, la ciudad de Hernandarias en Paraguay y la región de Yguazú en Paraguay. Las tres más igualitarias bajo el mismo criterio son: Sao Felix do Xingu en Brasil, Concepción Tutuapa en Guatemala y Talgua en Honduras.

En la imagen de Centauro del Norte se observan algunas casas bajas muy cercanas al Aeropuerto Internacional de Ciudad Obregón, una gran planta de procesamiento de alimentos y un parque industrial. Hernandarias es una ciudad más grande, al norte de Ciudad del Este, en la frontera entre Paraguay y Brasil. En la imagen se identifica un cambio en la estructura al este y al oeste de la Ruta 7. Con el centro político y la sede Hernandarias de la Universidad Tecnológica Intercontinental al oeste, y el asentamiento Niño Jesús de Praga y el Aeropuerto Itaipú al este. En la imagen de Yguazú se observan algunas casas bajas en una zona rural y algunos frigoríficos o cascos de estancia con construcciones más grandes.

Sao Felix do Xingu es una ciudad relativamente pequeña en el Amazonas, a la vera del río Fresco. Los techos de las casas son bastante parecidos y no se observan grandes construcciones. Concepción Tutuapa es una ciudad pequeña en Guatemala, cercana a la frontera con México. La construcción más grande es la Parroquia Inmaculada Concepción, en el centro de la ciudad. Talgua es un pequeño asentamiento cerca del río Higuito, en la frontera entre los departamentos de Copán y Lempira en Honduras. Se observan algunas casas bastante similares entre la vegetación.

Esto quiere decir que, en líneas generales, parece haber una correlación identificable entre lo que observa el modelo y lo que puede observarse mirando las imágenes.

## **Validación frente al índice de Gini**

Con el objetivo de validar empíricamente el indicador de desigualdad, se estimó su correlación con coeficientes de Gini disponibles para distintas zonas metropolitanas. En una primera etapa, se identificaron 105 áreas metropolitanas de países miembros de la OCDE para las cuales se cuenta con estimaciones del coeficiente de Gini a nivel del aglomerado<sup>2</sup>. Las mismas provienen de

---

2 Los datos se obtuvieron de <https://data-explorer.oecd.org>

nueve países no incluidos en la base de Latinobarómetro —Austria, Bélgica, Canadá, Francia, Italia, Noruega, Portugal, Suecia y Estados Unidos—. Para cada área urbana se determinaron los centroides mediante el mismo procedimiento automático utilizado en la aplicación del modelo principal —aunque en nueve casos los centroides fueron ajustados manualmente, debido a asignaciones erróneas detectadas en el procedimiento automático—. Con base en estos puntos se calcularon los niveles de desigualdad objetiva observada, empleando imágenes satelitales considerando radios de 1 km, 5 km, 10 km y 15 km. Al igual que en el caso de los aglomerados del Latinobarómetro, se observa que la mancha urbana de las áreas metropolitanas utilizadas en la validación con datos de la OCDE, queda contenida en su totalidad dentro de las imágenes de 15 km de radio, e incluso en varios casos dentro de las de 10 km.

La correlación de Pearson entre los indicadores satelitales y el Gini OCDE mostró un vínculo positivo que alcanza su mayor magnitud y significación estadística para el entorno de 10 km ( $\rho = 0.40$ ,  $p = 0.00002$ ), seguido por el de 5 km ( $\rho = 0.32$ ,  $p = 0.00002$ ). No se observa un patrón monótono creciente con el radio, lo cual sugiere que una mejor correlación podría depender de un ajuste específico al tamaño de la mancha urbana. En este caso, el radio de 10 km podría interpretarse como un punto óptimo, lo suficientemente amplio como para capturar contrastes estructurales relevantes, pero aún centrado en el área urbana principal.

Es importante subrayar que los indicadores en cuestión no buscan medir exactamente lo mismo: el coeficiente de Gini captura la distribución del ingreso, mientras que el índice satelital aproxima la variabilidad en las estructuras físicas observadas en el entorno construido. No obstante, resulta esperable una asociación positiva entre ambos, dado que en contextos urbanos la calidad y el tamaño de las edificaciones suelen reflejar el *stock* de riqueza y este, el poder adquisitivo subyacente.

En una segunda etapa, se replicó el análisis con datos provenientes de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) de Argentina del cuarto trimestre de 2024, relevada por el INDEC<sup>3</sup>. A partir de estos microdatos, se estimó el coeficiente de Gini de los hogares a nivel aglomerado. Estos indicadores se emparejaron con los valores de desigualdad satelital correspondientes a los 32 aglomerados cubiertos por la EPH, habiendo obtenido las imágenes por el mismo procedimiento automático. Los resultados muestran un patrón consistente con el observado para la OCDE: la correlación tiende a ser más elevada para radios de 10 km y 15 km, con niveles de significación estadística

---

3 Los datos se obtuvieron de <http://www.indec.gov.ar/>

en algunos casos. El Gini hogares correlaciona con la desigualdad a 10 km con un coeficiente de  $\rho = 0.44$  ( $p = 0.011$ ).

Los resultados respaldan la validez del índice de desigualdad basado en imágenes satelitales como una medida robusta y complementaria para el estudio de la desigualdad. Esto sugiere que lo que la red capta en las imágenes satelitales puede interpretarse, en buena medida, como un reflejo de la desigualdad de ingresos entre los habitantes que habitan en el área observada en la imagen. Todos estos resultados pueden verse en el tabla 3.

## **Validación con juicios humanos**

Como complemento de la validación cuantitativa con Gini, se llevó a cabo un segundo ejercicio para evaluar la capacidad del modelo satelital de reflejar desigualdad de ingresos. Para ello, se diseñó un formulario en línea en el que cinco profesionales de diversas áreas participaron como evaluadores independientes<sup>4</sup>. Cada participante debía observar 30 imágenes de áreas urbanas, tomadas a partir de un radio de 5 km y seleccionadas al azar entre las imágenes utilizadas para la muestra de la OCDE. Se utilizó esta muestra para comparar tanto el indicador objetivo obtenido con encuestas (índice de Gini), con el indicador objetivo automático (obtenido con el modelo aquí propuesto) y las respuestas de los evaluadores.

A cada evaluador se le proporcionaron criterios específicos sobre qué aspectos observar: tamaño y heterogeneidad de las viviendas, presencia de piletas y jardines, trazado y orden de las calles, y diferencias en parques o espacios verdes. Se les pidió asignar a cada imagen un valor de desigualdad en una escala de 1 a 10, donde 1 representa ciudades homogéneas y 10 áreas con fuertes contrastes socioeconómicos. Las primeras tres imágenes sirvieron como referencia de escala. Todas las imágenes se mostraron en el mismo orden para cada evaluador y se completaron en un tiempo aproximado de media hora.

Los resultados muestran un nivel razonable de consistencia entre evaluadores: el coeficiente de correlación de Pearson promedio interjueces fue de 0.495, lo que indica que las personas pueden identificar patrones de desigualdad de manera consistente a partir de la observación de imágenes satelitales. Además, el promedio de las evaluaciones humanas correlaciona fuertemente con el coeficiente de Gini de las áreas correspondientes

---

4 Véase <https://forms.gle/ar2dGovMcZKdvPUA>

( $\rho = 0.73$ ), así como con los valores estimados por los modelos de 5 km y 10 km ( $\rho = 0.52$  y  $\rho = 0.58$ , respectivamente).

Estos hallazgos refuerzan la validez del índice de desigualdad derivado de imágenes satelitales: lo que la red capta no es ruido, sino una señal coherente de desigualdad que puede ser identificada también por observadores humanos. La ventaja del modelo automatizado es que permite estimar esta desigualdad de manera más rápida y consistente, sin comprometer la información que se logra captar mediante la observación directa. Todos los resultados se presentan en la figura 7 del anexo al final de este documento.

Los humanos solo observaron imágenes a un radio de 5 km. Para la especificación central se muestra en mayor detalle la salida utilizando imágenes a 1 km y 15 km. Los mejores resultados se obtienen con las imágenes a radio de 5 km y 10 km presumiblemente porque logran captar el área de interés completa y sin ruido externo. Otras especificaciones también captan razonablemente bien la variabilidad interpretada como desigualdad. El ojo humano también pareciera poder realizar la tarea (incluso con un mejor ajuste), pero el modelo computacional resulta más eficiente (escalable y consistente).

### **Validación con casos extremos**

Como ejercicio ilustrativo complementario, se seleccionaron una serie de áreas urbanas y entornos diversos que presentan características visuales contrastantes. El objetivo fue comprobar si el modelo lograba reflejar adecuadamente, mediante la variabilidad visual en las imágenes, los patrones esperables de desigualdad o igualdad espacial. La validación se realizó comparando los resultados del modelo con clasificaciones visuales informadas y con conocimiento previo sobre el contexto urbano de cada caso.

Para ello, se eligieron doce ubicaciones que incluyen tanto áreas urbanas como entornos naturales. La urbanización Los Cedros de Villa en Lima (Perú); La Villa La Cava en San Isidro (Argentina); La favela de Rocinha en Río de Janeiro (Brasil) y el barrio de Retiro en Buenos Aires (Argentina) fueron seleccionadas por su fuerte heterogeneidad urbana y notorios contrastes sociales, típicos de barrios con alta desigualdad. Como contraparte, se incluyeron aglomerados como Santiago de Cuba (Cuba); Curitiba (Brasil); El Alto en La Paz (Bolivia); Montevideo (Uruguay) y Lo Barnechea en Santiago de Chile (Chile), que presentan una trama urbana más homogénea, representando contextos relativamente igualitarios —algunos igualitariamente pobres y otros igualitariamente ricos—. Asimismo, se incorporaron escenarios como La Pampa seca (Argentina), el Amazonas (Brasil) y el océano Atlántico, donde no existe estructura urbana, lo cual sirve como control visual con baja variabilidad.

La elección de estas áreas permite cubrir un espectro amplio de configuraciones visuales, desde zonas naturales con escasa intervención humana hasta áreas urbanas con diferentes grados de desigualdad. Esta diversidad facilita una evaluación cualitativa y cuantitativa del modelo, permitiendo observar si el índice de desigualdad basado en la variabilidad visual responde coherentemente a la complejidad espacial de cada entorno. La consistencia entre la clasificación visual y los valores generados por la red sugiere que el modelo es capaz de captar patrones relevantes de desigualdad en diferentes escalas geográficas. Los resultados de estas pruebas pueden verse en el tabla 2. De acuerdo a lo esperado, el índice obtenido es más grande para las áreas urbanas igualitarias que para los entornos naturales, y aún más para las desiguales.

**Tabla 2.** Comparación de modelos

| Modelo               | Altura | Gini OCDE |           | Gini EPH |           | Promedio respuestas |           | Gini submuestra OCDE |           |
|----------------------|--------|-----------|-----------|----------|-----------|---------------------|-----------|----------------------|-----------|
|                      |        | $\rho$    | $p$ -val. | $\rho$   | $p$ -val. | $\rho$              | $p$ -val. | $\rho$               | $p$ -val. |
| Humano 1             | 5 km   | 0.761     | 0.000     |          |           | 0.784               | 0.000     | 0.761                | 0.000     |
| Humano 2             | 5 km   | 0.506     | 0.004     |          |           | 0.795               | 0.000     | 0.506                | 0.004     |
| Humano 3             | 5 km   | 0.713     | 0.000     |          |           | 0.823               | 0.000     | 0.713                | 0.000     |
| Humano 4             | 5 km   | 0.322     | 0.083     |          |           | 0.660               | 0.000     | 0.322                | 0.083     |
| Humano 5             | 5 km   | 0.534     | 0.002     |          |           | 0.755               | 0.000     | 0.534                | 0.002     |
| Promedio respuestas  | 5 km   | 0.740     | 0.000     |          |           | 1.000               | 0.000     | 0.727                | 0.000     |
| MobileNet V2 capa 10 | 1 km   | 0.029     | 0.771     | 0.318    | 0.076     | 0.085               | 0.655     | 0.019                | 0.922     |
|                      | 5 km   | 0.320     | 0.000     | 0.507    | 0.003     | 0.560               | 0.002     | 0.352                | 0.057     |
|                      | 10 km  | 0.400     | 0.000     | 0.439    | 0.011     | 0.629               | 0.000     | 0.308                | 0.098     |
|                      | 15 km  | 0.297     | 0.002     | 0.186    | 0.307     | 0.413               | 0.023     | 0.153                | 0.419     |
| MobileNet V2 capa 12 | 5 km   | 0.339     | 0.000     | 0.345    | 0.000     | 0.592               | 0.001     | 0.398                | 0.029     |
|                      | 10 km  | 0.420     | 0.016     | 0.330    | 0.065     | 0.660               | 0.000     | 0.360                | 0.051     |
| MobileNet V2 capa 7  | 5 km   | 0.322     | 0.000     | 0.383    | 0.030     | 0.307               | 0.111     | 0.345                | 0.062     |
|                      | 10 km  | 0.456     | 0.000     | 0.345    | 0.053     | 0.603               | 0.001     | 0.506                | 0.004     |
| MobileNet V3 capa 10 | 5 km   | 0.310     | 0.001     | 0.463    | 0.007     | 0.361               | 0.059     | 0.315                | 0.090     |
|                      | 10 km  | 0.406     | 0.000     | 0.432    | 0.013     | 0.566               | 0.001     | 0.402                | 0.028     |

| Modelo                 | Altura | Gini OCDE |           | Gini EPH |           | Promedio respuestas |           | Gini submuestra OCDE |           |
|------------------------|--------|-----------|-----------|----------|-----------|---------------------|-----------|----------------------|-----------|
|                        |        | $\rho$    | $p$ -val. | $\rho$   | $p$ -val. | $\rho$              | $p$ -val. | $\rho$               | $p$ -val. |
| ResNet18<br>capa 6     | 5 km   | 0.227     | 0.019     | 0.445    | 0.010     | 0.265               | 0.173     | 0.291                | 0.118     |
|                        | 10 km  | 0.365     | 0.000     | 0.352    | 0.048     | 0.467               | 0.012     | 0.394                | 0.031     |
| EfficientNet<br>capa 6 | 5 km   | 0.256     | 0.008     | 0.432    | 0.013     | 0.393               | 0.038     | 0.218                | 0.248     |
|                        | 10 km  | 0.366     | 0.000     | 0.441    | 0.011     | 0.616               | 0.000     | 0.308                | 0.097     |
| Swinformer<br>capa 8   | 5 km   | 0.180     | 0.065     | 0.251    | 0.166     | 0.178               | 0.364     | 0.323                | 0.082     |
|                        | 10 km  | 0.217     | 0.025     | 0.245    | 0.008     | 0.206               | 0.294     | 0.418                | 0.022     |
| Segformer<br>Bloque 9  | 5 km   | 0.188     | 0.054     | 0.446    | 0.010     | 0.224               | 0.251     | 0.113                | 0.553     |
|                        | 10 km  | 0.308     | 0.001     | 0.354    | 0.047     | 0.573               | 0.001     | 0.336                | 0.069     |

*Nota.* Se presenta el coeficiente de Pearson para la correlación entre la salida de diferentes modelos y el Gini de las imágenes de OCDE, el Gini de la Encuesta Permanente de Hogares (Argentina), la respuesta humana promedio y la submuestra de imágenes de la OCDE usada para la identificación humana. N = 30 en las estimaciones humanas; N = 105 para Gini OCDE; N = 32 para Gini EPH. Se muestran solo las especificaciones con mejores resultados. El mejor resultado es el obtenido con la capa 10 de MobileNet V2 (modelo principal). Un detalle del valor obtenido para cada una de las capas del modelo principal puede verse en la tabla 6 del anexo.

En las imágenes de Santiago de Cuba se observan casas muy similares, más bien bajas. En el radio de 1 km llega a distinguirse el Palacio de Justicia, el estadio Antonio Maceo y el parque histórico Abel Santamaría como particularmente destacables. En la de 5 km aparece la sede Julio Antonio Mella de la Universidad de Oriente. Recién en la de 15 km se observa la bahía de Santiago de Cuba y las zonas rurales. En todos los niveles, el indicador de desigualdad arroja valores bajos.

Como centroide de la ciudad de Curitiba se seleccionó el barrio de Agua Verde, particularmente homogéneo. Se trata, en general, de una zona bonita de pequeños edificios. En la imagen de 1 km solo destaca el cementerio de Agua Verde que podría confundirse con una edificación más hacinada. En la imagen de 15 km aparece por primera vez alguna construcción distintiva, destacando el Shopping de Barigui y la zona industrial al sur. Esto puede observarse en el índice que toma recién para ese radio el valor más alto.

La zona de El Alto, al oeste de La Paz, Bolivia, destaca por su urbanización homogénea de casas bajas. En la imagen de 1 km solo destaca el boulevard de la avenida Elizardo Pérez y algunas canchas de fútbol. En la

de 5 km aparece una cancha más grande, la del Estadio Municipal. En la de 15 km aparece el Aeropuerto Internacional de El Alto y otras zonas sin construcción como el bosquecillo de Pura Pura y los límites de la ciudad al norte de la Ruta 41. El índice obtenido es en general bajo.

Montevideo es una ciudad grande, capital de Uruguay. En todas las imágenes se distingue variabilidad y construcciones de distinto tipo. De todas formas, en líneas generales se trata de una ciudad relativamente equitativa en términos económicos. La imagen de 1 km tiene el valor de desigualdad más elevado de esta sección de zonas igualitarias. Esto podría deberse a que destaca un edificio grande que pertenece al Espacio Modelo (exmercado Modelo) y el Hospital Policial. Las imágenes de 5 km y 10 km son claramente homogéneas, solo destacan algunas canchas de fútbol. Es decir, se siguen identificando estas construcciones, pero se relativiza su diferencial al alejar la mirada. En estas imágenes el valor del índice es más bajo. En la imagen de 15 km aparece la ciudad casi en su totalidad, por lo que ya destacan distintas heterogeneidades: el Club de Golf del Uruguay, el Parque Prado, el Estadio Centenario, el Hipódromo Nacional, el Puerto y un estilo de construcción disímil a cada lado del Boulevard Artigas. Todo esto podría estar llevando el índice nuevamente al valor obtenido también para 1 km.

El barrio de Lo Barnechea al norte de Santiago de Chile es una urbanización moderna y muy exclusiva. Se seleccionó como epicentro la Plaza Los Espinos. En la imagen de 1 km pueden observarse muchas casas grandes, la mayoría con techos de tejas, parque y pileta propia. Al sur de la imagen destaca el Santiago College. En la imagen de 10 km ya se identifica todo el barrio entero, mientras que en la imagen de 15 km aparece con mayor claridad el límite norte de la ciudad y al sur la Autopista Costanera Norte y los también acomodados barrios de Lo Curro, La Llavería y Los Frailes. A pesar de ser imágenes con construcciones más grandes y elementos diferenciales (como los árboles o las piletas), el índice obtenido es relativamente bajo para todos los niveles. Esto refuerza la idea de que la red está logrando captar la variabilidad en el tipo de construcciones.

Las zonas de alta desigualdad se seleccionaron pensando en grandes contrastes económicos, no visuales, aunque claramente eso tiene su reflejo en lo que se puede observar en las imágenes. El primer ejemplo es la urbanización Los Cedros de Villa al sur de Lima, capital de Perú. No es un barrio particularmente pobre, pero sí destaca el cambio que genera la Alameda Los Horizontes dando paso al Barrio La Encantada de Villa, mucho más acomodado. En realidad, la expresión “dando paso” es un eufemismo, ya que dicha calle tiene un gran paredón que divide ambos barrios.

Al norte, pequeños edificios, al sur, grandes casas con pileta. Esta distinción se observa claramente en la imagen de 1 km con construcciones muy disímiles. En el resto de imágenes se observa por entero el barrio La Encantada de Villa y destaca su estilo diferenciado. Una traza distinta para las calles y mayor cantidad de árboles. También se destaca la aparición del Country Club de Villa, con sus piletas y canchas de fútbol, tenis y golf. Se obtiene un índice de desigualdad visual más alto.

A un nivel muy cercano la Villa La Cava en San Isidro, al norte de la Ciudad de Buenos Aires, produce imágenes realmente increíbles en su contraste. Por ejemplo, el Malvinas Tennis Club y sus casas vecinas con grandes piletas, colindantes con un barrio de casas de techos de chapa prácticamente superpuestas. En la imagen de 1 km puede verse entero el barrio La Cava y también las casas y edificios con pileta de San Isidro. Destaca el Instituto Román Rosell, un laboratorio farmacéutico y un parque empresarial. En las imágenes de 5 km y 10 km aparece el Hipódromo y el Golf Club de San Isidro. La imagen de 15 km es una imagen de toda la zona al norte de la ciudad de Buenos Aires, donde destacan diferentes tipos de construcciones y espacios verdes. El índice obtenido es alto, especialmente para las imágenes de mayor radio.

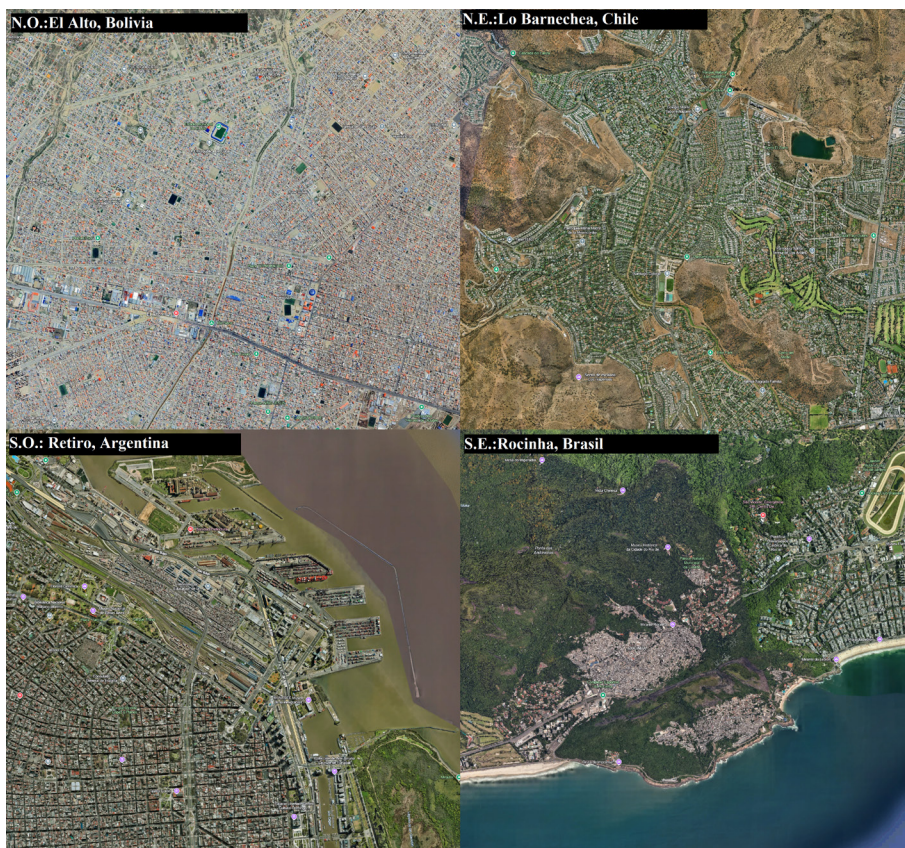
La favela da Rocinha es una de las más famosas y peligrosas de Brasil. Se ubica al sur de Río de Janeiro y colinda al norte con un barrio bonito de casas grandes, con pileta propia. En la imagen de 1 km se distingue claramente una zona grande de pequeñas casas encimadas. También se ven algunas casas más grandes, una cancha de fútbol y los edificios de la Escuela Americana y de la Universidad Católica de Río de Janeiro. Estos últimos, bastante más perdidos entre la vegetación. En las siguientes imágenes aparece una proporción mayor del sur de Río de Janeiro, en particular el barrio Vidigal y el oeste de Leblon —con edificios claramente más grandes que en el resto de la imagen—. Estas diferencias en los tipos de construcción podrían ser los responsables de haber alcanzado un indicador de desigualdad objetiva tan alto.

El último ejemplo es el del barrio de Retiro, en la Ciudad de Buenos Aires. Se trata de un asentamiento precario solo separado por las vías del ferrocarril de algunos de los terrenos más caros de la ciudad. Este diferencial se observa en la imagen de 1 km que obtiene un alto índice de desigualdad. En las imágenes de 5 km y 10 km aparece una zona más extensa de la ciudad, el puerto e incluso la Reserva Ecológica Costanera Sur. La imagen de 15 km es una imagen de la mayor parte del aglomerado de Buenos Aires centrada en el barrio de Retiro. Se puede observar la costa y un amplio espectro de tipos de construcciones diferentes. Llama la atención que en la imagen

de 10 km el índice obtenido es más bajo. Probablemente esto esté vinculado a que en esa imagen el diferencial provocado por el barrio de Retiro desaparece frente a la homogeneidad de la ciudad. En cambio, en la imagen de 15 km aparecen nuevamente algunas construcciones más bajas típicas del sur de la ciudad, lo que vuelve a elevar el índice.

En la figura 1 se muestran cuatro imágenes correspondientes a algunas de estas áreas con un radio de 10 km, mientras que la figura 2 presenta una selección equivalente con un radio de 1 km. Cabe señalar que los ejemplos se incluyen únicamente con fines ilustrativos. Aunque sería preferible observar las imágenes en alta resolución, estos casos podrían ser suficientes para ofrecer una idea preliminar de los patrones que es esperable observar.

Cabe destacar que el entrenamiento de la red es para clasificación de imágenes, por lo que el uso de la variabilidad del conjunto de características en el caso de una imagen azul plana, como la del océano Atlántico, verde, como la del Amazonas o marrón, como la de la Pampa Seca, parece, en principio, contraintuitivo. Aún con esto, la red advierte la baja variabilidad y responde con indicadores bajos. Se busca con esto reforzar la idea de que lo que está captando el índice es variabilidad visual que puede interpretarse como heterogeneidad morfológica, y por tanto, como desigualdad económica.



**Figura 1.** Imágenes de áreas urbanas para validación de la red a 10 km

*Nota.* En el cuadrante N.O. se observa el barrio de El Alto, a las afueras de la ciudad de la Paz (Bolivia). Se trata de una zona de casas bajas, escasos espacios verdes o grandes construcciones de ningún tipo. En el cuadrante N.E. se observa el barrio de Lo Barnechea, al norte de Santiago de Chile. Es una zona de casas parecidas, todas o al menos la mayoría con fondo y pileta propios. Se observan algunos espacios naturales como el Cerro Picoloro y el Humedal Tranque Larraín. Recién en la imagen de 15 km se observan algunas casas al sur de la autopista Costanera Norte, pertenecientes al barrio La Llavería, que son relativamente más pobres. En el cuadrante S.O. se observa el barrio de Retiro en la Ciudad de Buenos Aires. Se observa el barrio precario (también conocido como Villa Miseria) Padre Mugica, atravesado por la Autopista Illia. Apenas cruzando la avenida del Libertador se encuentra el barrio de Recoleta, uno de los más acomodados de la ciudad. También puede verse el río de la Plata, la zona portuaria y la estación de Ferrocarriles. En el cuadrante S.E. se observa la favela de Rocinha, en Río de Janeiro. En una imagen más cercana podría identificarse aún mejor el corte que produce la Rúa Sergio Porto, quedando de un lado un conjunto inseparable de casas precarias y al otro casas más grandes con árboles y pileta propia. La zona linda con el parque nacional Tijuca y con la costa. En la imagen a este radio llega a observarse al norte, el hipódromo de Río de Janeiro. Los epicentros seleccionados para esta validación no pertenecen a ninguna identificación exacta del Latinobarómetro. El desvío estándar del pooling del tensor a la salida de la capa 10 de la MobileNetV2 para estas imágenes es 0.44 para El Alto, 0.48 para Lo Barnechea, 0.47 para Retiro y 0.49 para Rocinha.



**Figura 2.** Imágenes de áreas urbanas desiguales a 1 km

*Nota.* En el cuadrante N.O. se observa la favela da Rocinha, al sur de Río de Janeiro, Brasil. Se trata de una de las favelas más famosas y peligrosas de Brasil. Apenas separada por una calle de un barrio de casas más grandes con un evidente mayor poder adquisitivo. En el cuadrante N.E. se observa el barrio de La Cava, en San Isidro, Argentina. Es posible distinguir claramente los límites del barrio. Aquí no es ni siquiera una calle, solo una pared separa el barrio del fondo de otras casas con parque y mucho más espacio. En el cuadrante S.O. se observa el límite entre los barrios Los Cedros y la Encanada de Villa al sur de Lima, Perú. En este caso, la separación la da una pared y de una calle con boulevard usualmente muy custodiada por la policía. En el cuadrante S.E. se observa el barrio de Retiro en la Ciudad de Buenos Aires. Se observa el barrio precario Padre Mugica, atravesado por la Autopista Illia. Apenas cruzando la avenida del Libertador se encuentra el barrio de Recoleta, uno de los más acomodados de la ciudad. También puede verse la estación de ferrocarriles de Retiro y algunas construcciones aledañas. Los epicentros seleccionados para esta validación no pertenecen a ninguna identificación exacta del Latinobarómetro. Los cambios de colores y formas en estas imágenes claramente están vinculados a diferenciales de riqueza y presumiblemente de poder adquisitivo. El desvío estándar del pooling del tensor a la salida de la capa 10 de la MobileNetV2 para estas imágenes es 0.46 para Rocinha, 0.49 para La Cava, 0.53 para Los Cedros y 0.55 para Retiro.

**Tabla 3.** Índices de desigualdad urbana por ciudad y escala geográfica

| Ciudad                       | 1 km | 5 km | 10 km | 15 km | Prom. |
|------------------------------|------|------|-------|-------|-------|
| <b>Entornos naturales</b>    |      |      |       |       |       |
| Pampa seca                   | 0.40 | 0.38 | 0.37  | 0.39  | 0.38  |
| Amazonas                     | 0.34 | 0.39 | 0.41  | 0.45  | 0.40  |
| Océano Atlántico             | 0.43 | 0.46 | 0.46  | 0.46  | 0.46  |
| <b>Ciudades igualitarias</b> |      |      |       |       |       |
| Santiago de Cuba (Cuba)      | 0.46 | 0.43 | 0.44  | 0.46  | 0.45  |
| Curitiba (Brasil)            | 0.45 | 0.43 | 0.44  | 0.48  | 0.45  |
| El Alto (Bolivia)            | 0.47 | 0.47 | 0.44  | 0.45  | 0.46  |
| Montevideo (Uruguay)         | 0.50 | 0.45 | 0.44  | 0.50  | 0.47  |
| Lo Barnechea (Chile)         | 0.49 | 0.48 | 0.48  | 0.48  | 0.48  |
| <b>Ciudades desiguales</b>   |      |      |       |       |       |
| Los Cedros (Perú)            | 0.53 | 0.49 | 0.51  | 0.50  | 0.50  |
| La Cava (Argentina)          | 0.49 | 0.47 | 0.51  | 0.52  | 0.50  |
| Rocinha (Brasil)             | 0.46 | 0.50 | 0.49  | 0.56  | 0.51  |
| Retiro (Argentina)           | 0.55 | 0.52 | 0.47  | 0.52  | 0.52  |

## Resultados

### Relación con felicidad

Puede observarse una relación negativa, estadísticamente significativa, entre el indicador de felicidad y el indicador de desigualdad local. Esto sucede para todos los indicadores construidos a diferentes radios. Esta relación se mantiene incluso bajo distintas especificaciones de la regresión. La interpretación es la siguiente: mientras más igualitaria sea un área urbana, mayor será la felicidad de sus habitantes. Este resultado es el esperado de acuerdo con la literatura citada.

Se realizaron tres test de placebo con valores aleatorios para la variable felicidad contra el indicador de desigualdad y con valores aleatorios para la variable de desigualdad contra felicidad. En todos los casos, el estimador resulta no significativo.

Los indicadores de desigualdad también se correlacionan con los indicadores de aceptación de la desigualdad y de desigualdad percibida. La correlación en ambos casos es estadísticamente significativa y positiva; es decir, que en las zonas en las que el indicador objetivo de desigualdad es más alto, en general, las personas perciben la desigualdad en el país como más inaceptable y creen que la distribución del ingreso en el país es más injusta.

Estos indicadores subjetivos de desigualdad también están correlacionados de forma negativa y estadísticamente significativa con el indicador subjetivo de bienestar, pero el indicador objetivo de radio 10 km tiene incluso mayor poder predictivo que estos. La relevancia de los indicadores objetivos de desigualdad permanece al incluir covariables, incluso si esas covariables son los indicadores subjetivos de desigualdad.

En la tabla 4 puede observarse la salida de algunos ejercicios incorporando distintas variables explicativas a la regresión sobre felicidad. En todos los casos, el signo, la relevancia y la significancia estadística del estimador de desigualdad objetiva permanecen. El signo de los coeficientes es, en la mayoría de los casos, el esperado: los indicadores de desigualdad presentan signo negativo —a mayor desigualdad, menor felicidad—, al igual que el efecto de vivir en una ciudad de más de cien mil habitantes —vivir en una ciudad grande es malo para la felicidad; solo significativo en algunas especificaciones—, el ingreso subjetivo tiene un efecto positivo —quienes declaran cubrir satisfactoriamente sus necesidades económicas son, en promedio, más felices; solo significativo en algunas especificaciones— y la inflación y la pobreza tienen efectos negativos tal como destacan Sommet et al. (2025). Distinto es el caso del uso de redes sociales y de los años de estudio —no se observa el esperado efecto negativo por uso de redes sociales, ni el esperado efecto positivo de la educación—. Se entiende que esto se debe a la endogeneidad entre las variables implicadas.

**Tabla 4.** Regresión de felicidad sobre desigualdad y otras variables

|                   | Variable dependiente: felicidad |           |     |           |     |           |
|-------------------|---------------------------------|-----------|-----|-----------|-----|-----------|
|                   | (1)                             | (2)       | (3) | (4)       | (5) | (6)       |
| Desigualdad 1 km  | -0.419*                         |           |     |           |     |           |
|                   | (0.254)                         |           |     |           |     |           |
| Desigualdad 5 km  |                                 | -1.663*** |     |           |     |           |
|                   |                                 | (0.287)   |     |           |     |           |
| Desigualdad 10 km |                                 |           |     | -2.311*** |     | -1.789*** |
|                   |                                 |           |     | (0.294)   |     | (0.313)   |

*Continúa*

|                        | Variable dependiente: felicidad |                  |                      |                  |                   |                   |
|------------------------|---------------------------------|------------------|----------------------|------------------|-------------------|-------------------|
|                        | (1)                             | (2)              | (3)                  | (4)              | (5)               | (6)               |
| Desigualdad 15 km      |                                 |                  | -1.536***<br>(0.296) |                  |                   |                   |
| Controles              | Sí                              | Sí               | Sí                   | No               | Sí                | Sí                |
| Desigualdad percibida  |                                 |                  |                      |                  | -0.072<br>(0.044) | -0.062<br>(0.042) |
| Aceptación desigualdad |                                 |                  |                      |                  | -0.048<br>(0.010) | -0.040<br>(0.010) |
| Constante              | 3.303<br>(0.135)                | 3.814<br>(0.147) | 3.749<br>(0.149)     | 4.179<br>(0.135) | 3.538<br>(0.136)  | 4.201<br>(0.182)  |
| R <sup>2</sup>         | 0.057                           | 0.084            | 0.078                | 0.059            | 0.103             | 0.134             |

Al observar las distintas especificaciones del modelo, se destaca que el indicador de desigualdad calculado con un radio de 10 km presenta el coeficiente más robusto y significativo en su asociación negativa con la felicidad reportada. Este resultado sugiere que, dentro del conjunto de medidas alternativas consideradas (1 km, 5 km, 10 km y 15 km), el radio de 10 km capta de manera más precisa el entorno social y urbano que influye en el bienestar subjetivo de las personas.

Desde una perspectiva teórica, este hallazgo es coherente con la naturaleza del mecanismo que se pretende captar. Específicamente, se busca medir cómo el entorno urbano influye en la percepción de bienestar a través de comparaciones sociales, vínculos barriales y exposición cotidiana. Un radio demasiado amplio, como el de 15 km, podría diluir este efecto al incorporar zonas del área que no están necesariamente en el radio de interacción o experiencia diaria de las personas. A la inversa, un radio muy estrecho como el de 1 km podría no reflejar correctamente el entorno urbano habitual del individuo, especialmente considerando que no se dispone de coordenadas precisas de residencia, sino únicamente del área urbana donde vive.

Además, en la vida cotidiana, las personas se desplazan con regularidad para trabajar, estudiar, hacer compras o realizar actividades recreativas. Por lo tanto, un radio de 10 km representa un compromiso razonable entre cercanía y cobertura, capturando tanto el vecindario más inmediato como otras áreas relevantes que forman parte del paisaje urbano habitual. Este

enfoque es particularmente adecuado, dado que el análisis se realiza a nivel agregado y no a nivel individual, lo que refuerza la necesidad de adoptar una medida de desigualdad que tenga sentido a escala local general sin ser ni demasiado focal ni excesivamente extensa.

En resumen, tanto desde el punto de vista empírico como teórico, el modelo que utiliza el indicador de desigualdad basado en un radio de 10 km ofrece la especificación más adecuada para captar el efecto de la desigualdad local sobre la felicidad. Este resultado refuerza la idea de que las percepciones de bienestar no se forman únicamente en el entorno más inmediato, sino que son sensibles a un contexto urbano más amplio con el cual las personas interactúan de manera cotidiana.

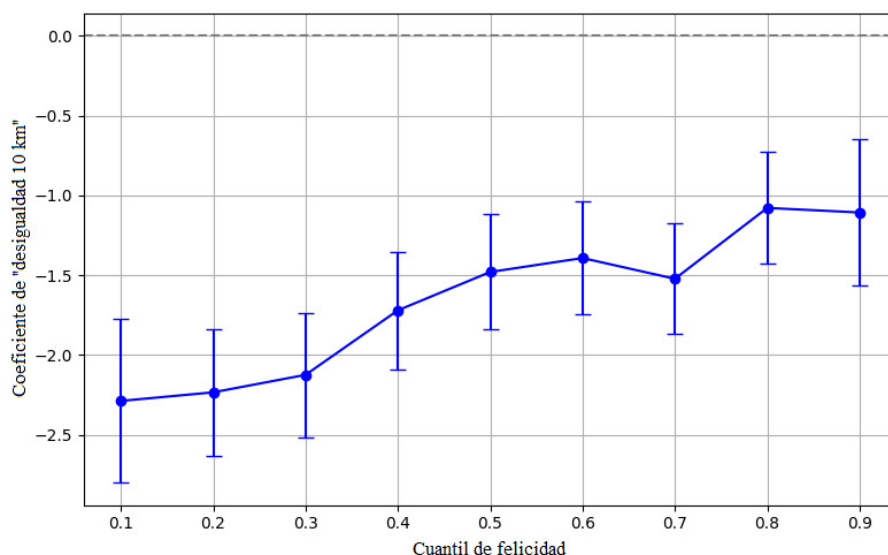
### **Regresión cuantílica**

Se analizó también una regresión cuantílica para explorar cómo varía el impacto de la desigualdad a lo largo de la distribución de la felicidad. Esta estrategia resulta útil cuando se sospecha que la relación entre variables puede ser heterogénea; por ejemplo, que quienes experimentan menor bienestar subjetivo puedan ser más sensibles a la desigualdad en el entorno urbano.

Los resultados, presentados en la figura 3, muestran que el efecto negativo de la desigualdad visual es más pronunciado en los niveles más bajos de la distribución de la felicidad, es decir, las áreas urbanas menos felices. Se trata del resultado de la regresión por cuantiles de la especificación 6 presentada en el tabla 4. En los primeros deciles, el coeficiente estimado para la desigualdad es notablemente más negativo que en los deciles superiores. Este patrón sugiere que las áreas urbanas menos felices podrían verse más afectadas por la fragmentación o el contraste urbano en su entorno.

Estos resultados también validan la intuición de que el problema de la desigualdad no es solo de los más desfavorecidos, sino que también representa un problema para los que se encuentran en mejor posición. No se trata solo de que la desigualdad genera envidia, sino que las diferencias ponen a unos contra otros, minando el sentido de comunidad tan importante para el bienestar e incluso para el desarrollo económico.

Adicionalmente, se replicó el ejercicio empírico utilizando la base de datos a nivel individual. Para ello, se asignó a cada encuestado el valor de desigualdad objetiva correspondiente al entorno urbano en el que reside. Se utilizó aquí también la especificación 6 de la tabla 4. Dicha asignación permite explotar cómo la variabilidad económica local afecta los niveles de bienestar reportados por los individuos. A partir de esta información, se estratificó la muestra en función del ingreso subjetivo —medido como la autoevaluación

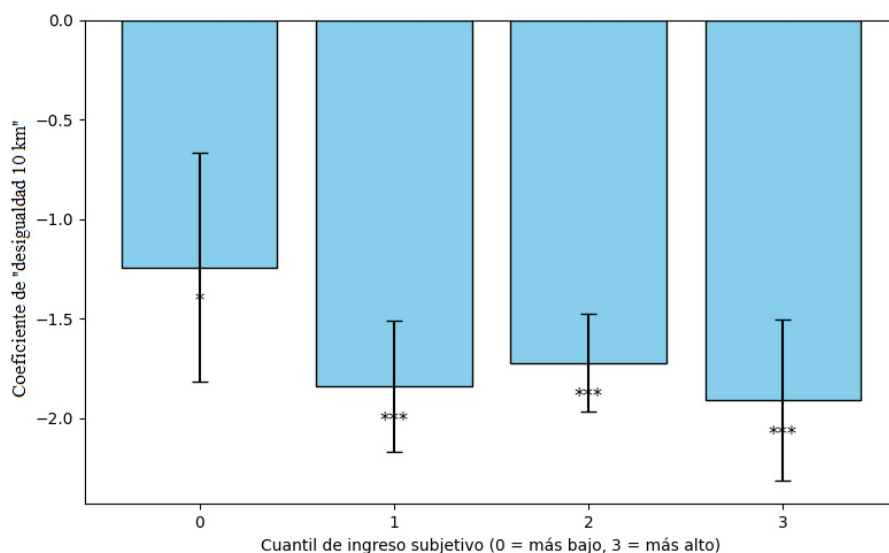


**Figura 3.** Impacto de la desigualdad sobre la felicidad por cuantil

del encuestado respecto a su situación económica, tal como se definió anteriormente— y se estimaron regresiones por separado para cada grupo. Esta estrategia permite evaluar si el impacto de la desigualdad objetiva sobre la felicidad varía a lo largo de la distribución del ingreso percibido.

Los resultados, presentados en la figura 4, indican que el coeficiente asociado a la desigualdad objetiva es negativo y estadísticamente significativo en todos los tramos de ingreso subjetivo. En particular, se observa una asociación robusta entre mayor desigualdad en el entorno urbano y menores niveles de bienestar subjetivo, incluso entre los individuos que se autoperciben en niveles relativamente altos de ingreso. Este hallazgo sugiere que los costos psicosociales de la desigualdad trascienden la posición relativa individual, afectando el bienestar de forma transversal a lo largo de la distribución del ingreso. La evidencia resulta consistente con teorías que vinculan la desigualdad con la erosión del capital social, la percepción de justicia distributiva y el malestar asociado a la exposición cotidiana a disparidades económicas visibles.

En otras palabras, el efecto adverso de la desigualdad objetiva sobre el bienestar subjetivo no parecería deberse exclusivamente al malestar que podrían experimentar los individuos de mayores ingresos al convivir en proximidad con personas de menores recursos. Por el contrario, los resultados sugieren que el impacto negativo se manifiesta de manera sistemática a lo



**Figura 4.** Impacto de la desigualdad sobre la felicidad por tramo de ingreso

largo de toda la distribución del ingreso. Esto implica que tanto quienes se ubican en los estratos más bajos como aquellos que lo hacen en los segmentos más altos del ingreso, reportan menores niveles de felicidad cuando residen en entornos urbanos caracterizados por altos niveles de desigualdad.

Este hallazgo pone en cuestión interpretaciones centradas únicamente en la incomodidad de los sectores acomodados frente a la heterogeneidad socioeconómica de su entorno, y refuerza la hipótesis de que la desigualdad ejerce efectos amplios y estructurales sobre el bienestar individual de todos. Dichos efectos pueden operar a través de múltiples mecanismos, incluyendo la percepción de injusticia distributiva, el debilitamiento de la cohesión social, el aumento de la inseguridad o el estrés asociado a la exposición constante a disparidades materiales evidentes en el espacio urbano.

### Análisis de sensibilidad

Como ejercicio de sensibilidad, se realizaron diversas pruebas para evaluar la robustez del modelo de estimación de desigualdad local. En particular, se compararon los resultados obtenidos utilizando distintas arquitecturas de redes neuronales convolucionales, incluyendo ResNet18 (He et al., 2015), MobileNetV3 (Howard et al., 2019), Swin Transformer (Liu et al., 2021) y SegFormer (Xie et al., 2021). Estas alternativas permitieron evaluar si el índice

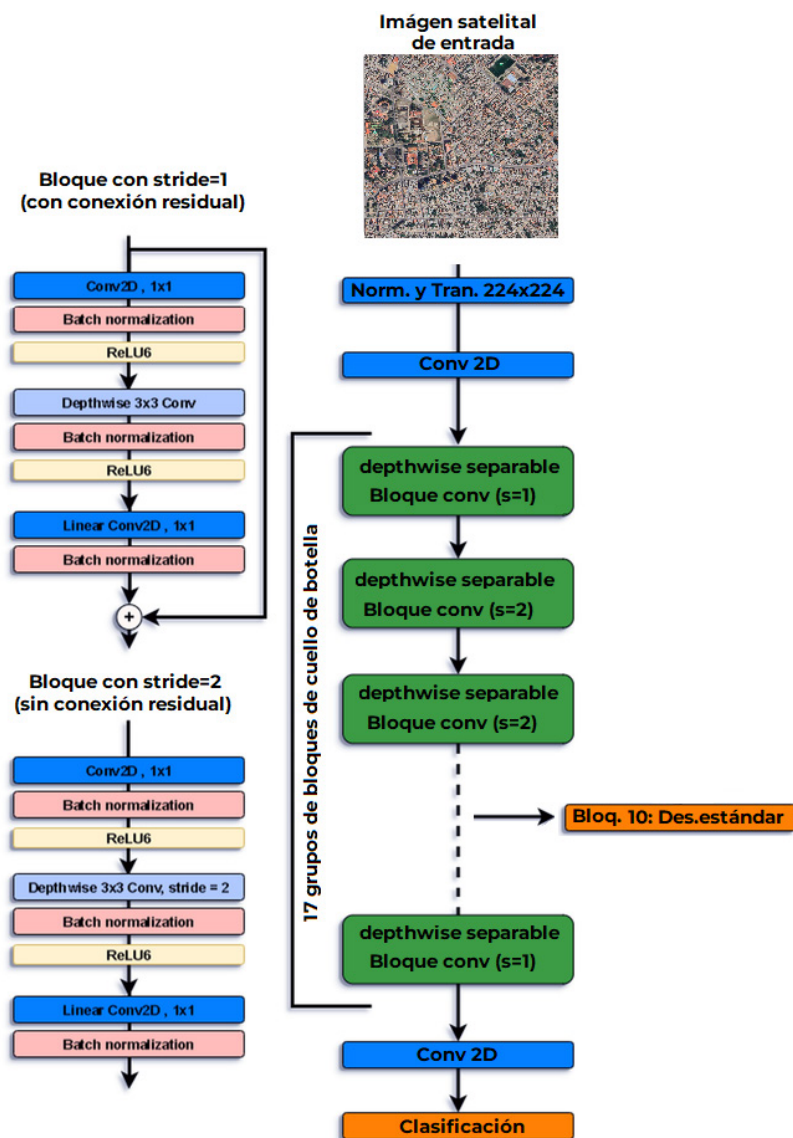
estimado conservaba su coherencia al modificarse el mecanismo de extracción de las características visuales. Además, se exploraron variantes en la profundidad del corte de la red base —es decir, el nivel de representación interna utilizado como salida del modelo— con el objetivo de encontrar un balance adecuado entre simplicidad arquitectónica y estabilidad del índice generado.

Un caso particularmente interesante fue el de la red SegFormer, entrenada específicamente para tareas de segmentación semántica en imágenes satelitales. No obstante, en este contexto no logró mejorar los resultados respecto a arquitecturas más ligeras. Una posible explicación radica en la naturaleza del objetivo de este trabajo: no se busca maximizar la capacidad clasificatoria del modelo, sino captar la variabilidad estructural presente en el entorno construido. En este sentido, arquitecturas complejas diseñadas para segmentar objetos pueden no aportar ventajas sustantivas frente a métodos más directos que capturan patrones de heterogeneidad espacial.

Los resultados fueron, en general, consistentes. Las áreas urbanas empleadas como prueba por su alta desigualdad y por su homogeneidad, mantuvieron su posición relativa en el índice, al igual que las imágenes de regiones naturales, como zonas desérticas o selváticas, que mostraron niveles bajos de desigualdad. Además, el índice mantuvo una correlación razonable con la variable de felicidad subjetiva, lo que refuerza su validez externa como aproximación de las condiciones urbanas. El ajuste de estos modelos puede observarse en la tabla 3 y con un mayor nivel de desagregación por capas para la MobileNetV2 en la tabla 6 del anexo.

Un punto importante es que no se ajustaron la arquitectura de la red ni los hiperparámetros específicamente para maximizar la correlación con la felicidad, ya que eso podría inducir un problema de *data leakage* o sobreajuste a una variable externa. El objetivo fue construir un índice de desigualdad basado únicamente en señales visuales, sin depender del conocimiento de las condiciones sociales locales, para preservar su carácter generalizable y exploratorio. Esta decisión fortalece el uso del índice como herramienta complementaria, en lugar de como variable predictiva adaptada a un solo contexto.

En ese marco, se optó por utilizar MobileNetV2 (Figura 5) como arquitectura principal debido a su buen desempeño, sencillez, eficiencia computacional y estabilidad en múltiples pruebas. Su estructura liviana permite una implementación rápida, facilitando la exploración de variantes y la posible aplicación en sistemas locales o escalables. A diferencia de otras arquitecturas más pesadas como Swin o SegFormer, MobileNetV2 ofrece una relación costo-beneficio más adecuada para el objetivo planteado. El ajuste para los distintos bloques de la red puede observarse en la tabla 6 del anexo.



**Figura 5.** Diagrama del uso de la MobileNetV2 para calcular desigualdad

*Nota.* Se presenta el diagrama del uso que se le da en este trabajo a la red convolucional MobileNetV2 (Sandler et al., 2018). Los diecisiete bloques de cuello de botella invertidos están separados en siete grupos. Cada grupo contiene una determinada cantidad de bloques: 1, 2, 3, 4, 3, 3, 1. Los grupos 2, 3, 4 y 6 tienen stride = 2 en el primer bloque. Todos los demás bloques tienen stride = 1. Se utiliza la red preentrenada para la clasificación de imágenes con el conjunto ImageNet (Russakovsky et al., 2015). Se alimenta la red con una imagen satelital—previa normalización y transformación a los valores utilizados en el entrenamiento—para realizar la inferencia correspondiente, pero se extrae la variabilidad de la salida del bloque diez. Esta extracción intermedia permite captar una representación abstracta de las estructuras presentes en la imagen, anterior al detalle necesario para identificar si se trata de un objeto u otro.

## Conclusiones

El presente trabajo propuso un enfoque innovador para medir la desigualdad de ingresos local utilizando imágenes satelitales y técnicas de visión por computadora, con el objetivo de explorar su relación con el bienestar subjetivo. A través de un índice de desigualdad basado en la heterogeneidad morfológica urbana detectada en imágenes satelitales, se logró captar patrones visuales asociados a contextos urbanos más o menos igualitarios. El índice resultante mostró una correlación significativa y positiva con otros indicadores de desigualdad objetivos y subjetivos, y significativa y negativa con los niveles reportados de felicidad, incluso luego de controlar por otras variables relevantes como el ingreso subjetivo, el uso de redes sociales o la aceptación de la desigualdad.

El análisis de sensibilidad permitió comprobar la robustez del índice propuesto. Se exploraron diversas arquitecturas de redes neuronales (como Swin Transformer, SegFormer, ResNet18 y MobileNetV3) y múltiples combinaciones de hiperparámetros y cortes de *features*, observando en todos los casos una consistencia general del patrón de resultados. Esto sugiere que el índice no depende fuertemente de una configuración específica del modelo, lo cual refuerza su validez.

El indicador de desigualdad construido con imágenes de un radio de 10 km alrededor de cada centroide ofrece el mejor desempeño explicativo del bienestar subjetivo. Esta observación está respaldada tanto empíricamente como teóricamente: un radio demasiado pequeño puede no capturar adecuadamente el entorno urbano donde se desarrollan las interacciones sociales cotidianas de las personas, mientras que un radio excesivamente amplio puede incluir áreas irrelevantes o desconectadas de su experiencia directa. El entorno urbano dentro de un radio de aproximadamente 10 km parece ser un compromiso razonable para representar el contexto donde se conforman las redes sociales, se desarrollan trayectorias laborales y se toman decisiones residenciales.

Este hallazgo aporta una dimensión novedosa y objetiva a una discusión clásica en ciencias sociales: la relación entre desigualdad y bienestar. Como advierten autores como Wilkinson y Pickett (2009; 2019), en las sociedades contemporáneas, incluso en contextos de prosperidad económica, se convive con altos niveles de infelicidad, ansiedad y fragmentación social, muchas veces asociados a desigualdades estructurales. La evidencia empírica aquí presentada complementa esta visión al mostrar que esas desigualdades son perceptibles incluso en la fisonomía urbana de las áreas urbanas, y que

esas percepciones (captadas por una máquina) correlacionan con el bienestar de sus habitantes.

El canal de transmisión sería el siguiente: las desigualdades morfológicas de las áreas urbanas son reflejo de desigualdades de riqueza y, por tanto, de ingresos. Esas desigualdades generan conflictos y enfrentamientos entre vecinos, aislamiento, estrés y, consecuentemente, caídas en los niveles de satisfacción con la vida. Cabe destacar que estos últimos, de acuerdo a la literatura preexistente, generan también problemas de salud, caídas en la productividad, entre otros.

Asimismo, se analizó el impacto del indicador de desigualdad local en la felicidad por cuantiles. Se advierte que el impacto es mayor para las áreas urbanas menos felices, pero negativo para todas. Es decir, el impacto negativo promedio no proviene de una compensación de un impacto negativo y uno positivo, sino que la desigualdad es mala para todos. También se evaluó el impacto a nivel individual por tramos de ingreso, obteniendo un resultado similar: los entornos desiguales tienen efectos negativos para todos, ricos y pobres.

En suma, este trabajo aporta evidencia sobre la posibilidad de medir la desigualdad de ingresos locales a partir de imágenes satelitales y destaca su relevancia para entender las variaciones en el bienestar subjetivo a nivel agregado. La combinación de métodos de aprendizaje profundo con herramientas de análisis social representa un camino promisorio para enriquecer el estudio del territorio, el entorno construido, las desigualdades socioeconómicas y su impacto en la vida de las personas. La desigualdad se puede “ver”, se puede medir con datos satelitales y tiene consecuencias tangibles en cómo las personas experimentan su vida cotidiana y su vínculo con los demás. El entorno urbano importa, no solo como contexto físico, sino como reflejo de una estructura social que influye en las emociones, relaciones y expectativas de las personas.

## Referencias

- Abbate, N. F., Gasparini, L., Ronchetti, F., & Quiroga, F. (2024, noviembre). *High-resolution income estimates using satellite imagery: A deep learning approach applied in Buenos Aires* (Working Paper n.º 4701). Asociación Argentina de Economía Política. <https://doi.org/10.1109/CLEI64178.2024.10700489>
- Alesina, A., Di Tella, R., & MacCulloch, R. (2004). Inequality and happiness: Are Europeans and Americans different? *Journal of Public Economics*, 88(9-10), 2009–2042. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2003.07.006>

- Amiel, Y. (1998). The subjective approach to the measurement of income inequality. En J. Silber (Ed.), *Handbook of income inequality measurement* (pp. 227–241). Kluwer Academic Publishers. [https://doi.org/10.1007/978-94-011-4413-1\\_8](https://doi.org/10.1007/978-94-011-4413-1_8)
- Ayush, K., UzKent, B., Burke, M., Lobell, D., & Ermon, S. (2020). Generating interpretable poverty maps using object detection in satellite images. *arXiv*. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2020/608>
- Bruni, L., & Porta, P. L. (2005). *Economics and happiness: Framing the analysis*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/0199286280.001.0001>
- Bruni, L., & Stanca, L. (2008). Watching alone: Relational goods, television and happiness. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 65(3), 506–528. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2005.12.005>
- Cacioppo, J. T., & Patrick, W. (2008). *Loneliness: Human nature and the need for social connection*. W. W. Norton & Company.
- Ciaschi, M. (2021). Análisis distributivo utilizando información satelital: el caso de Argentina. *Estudios Económicos*, 38(77), 5–38. <https://doi.org/10.52292/j.estudecon.2021.2116>
- Cowell, F. A. (2011). *Measuring inequality* (3.<sup>a</sup> ed.). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:osobl/9780199594030.001.0001>
- Easterlin, R. A. (1974). Does economic growth improve the human lot? Some empirical evidence. En P. A. David & M. W. Reder (Eds.), *Nations and households in economic Growth: Essays in honor of Moses Abramovitz* (pp. 89–125). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-205050-3.50008-7>
- Ebert, U., & Welsch, H. (2009, septiembre). How do Europeans evaluate income distributions? An assessment based on happiness surveys. *Review of Income and Wealth*, 55(4), 803–819. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4991.2009.00347.x>
- Estudio Latinobarómetro. (2024). *Corporación Latinobarómetro: Oleada 2024*. <https://www.latinobarometro.org/latinobarometro-2024>
- Fields, G. S. (1994). Data for measuring poverty and inequality changes in the developing countries. *Journal of Development Economics*, 44(1), 87–102. [https://doi.org/10.1016/0304-3878\(94\)00007-7](https://doi.org/10.1016/0304-3878(94)00007-7)
- Frey, B. S., Benesch, C., & Stutzer, A. (2007). Does watching tv make us happy? *Journal of Economic Psychology*, 28(3), 283–313. <https://doi.org/10.1016/j.joep.2007.02.001>
- Galbraith, J. K. (1998). *The affluent society*. Mariner Books.
- Grinblatt, M., Keloharju, M., & Ikäheimo, S. (2008). Social influence and consumption: Evidence from the automobile purchases of neighbors. *The Review of Economics and Statistics*, 90(4), 735–753. <https://doi.org/10.1162/rest.90.4.735>

- Haidt, J. (2024). *The anxious generation: How the great rewiring of childhood caused an epidemic of mental illness*. Penguin Press. <https://doi.org/10.56315/PSCF9-25Haidt>
- Hall, O., Ohlsson, M., & Rögnvaldsson, T. (2022). A review of explainable AI in the satellite data, deep machine learning, and human poverty domain. *Patterns*, 3(10), artículo 100600. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100600>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep residual learning for image recognition. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1512.03385>
- Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L.-C., Chen, B., Tan, M., Wang, W., Zhu, Y., Pang, R., Vasudevan, V., Le, Q. V., & Adam, H. (2019). Searching for MobileNetV3. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.02244>
- Jean, N., Burke, M., Xie, M., Davis, W., Lobell, D., & Ermon, S. (2016). Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. *Science*, 353(6301), 790–794. <https://doi.org/10.1126/science.aaf7894>
- Kuhn, P. J., Kooreman, P., Soetevent, A. R., & Kapteyn, A. (2010). *The effects of lottery prizes on winners and their neighbors: Evidence from the dutch postcode lottery* (IZA Discussion Paper n.º 4950). Institute of Labor Economics (IZA). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1631085>
- Liu, Z., Lin, Y., Cao, Y., Hu, H., Wei, Y., Zhang, Z., Lin, S., & Guo, B. (2021). Swin Transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.14030>
- Luttmer, E. F. P. (2005, agosto). Neighbors as negatives: Relative earnings and well-being. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(3), 963–1002. <https://doi.org/10.1093/qje/120.3.963>
- Marmot, M. (2017). *The health gap: The challenge of an unequal world*. Bloomsbury Publishing. <https://doi.org/10.1093/ije/dyx163>
- Meyer, B. D., Mok, W. K. C., & Sullivan, J. X. (2015, november). Household surveys in crisis. *Journal of Economic Perspectives*, 29(4), 199–226. <https://doi.org/10.1257/jep.29.4.199>
- Mirza, M. U., Xu, C., van Bavel, B., van Nes, E. H., & Scheffer, M. (2021). Global inequality remotely sensed. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(18), artículo e1919913118. <https://doi.org/10.1073/pnas.1919913118>
- Murthy, V. H. (2020). *Together: Why social connection holds the key to better health, higher performance, and greater happiness*. Harper Wave.
- Muñetón-Santa, G., & Manrique-Ruiz, L. C. (2023). Predicting multidimensional poverty with machine learning algorithms: An open data source approach using spatial data. *Social Sciences*, 12(5), artículo 296. <https://doi.org/10.3390/socsci12050296>

- Naik, N., Kominers, S. D., Raskar, R., Glaeser, E., & Hidalgo, C. A. (2017). Computer vision uncovers predictors of physical urban change. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(29), 7571–7576. <https://doi.org/10.1073/pnas.1619003114>
- Norton, M. I., & Ariely, D. (2011, febrero). Building a better America—one wealth quintile at a time. *Perspectives on Psychological Science*, 6(1), 9–12. <https://doi.org/10.1177/1745691610393524>
- Perez-Truglia, R. (2020, abril). The effects of income transparency on well-being: Evidence from a natural experiment. *American Economic Review*, 110(4), 1019–1054. <https://doi.org/10.1257/aer.20160256>
- Pradhan, N., & Agrawal, A. (2025, febrero). Mapping fine-scale socioeconomic inequality using machine learning and remotely sensed data. *PNAS Nexus*, 4(2), artículo pgaf040. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgaf040>
- Putnam, R. D. (2000). *Bowling alone: The collapse and revival of american community*. Simon & Schuster. <https://doi.org/10.1145/358916.361990>
- Reynal-Querol, M., & García-Montalvo, J. (2021, mayo). *Measuring inequality from above* (Working Papers n.º 1252). Barcelona School of Economics. <https://ideas.repec.org/p/bge/wpaper/1252.html>
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Fei-Fei, L. (2015). ImageNet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3), 211–252. <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y>
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L.-C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. En *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4510–4520). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- Sapolsky, R. M. (2017). *Behave: The biology of humans at our best and worst*. Penguin Press.
- Savage, M. (2021). *The return of inequality. Social change and the weight of the past*. Harvard University Press. <https://doi.org/10.4159/9780674259652>
- Shanahan, D. F., Lin, B. B., Gaston, K. J., Bush, R., & Fuller, R. A. (2014). Socio-economic inequalities in access to nature on public and private lands: A case study from Brisbane, Australia. *Landscape and Urban Planning*, 130, 14–23. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2014.06.005>
- Sommet, N., Fillon, A., Rudmann, O., Rossi, A., & Ehsan, A. (2025, noviembre). No meta-analytical effect of economic inequality on well-being or mental health. *Nature*, 649, 926–937. <https://doi.org/10.1038/s41586-025-09797-z>

- Stiglitz, J. E. (2012). *El precio de la desigualdad: el 1 % de la población tiene lo que el 99 % necesita*. Taurus.
- Suel, E., Muller, E., Bennett, J. E., Blakely, T., Doyle, Y., Lynch, J., Fecht, D., Elliott, P., & Ezzati, M. (2023, junio). Do poverty and wealth look the same the world over? A comparative study of 12 cities from five high-income countries using street images. *EPJ Data Science*, 12, artículo 19. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-023-00394-6>
- Uhlener, C. J. (1989). Relational goods and participation: Incorporating sociability into a theory of rational action. *Public Choice*, 62(3), 253–285. <http://www.jstor.org/stable/30025077>
- Wilkinson, R., & Pickett, K. (2009). *Desigualdad: Un análisis de la (in)felicidad colectiva* (R. Sanahuja, Trad.). Turner. (Obra original publicada en 2009).
- Wilkinson, R., & Pickett, K. (2019). *The inner level: How more equal societies reduce stress, restore sanity and improve everyone's well-being*. Penguin Books.
- Xie, E., Wang, W., Yu, Z., Anandkumar, A., Alvarez, J. M., & Luo, P. (2021). SegFormers: Simple and efficient design for semantic segmentation with transformers. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2105.15203>

## Anexo

**Tabla 5.** Indicadores de desigualdad

| Indicador                                  | Ventajas                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    | Desventajas                                                                                                                                                                                                                                                  |
|--------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Desigualdad satelital por computadora      | Observación directa del entorno construido. Brinda cobertura geográfica amplia y homogénea, incluso en áreas sin datos socioeconómicos disponibles. La variabilidad visual generada por la heterogeneidad morfológica se interpreta como desigualdad económica. Es posible modificar el área de inferencia ajustando el radio de la imagen. | No capta directamente la desigualdad de ingresos; su precisión depende de la arquitectura de red utilizada y de la calidad de las imágenes satelitales. Puede ser sensible a elementos no socioeconómicos del entorno visual.                                |
| Índice basado en encuestas                 | Calculado a partir de ingresos individuales o del hogar usando datos representativos a nivel urbano. Es una medida estándar ampliamente utilizada en la literatura económica. Permite comparaciones intertemporales y entre regiones.                                                                                                       | Su cobertura se restringe a las áreas urbanas incluidas en las encuestas; puede subestimar extremos de la distribución.                                                                                                                                      |
| Índice basado en censo                     | Basado en datos exhaustivos de ingresos recolectados en los censos nacionales, lo que garantiza gran cobertura y desagregación territorial. Útil para estudios espaciales de desigualdad.                                                                                                                                                   | Los censos se realizan cada 10 años o más —y en ocasiones no se incluye declaración de ingresos—, lo que limita la actualización periódica del indicador. Puede haber subdeclaración o no respuesta en ingresos.                                             |
| Índice basado en datos administrativos     | No dependen de la aceptación a participar de la encuesta; amplia cobertura y actualización.                                                                                                                                                                                                                                                 | Suelen ser incompletos o sesgados: no captan a quienes operan en la informalidad ni a quienes subdeclaran ingresos para reducir su carga impositiva.                                                                                                         |
| Observación humana de imágenes satelitales | Más interpretable que el modelo automático, ya que las personas pueden explicar explícitamente qué elementos las llevaron a identificar desigualdad. Ofrece una validación intuitiva y cualitativa de los patrones observados en las imágenes.                                                                                              | Requiere mucho más tiempo y esfuerzo, lo que limita su escalabilidad. Es costoso y depende de la subjetividad de cada evaluador, pudiendo estar influido por sesgos perceptivos o contextuales. Su replicabilidad es menor que la de un modelo automatizado. |

| Indicador                    | Ventajas                                                                                                                                                          | Desventajas                                                                                                                                                                                                                                                    |
|------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Aceptación de la desigualdad | Construido como el promedio de respuestas a una pregunta. Refleja la legitimidad percibida de la distribución del ingreso.                                        | Altamente influido por valores personales, ideología, contexto social y político. No siempre se correlaciona con indicadores objetivos (no busca captar desigualdad sino el nivel de aceptación de la misma). Se refiere al nivel del país y no a nivel local. |
| Desigualdad percibida        | Se basa en la percepción individual de cuán justa es la distribución del ingreso en el país. Capta el juicio cotidiano de los ciudadanos sobre la equidad social. | Subjetiva y sensible al contexto inmediato; puede estar sesgada por desinformación o experiencias personales. Su comparación entre regiones puede ser compleja. Se refiere al nivel del país y no a nivel local.                                               |

Nota. La tabla presenta los diferentes indicadores de desigualdad. Se discuten esquemáticamente sus principales ventajas y desventajas.

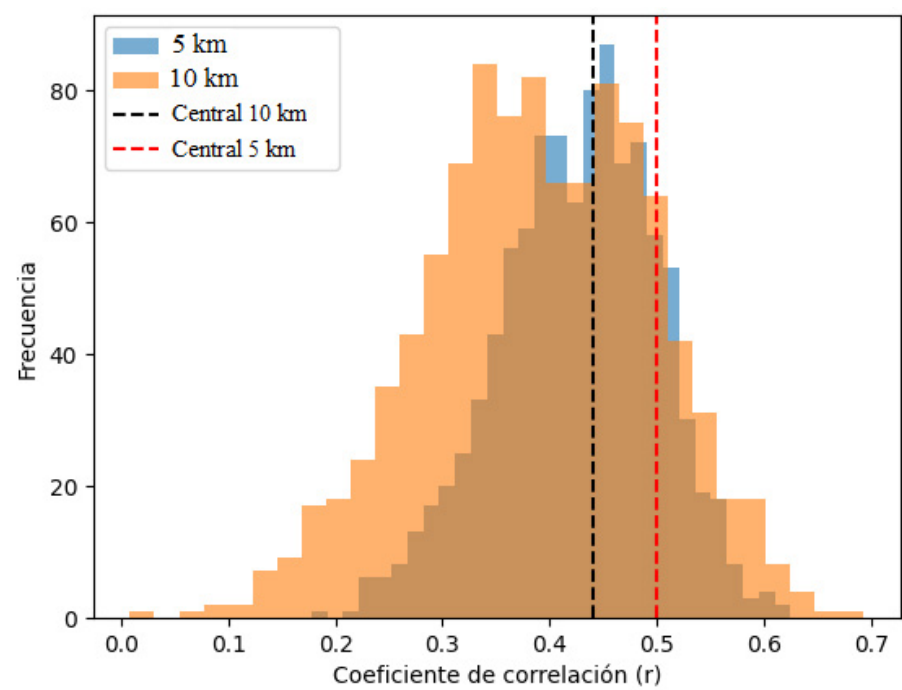
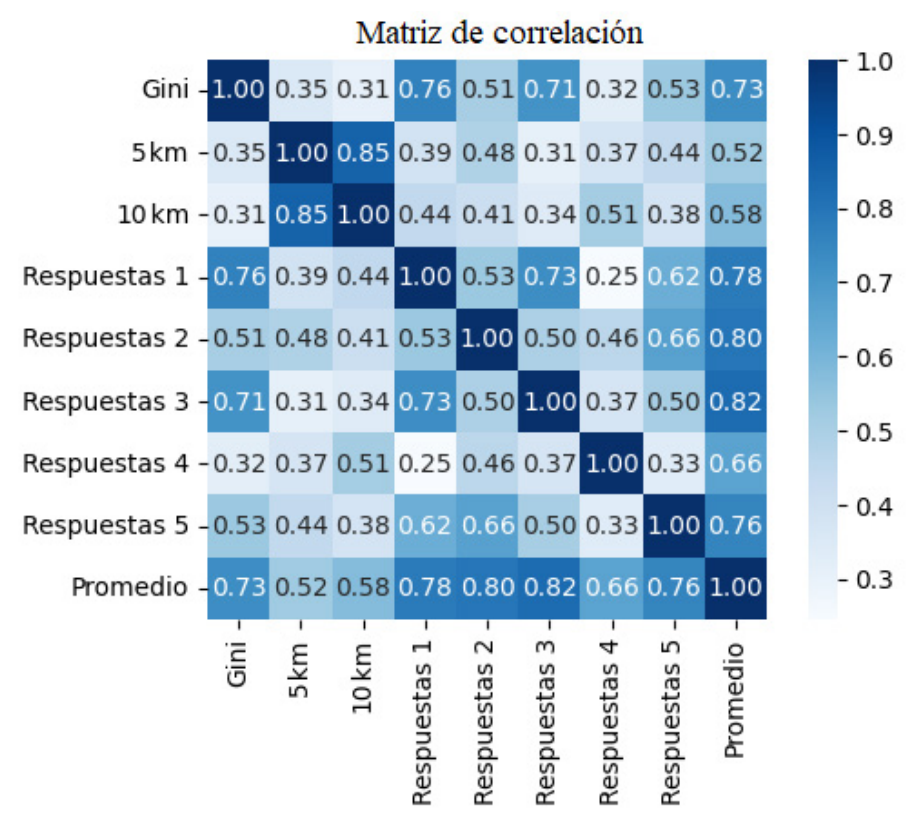


Figura 6. Distribución de correlaciones con desplazamientos aleatorios

**Tabla 6.** Sensibilidad de corte en MobileNetV2

| Corte | 5 km   |           |        |           | 10 km  |           |        |           |        |           |        |           |
|-------|--------|-----------|--------|-----------|--------|-----------|--------|-----------|--------|-----------|--------|-----------|
|       | Train  |           | Test   |           | Total  |           | Train  |           | Test   |           | Total  |           |
|       | $\rho$ | $p$ -val. | $\rho$ | $p$ -val. | $\rho$ | $p$ -val. | $\rho$ | $p$ -val. | $\rho$ | $p$ -val. | $\rho$ | $p$ -val. |
| 1     | 0.013  | 0.925     | -0.055 | 0.694     | -0.024 | 0.804     | 0.025  | 0.857     | -0.060 | 0.669     | -0.017 | 0.866     |
| 2     | 0.371  | 0.006     | 0.334  | 0.015     | 0.366  | 0.000     | 0.502  | 0.000     | 0.444  | 0.001     | 0.487  | 0.000     |
| 3     | 0.056  | 0.690     | 0.053  | 0.704     | 0.058  | 0.557     | 0.252  | 0.069     | 0.248  | 0.073     | 0.259  | 0.007     |
| 4     | 0.147  | 0.293     | 0.123  | 0.378     | 0.138  | 0.158     | 0.278  | 0.044     | 0.288  | 0.037     | 0.289  | 0.003     |
| 5     | 0.143  | 0.306     | 0.203  | 0.145     | 0.172  | 0.078     | 0.305  | 0.026     | 0.346  | 0.011     | 0.331  | 0.001     |
| 6     | 0.280  | 0.042     | 0.383  | 0.005     | 0.333  | 0.000     | 0.412  | 0.002     | 0.487  | 0.000     | 0.454  | 0.000     |
| 7     | 0.230  | 0.098     | 0.435  | 0.001     | 0.328  | 0.001     | 0.387  | 0.004     | 0.531  | 0.000     | 0.460  | 0.000     |
| 8     | 0.230  | 0.098     | 0.338  | 0.013     | 0.285  | 0.003     | 0.322  | 0.019     | 0.422  | 0.002     | 0.376  | 0.000     |
| 9     | 0.232  | 0.095     | 0.427  | 0.001     | 0.325  | 0.001     | 0.307  | 0.025     | 0.492  | 0.000     | 0.396  | 0.000     |
| 10    | 0.290  | 0.035     | 0.356  | 0.009     | 0.325  | 0.001     | 0.333  | 0.015     | 0.474  | 0.000     | 0.398  | 0.000     |
| 11    | 0.259  | 0.061     | 0.317  | 0.021     | 0.287  | 0.003     | 0.346  | 0.011     | 0.418  | 0.002     | 0.381  | 0.000     |
| 12    | 0.299  | 0.029     | 0.402  | 0.003     | 0.340  | 0.000     | 0.284  | 0.039     | 0.430  | 0.001     | 0.346  | 0.000     |
| 13    | 0.268  | 0.052     | 0.321  | 0.019     | 0.293  | 0.002     | 0.282  | 0.041     | 0.350  | 0.010     | 0.314  | 0.001     |
| 14    | 0.233  | 0.093     | 0.357  | 0.009     | 0.293  | 0.002     | 0.261  | 0.059     | 0.419  | 0.002     | 0.335  | 0.000     |
| 15    | 0.047  | 0.740     | 0.182  | 0.192     | 0.115  | 0.240     | 0.139  | 0.320     | 0.291  | 0.035     | 0.211  | 0.030     |
| 16    | -0.051 | 0.715     | 0.171  | 0.221     | 0.052  | 0.598     | 0.002  | 0.990     | 0.314  | 0.022     | 0.138  | 0.159     |
| 17    | -0.036 | 0.797     | 0.249  | 0.072     | 0.086  | 0.382     | 0.140  | 0.317     | 0.490  | 0.000     | 0.295  | 0.002     |
| 18    | -0.063 | 0.654     | 0.300  | 0.029     | 0.110  | 0.263     | 0.344  | 0.012     | 0.371  | 0.006     | 0.354  | 0.000     |
| 19    | -0.022 | 0.875     | 0.253  | 0.068     | 0.120  | 0.220     | 0.385  | 0.004     | 0.250  | 0.071     | 0.316  | 0.001     |
| 20    | -0.022 | 0.875     | 0.253  | 0.068     | 0.120  | 0.220     | 0.385  | 0.004     | 0.250  | 0.071     | 0.316  | 0.001     |

*Nota.* Se muestra el coeficiente de Pearson y el  $p$ -value para la relación entre el coeficiente de Gini de la base OCDE y la salida del modelo utilizando una MobileNetV2 (Sandler et al., 2018) a diferentes cortes. El número que se muestra en la primera columna indica el corte al que se toma la variabilidad generada por la red. La primera fila muestra el resultado obtenido tomando la salida de la capa convolucional de entrada, las siguientes filas, la salida luego de cada uno de los diecisiete bloques de cuello de botella invertidos y, por último, la fila 19 corresponde a la red entera, luego de la capa convolucional de salida. Se realizó una partición de los datos en entrenamiento y testeo para descartar sobreajuste. Se observa un buen ajuste especialmente en las capas intermedias, lo que resulta consistente con los resultados del Gini de EPH y las respuestas humanas. N = 105.



**Figura 7.** Matriz de Correlación de las respuestas humanas

*Nota.* La matriz de correlación presenta los coeficientes de Pearson entre el coeficiente de Gini, las salidas del modelo satelital a 5 km y 10 km, y las respuestas de los cinco evaluadores. Se observa una correlación positiva y significativa entre todas las series, lo que indica que las evaluaciones humanas son consistentes entre sí y producen resultados comparables tanto con los métodos tradicionales de medición de desigualdad mediante encuestas, como con los modelos automatizados basados en imágenes satelitales. N = 30.