

# **Caracterización urbana con un criterio de mínima información: Nivel de vida y Vulnerabilidad espacial.**

**JEL: R1, R3, R12, C10, C14, D63.**

**Keywords:** Economic Geography, Location Economics, Real Estate Economics, Regional Economics, Rural Economics, Spatial, Urban Economics, Covariance, Statistical Methods, Inequality, Remote Sensing, Google, Granularity, Open Buildings Africa, Technology.

Rubén Fernández García.  
Evokare. Data Science  
[ruferga.github.io](https://ruferga.github.io)

<b>1. Resumen y objetivos.....</b>	<b>2</b>
<b>2. Una proxy para el nivel de vida con un enfoque espacial.....</b>	<b>2</b>
<b>3. Una base de datos ideal.....</b>	<b>4</b>
<b>4. Precisión relativa de la base de datos.....</b>	<b>5</b>
<b>5. Kampala: La perla de África.....</b>	<b>7</b>
<b>6. Componentes Principales.....</b>	<b>9</b>
<b>7. K-Medias.....</b>	<b>11</b>
<b>8. Características de los estratos.....</b>	<b>13</b>
<b>10. Conclusiones y Discusión.....</b>	<b>22</b>
<b>11. Bibliografía.....</b>	<b>24</b>

## 1. Resumen y objetivos

Los objetivos de este trabajo son:

- I. Calcular una proxy de nivel de vida con mínima información.
- II. Estimar las proporciones de inmuebles que se encuentran en pobreza espacial tomando en cuenta su área y complejidad.
- III. Determinar los edificios que se localizan en áreas susceptibles a la inundación y la inestabilidad estructural para cuantificarlos y estratificarlos por nivel de vida con un criterio de pobreza espacial.

## 2. Una proxy para el nivel de vida con un enfoque espacial.

A partir de los años 90s del siglo XX, hubo un intento inicial en México y luego en América Latina, de desarrollar medidas sintéticas para determinar el nivel de vida relativo de los hogares con el fin de afinar las medidas de política pública para mitigar y, eventualmente, terminar con la exclusión, la pobreza y la marginación.

*“...por ejemplo, el Consejo Nacional de Población (Conapo) calcula el índice de marginación (IM) con fundamento en el enfoque de necesidades básicas insatisfechas [,] recurriendo a la técnica de componentes principales. [Análogamente], el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval) estima el índice de rezago social (IRS) con distintos niveles de desagregación territorial ([Coneval, 2011](#)). El mismo Coneval también calcula las líneas de pobreza alimentaria, de capacidades y de patrimonio y, desde 2008, con periodicidad bianual, las cifras de pobreza multidimensional ([Coneval, 2010](#)) que combinan los enfoques de carencias sociales y de líneas de pobreza ([DOF, 2010: 12](#)). [Asimismo] el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) [en] México [elabora el] índice de desarrollo humano (IDH) para las entidades federativas ([PNUD, 2003, 2005, 2007, 2011](#) y [2012](#)) y los municipios del país ([PNUD, 2004, 2008, 2009](#) y [2014](#)).”* (Pelaez, 2017)

De la misma manera, han existido esfuerzos privados para la producción de índices multidimensionales que informan estrategias comerciales y de desarrollo empresarial para los mercados de consumo.

La Asociación Mexicana de Agencias de Inteligencia y Opinión de Mercado (AMAI) ha desarrollado un índice de Niveles Socioeconómicos que no se enfoca en la pobreza, sino en la capacidad de consumo del hogar atendiendo a varias dimensiones del nivel de vida de los hogares: capital humano, infraestructura práctica, conectividad y entretenimiento, infraestructura sanitaria, planeación y futuro, infraestructura básica y espacio. (AMAI, 2023)

Sin embargo, debido a los altos costos de producción de estadísticas confiables los países más pobres de la tierra cuentan con poca información específica, de calidad y de alta granularidad acerca de su realidad física y social. Esto dificulta la comprensión de sus realidades socioeconómicas y por tanto el diseño de políticas públicas eficientes y eficaces.

Es por esta razón que se hace necesaria la búsqueda de formas alternas de entender los fenómenos socioeconómicos en ausencia de información detallada. La tecnología es una herramienta máxima en esta tarea.

Desde 2008 y por primera vez en la historia, la población urbana mundial ha sobrepasado a la población rural. El número de mega aglomeraciones urbanas con más de 10 millones de habitantes se incrementará de 21 a 27 para 2025. Las técnicas de *remote sensing* han probado ser útiles en distintas escalas para obtener la cobertura urbana y su cambio en el tiempo. Las métricas espaciales han demostrado ser eficientes en la descripción, análisis y modelaje de la forma urbana y sus cambios (Taubenbock et al, 2011).

*“La forma urbana se [define] como el patrón espacial de las actividades humanas y su manifestación concreta en el medio construido de las ciudades. El crecimiento interno de las aglomeraciones [urbanas] ... [hacia] su periferia inmediata y [su] densificación, da paso [al] crecimiento externo, [y por tanto a la] absorción, de ciudades y pueblos cada vez más alejados de su zona de funcionamiento cotidiano”* (Ascher en Gonzalez y Larralde, 2018).

En esta línea de pensamiento, los edificios son la última expresión de la riqueza en términos físicos. Un edificio puede contar una historia íntima acerca de sus creadores y habitantes. Sus materiales, su diseño, su ubicación, su forma y su tamaño son motivados por una matriz de factores sociales intrincados. Por tanto un edificio puede ser visto como un vector que, con alta confianza puede señalar también los estándares de vida.

Una hipótesis simple es que clasificar y agrupar los edificios en una ciudad, de acuerdo a su tamaño y su forma puede revelar los patrones que las interacciones sociales imprimen en la distribución urbana.

**Mientras más grande el edificio más riqueza revela. De la misma manera, la forma de los edificios también debería señalizar un patrón de complejidad creciente con respecto a factores sociales tales como la educación y el nivel de vida. Además de que su ubicación relativa nos ayuda a revelar los patrones sociales de exclusividad, exclusión, vulnerabilidad, pobreza y riqueza.**

Este trabajo presenta un índice multidimensional con un enfoque del tipo NSE de AMAI que se centra en develar la distribución completa de la riqueza, bajo el supuesto de que la descripción de la totalidad de los edificios de una ciudad en términos de su tamaño y forma contiene la variabilidad total y por tanto suficiente para aproximar satisfactoriamente su capacidad de consumo. Asimismo su curva de distribución revelará patrones sociales de auto-selección a través del espacio y la estructura socioeconómica.

Para probar esta última aseveración se tomó un enfoque de conjuntos tomando en cuenta un criterio de distribución geográfica socioeconómica, bajo el supuesto de que la exclusión y la pobreza se extreman en las zonas urbanas donde el terreno se vuelve intratable e inestable en presencia de incertidumbre y por lo tanto muy riesgoso. Se presenta un índice utilizando Componentes Principales y K-medias y se utiliza una capa de las zonas pantanosas del delta del Río Nilo y el lago Victoria en Kampala, Uganda, para controlar por la calidad del terreno y la distribución geo-sociodemográfica.

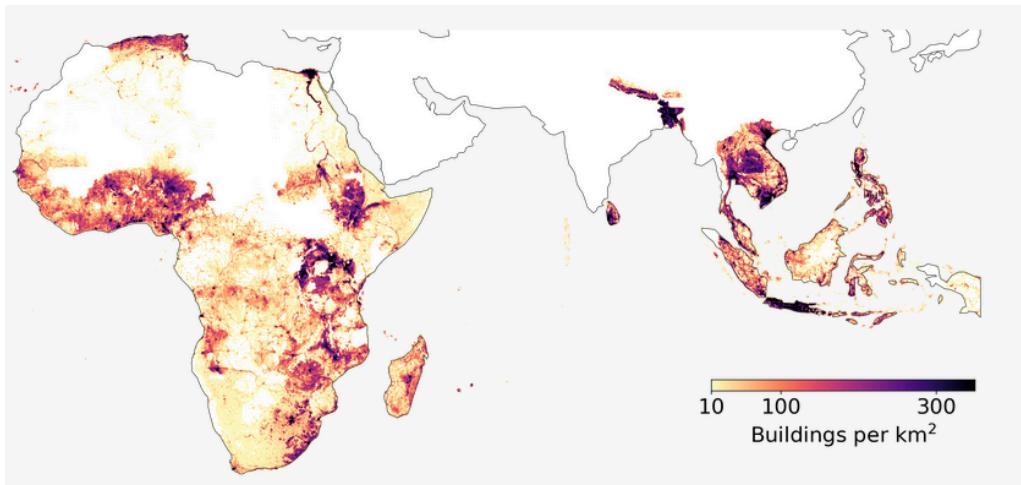
### **3. Una base de datos ideal.**

Google (2021) puso recientemente a la disposición de los investigadores una “base de datos de gran escala [que] contiene los contornos de los edificios derivados de imágenes satelitales de alta resolución [cuyo] enfoque actual es el continente africano”.

Un modelo de *deep learning* fue entrenado para determinar los contornos de los edificios desde un satélite de alta resolución. La base de datos contiene 817 millones de detecciones de edificios, en un área de inferencia de 39.1 millones de Km<sup>2</sup> a través de África, Asia del Sur y del Sureste. Para cada edificio se incluye el polígono que describe su contorno en el piso con un indicador de confianza y un Plus Code correspondiente con el centroide del edificio. No hay más información del edificio que su geometría.

Sin embargo existe un factor que mitiga las desventajas de la falta de variables en una base de datos tan simple:

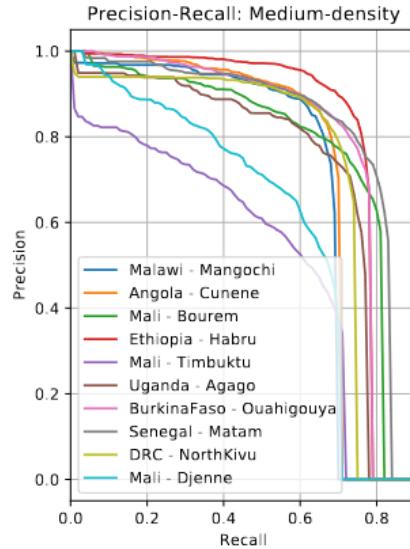
La granularidad. La base de datos es exhaustiva en el área y la forma de los edificios. Es por esto que podemos pensar que las distribuciones de la forma y el tamaño de los edificios revelaran con un nivel de confianza aceptable las condiciones de vida aparentes de sus habitantes.



Gráfica I. mapa de calor del número de detecciones por km cuadrado.

#### 4. Precisión relativa de la base de datos

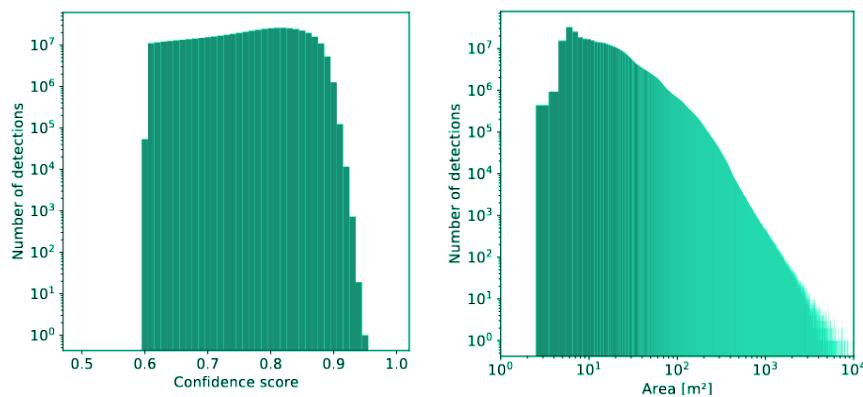
La tasa de intercambio [Google, 2021] entre detecciones consideradas falsos positivos y falsos negativos varía entre diferentes subconjuntos del conjunto mayor. Si la imagen está cubierta en menos del 5% de su área, los errores, están clasificados como bajos, entre 5 y 20% son medios y más arriba de 20% son considerados altos. El modelo puede detectar edificios donde hay en realidad rocas o vegetación.



**Gráfica II. Elaboración de Google. <https://sites.research.google/open-buildings>**

La curva de precisión-comprensión nos muestra el *trade-off* entre los detalles y la extensión de las detecciones de la base de datos. En este caso mostramos las curvas para los países en áreas de densidad media. En este trabajo se decidió trabajar con una porción que representa la república de Uganda.

Al escoger el límite de confianza al que los edificios son filtrados, la tasa de intercambio aumenta. Las detecciones van desde el 60% de confianza con la mayor parte de ellas oscilando entre el 75 y el 89%. También sabemos que para el continente las detecciones siguen un patrón con un pico en los edificios que están alrededor de los 60 mts cuadrados.



**Gráfica III. índice de confianza y número de detecciones. Google.**

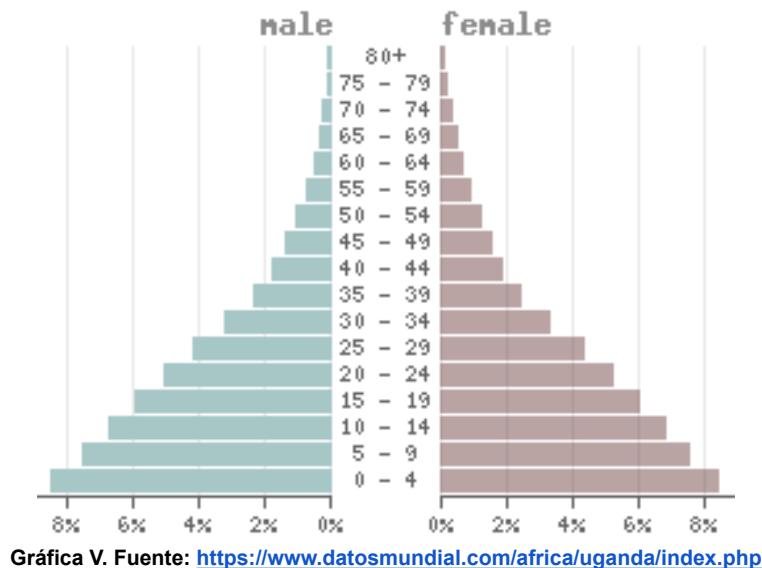
**Gráfica IV. Número de detecciones. Google.**

Los polígonos de los edificios están almacenados en un CSV espacialmente fragmentados cada renglón representa un edificio con las siguientes columnas:

1. Latitude: la latitud del centroide del polígono del edificio.
2. Longitude: la longitud del centroide del polígono del edificio.
3. Area\_in\_meters: área del edificio en metros cuadrados.
4. Confidence: un índice de confianza [0.5, 1.0] asignado por el modelo.
5. Geometry: el polígono del edificio en el formato WKT (POLYGON or MULTIPOLYGON).
6. Full\_plus\_code: el código de Plus Code del centroide del edificio.

## 5. Kampala: La perla de África.

Uganda tiene una de las poblaciones más jóvenes y crecientes del mundo. Su tasa de fertilidad está entre las más altas con 5.5 niños por mujer en 2022. Su densidad de población es relativamente alta entre las naciones Africanas y su población está mayormente concentrada en el sur y el centro del país, particularmente en las costas del lago Victoria y Alberto. (CIA Factbook, 2022).

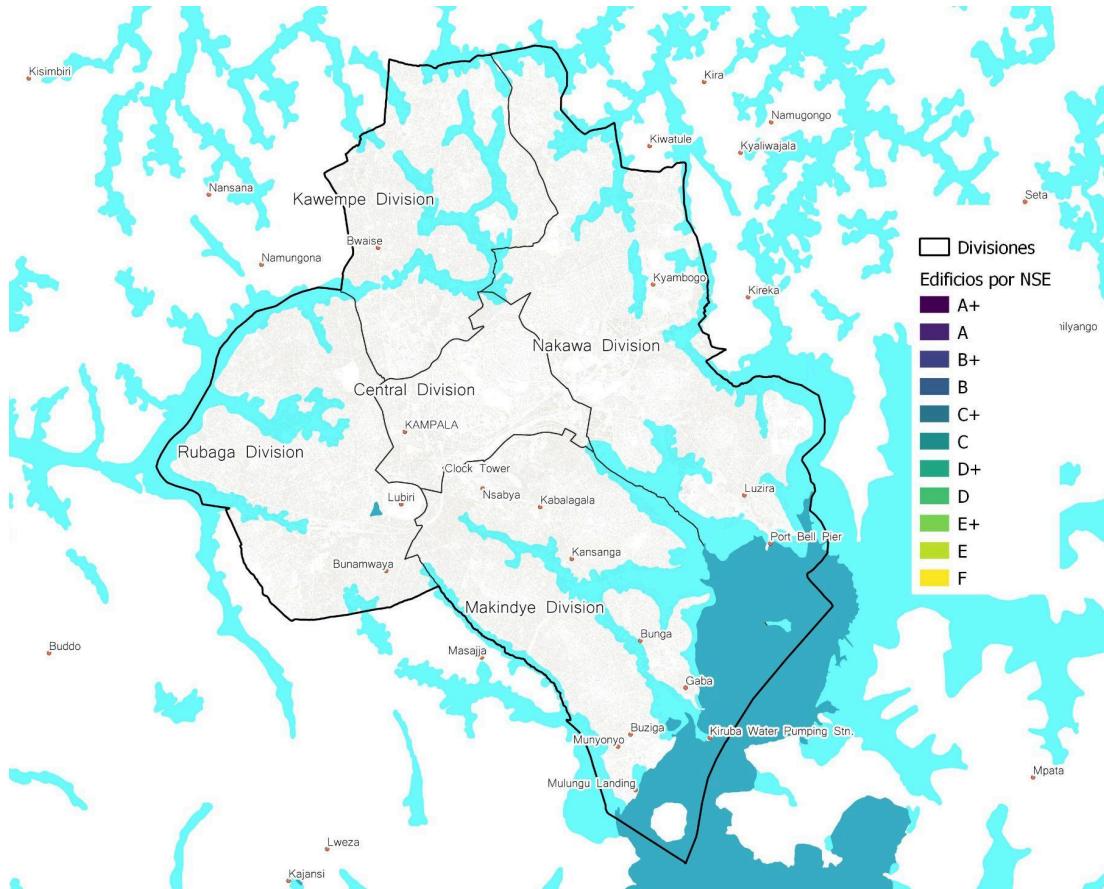


Gráfica V. Fuente: <https://www.datosmundial.com/africa/uganda/index.php>

Su población es de 47.7 millones de habitantes, su edad media es de 15.7 años con un crecimiento poblacional de 3.22%. El 73.2% de su población es rural. Uganda es un país multiétnico con múltiples lenguajes y múltiples religiones. 39.3% de su población es católica,

32.0% anglicana y 13.7% musulmana. Su expectativa de vida al nacer es de 69.32 años, con una tasa de 29.44 muertes infantiles por cada mil nacimientos contra 4.87 muertes por cada mil habitantes. La tasa de alfabetización del país es del 76.5%.

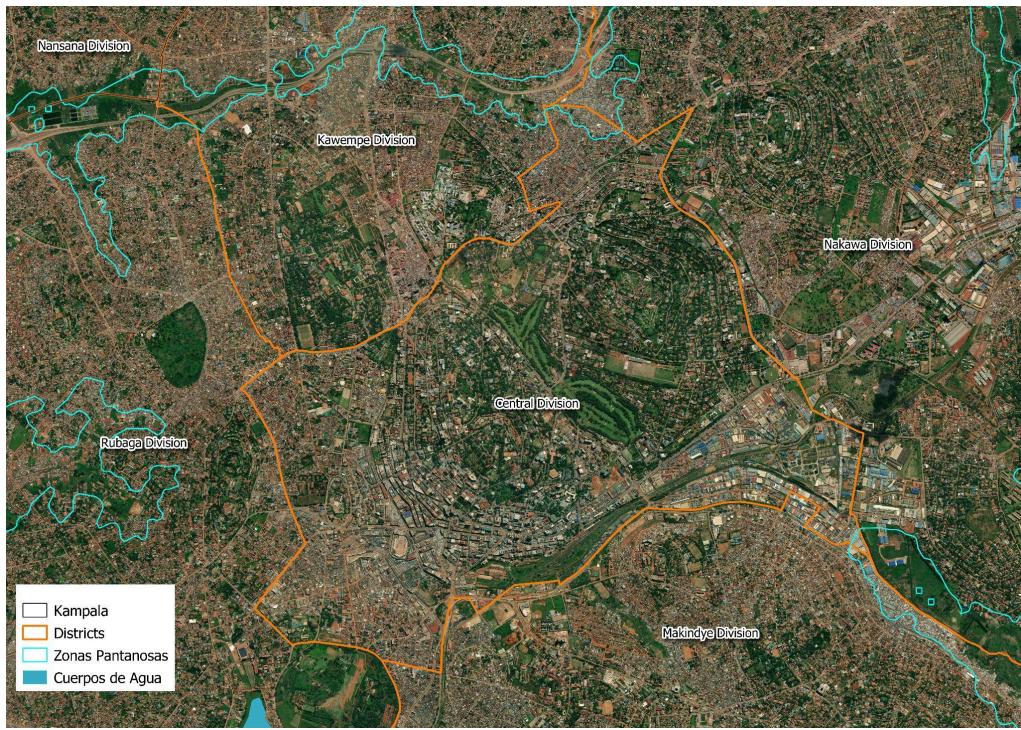
Kampala es la capital de Uganda y su ciudad mayor. Tiene 1.68 millones de habitantes en cinco divisiones políticas: Division Central, Kawempe, Makindye, Nakawa y Rugaba. Su área metropolitana incluye 5 distritos más: Wakiso, Mukono, Mpigi, Buickwe y Luwero, extendiendo su población a 6.7 millones de habitantes en un área de 8,451 km<sup>2</sup>.



Gráfica VI. Mapa de los polígonos del distrito de Kampala, 2023, elaboración propia.

Es una de las ciudades de mayor crecimiento de África con una tasa de crecimiento anual del 4.03% y Mercer la ha rankeado regularmente como la mejor ciudad para vivir en África del Este, por encima de Nairobi, Kenia y Kigali, Rwanda (Wikipedia, 2023).

Sin embargo su dinámica urbana y poblacional han generado bolsas de pobreza y exclusión que se encuentran vulnerables a los fenómenos de crecimiento irregular en zonas inestables y potencialmente peligrosas.



**Gráfica VII. Mapa de División Central de Kampala, elaboración propia con datos de Google y ESRI .**

## 6. Componentes Principales

Utilizamos la técnica de componentes principales cuando los datos aparecen oscuros o incluso redundantes o cuando recogimos más dimensiones que las que necesitamos. Su meta es identificar la base más significativa para expresar la base de datos. [Schlens, 2014].

La técnica de componentes principales selecciona el mejor método para diagonalizar la matriz de covarianza. El supuesto es que todos los vectores básicos  $\{p_1, \dots, p_m\}$  son ortonormales donde P es una matriz ortonormal. Un conjunto ortonormal debe ser linealmente independiente, y es un vector base del espacio sobre el cual se expande. Es la base del espacio cuyos vectores son ortogonales a cada uno y todos son unitarios [Schlens, 2014].

Los objetivos de diagonalizar la matriz de covarianza son:

1. Minimizar la redundancia, medida por la magnitud de la covarianza (Perpendicular a la señal).
2. Maximizar la señal, medida por la varianza (Perpendicular a la redundancia).

La componente principal es una rotación para alinear la base con el eje de máxima varianza, este es un algoritmo para su generalización:

1. Seleccionar una dirección normalizada en un espacio m-dimensional a lo largo del cual la varianza X es maximizada. Guardar este vector como P1
2. Encontrar otra dirección a lo largo de la cual la varianza es máxima. Sin embargo, dada la condición de ortonormalidad, hay que restringir la búsqueda a todas las direcciones ortogonales a las direcciones previamente elegidas. Guardar el vector como Pi
3. Repetir hasta que m-vectores estén seleccionados [Schlens, 2014].

Definamos una matriz Y como una matriz n x m.

$$Y = \frac{1}{\sqrt{n}} X^T$$

Donde cada columna de Y tienen media igual a cero. Analizamos  $Y^T Y$

$$Y^T Y = \left( \frac{1}{\sqrt{n}} X^T \right)^T \left( \frac{1}{\sqrt{n}} X^T \right) = \frac{1}{n} X X^T$$

$$Y^T Y = C_x$$

Por construcción,  $Y^T Y$  es igual a la varianza de X. Las componentes principales son los vectores característicos de  $C_x$ . Si calculamos el valor de descomposición singular (VDS) de Y, las columnas de la matriz V contienen los vectores característicos  $Y^T Y = C_x$ . Entonces las columnas de V son las componentes principales [Schlens, 2014].

Para este trabajo elegimos:

$$PCA\left(\frac{area_i}{max(area_i)}, \frac{complejidad_i}{max(complejidad_i)}\right)$$

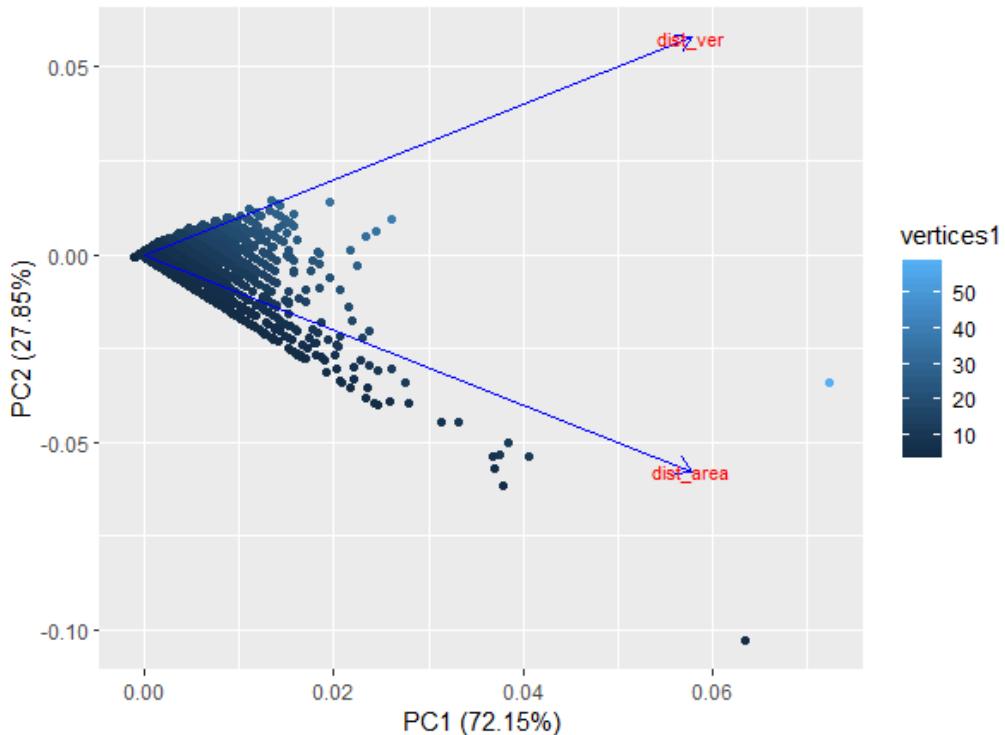
donde complejidad = número de vértices de un edificio en un espacio bidimensional.

Utilizamos el programa de cálculo de *prcomp* de el software R v. para calcular las componentes principales con el siguiente output.

#### Importance of components:

	PC1	PC2
Standard deviation	1.2013	0.7463
Proportion of Variance	0.7215	0.2785
Cumulative Proportion	0.7215	1.0000

**Caption I Resultados de componentes principales**



**Gráfica VIII. Gráfica del espacio vectorial de los vectores que componen la componente principal.** Elaboración propia.

## 7. K-Medias

La técnica de K-medias es una técnica de agrupación que también puede ser descrita como un modelo de centroide, ya que un vector que representa la media es usado para describir cada grupo. (Morrisete et Chartier, 2013).

Es un método de clasificación no supervisado que evalúa similitudes intrínsecas entre las distintas observaciones. Es un método de agrupamiento basado en partición que reasigna datos puntuales entre los grupos (*clusters*) generandolos no traslapados en base a una dimensión.

Para un conjunto de casos  $[X_1, X_2, \dots, X_n] \in R^d$  es el espacio de d dimensiones para el cual el algoritmo encuentra un conjunto de k centros  $[C_1, C_2, \dots, C_n] \in R^d$  que es la solución del siguiente problema de maximización.

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n d(c_i, x_{ij}), \text{ distribución discreta},$$

$$E = \sum_{i=1}^k \int \rho(x) d(c_i, x_{ij}) dx, \text{ distribución continua}.$$

Donde  $\rho(x)$  es la función de densidad de probabilidad y  $d$  es la función de distancia. El número de clusters se determina independientemente del algoritmo y hay distintas maneras de hacerlo, existen formas gráficas y también algoritmos para determinar el número de breaks en los conjuntos de datos. La mayor parte de los investigadores elige el acercamiento de deciles. Aquí decidimos utilizar once estratos ya que en la práctica he descubierto que en general el estrato donde se concentran las observaciones con valores más grandes en una distribución socioeconómica tiende a estar segmentados y/o presentar mayor varianza. Se consideraron 529,461 polígonos de edificios de la ciudad de Kampala, descartando aquellos menores a 22 metros cuadrados.

**Tabla 1: Edificios por estrato**

Cluster	Correspondencia NSE	Observaciones	Observaciones acumuladas	%	% Acumulado
1	A+	779	779	0.15	0.15
2	A	6,866	7,645	1.30	1.44
3	B+	18,643	26,288	3.52	4.97
4	B	24,739	51,027	4.67	9.64
5	C+	29,458	80,485	5.56	15.20
6	C	35,736	116,221	6.75	21.95
7	D+	46,726	162,947	8.83	30.78
8	D	59,101	222,048	11.16	41.94
9	E+	75,851	297,899	14.33	56.26
10	E	102,797	400,696	19.42	75.68
11	F	128,765	529,461	24.32	100.00
<b>Total</b>		<b>529,461</b>		<b>100.00</b>	

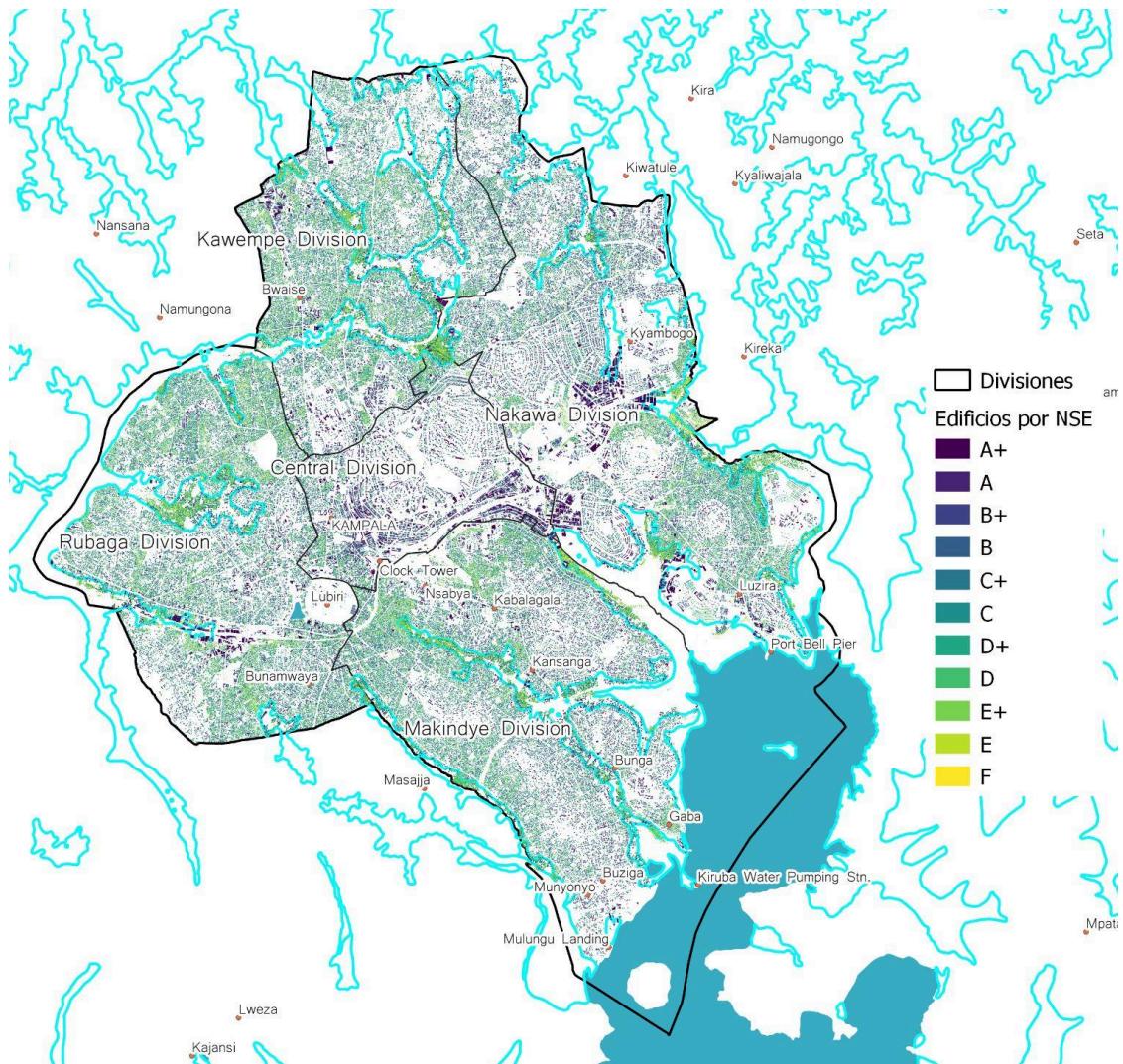
## 8. Características de los estratos

Como hemos explicado, se aplicaron un par de técnicas a una base de datos de Google, específicamente al Distrito de Kampala, en Uganda, una ciudad con la que el investigador tiene familiaridad. Se utilizó una técnica de reducción de dimensionalidad : Componentes principales para ordenar los edificios de acuerdo a su complejidad relativa (número de nodos) y su área (metros cuadrados). Luego una técnica de estratificación que nos ayuda a agrupar los edificios por su similaridad relativa con respecto a la componente principal.

Una vez ordenados y clasificados. Se proyectan sus polígonos en un software de información geográfica en un mapa de coropletas para representar los edificios con distintos colores, un color para cada conjunto. Este paso nos ayudó a comprobar que el *approach* va en el buen camino ya que es evidente que la densidad del número de edificios es proporcional a su tamaño. Mientras más pequeños los edificios, estos están más cercanos entre sí, revelando un patrón de hacinamiento, mientras que los más grandes muestran una distribución más armónica y menos abultada. También se eligieron aleatoriamente bloques de casas para su comparación en el mapa de Google street.

En la cual se puede ver si hay correspondencia entre el cluster al que el modelo les asignó basado en las variables elegidas y el nivel de vida aparente en el entorno inmediato y la fachada de los inmuebles.

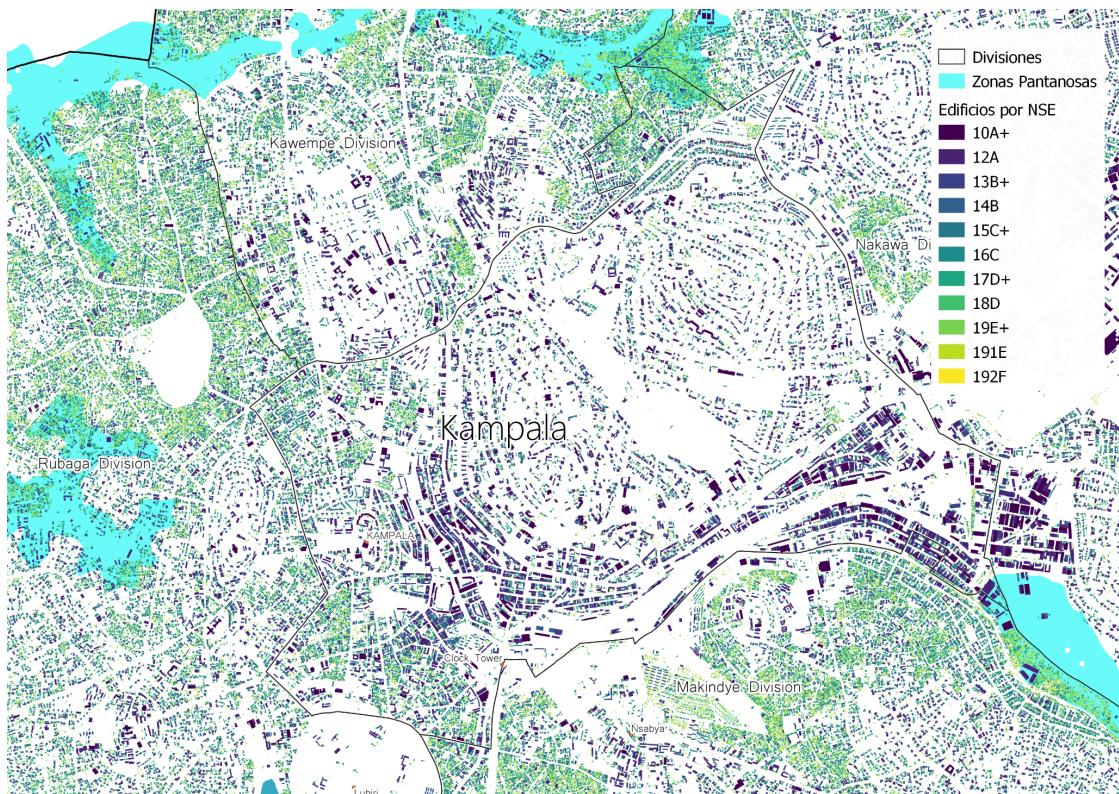
Se puede observar que los estratos siguen un patrón en el que el número de edificios crece inversamente a la complejidad y el tamaño de los edificios. Así como una distribución espacial que denota una aglomeración de edificios de menores dimensiones en las inmediaciones de los sitios clasificados como de alta vulnerabilidad debido al riesgo de inundación y/o daño estructural.



**Gráfica IX. Mapa de Coropleta de los Edificios de Kampala clasificados según el índice espacial de nivel de vida .**  
**Elaboración propia.**

Las gráficas IX y X nos muestran el mapa de coropletas del distrito de Kampala y de su división central, en los que se proyectan los edificios con un código de colores que van desde el morado sólido hasta el amarillo denotando su índice de complejidad con los más grandes y complejos en los tonos oscuros y los más pequeños y simples en los tonos claros. Se observa un claro patrón de asociación por similaridad en los tamaños y formas que se distribuye en el espacio de una forma previsible, con un abultamiento de edificios poco complejos en las inmediaciones de zonas cercanas al los depósitos acuíferos pantanosos en zonas con depresiones geográficas, siguiendo un patrón de centro periferia multi nodal. En donde hay zonas que concentran edificios relativamente complejos y más escasos rodeados por múltiples edificios simples en bolsas de alta

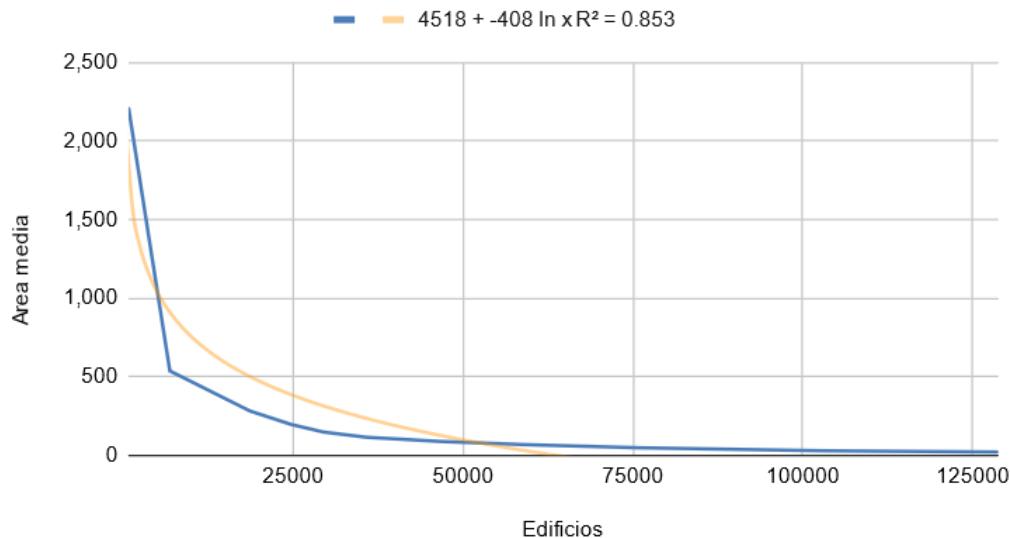
densidad y contigüidad.



**Gráfica X. Mapa de coropletas de los Edificios de la división central de Kampala clasificados según el índice espacial de nivel de vida . Elaboración propia.**

El número de edificios según su área promedio por estrato presenta un patrón aproximadamente logarítmico, demostrando claras diferencias estructurales a través de la complejidad compuesta relativa con los dos estratos superiores teniendo un claro comportamiento diferenciado con respecto al resto de los estratos, suavizando su pendiente a partir de, aproximadamente, los 500 m<sup>2</sup>.

### Area media por estrato vs. Num. Edificios



**Gráfica XI.** Área media por estrato vs. el número de edificios según el índice de complejidad compuesta.

La tabla 2, abajo, presenta la distribución de las dimensiones de las áreas de los techos de los edificios a través de la estratificación del índice de complejidad en el distrito de Kampala. Se incluyen los valores medios y los máximos y mínimos de cada cluster. Se ha decidido incluir edificios mayores a 21 metros cuadrados ya que se ha decidido tomar en cuenta edificios que, aunque son antropogénicamente inaceptables por sus dimensiones, todavía podrían dar alojamiento a personas de forma razonable. Mientras que los más grandes contribuyen a la variabilidad en términos de complejidad compuesta, al mismo tiempo que se constituyen en centros de gravedad de las comunidades más estructuradas y posiblemente más exclusivas y ricas de la ciudad.

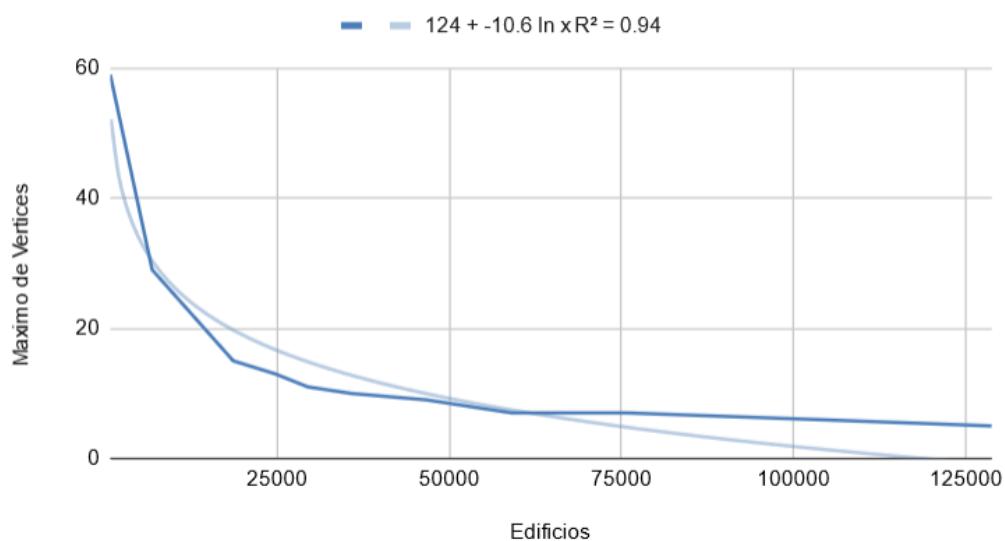
**Tabla 2 : Área de edificios por estrato**

Cluster	Correspondencia NSE	Metros cuadrados		
		Área media	Área mínima	Área máxima
1	A+	2,215	766	12,793
2	A	538	245	1,136
3	B+	283	118	451
4	B	197	67	277
5	C+	149	57	200
6	C	116	31	153
7	D+	89	22	117
8	D	69	22	88
9	E+	49	22	62
10	E	30	22	40
11	F	22	22	28
	Total	342	127	1,395

De manera similar, la gráfica XII que denota el número máximo de nodos por estrato vs. el número de edificios por estrato muestra un patrón con claros cambios estructurales a través del rango, aun cuando el valor mínimo de nodos en todos los estratos es igual a la mediana de la población, mientras que la media y el valor máximo muestran una variabilidad que hace que cada estrato tenga una varianza muy interesante.

**Gráfica XII. Núm. de Vértices máximo por edificio por estrato vs. el númer. de edificios.**

**Maximo de vertices por estrato vs. Num. Edificios**



**Tabla 3 : Complejidad de los edificios por estrato**

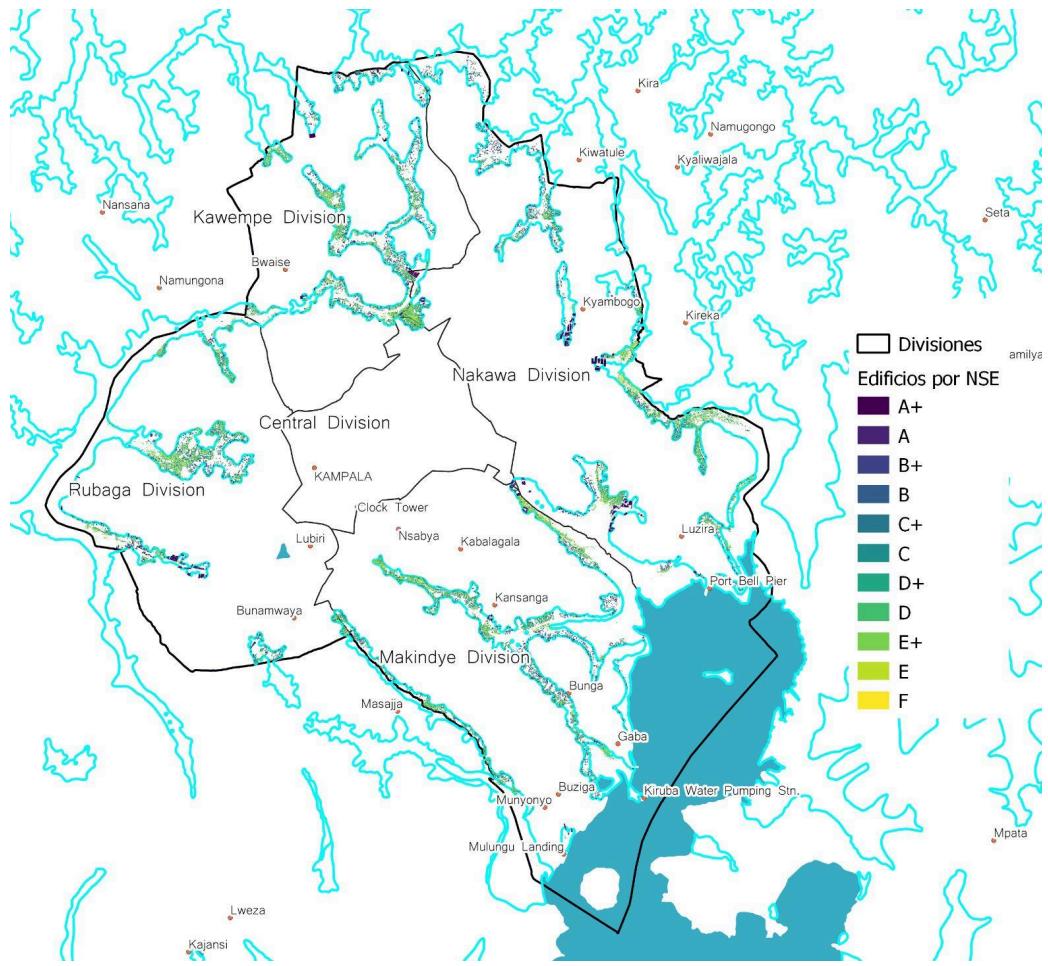
Cluster	Correspondencia NSE	Media de Vertices	Mínimo de Vertices	Máximo de Vertices
1	A+	11	5	59
2	A	11	5	29
3	B+	9	5	15
4	B	7	5	13
5	C+	7	5	11
6	C	7	5	11
7	D+	5	5	9
8	D	5	5	7
9	E+	5	5	7
10	E	5	5	7
11	F	5	5	5
	Total	7	5	17

## 9. Asentamientos Vulnerables

Como hemos dicho anteriormente “*La forma urbana se [define] como el patrón espacial de las actividades humanas y su manifestación concreta en el medio construido de las ciudades. El crecimiento interno de las aglomeraciones [urbanas] ... [hacia] su periferia inmediata y [su] densificación, da paso [al] crecimiento externo, [y por tanto a la] absorción, de ciudades y pueblos cada vez más alejados de su zona de funcionamiento cotidiano*” (Ascher en Gonzalez y Larralde, 2018) y al mismo tiempo empuja a sus habitantes más frágiles hacia las zonas más inestables y de baja calidad en el suelo y por tanto hacia la vulnerabilidad.

Esta escasez de espacio en el que la calidad y disponibilidad de los predios determina la distribución de la riqueza en el espacio hace que las poblaciones más pobres se asienten de manera sistemática en los predios de menor calidad y por tanto menor precio.

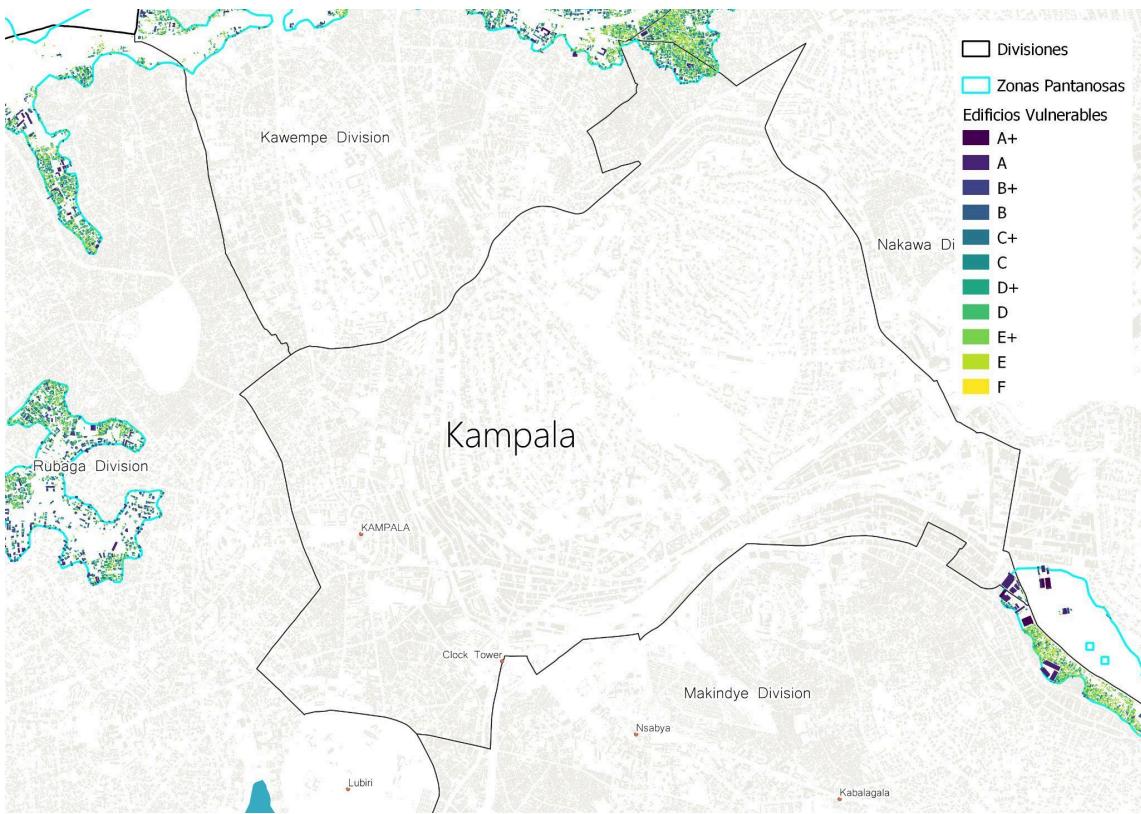
La vulnerabilidad socioeconómica, expresada tradicionalmente a través de las 5 privaciones: 1) acceso limitado al agua y 2) servicios sanitarios, 3) inseguridad en la tenencia de la tierra, 4) hacinamiento y, 5) estructuras poco seguras es agravada por la vulnerabilidad climática asociada a los asentamientos irregulares que se instalan de manera insegura en lugares proclives a los deslaves y las inundaciones... (Bernhardt et al).



**Gráfica XII. Edificios vulnerables por inundación de Kampala clasificados según el índice espacial de nivel de vida .**

**Elaboración propia.**

En el mapa arriba, gráfica XII, muestra la intersección de las zonas pantanosas de Kampala con los edificios clasificados por el índice de nivel de vida espacial. En él podemos ver que en su mayoría se trata de edificios simples y de tamaño pequeño muy cercanos entre sí, denotando muy alta densidad y por tanto hacinamiento. La gráfica XIII muestra el muy aventajado centro de Kampala, donde se encuentra el vecindario de Kololo, el lugar de asentamiento de las embajadas y corporativos de la ciudad de Kampala y asentamiento de las más acomodadas urbanizaciones del país y de África del Este.



**Gráfica XIII. Edificios vulnerables alrededor de la división Central de Kampala, elaboración propia con datos de Google.**

La tabla 4 muestra la distribución de los edificios por NSE en las zonas vulnerables a inundaciones. Una vez más se muestra que la marginación y la vulnerabilidad están altamente correlacionadas.

**Tabla 4: Edificios vulnerables por estrato**

Cluster	Correspondencia NSE	Observaciones	Observaciones acumuladas	%	% Acumulado
1	A+	109	109	0.14	0.14
2	A	590	699	0.77	0.91
3	B+	1,571	2,270	2.04	2.95
4	B	2,291	4,561	2.97	5.92
5	C+	2,942	7,503	3.82	9.74
6	C	4,135	11,638	5.37	15.10
7	D+	6,059	17,697	7.86	22.96
8	D	8,495	26,192	11.02	33.99
9	E+	12,074	38,266	15.67	49.65
10	E	16,531	54,797	21.45	71.10
11	F	22,271	77,068	28.90	100.00
		77,068			

El patrón de distribución de la marginación espacial se extrema en las zonas más inestables y con peor calidad de suelo en la ciudad de Kampala. El 84% de los edificios en zonas vulnerables están por debajo del nivel D+ (incluso). Mientras que para el resto de la ciudad esta proporción constituye el 78%.

<b>Tabla 5 : Área de los edificios vulnerables por estrato</b>				
Cluster	Correspondencia NSE	Metros cuadrados		
		Área media	Área minima	Área máxima
1	A+	1,740	651	12,793
2	A	520	198	1,136
3	B+	280	98	453
4	B	197	61	277
5	C+	152	40	200
6	C	119	28	153
7	D+	91	13	117
8	D	70	17	88
9	E+	30	8	40
10	E	14	2	35
11	F	49	8	62
Promedio		297	102	1,396

Las características de los edificios en las zonas proclives a la inundación muestra una distribución similar intracluster y sugiere que también los ricos gustan de los predios baratos e intratables para colocar los edificios más grandes y sofisticados. Posiblemente reflejando la estructura de costos y especulación inmobiliaria en ciudades de alto crecimiento y escasos espacios planos. Kampala es conocida también como la ciudad de las Siete Colinas (the Seven Hills City: Camp Impala)

<b>Tabla 6: Complejidad de los edificios vulnerables por estrato</b>				
Cluster	Correspondencia NSE	Media de Vertices	Mínimo de Vertices	Máximo de Vertices
1	A+	8	5	25
2	A	9	5	21
3	B+	8	5	15
4	B	7	5	11
5	C+	6	5	11
6	C	6	5	9
7	D+	6	5	9
8	D	5	5	7
9	E+	5	5	6
10	E	5	5	5
11	F	5	4	5
Total		6	5	11

## 10. Conclusiones y Discusión

Como hemos dicho anteriormente “*La forma urbana se [define] como el patrón espacial de las actividades humanas y su manifestación concreta en el medio construido de las ciudades. El crecimiento interno de las aglomeraciones [urbanas] ... [hacia] su periferia inmediata y [su] densificación, da paso [al] crecimiento externo, [y por tanto a la] absorción, de ciudades y pueblos cada vez más alejados de su zona de funcionamiento cotidiano*” (Ascher en Gonzalez y Larralde, 2018) y al mismo tiempo empuja a sus habitantes más frágiles hacia las zonas más inestables y de baja calidad en el suelo y por tanto hacia la vulnerabilidad.

La escasez de espacio en el que la calidad y disponibilidad de los predios determina la distribución de la riqueza en el espacio hace que las poblaciones más pobres se asienten de manera sistemática en los predios de menor calidad y por tanto menor precio. Este trabajo presenta un índice multidimensional con un enfoque del tipo NSE de AMAI que se centra en develar la distribución completa de la riqueza, bajo el supuesto de que la descripción de la totalidad de los edificios de una ciudad en términos de su tamaño y forma contiene la variabilidad total y por tanto suficiente para aproximar satisfactoriamente su capacidad de consumo. Asimismo su curva de distribución revelará patrones sociales de auto-selección a través del espacio y la estructura socioeconómica.

En este trabajo se tomó un enfoque de conjuntos tomando en cuenta un criterio de distribución geográfica socioeconómica, bajo el supuesto de que la exclusión y la pobreza se extreman en las zonas urbanas donde el terreno se vuelve intratable e inestable en presencia de incertidumbre y por lo tanto muy riesgoso. Se presenta un índice utilizando Componentes Principales y K-medias y se utiliza una capa de las zonas pantanosas del delta del Río Nilo y el lago Victoria en Kampala, Uganda, para controlar por la calidad del terreno y la distribución geo-sociodemográfica.

**En el ejemplo escogido se demuestra que mientras más grande el edificio más riqueza revela. De la misma manera, la forma de los edificios también señala un patrón de complejidad creciente con respecto a factores sociales que posiblemente señalan factores latentes como la educación y el nivel de vida. Además de que su ubicación relativa nos ayuda a revelar los patrones sociales de exclusividad, exclusión, vulnerabilidad, pobreza y riqueza.**

Por lo tanto, podemos decir que el área y la complejidad (número de nodos) de los edificios son criterios eficientes para una estratificación socioeconómica de una ciudad. La pobreza espacial puede ser una buena variable aproximada del nivel de vida de los habitantes de un inmueble. Despu s de comprobar por vulnerabilidad, demostramos que el patr n de distribuci n desigual se acent a con una acumulaci n relativamente mayor en los estratos de mayor pobreza espacial. Los acercamientos de m nima informaci n son urgentes en el caso del continente Africano debido a la poca disponibilidad relativa de recursos t cnicos y humanos.

## 11. Bibliografía

**Open Buildings**, “A dataset of building footprints to support social good applications.”, <https://sites.research.google/open-buildings/>. 2022.

**Shlens, Jonathon**. “A Tutorial on Principal Component Analysis”. Google Research. Mountain View, CA 94043. (Dated: April 7, 2014; Version 3.02).

**Morissette et Chartier**, “Tutorials in Quantitative Methods for Psychology”. 2013, Vol.9(1), p.15-24.

**CIA Factbook**. “Uganda Atlas”.

[https://www.cia.gov/the-world-factbook/static/3429944b26b04d721e3d83623f59697f/UG\\_Uganda\\_atlas.pdf](https://www.cia.gov/the-world-factbook/static/3429944b26b04d721e3d83623f59697f/UG_Uganda_atlas.pdf). 2022.

**Wikipedia**. “Kampala”. <https://en.wikipedia.org/wiki/Kampala>. 2023.

**World Resources Institute**. “Uganda Wetlands Extent and Types 1996”. <https://datasets.wri.org/dataset/uganda-wetlands-extent-and-types-1996>

**González, Salomón y Larralde, Adriana**. “La forma urbana actual de las zonas metropolitanas en México: indicadores y dimensiones morfológicas”. Universidad Autónoma Metropolitana. 2018.

**Bernhardt et al**. UN HABITAT. “Climate change vulnerability and risk. A guide for community assessments, action planning and implementation.” 2020.

**Bustos, Alfredo**. “Niveles de marginación: una estrategia multivariada de clasificación.”. Realidad, Datos y Espacio. Revista Internacional de Estadística y Geografía. Vol 2 Núm.1 enero-abril 2011.

**Pelaez Herreros, Oscar**. “La marginación a lo largo del tiempo: cálculo del Índice de Marginación Absoluta (IMA) para las entidades federativas de México, 1970-2010.” . Econ: teor. práct no.46 México ene./jun. 2017.

**AMAI.** “Niveles Socioeconómicos”. <https://www.amai.org/NSE/>. 2023.

**H. Taubenböck, M. Klotz, A. Felbier , M. Wegmann & R. Ludwig.** “Spatio-temporal cross-city comparison using multi-sensoral remote sensing for Mexican cities.” In: Stilla U, Gamba P, Juergens C, Maktav D (Eds) JURSE 2011 - Joint Urban Remote Sensing Event --- Munich, Germany, April 11-13, 2011