

# Caracterización socio-ambiental y urbana de algunos emplazamientos metropolitanos

de Latinoamérica y el Caribe mediante técnicas multivariantes, 2014-2018

Caracterização socioambiental e urbana de alguns sítios metropolitanos na América Latina e no Caribe usando técnicas multivariadas, 2014-2018

Socio-environmental and urban characterization of metropolitan sites in Latin America and the Caribbean using multivariate techniques, 2014-2018

**Álvaro González-Calderón<sup>1</sup>, Carlos Pacheco-Angulo y Jesús Peña-Guillén<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Universidad de Los Andes, Facultad de Ciencias Forestales y Ambientales  
Centro de Estudios Forestales y Ambientales de Postgrado (CEFAP)

<sup>2</sup> Universidad de Los Andes, Facultad de Farmacia y Bioanálisis, Cátedra de Bioestadística  
Mérida, Venezuela

[alvarof1971@gmail.com](mailto:alvarof1971@gmail.com); [pachecocar@gmail.com](mailto:pachecocar@gmail.com); [penaguillenjesusalbertoa@gmail.com](mailto:penaguillenjesusalbertoa@gmail.com)

González: <https://orcid.org/0000-0002-1997-7351>

Pacheco: <https://orcid.org/0000-0001-8724-9287>

Peña: <https://orcid.org/0000-0003-2942-7086>

**Resumen**

Se consideraron variables a escala regional como la zona climática Köppen Geiger, estratificación poblacional y localización geográfica para proponer caracterizaciones socio ambientales y urbanas de 70 emplazamientos de metrópolis de Latinoamérica y el Caribe en el periodo 2014-2018. Se seleccionaron 25 indicadores bioclimáticos, urbanos, geográficos, socioeconómicos y sociopolíticos y se categorizaron las metrópolis en función al clima, población, coordenadas geográficas y por altitud. Con la aplicación de la técnica multivariante Modelo de Conglomerados (MC) y la herramienta gráfica *heatmap*, se organizaron clústeres heterogéneos de climas e indicadores, los cuales fueron validados por un Modelo Discriminante (MD) que determinó indicadores influyentes en el conjunto de datos. La aplicación del MD corroboró que en la variable zona climática se obtuvo el menor error en los datos y los indicadores discriminantes fueron socioeconómicos, urbano y sociopolíticos. Esta validación estadística apoyó una cartografía de caracterizaciones de emplazamientos metropolitanos a escala regional según mapa Köppen Geiger.

**PALABRAS CLAVE:** variables grupo; Köppen Geiger; modelos multivariantes; indicadores discriminantes.

**Resumo**

Foram consideradas variáveis em escala regional, como a zona climática de Köppen-Geiger, estratificação populacional e localização geográfica, para propor caracterizações socioambientais-urbanas de 70 sítios metropolitanos da América Latina e do Caribe no período de 2014-2018. Foram selecionados 25 indicadores bioclimáticos, urbanos, geográficos, socioeconômicos e sociopolíticos, e as metrópoles foram categorizadas com base no clima, população, coordenadas geográficas e altitude. Com a aplicação da técnica multivariada Modelo de Conglomerados (MC) e da ferramenta gráfica *heatmap*, foram organizados clúster heterogêneos da climas e indicadores, os quais foram validados por um Modelo Discriminante (MD) que determinou indicadores influentes no conjunto de dados. A aplicação do MD corroborou que, na variável zona climática, obteve-se o menor erro nos dados e os indicadores discriminantes foram socioeconômicos, urbanos e sociopolíticos. Essa validação estatística apoiou uma cartografia das caracterizações de locais metropolitanos em escala regional segundo o mapa de Köppen-Geiger.

**PALAVRAS-CHAVE:** variáveis de grupo; Köppen-Geiger; modelos multivariados; indicadores discriminantes.

**Abstract**

Regional-scale variables such as the Köppen-Geiger climate zone, population stratification, and geographic location were considered to propose socio-environmental and urban characterizations of 70 metropolitan sites in Latin America and the Caribbean during the period 2014-2018. Twenty-five bioclimatic, urban, geographic, socioeconomic, and sociopolitical indicators were selected, and the metropolises were categorized based on climate, population, geographic coordinates, and altitude. By applying the multivariate technique Cluster Model (CM) and the graphical tool *heatmap*, heterogeneous clusters of climates and indicators were organized, which were validated by a Discriminant Model (DM) that determined influential indicators within the dataset. The application of the DM confirmed that the climate zone variable yielded the lowest error in the data, and the discriminant indicators were socioeconomic, urban, and sociopolitical. This statistical validation supported a mapping of metropolitan site characterizations at the regional scale according to the Köppen-Geiger map.

**KEYWORDS:** group variables; Köppen-Geiger; multivariate models; discriminant Indicators.

## 1. Introducción

La población mundial alcanzó los 8.000 millones de personas en 2022, de las que más de la mitad (55%) viven en zonas urbanas, crecimiento que seguirá con tendencia alcista hacia el año 2050 (70% de población) en las zonas urbanas de acuerdo al Informe de los Objetivos de Desarrollo Sostenible propuesto por Naciones Unidas (UN, 2023). Los impactos medioambientales de las metrópolis han sido analizados y estudiados por diversos organismos internacionales. El Panel Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático [conocido por sus siglas en inglés como IPCC (2018b, 2021)] concluyen que el desarrollo en el presente siglo conducirá a una exacerbación o reducción de los impactos y cambios globales influenciados en gran parte por las metrópolis y asentamientos humanos.

En los sitios donde se emplazan las metrópolis se generan variadas dinámicas socio climáticas y urbanas, escenario muy marcado en la región de Latinoamérica y del Caribe (LAC), donde la heterogénea población urbana representa el ochenta por ciento (80%) de la población regional total, de acuerdo con publicaciones de Naciones Unidas para el Hábitat (UN-HABITAT, 2016). Por ello, esta presión poblacional implica una serie de impactos en las condiciones climáticas y urbanas en los emplazamientos de las metrópolis regionales, y ante esta preocupación, los climatólogos y planificadores regionales han propuesto diversos estudios climáticos, de acuerdo a diferentes indicadores de interés científico y a las diferentes escalas espaciales de análisis como la local, nacional o regional.

Ejemplo de este esfuerzo, y de acuerdo con la evidencia científica regional sobre estudios en las dinámicas del clima metropolitano a escala local, se elaboró una nueva clasificación climática urbana desarrollada por Stewart y Oke (2012), en la cual se identificaron diecisiete Zonas Climáticas Locales (LCZ) que explican el paisaje urbano y el microclima influenciado por la meteorología local (Oke *et al.*, 2017). Ahora, si enfocamos estudios climáticos más específicos a escala local, nacional y regional, tenemos los que incluyen

aspectos bioclimáticos y urbanos sobre la variabilidad de las temperaturas superficiales conocidas como las islas de calor urbanas (diferencias de temperatura urbanas-rurales) que han sido evaluadas con indicadores como la temperatura, densidad de población y precipitaciones en variadas metrópolis globales y de la región Latinoamericana (Peng *et al.*, 2012; Wu *et al.*, 2019). Además, como otro ejemplo de estudios que evalúan relaciones entre el clima y el entorno urbano, nos encontramos con análisis que involucran el monitoreo de la expansión urbana, la cual genera un impacto ambiental y climático por pérdida de biodiversidad, ecosistemas y por el cambio del uso del suelo (Andrade-Núñez y Aide, 2018).

También se reconocen otros factores que impactan en la dinámica climática-urbana de las metrópolis, como los socioeconómicos, p. ej. la energía, emisiones de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) y la polución urbana. Conscientes de estos impactos ambientales, los investigadores han estimado la huella de carbono en la región (Morán *et al.*, 2018) y han recogido datos de la calidad del aire urbano (Alonso *et al.*, 2010), lo cual mejora el estado del conocimiento de estos indicadores que impactan en la atmósfera urbana. Pero, aunque estos impactos por emisiones son una preocupación actual de los expertos, se necesita una gestión climática y una gobernanza política efectiva para mitigar los efectos antropogénicos y proponer estudios enfocados en servicios ecosistémicos, hábitat, democracia y desarrollo humano (Dobbs *et al.*, 2014), con el fin de verificar relaciones poco estudiadas entre el clima, territorio, dinámica económica y sociopolítica, que son componentes aplicados por las políticas ambientales y urbanas sostenibles.

El estado de la ciencia actual indica que existe evidencia sobre estudios de comportamientos climáticos referentes al clima urbano local en las metrópolis de Latinoamérica y el Caribe (LAC); sin embargo, si analizamos un escenario más integrado y general sobre las condiciones y dinámicas socio ambientales y urbanas de las

áreas metropolitanas a escala regional, no se aprecian en la literatura propuestas de caracterizaciones que impliquen estos análisis. Por ello, ante esta motivación, este estudio enfocó como objetivo principal demostrar que los modelos multivariantes pueden apoyar con confiabilidad estadística una organización de grupos específicos de áreas metropolitanas a escala regional y establecer caracterizaciones grupales de acuerdo a las dinámicas socio ambientales y urbanas propias de estos emplazamientos de acuerdo a las siguientes criterios: **a)** inclusión de diversos indicadores entre ellos, los de tipo bioclimático, urbano-territorial, socioeconómicos y sociopolíticos; **b)** aplicación de criterios de heterogeneidad de grupos de metrópolis según su clima y, **c)** validación de indicadores que influyen en los grupos y que permiten caracterizar los emplazamientos de las metrópolis. Con estos criterios y logrando una confiabilidad estadística en los datos, se puede apoyar la construcción de caracterizaciones de los emplazamientos para apoyar políticas de sustentabilidad en las metrópolis y que sean registrados cartográficamente en una plataforma de un tema de información geográfica (SIG).

## 2. Materiales y métodos

El estudio consiste en la aplicación de dos modelos multivariantes: el primero de conglomerados (MC) para organizar clústeres (Johnson y Wichern, 2007) y el otro modelo, de tipo discriminante (MD), para validar errores y reconocer indicadores influyentes dentro de un conjunto de datos (Tabachnick y Fidell, 2001). El objetivo fue aplicar estos modelos multivariantes, para organizar tres caracterizaciones de setenta (70) emplazamientos metropolitanos de Latinoamérica y el Caribe (LAC), de acuerdo a tres variables de análisis: **1)** Zona Climática Regional Köppen Geiger; **2)** Estratificación Poblacional Regional de las metrópolis y, **3)** Localización Geográfica Regional de las metrópolis. Estos criterios y procedimientos permitieron establecer organizaciones, descripciones y caracterizaciones

de los grupos de emplazamientos metropolitanos y apoyar una cartografía dentro de una plataforma de un sistema de información geográfica (SIG).

### 2.1 Descripción de la zona de estudio

La región de Latinoamérica y del Caribe (LAC), comprende 33 estados, localizados en tres subregiones: Sudamérica, Mesoamérica, y el Caribe. La región representa una área geográfica relativamente extensa y muy vulnerable ante los eventos climáticos extremos según reportes realizados por el Banco de Desarrollo de América Latina (CAF, 2014). Por otra parte, los cambios en el régimen de lluvias y el aumento del nivel del mar, también son factores de riesgo urbano en el Caribe y Centroamérica; por ello se reconoce que a nivel regional, el 48% de las capitales presentan una situación de riesgo elevado ante escenarios de cambio climático según CAF (2014).

Además de esta condición de riesgos, el área de estudio se caracteriza por una variabilidad climática importante de acuerdo a la clasificación Köppen Geiger, la cual ha servido de referencia en estudios climáticos en la región (Wu *et al.*, 2019). Estos climas Köppen Geiger presentes en la región (FIGURA 1), están conformados por zonas climáticas variadas, como estepas (cálidas y frías), áridos (cálidos y fríos), subtropicales, tropicales y templados. En el aspecto poblacional es de destacar que existe una importante estratificación de la población regional según la cantidad de habitantes (ONU-Hábitat, 2016), lo que conlleva a una dinámica urbana en constante expansión y que implica un constante crecimiento socioeconómico en la región de LAC; por ello, sobre la base de estos criterios climáticos, poblacionales y geográficos, el estudio propuso incluir setenta (70) metrópolis (M), las cuales representan un importante peso porcentual (44%) de la población urbana regional (sobre proyección total de 625.806.000 hab en la región) de acuerdo a las proyecciones de la Comisión Económica Para La América Latina (CEPAL, 2016).



**FIGURA 1.** Localización de metrópolis en mapa Köppen Geiger (actualizado por Beck *et al.*, 2018), climas reconocidos: Af (ecuatorial); Am (monzónico); Aw-As (sabanas); Bsh (estepas cálidas); Bsk(estepas frías); Bsh (estepas cálidas); Bwh (desiertos cálidos); Bwk (desiertos fríos); Cfa (subtropical húmedo sin estación seca), Cwa (subtropical húmedo con estación seca); Cfb (oceánico templado); Csb (mediterráneo oceánico); Csc (mediterráneo con verano seco); Cwb (templado con invierno seco); Cwc: subalpino con invierno seco)

## 2.2 Periodo de estudio y selección de indicadores

El periodo de estudio comprende cinco años (2014 al 2018); se considera que en este lapso se generaron datos robustos sobre climas urbanos y evaluaciones socioeconómicas, sociopolíticas, de desarrollo humano y desigualdades en la región de LAC, ampliamente reportados en artículos internacionales y en publicaciones del clima y población en asentamientos humanos del Grupo Intergubernamental de Expertos Sobre el Cambio Climático (conocido en sus siglas en inglés como IPCC), y por la Organización de Naciones Unidas (ONU). La secuencia temporal que refuerza la escogencia del período se basó en los siguientes reportes específicos: 1) durante los años 2014-2018, se realizó un importante

aporte de publicaciones relacionadas con el clima urbano y de las dinámicas urbanas de los asentamientos humanos a nivel regional; 2) a partir del año 2014, los informes anuales son consistentes en cuanto a generación de índices sociopolíticos relacionados con la democracia, estado de derecho, riesgo global, riesgo climático y brechas sociales, además de una importante información referente a los índices socioeconómicos que involucran emisiones de carbono, material particulado, desarrollo humano y desigualdades sociales.

Los datos de los indicadores propuestos para este estudio (ANEXO 1), fueron tomados de organismos internacionales y no

gubernamentales, artículos científicos y plataformas globales; los indicadores bioclimáticos (temperatura, precipitación, humedad-aridez) se tomaron de portales y publicaciones de la Organización Meteorológica Mundial (OMM, 2021), los indicadores geográficos-urbanos (altitud, superficie urbana, islas de calor, densidad poblacional y expansión urbana) se extrajeron de reportes oficiales de Demografía de Áreas Urbanas Mundiales [conocido en sus siglas en Inglés (DWUA), 2018] y de reportes del comportamiento térmico de metrópolis sudamericanas (Wu *et al.*, 2019); en cuanto a los datos de indicadores socioeconómicos (población, energía, emisiones de carbono, polución, desigualdad social y desarrollo humano) fueron extraídos de artículos científicos (Morán *et al.*, 2018) y de organismos internacionales como la Organización Mundial de la salud (OMS, 2018) y del Programa de las Naciones Unidas Para el Desarrollo (PNUD, 2018). Por último, los indicadores sociopolíticos seleccionados (índice de democracia, estado de derecho, riesgos globales, riesgos climáticos e índice de pobreza multidimensional), se obtuvieron de reportes anuales de organizaciones como la Unidad De Inteligencia Económica [conocidos por sus siglas en Inglés (EIU), 2017], Organización Germanwatch e.v (2018), del Instituto de Derecho Internacional de Paz y Conflicto Armado (IFHV, 2018), de la Iniciativa de la Universidad de Oxford sobre pobreza y desarrollo humano (OPHI, 2023) y del Proyecto de Justicia global [conocidos por sus siglas en Inglés (WJP), 2021].

### 2.3 Variables propuestas y categorización de las metrópolis

En este estudio se propuso una caracterización de las condiciones socio-ambientales y urbanas de los emplazamientos metropolitanos de Latinoamérica y el caribe (LAC) de acuerdo a tres variables grupo, como son: la Zona Climática Regional Köppen Geiger (en adelante CKzc), Estratificación Poblacional Regional (en adelante CKep) y Localización Geográfica Regional (en adelante CKlg). Para organizar estas caracterizaciones, primero se establecieron las

categorizaciones de las setenta (70) metrópolis estudiadas (TABLA 1), y se le asignó una codificación, en función del clima Köppen Geiger (Beck *et al.*, 2018), estrato poblacional (ONU-Hábitat, 2016) y coordenadas geográficas (*Geographic Coordinate System, GCS*), con sus respectivos paralelos o umbrales geográficos en la región de LAC (zona templada del norte (ZTN), Zona Intertropical (ZI) y zona templada del Sur (ZTS).

Además, para evaluar la condición de las metrópolis estudiadas por su altitud, se estableció una diferenciación de la cota, según: a) metrópolis de cotas bajas o costas indicadas con prefijo 1 (0 msnm-200 msnm); b) metrópolis de cotas medias indicadas con prefijo 3 (300 msnm-800 msnm), y c) metrópolis de cotas altas, con un prefijo 5 (900 msnm en adelante).

### 2.4 Análisis exploratorio de los datos y selección de clústeres

Al organizar las categorizaciones de las metrópolis, se ordenaron los datos de cada variable grupo, incluyendo los veinticinco indicadores de los emplazamientos metropolitanos seleccionados en este estudio. Posteriormente, con el software R versión 4.0.2 (R Development Core Team, 2023) y las librerías clúster, factoextra, *NbClust*, *pheatmap* y *clustertend*, se realizaron tres análisis: exploratorio y frecuencia general de indicadores, correlaciones de Pearson y validación de hipótesis estadísticas. Las hipótesis se basaron en el estadístico de Hopkins (Kassambara, 2017), que evalúa la tendencia de clústeres en el conjunto de datos, mediante el cálculo de la probabilidad de una distribución uniforme.

El contraste de la hipótesis, indica si es nula cuando un conjunto de datos tiene un comportamiento uniforme, y la alternativa corrobora que en el conjunto de datos existe algún tipo de clúster; de allí que se planteó el criterio de decisión: si el valor es  $0,0 < H < 0,5$  se rechaza la hipótesis nula y se concluye que en el conjunto de datos existen evidencias para utilizar métodos multivariantes de clúster ( $p < 0,05$ ); de lo contrario, si el valor de  $H$  está cercano a 0,5 se puede concluir que el conjunto de datos es

similar a una distribución de probabilidad uniforme (no rechazo de la hipótesis nula,  $p > 0,05$ ).

Posteriormente, se aplicó un modelo de conglomerados (MC) para jerarquizar indicadores que contribuyen en cada clúster, y se realizó una valorización de la significancia estadística (estadístico Hopkins), para seleccionar clústeres según los métodos: *Elbow*, (compactidad), *Silhouette* (calidad), *estadístico Gap*, (variación) y *Nabius*; por último, con la herramienta gráfica *heatmap*, se seleccionaron los clústeres de climas-indicadores de las metrópolis que estén más asociados con los indicadores visualizados en el *heatmap* (rojo, alta asociación y azul, baja asociación).

## 2.5 Validación de las variables

Con un modelo discriminante (MD) se evaluó la presencia de diferencias estadísticamente significativas en los grupos definidos con MC, y se calculó la varianza (ANOVA) univariante, con la cual se pueden verificar indicadores con mayor capacidad discriminante ( $p < 0,0001$ ). Luego, para evaluar la pertenencia de los datos (clústeres), se realizó una partición en forma aleatoria, siendo un 70% de los datos para el grupo de entrenamiento y el 30% restante de los datos, como grupo de prueba (validación). Al validar, se procedió organizar grupos de climas urbanos y se elaboró una propuesta cartográfica según el mapa base Köppen Geiger (actualizado por Beck *et al.*, 2018).

TABLA 1. Criterios para categorizar metrópolis

VARIABLES GRUPO	Características de las variables	Categorización de las metrópolis
CKzc	Climas Regionales Köppen Geiger Af, Am, Aw, AsBsh, Bsk, Bwh, Bwk, Cfb, Cfa, Csc, Csb, Cwc, Cfa, Cwa Cwb	Criterio altitudinal (1Bsh, 3Bsk, 5Cwb),
CKep	Rangos Poblacionales Regionales 500 mil-999 mil (Metrópolis Intermedias (MI)) > 1million-4.999.000 mill (Metrópolis medias (MM)) > 5000.mill-9.999.000 mill Metrópolis grandes (MG) => 10 mill hab Megaciudades (MC)	(1BskMI, 3CscMM, 5BwkMG, 1AwMC)
CKlg	Paralelos Geográficos Regionales (ZTN) Círculo Polar Ártico (Latitud 66,33)-Trópico de cáncer (Latitud 23,5 N) (ZI) Trópico de cáncer GCS (Latitud 23,5 N)-Trópico de capricornio (Latitud -23,5) (ZTS) Trópico de capricornio GSC (Latitud -23,5)- Círculo Polar Antártico (Latitud -66,33).	(1CwaGCS (ZTN), 3AmGCS (ZI), 5BwhGCS (ZTS).

## 3. Resultados y discusión

### 3.1 Validez estadística de los datos

La validez estadística arrojó un valor de  $H = 0,1854 < 0,5$  por lo que se infiere que se rechaza

la hipótesis nula de ajuste de datos con la distribución uniforme, y se concluye que existe tendencia de clústeres robustos en los datos.

### 3.2 Selección de clústeres

Los métodos *Elbow*, *Gap* y *NbClust* (FIGURA 2) sugieren, de manera general, para las tres variables un total promedio de cuatro (4) clústeres de climas, y *Silhouette* recomienda un promedio de ocho (8). Con respecto a los clústeres de indicadores en los *heatmap* (FIGURA 3), se aprecia que los métodos sugieren entre tres y cuatro grupos de forma general. Por lo cual y de acuerdo a los criterios de la investigación (criterios de heterogéneos de metrópolis-climas),

se seleccionó un rango menor al promedio de clústeres de climas y se consideraron altas asociaciones de indicadores-climas en los clústeres de los *heatmap*. Estos criterios definieron tres (3) clústeres para la variable CKzc (Climas regionales Köppen Geiger), dos (2) clústeres para la variable CKep (Rangos Poblacionales Regionales) y tres (3) clústeres para la variable CKlg (Paralelos Geográficos Regionales).

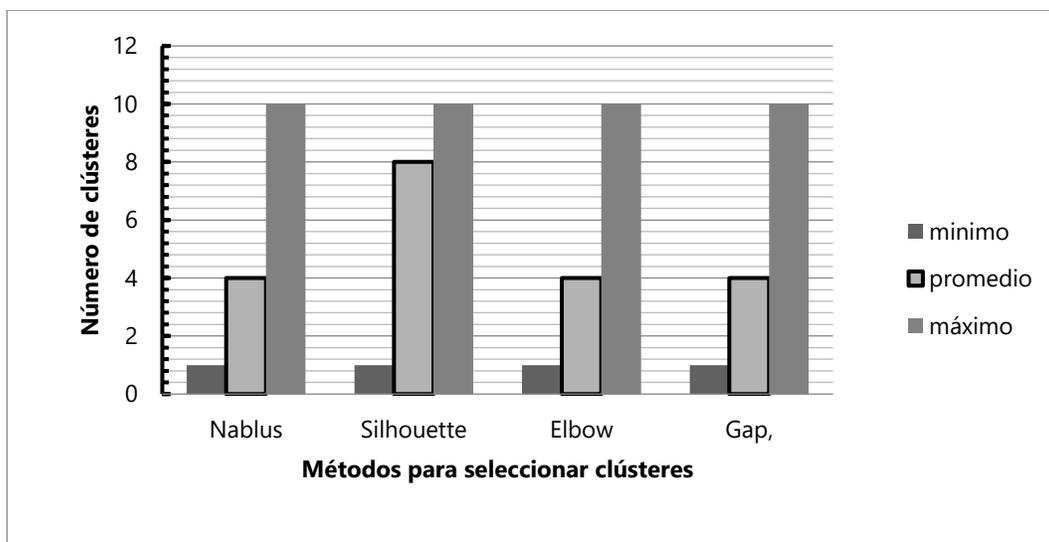


FIGURA 2. Número de clústeres recomendado por cada método estadístico: a) Método Nablus (NbLust); b) Método Silhouette; c) Método Elbow y, d) Método Gap. Fuente: datos tomados de Programa R Development Core Team, 2023

Por otra parte referente al análisis de frecuencia (2014-2018) realizado con la base de datos, se reportó un total de 350 observaciones en los clústeres de cada variable grupo (TABLA 2), lo cual

demuestra que existe una importante heterogeneidad altitudinal, poblacional, climática y geográfica en las metrópolis de LAC.

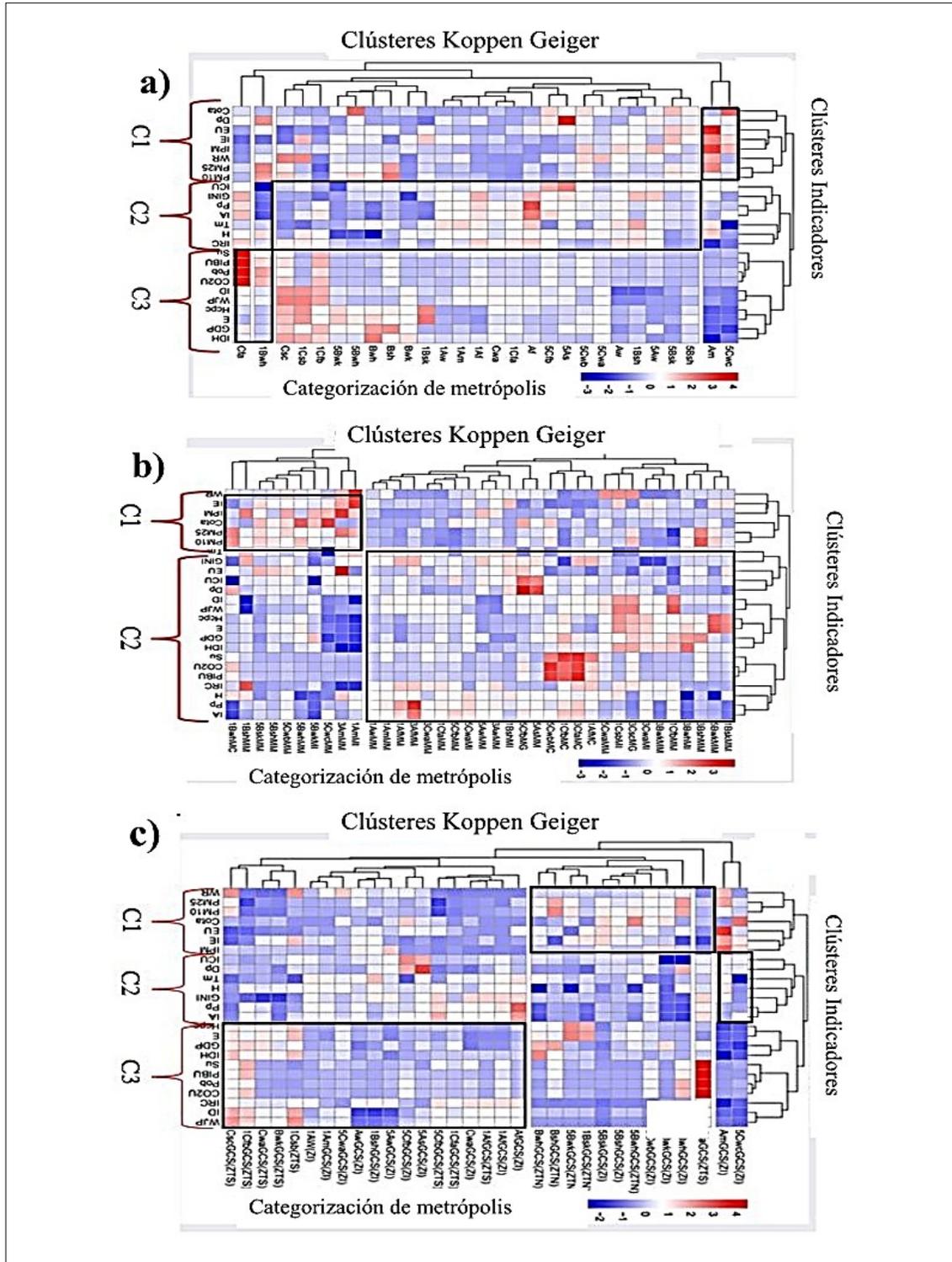


FIGURA 3. Clústeres seleccionados según *heatmap*: a) CKzc; b) CKep; c) CKlg. Fuente: Programa R Development Core Team, 2023

TABLA 2. Organización de los clústeres de las metrópolis para cada variable grupo

Clústeres de las variables		F	Indicadores
Variable CKzc (3C)			
<b>C1</b>	5Cwc;3Am	10	(Cota, Dp, EU, IE, IPM, WR,PM2,5;PM10)
<b>C2</b>	5As, 5Bsh, 5Bsk, 5Aw, 1Bsh, 3Aw, 5Cwa; 5Cwb, 5Cfb; Af; 1Cfa; Cwa;1Af, 1Am; 1Aw, 1Cfb, 1Bsk; Bwk; 3Bs; 3Bwh; 5Bwh; 5Bwk; 1Csb; Csc.	330	(ICU, GINI, Pp, IA, T m, H; IRC)
<b>C3</b>	1Bwh, Cfa;	10	(Su, PIBU, Pob, CO2U, GDP, IDH, ID, WJP, Hcpc, E)
		350	
Variable CKcp (2C)			
<b>C1</b>	1AmMI, 3AmMM, 5CwcMM, 5BwkMI, 5BwhMM, 5CwbMM,	75	(WR, IE, IPM, Cota, PM2.5,PM10)
<b>C2</b>	5BshMM, 5BskMM, 1BshMM, 1BwhMC,3CwaMI, 5CfbMG, 1BshMI, 1CsbMI, 5CwaMI, 3BwhMI, 1CfbMC, 1AfMC, 5CwbMC, 3CfaMC, 1AfMM, 1AmMM, 1AwMM,1BskMM,1CfaMM, 1CfbMM, 5AsMM, 5AwMM, 5BwkMM, 5CfbMM,3AfMM,3AwMM,3BshMM,3BwkMM, 3CwaMM, 5CwaMM, 3CscMG	275	(Tm, GINI, EU, ICU, Dp, ID,WJP, Hcpc, E,GDP, IDHSu, CO2U, PIBU, IRC, H, Pp, IA)
		350	
Variable CKlg (3C)			
<b>C1</b>	1BwhGCS (ZI), 5BwkGCS (ZI), 5CwbGCS (ZI), 5BwhGCS (ZTN), 5BshGCS (ZI), 5BskGCS (ZI), 1BskGCS (ZTN), 5BwkGCS (ZTN), 3BshGCS (ZTN), 3BwhGCS (ZTN), 3CfaGCS (ZTS),	85	(WR, PM2,5, PM10, Cota, EU, IE, IPM)
<b>C2</b>	5CwcGCS (ZI), 3AmGCS (ZI)	10	(ICU, Dp, Tm, H, GINI, Pp, IA)
<b>C3</b>	5CfbGCS (ZTS);5AsGCS (ZI), 5CfbGCS (ZI), 5AwGCS (ZI), 1BshGC1(ZI),1CfbGCS(ZTS), 3BwkGCS (ZTS), 3CwaGCS (ZTS), 1CsbGCS (ZTS), 3CscGCS (ZTS) ,3AwGCS	255	(Hcpc; E; GDP, IDH, Su, PIBU, Pob, CO2U, IRC, ID, WJP)
	(ZI), 5CwaGCS(ZI), 1AmGCS(ZI), 1AwGCS(ZI), 3AfGCS(ZI),1AfGCS(ZI), 1AfGCS(ZTS), 3CwaGCS(ZI), 1CfaGCS(ZTS)	350	

F: Frecuencias; C: Clúster

### 3.3 Validación de clústeres (MD)

El diagrama de correlaciones arrojó casos tanto de indicadores asociados y los que no están muy asociados (con excepción de algunos pares de indicadores particulares, como tenemos los ejemplos, cuando se evalúa la aridez con precipitación (Ia vs Pp), o las emisiones totales de

carbono urbanas con la población (CO2U vs Pob). En el diagrama de la FIGURA 4, se verifican todos los pares de indicadores altamente correlacionados que fueron seleccionados para realizar los análisis discriminantes respectivos (El resto de indicadores no fueron considerados).

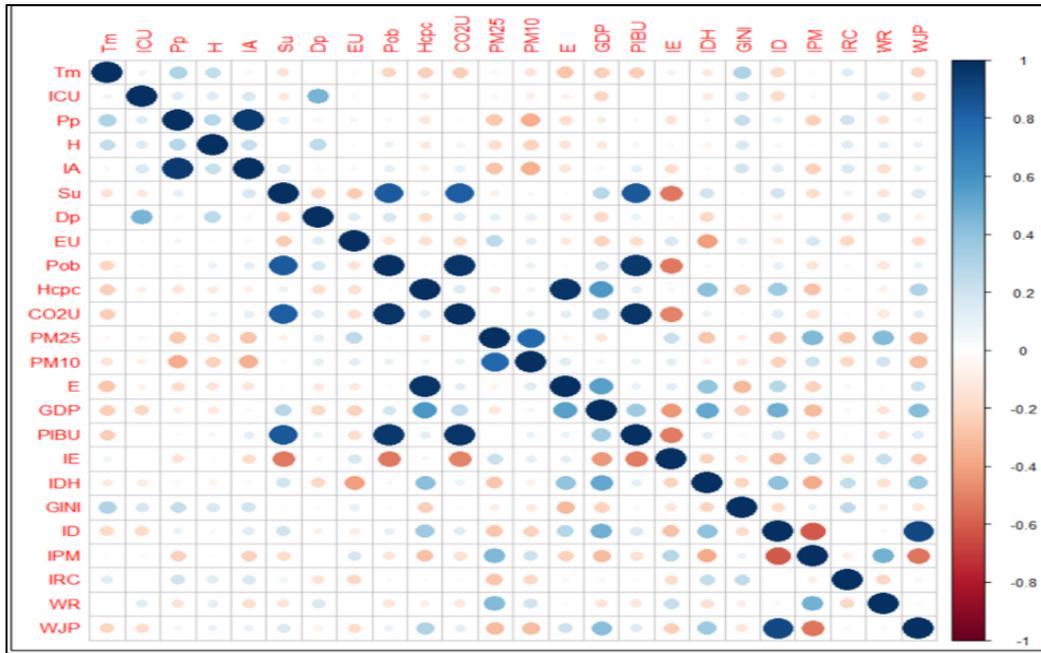


FIGURA 4. Diagrama de correlación. Fuente: Programa R Development Core Team, 2023

### 3.4 Análisis discriminante

El porcentaje de mala clasificación se mostró aceptable en los análisis, los errores más bajos (30% de validación) se registraron en la variable CKlg (9,4%) y en la variable CKzc (8,5%). Sin embargo, en la variable Ckep, el error superó el umbral del 10%, lo que implica que en esta variable existe más dispersión en los datos. En la TABLA 3 se detallan los aciertos y porcentajes de los datos predichos de los análisis discriminantes para las tres variables.

#### 3.4.1 Análisis discriminante 1: Variable CKzc

Los datos de entrenamiento (70 %) explicaron una proporción en LD1 de 69,43%, y LD2 de 30,57% de la variabilidad total. En el clúster 1 se obtuvieron siete (7) aciertos (100.0%), clúster 2,

doscientos diecinueve (219) aciertos (92,2%), y en clúster 3, con siete (7) aciertos (100%), con una probabilidad de aciertos de 95,5% (error global 4,5%). En los datos de prueba (30%), la probabilidad de aciertos en clúster 1 fue tres (3) aciertos (100%), clúster 2, noventa y uno (91) aciertos (90,0%) y clúster 3, tres (3) aciertos (100%), y con una probabilidad de aciertos de 91.5% (error global del 8,5%).

#### 3.4.2 Análisis discriminante 2: Variable CKep

En datos al 70%, la proporción explicada por LD1 es 88,0% de la variabilidad total (error global de 12,0%). En la probabilidad de aciertos del clúster 1 fue de treinta y siete (37) aciertos (71.2%), y en clúster 2, con ciento ochenta y un (181) aciertos

(94,3%), siendo la probabilidad de acertar de 89,3% (error 10,7%). En los datos al 30% , las observaciones fueron: en clúster 1, treinta y siete (37) aciertos (60,8%) y clúster 2 con ciento ochenta y uno (181) aciertos (96,4%), siendo la probabilidad de aciertos de 88,7% (error global del 11,3%).

**3.4.3 Análisis discriminante 3: Variable CKlg**

En los datos del 70 %, la proporción explicada por LD1 fue 85,93% de la variabilidad total y LD2 el 14,07% (de la variabilidad total). En el clúster 1

fueron clasificadas correctamente cuarenta y ocho (48) observaciones (81,4%), clúster 2 con cinco (5), (71,4%), y en clúster 3 ciento setenta (170) observaciones (95,5%), siendo la probabilidad de aciertos de 90,9% (error global de 9,1%). En el 30%, en clúster 1 fueron clasificadas correctamente veintinueve (21) observaciones (80,8%), clúster 2 con tres (3) 100,0%, y clúster 3 setenta y dos (72) observaciones, lo cual implica una probabilidad de aciertos de 90,6% (error global de 9,4%).

**TABLA 3.** Aciertos en los datos predichos del modelo (70-30%)

Datos de entrenamiento (70%)					Datos de prueba (30%)				
Variable Ckzc									
Datos reales	Datos predichos (LD1,LD2)				Datos predichos (LD1,LD2)				
	C1	C2	C3	Total	C1	C2	C3	Total	Total
C1	<b>7</b>	0	0	7	C1	<b>3</b>	0	0	3
C2	7	<b>219</b>	4	230	C2	7	<b>91</b>	2	10
C3	0	0	<b>7</b>	7	C3	0	0	<b>3</b>	3
Total	14	219	11	244	Total	10	91	5	10
Variable Ckep									
Datos reales	Datos predichos (LD1)				Datos predichos ( LD1)				
	C1	C2	Total	reales	C1	C2	Total		
C1	<b>37</b>	15	52	G1	<b>14</b>	9	23		
C2	11	<b>181</b>	192	G2	3	<b>80</b>	83		
Total	48	196	244	Total	17	89	106		
Variable CKlg									
Datos reales	Datos predichos (LD1,LD2)				Datos reales	Datos predichos (LD1,LD2)			
	C1	C2	C3	Total	reales	C1	C2	C3	Total
C1	<b>48</b>	4	7	59	C1	<b>21</b>	2	3	26
C2	2	<b>5</b>	0	7	C2	0	<b>3</b>	0	3
C3	6	2	<b>170</b>	178	C3	4	1	<b>72</b>	77
Total	56	11	177	244	Total	25	6	75	106

Nota: En **negrita** se resaltan los aciertos de los datos predichos

### 3.4.4 Indicadores discriminantes reconocidos

Se verificó en las tres variables, según la función lineal de Fischer, que los indicadores discriminantes (en negrita) son principalmente de tipo socioeconómicos como la huella de carbono (Hcpc), desarrollo humano (IDH), los urbanos como las islas de calor (ICU), y los sociopolíticos como la pobreza multidimensional (IPM) y el estado de derecho de la población (WJP). Esta tendencia contrasta con registros de impactos climáticos de indicadores álgidos del clima global y dinámicas socio climáticas de los asentamientos humanos (IPCC, 2021), como la energía (E), población (Pob), ingresos (GDP) y polución

urbana (PM2.5, PM10), los cuales en este estudio no aportan suficiente discriminación en el conjunto de datos. En la TABLA 4 se reconocen los indicadores discriminantes más influyentes, los cuales varían según cada variable, como se observa a modo de ejemplo, donde la isla de calor (ICU) y la huella de carbono (Hcpc) son discriminantes en la variable CKep y, en el otro caso, el desarrollo humano (IDH), la huella de carbono (Hcpc) y el estado de derecho (WJP) son discriminantes cuando se validan grupos según la variable CKlg.

TABLA 4. Indicadores discriminantes de acuerdo a la función lineal de Fisher

Indicadores		Variable CKzc								
	Tm	ICU	Su	EU	Pob	Hcpc	CO2U	PM25	PM10	
LD1	2.89E-02	-6.96E-01	-1.17E-03	-2.96E-03	7.07E-07	6.44E-01	-7.68E-08	9.71E-02	-2.86E-02	
LD2	-1.44E-01	-2.49E-01	-4.85E-04	3.81E-01	-2.19E-07	<b>1.40E+00</b>	-1.93E-08	1.27E-02	-4.28E-03	
Indicadores		Variable CKep								
	E	GDP	PIBU	IDH	ID	IPM	IRC	WJP		
LD1	-8.50E-05	-7.41E-06	5.08E-13	<b>1.04E+00</b>	-2.90E-01	-2.1E+01	8.24E-03	3.08E-01		
LD2	-4.27E-04	-1.54E-04	2.43E-11	-8.24E-01	9.36E-01	<b>2.89E+01</b>	-7.67E-03	-8.9E+00		
Indicadores		Variable CKep								
	Tm	ICU	Pp	H	IA	Su	EU	Pob		
LD1	-0.0074	<b>0.5930</b>	0.0037	0.0031	-0.1130	0.0001	-0.4810	0.0001		
Indicadores		Variable CKep								
	Hcpc	CO2U	PM25	PM10	GDP	PIBU	IDH	ID		
LD1	<b>0.4378</b>	0.0001	0.0149	-0.0416	0.0001	0.0001	-0.5505	-	0.4979	
Indicadores		Variable CKep								
	IPM	IRC	WR	WJP						
LD1	-11.544	0.0042	-0.0344	<b>8,3636</b>						
Indicadores		Variable CKlg								
	Tm	ICU	Pp	H	la	EU	Pob	Hcpc	CO2U	PM25
LD1	1.30E-01	3.96E-01	-5.91E-04	4.13E-02	4.43E-02	-3.71E-01	2.27E-07	<b>1.76E+00</b>	5.46E-08	-1.89E-02
LD2	-4.07E-02	-1.34E-01	2.71E-03	-4.24E-02	-7.82E-02	-2.90E-01	3.15E-07	-	-	-6.19E-02
								1.16E+	1.34E	02

	PM10	E	GDP	PIBU	IDH	GINI	ID	IPM	IRC	WJP
9D1	-3.21E-02	-5.13E-04	7.09E-05	-3.15E-11	<b>1.22E+00</b>	-9.35E-02	-1.17E+00	-8.25E-	3.62E-03	<b>1.40E+01</b>
LD2	1.35E-02	3.75E-04	9.03E-05	-1.39E-11	<b>2.52E+00</b>	3.39E-02	-5.87E-01	1.81E+01	3.62E-03	<b>2.58E+00</b>

Nota: En **negrita** se resaltan los indicadores discriminantes de acuerdo a las clasificaciones, Indicadores seleccionados en el modelo discriminante: **Su** (Superficie urbana); **EU** (Expansión Urbana); **ICU** (islas de calor urbana); **Tm** (Temperatura media); **Pp** (Precipitación media); **H** (Humedad promedio); **la** (Índice de aridez); **Pob** (Población); **Hcpc** (Huella de carbono per cápita); **CO2U** (Emisión Urbana de carbono); **PM2.5** (Material particulado fino); **PM10** (Material particulado grueso); **E** (energía); **GDP** (Ingresos habitantes); **PIBU** (Tamaño economía de metrópolis); **GINI** (Índice desigualdad social); **IDH** (Índice desarrollo humano); **ID** (Índice democracia), **IPM** (Índice pobreza multidimensional); **IRC** (Índice de riesgo climático); **WJP** (Índice de estado de derecho)

### 3.4.5 Errores de validación y relación con indicadores discriminantes

En la **TABLA 5** se explica un resumen con respecto a los indicadores discriminantes y los errores en la validación, nótese que en la variable CKep en LD1, se obtiene el mayor porcentaje discriminante y de error dentro de las clasificaciones, verificados en los indicadores estado de derecho, islas de calor y huella de

carbono (WJP, ICU y Hcpc), los cuales en conjunto representan el 89,3% de los datos; en caso contrario en la variable CKzc (LD1), es el desarrollo humano (IDH) el más influyente (69% de los datos) y a su vez el que presenta el menor error.

**TABLA 5.** Resumen de indicadores discriminantes y errores de clasificación

Variables	Porcentaje discriminante de indicadores	Error (30%)
Ckzc	<b>LD1 (0,69) (IDH)</b> LD2 (0,31) (IPM, Hcpc)	<b>8,5</b>
CKep	<b>LDI (89,3) (WJP, ICU, Hcpc)</b>	<b>11.3</b>
CKlg	<b>LD1 (0,86) (Hcpc, IDH, WJP)</b> , LD2(0,14) (IDH, WJP)	9,4

Nota: En **negrita** se resaltan la puntuación de discriminantes y del error

## 4. Caracterización socio-ambiental y urbana de emplazamientos en LAC

Para describir las caracterizaciones generales de los emplazamientos metropolitanos a nivel regional organizados en las tres variables, se tomó como ejemplo la composición de los clústeres principales de climas e indicadores de cada variable (**FIGURA 5**), que permite visualizar la

extensión territorial que abarca cada clúster de acuerdo a la presencia numérica de las metrópolis y de climas.

Al analizar los aspectos climáticos, socio-ambientales y urbanos que caracterizan a los emplazamientos metropolitanos, se observa que

en las tres variables, se aprecia una variabilidad porcentual en la inclusión de diferentes tipos de metrópolis y de climas que, por lo general, son del tipo tropical; sin embargo, se detectan semejanzas y diferencias en la composición de los grupos climáticos. Este análisis se ejemplifica en tres casos particulares: **a)** en las tres variables es evidente en los clústeres de los emplazamientos metropolitanos, que existe una presencia numérica semejante de climas del tipo subtropicales y templados; **b)** en la variable Ckzc existe una mayor inclusión de climas secos (estepas y áridos) en sus emplazamientos metropolitanos con respecto a las otras variables (Ckep, Cklg), y **c)** en el caso de la variable Cklg, al evaluar el clúster principal no se reconocen emplazamientos metropolitanos con presencia de climas del tipo desérticos.

Siguiendo estos patrones de análisis, para describir caracterizaciones de las dinámicas socio-ambientales y urbanas en los grupos de emplazamientos regionales, se debe tomar en cuenta las combinaciones lineales de los grupos de indicadores de cada clúster analizados en el MD; sin embargo, la condición de homogeneidad la determina la presencia de los indicadores más discriminantes (TABLA 5); por ello, la descripción de los grupos principales se pueden caracterizar de la siguiente manera:

1. En el clúster 2 de la variable CKzc, no se reconocen indicadores discriminantes, por lo que el 94% de estas metrópolis describe una dinámica socio climática-urbana heterogénea en sus emplazamientos, de acuerdo a los aspectos bioclimáticos, sociopolíticos, socioeconómicos y urbanos, que representan interacciones bioclimáticas y riesgos climáticos en las emplazamientos metropolitanos asociados a la desigualdad social y con presencia de impactos por las islas de calor. En este tipo de emplazamientos con variadas altitudes y climas se pueden reconocer algunos ejemplos de metrópolis localizadas en zonas de altura andinos tropicales como Quito, Bogotá, Arequipa, megaciudades de clima templado (Buenos Aires y Ciudad de México) y de clima tropical (Río de Janeiro), además de metrópolis de cotas medias del tipo mediterráneas como Santiago de Chile y

de climas desérticos como es el caso de Mendoza por citar solo algunos ejemplos.

2. En el clúster 2 de la variable CKep, el 79% de las metrópolis presentan las características socio climática y urbana más homogéneas de las caracterizaciones evaluadas, de acuerdo a la presencia de discriminantes urbanos y sociopolíticos (ICU, WJP), los cuales permiten describir una dinámica por la presencia de islas de calor y por una influencia sociopolítica en la sociedad, de acuerdo al nivel del estado de derecho de la población dentro de sus emplazamientos. En este grupo de variados climas, altitudes y estratificación poblacional, se reconocen principalmente las megaciudades de clima templado y tropical como son Buenos Aires, Ciudad de México y Río de Janeiro, con la excepción de Lima (desértico), a su vez existe una presencia mayoritaria (77%) de emplazamientos de población media (MM).

3. En el clúster 3 de la variable CKlg, el 73% de las metrópolis del total en estudio están incluidos en grupos de indicadores discriminantes como son las emisiones per cápita de carbono, desarrollo humano y estado de derecho de la población (Hcpc, IDH y WJP), lo cual describe emplazamientos con una marcada influencia socioeconómica y sociopolítica en sus dinámicas urbanas. Cabe señalar que estas características descritas en los emplazamientos considerando la localización geográfica de las metrópolis, se sitúan mayoritariamente (75%) en la Zona Intertropical (ZI). Sin embargo, también detallamos en este clúster un 25% de emplazamientos de climas del tipo subtropical y templado localizados en la Zona Templada del Sur (ZTS), como Asunción, Buenos Aires, Concepción, Montevideo, Puerto Alegre, Rosario, Santos, Valparaíso, Curitiba, Córdoba, Mendoza, Santiago de Chile y Tucumán.

En las TABLAS 6, 7, y 8 se organizan los clústeres de las variables estudiadas y se describen las caracterizaciones de los grupos de emplazamientos regionales (se denotan en rojo los indicadores discriminantes por grupo); a su vez, en la FIGURA 6 (a1, b1, c1) se proponen los mapas de la localización de los emplazamientos en LAC en la cartografía Köppen Geiger.

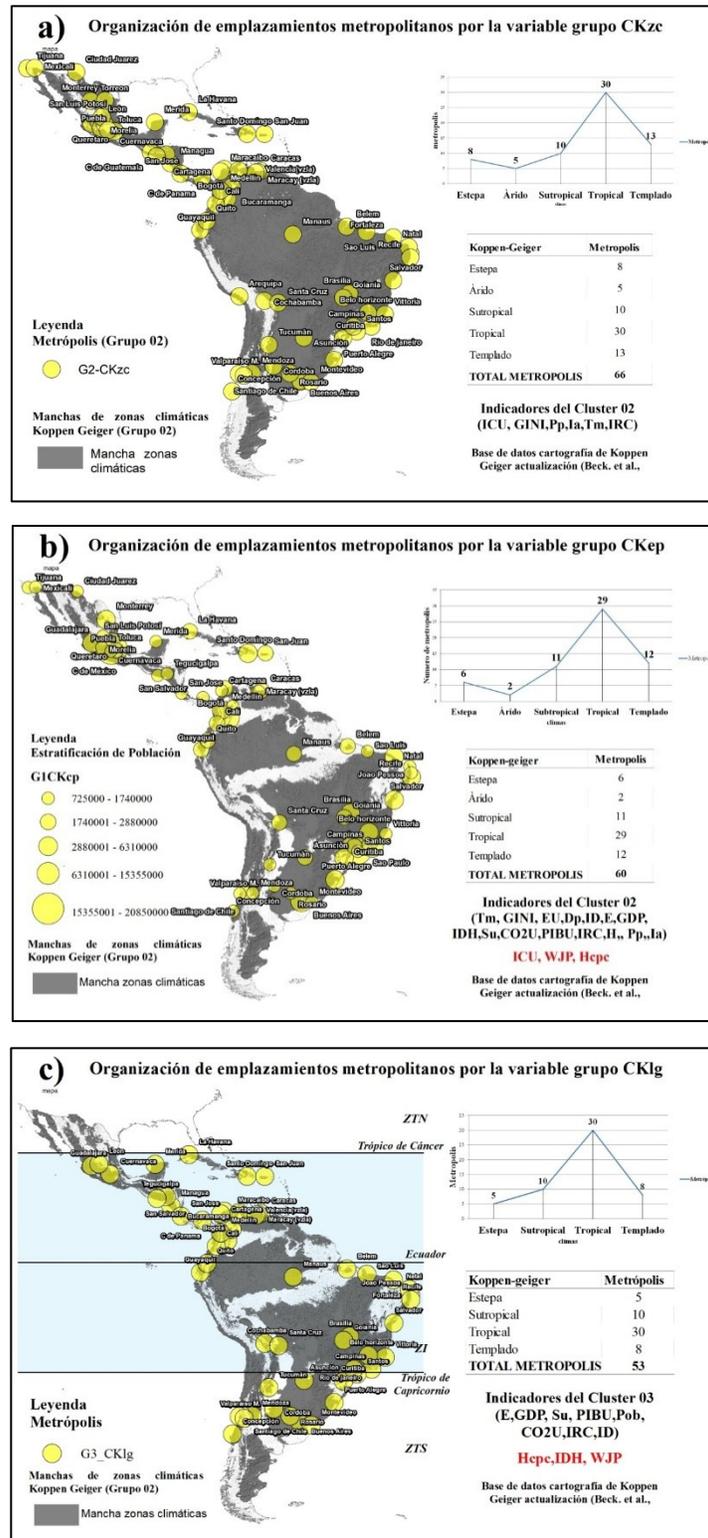


FIGURA 5. Organización territorial de grupos de emplazamientos de acuerdo a los clústers con mayor inclusión de metrópolis y climas. a) variable grupo CKzc; b) variable CKep; c) variable CKlg. En rojo se denotan los indicadores discriminantes

TABLA 6. Caracterización de grupos metropolitanos según la variable CKzc

Clúster de emplazamientos urbanos	Köppen Geiger	
<p><b>(Clúster 1)</b> (3% de M- 3% climas) 68.SP.Sula(3Am) 43.L.Paz(5Cwc)</p> <p><b>(Cota, Dp, EU, IE, IPM, WR, PM2.5,PM10)</b></p> <p><u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u></p> <p>Dinámica según la polución atmosférica, brechas sociales en emplazamientos metropolitanos resilientes con alta densidad poblacional y consumo energético</p>	Cwc	
	Am	
<p><b>(Clúster 2)</b> (94% de M- 86% climas)</p> <p>1Asuncion(1Cfa);2B.Aires(1Cfb);2Barranquilla(1Aw);4Belem(1Af);5C.Panama(1Aw);6Cartagena(1Bsh);7Concepcion(1Csb);8Fortaleza(1Aw)9Guayaquil(1Aw);10J.Pessoa(1Am);11LaHabana(1Aw);13Managua(1Am);14Maracaibo(1Bsh);15Merida(1Aw);16Montevideo(1Cfb);17Natal(1Aw);18P.Alegre(1Cfa);19R.Janeiro(1Af);20Recife(1Am);21Rosario(1Cfa);22S.Domingo(1Am);23S.Juan(1Am);24Sao.Luis(1Am);25Salvador(1Af);26Santos(1Af);27Tijuana(1Bsk);28Valparaiso(1Csb);29Vittoria(1Aw);30Arequipa(5Bwk);31Bogota(5Cfb);32Brasilia(5Aw);33Bucaramanga(5As);34C.D.Guatemala(Cwb);35C.Juarez(5Bwk);36C.D.Mexico(5Cwb);37Cali(5As);38Caracas(5Aw);39Cochabamba(5Bsk);40Cuernavaca(5Cwa);41Curitiba(5Cfb);42Guadalajara(5Cwa);44Leon(5Bsh);45Medellin(5As);46Morelia(5Cwb);47Puebla(5Cwb);48Queretaro(5Bsh)49Quito(5Cfb);50S.Jose(5Cwa);51SL.Potosi(5Bsk);52Tegucigalpa(5Aw);53Toluca(5Cwb);54Torreón(5Bwh);55B.Horizonte(3Cwa);56Campinas(3Cwa);57Cordoba(3Cwa);58Goiania(3Aw);59Manaus(3Af);60Maracay(3Aw);61Mendoza(3Bwk);62Mexico(3Bwh);63Monterrey(3Bsh);64Santiago(3Csc);65S.Cruz(3Aw);67S.Salvador(3Aw);69Tucuman(3Cwa);70Valencia(3Aw)</p> <p><b>(ICU, GINI, Pp, IA, Tm, H, IRC)</b></p> <p><u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u></p> <p>Dinámica que propicia una interacción bioclimática y riesgos en emplazamientos metropolitanos de acuerdo a la desigualdad social y al impacto de las islas de calor</p>	Cfb	
	Cwa	Af
	Cfa	Am
	Aw-As	Cwa
	Csb	Csc
	Cwb	Bsh
	Bsk	
	Bwk	
	Bwh	
	<p><b>(Clúster 3)</b> (3%,de M- 7% de climas) 12.Lima(1Bwh) 66.S.Paulo (3Cfa)</p> <p><b>(Su, PIBU, Pob, CO2U, ID, WJP, Hcpc, E, GDP, IDH)</b></p> <p><u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u></p> <p>Dinámica en los emplazamientos metropolitanos por interacciones bioclimáticas y riesgos climáticos asociadas a la desigualdad social y con presencia las islas de calor</p>	Bwh
Cfa		

**TABLA 7.** Caracterización de grupos metropolitanos según la variable CKep

Clúster de Emplazamientos urbanos	Köppen Geiger		
<p align="center"><b>(Clúster 1)</b> (22% de M. 27% de climas ) 12-Lima(1BwhMC),13-Managua(1AmMI), 14Maracaibo(1BshMM);30Arequipa(5BwkMI);34C.D.Guatemala(5CwbMM);39 Cochabamba(5BskMM);43L.Paz(5CwcMM);44Leon(5BshMM);54Torreon(5Bwh MM);68-SP.Sula (3AmMM). <b>(WR, IE, IPM, Cota, PM2.5-PM10)</b> <u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u> Dinámica de acuerdo a la resiliencia en emplazamientos metropolitanos con alto consumo energético, polución atmosférica y presencia de brechas sociales en la población urbana</p>	<b>Am</b>		
	<b>Cwc</b>	<b>Bwk</b>	<b>Bwh</b>
	<b>Cwb</b>	<b>Bsk</b>	<b>Bsh</b>
<p align="center"><b>(Clúster 2)</b> (79% de M, 73% de climas) 1-Asuncion (1CfaMM, 2-Buenos Ares (1CfbMC), 3- Barranquilla (1AwMM), 4- Belem (1AfMM);5- C. De Panamá- (AwMM); 5-Cartagena-(1BshMI) 7- Concepción (1CsbMI); 8- Fortaleza- (1AwMM) 9-Guayaquil-(1AwMM); 10-J.Pessoa- (1AmMM); 11- La Habana(1AwMM);15-Merida-(1AwMM); 16-Montevideo-(1CfbMM); 17-Natal-(1AwMM) 18-P.Alegre- (1CfaMM);19-R.Janeiro(1AfMC);20-Recife-(1AmMM); 21- Rosario- (1CfaMM); 22- S. Domingo (1AmMM);23-San Juan-(1AmMM); 24- Sao Luis- (1AmMM); 25-Salvador-(1AfMM);26Santos(1AfMM);27-Tijuana- (1BskMM); 28-Vaparaíso (1CsbMI);29-Vittoria-(1AwMM); 31- Bogota(5CfbMG);32Brasilia(5AwMM);33-Bucaramanga-(5AsMM); 35- C.Juarez-(5BwkMM) 36-C.d.Mexico-(5CwbMC);37-Cali-(5AsMM); 38-Caracas- (5AwMM);40Cuernavaca(5CwaMI);41Curitiba(5CfbMM);42Guadalajara5CwaM M);45Medellin(5AsMM);46Morelia(5CwbMM);47Puebla(5CwbMM);48- Queretaro- (5BshMM);49Quito(5CfbMM);50S.Jose(5CwaMM);51SL.Potosi(5BskMM);52Te gucigalpa(5AwMM);53Toluca(5CwbMM);55B.Horizonte(3CwaMM);56Campin as(3CwaMM)57Cordoba(3CwaMM);58Goiania(3AwMM);59Manaus(3AfMM);6 0Maracay(3AwMM);61Mendoza(3BwkMM);62- Mexicali(3BwhMI);63Monterrey(3BshMM);64Santiagod.Chile(3CscMG);65S.Cr uz(3AwMM);66.S.Paulo(3CfaMC);67S.Salvador(3AwMM);69Tucuman3CwaMI); 70-Valencia-(3AwMM).  <b>(Tm, GINI, EU, ICU, Dp, ID, WJP, Hcpc, E, GDP,I DH Su, CO2U, PIBU, IRC,H, Pp, IA)</b> <u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u> Dinámica en emplazamientos metropolitanos , según la presencia de islas de calor y por una influencia sociopolítica en la sociedad de acuerdo al nivel del estado de derecho de la población</p>	<b>Bsh</b>	<b>Aw-As</b>	
	<b>Af</b>	<b>Cfb</b>	
	<b>Csb</b>	<b>Cwa</b>	
	<b>Csc</b>	<b>Bwk</b>	
	<b>Bsk</b>		
	<b>Bwh</b>		
	<b>Cfa</b>		
	<b>Cwb</b>		
	<b>Am</b>		

TABLA 8. Caracterización de grupos metropolitanos según la variable grupo (CKlg)

Clúster de Emplazamientos urbanos	Köppen Geiger		
<p><b>(Clúster 1)</b> (24% de M- 48% climas)            12-Lima (BwhGCS (ZI)); 30-Arequipa(5BwkGCS (ZI))            36-C.D.Mexico (5CwbGCS (ZI)); 53-Toluca(5CwbGCS (ZI));46-Morelia(5CwbGCS (ZI)) 47-Puebla(5CwbGCS (ZI)); 34-C.D.Guatemala (5CwbGCS (ZI)); 54-Torreón (5BwhGCS (ZTN));48-Queretaro (5BshGCS (ZI)); 51-SL.Potosi (5BskGCS (ZI)); 27-Tijuana (1BskGCS (ZTN))            35-C.Juarez(5BwkGCS (ZTN)); 63-Monterrey (3BshGCS (ZTN));62-Mexicali (3BwhGCS (ZTN)); 66-S.Paulo (3CfaGCS (ZTS))</p> <p><b>(WR,PM2.5,PM10,Cota, EU, IE, IPM)</b>  <u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u>            Dinámica por consumo de energía, polución, brechas sociales en emplazamientos resilientes y en expansión</p>	Bwk	Cwb	
		Bsk	Bwh
			Bsh
	Cfa		
<p><b>(Clúster 2)</b> (3% de M- 6% climas)            43-L.Paz (5CwcGCS (ZI))            68-SP.Sula(3AmGCS (ZI))</p> <p><b>(ICU,Dp,Tm,H,GINI,Pp,IA)</b>  <u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u>            Dinámica de emplazamientos metropolitanos por relación entre patrones bioclimáticos – islas de calor , alta densidad poblacional y desigualdad social</p>	Am		
	Cwc		
<p><b>(Clúster 3)</b> (73% de M- 59% climas)            1Asunción-Cfa (ZTS);2B.Aires-1Cfb (ZTS);3Barranquilla-1Aw(ZI);4Belem-1Af (ZI); 5C.D.Panama(1Aw (ZI));6-Cartagena1Bsh(ZI);            7-Concepcion (1CsbGCS (ZTS);8Fortaleza-(1AwGCS (ZI));9-Guayaquil(1AwGCS (ZI));10-J.Pessoa(1AmGCS (ZI));11LaHabana(1AwGCS(ZI));13Managua(1AmGCS(ZI));14Maracaibo(1BshGCS(ZI) );15Merida(1AwGCS(ZI);16Montevideo(1Cfb(ZTS));17Natal(1Aw(ZI);18P.Alegre(1Cfa(ZTS));19.R.Janeiro(1Af(ZI);20Recife(1AmGCS(ZI));21Rosario(1Cfa(ZTS);22S.Domingo(1m (ZI));23S.Juan(1AmGCS(ZI));24SaoLuis(1AmGCS(ZI));25Salvador(1Af(ZI));26Santos(1Af(ZTS));28Valparaiso(1Csb(ZTS));29Vittoria(1AwGCS(ZI));31Bogota(5CfbGCS(ZI));32Brasilia(5Aw(ZI));33Bucaramanga(5AsGCS(ZI));37Cali(5As(ZI));38Caracas(5Aw(ZI)); 39Cochabamba(5Bsk(ZI));40Cuernavaca(5CwaGCS(ZI));41Curitiba(5Cfb(ZTS);42Gua dalajara(5CwaGCS(ZI));44Leon(5Bsh(ZI);45Medelli(5AsGCS (ZI)49-Quito (5Cfb (ZI);50-S.Jose5Cwa(ZI);52Tegucigalpa(5Aw(ZI);55B.Horizonte(3Cwa (ZI);56-Campinas(3Cwa (ZI);57Cordoba-(3Cwa (ZTS);58Goiania(3Aw(ZI);60Maracay(3Aw(ZI);61Mendoza-(3Bwk (ZTS);64Santiago d.Chile(3Csc (ZTS));65-S.Cruz(3Aw(ZI);67S.Salvador(3Aw(ZI);69Tucuman(3Cwa (ZTS);70Valencia(3AwGCS (ZI)).</p> <p><b>(Hcpc, E, GDP, IDH, Su, PIBU, Pob, CO2U, IRC, ID, WJP)</b>  <u>Caracterización socio ambiental-urbana:</u>            Dinámica de emplazamientos por el impacto de las emisiones de carbono, influencia del desarrollo humano y del estado de derecho de la población</p>	Aw		
	Bsh	Am-As	
	Cfb		
	Bwk		
	Cwa		
	Csc		
	Af		
	Csb		
	Cfa		

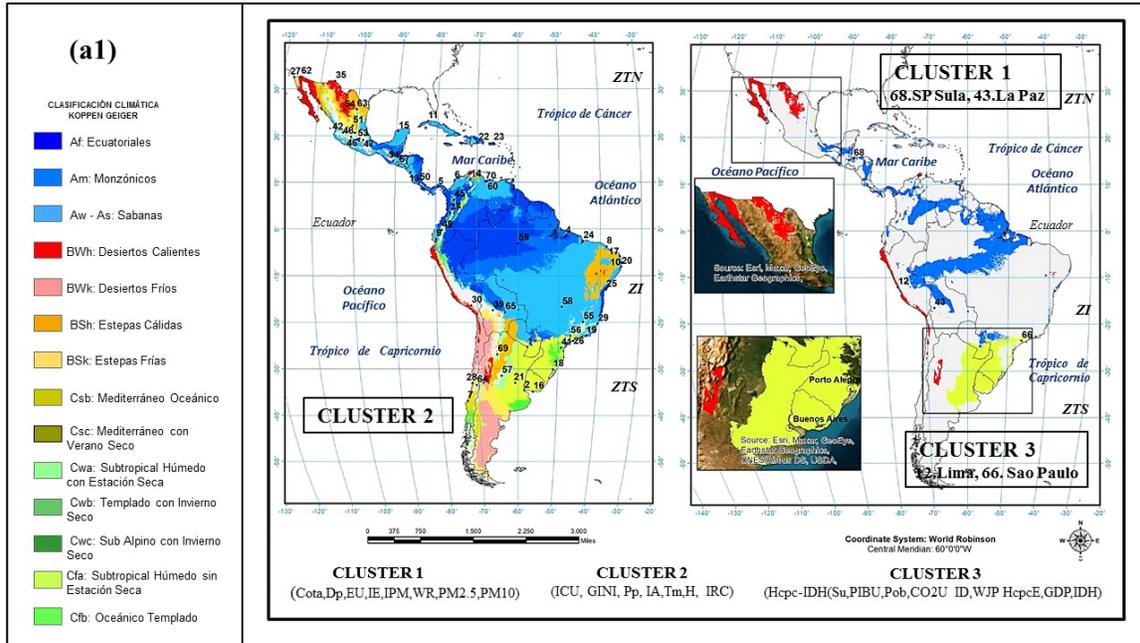


FIGURA 6 (A1). Localización de los emplazamientos metropolitanos en la zona Köppen Geiger (actualizado por Beck *et al.*, (2018) según la variable grupo CKzc. Fuente: elaboración propia

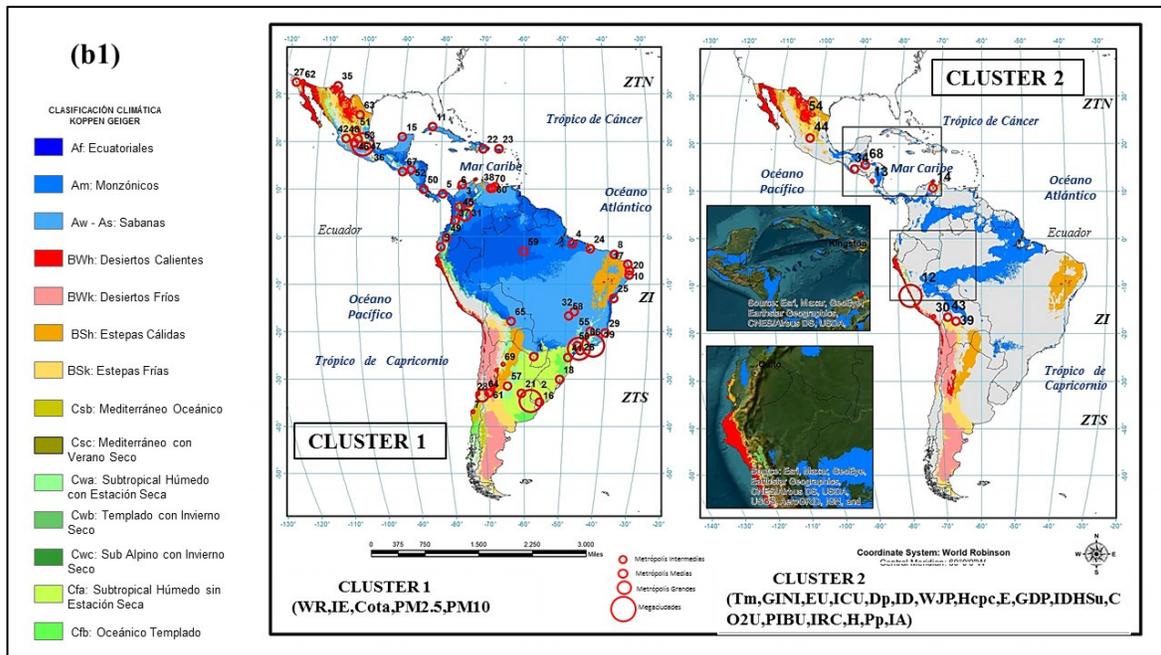


FIGURA 6 (B1). Localización de los emplazamientos metropolitanos en la zona Köppen Geiger (actualizado por Beck *et al.*, (2018) según la variable grupo CKep. Fuente: elaboración propia

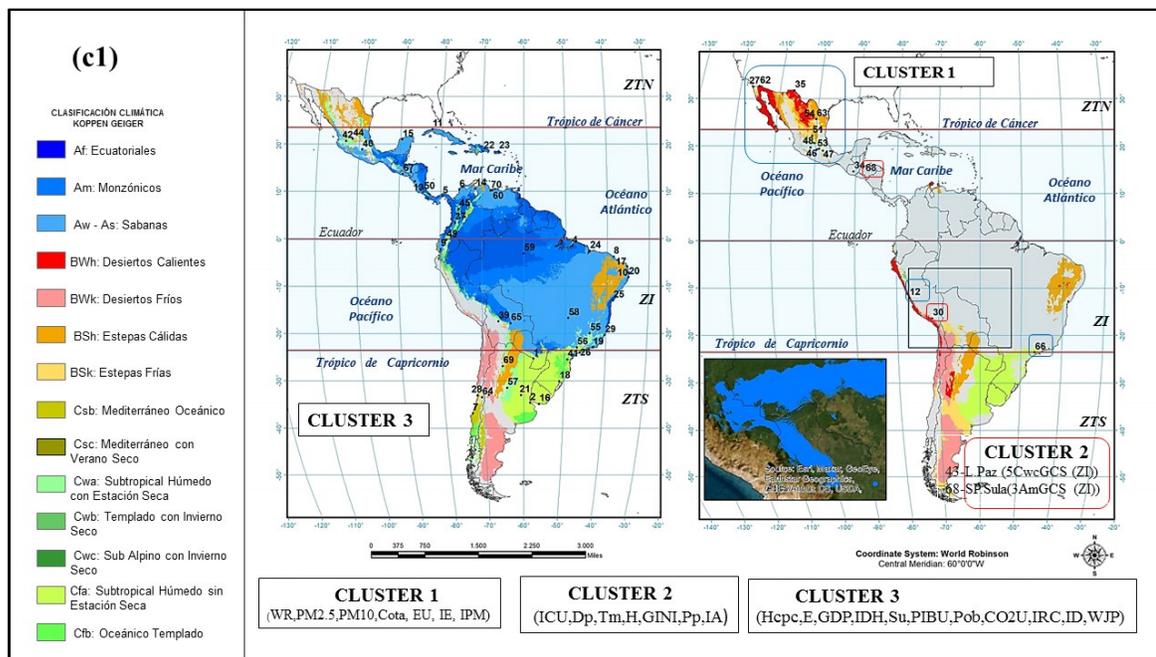


FIGURA 6 (C1). Localización de los emplazamientos metropolitanos en la zona Köppen Geiger (actualizado por Beck *et al.*, (2018) según la variable grupo CKlg. Fuente: elaboración propia

## 5. Reflexiones finales

Los análisis multivariantes aplicados en esta investigación, incluyeron variados indicadores (bioclimáticos, geográficos, territoriales, socioeconómicos y sociopolíticos) que permitieron organizar caracterizaciones de grupos de emplazamientos metropolitanos regionales que va más allá de las condiciones propias del clima urbano local de las metrópolis, con lo cual se logró establecer descripciones de las dinámicas socio ambientales y urbanas de emplazamientos metropolitanos regionales.

En el estudio se corroboró que los modelos multivariantes demuestran que los indicadores sociopolíticos y socioeconómicos influyen significativamente en la caracterización socioambiental y urbana de los emplazamientos metropolitanos regionales. Esto sugiere que factores como la estructura política, las emisiones de carbono, el desarrollo humano, las políticas públicas, y la gobernanza se interrelacionan como criterios de aplicación de políticas de sustentabilidad urbana en las metrópolis.

También se verificó que indicadores álgidos

de las zonas metropolitanas, como son las islas de calor (ICU), que han sido ampliamente estudiado en la región, es influyente (discriminante) para caracterizar un gran número de conglomerados de emplazamientos solamente cuando se relaciona con el factor sociopolítico estado de derecho (WJP) y con factores antropogénicos socioeconómicos asociados a las emisiones de carbono (Hcpc), por lo que estos factores bioclimáticos-urbanos y socioeconómicos están fuertemente relacionados en ciertos grupos de emplazamientos en LAC.

Por otra parte, al evaluar otro indicador sociopolítico como es el riesgo climático global (IRC) y su interacción con los indicadores bioclimáticos propios de una metrópolis, sugiere que al no ser discriminantes, no pueden caracterizar, de forma general, dinámicas homogéneas en los emplazamientos metropolitanos. Sin embargo, al considerar la condición altitudinal, se observó que el riesgo climático como indicador que dimensiona el nivel

de riesgos ante eventos extremos en LAC, disminuye su impacto a medida que las metrópolis se desplazan hacia cotas más altas, lo que significa que en algunos emplazamientos andinos tropicales en altitud no pueden ser caracterizados por estos factores bioclimáticos-sociopolíticos.

Los hallazgos demuestran que las metrópolis presentan condiciones urbanas, climáticas, socioeconómicas, sociopolíticas y territoriales específicas dentro de sus emplazamientos, pero esta condición puede variar hacia una mayor homogeneidad cuando se reconocen patrones discriminantes en sus dinámicas metropolitanas.

Por ello se observan características socio ambientales y urbanas muy marcadas y diferenciadas en los grupos, como es el caso de la variable CKzc, donde se demuestra que al considerar la zona climática Köppen Geiger, los emplazamientos presentan características muy heterogéneas en sus dinámicas y con una marcada influencia de factores como los urbanos, los bioclimáticos, los socioeconómicos y sociopolíticos que explican relaciones entre focos de calor, dinámica climática, desigualdades sociales y riesgos climáticos.

Por otra parte, en la variable CKep, se verifica que al considerar el estrato poblacional, las características de los emplazamientos presentan condiciones más homogéneas (presencia de discriminantes) e implican una fuerte influencia de otros indicadores urbanos, sociopolíticos y socioeconómicos relacionados con focos de calor, situación del estado de derecho de la

población urbana e impactos por emisiones de carbono y, por último, en la variable CKlg, se demuestra que la condición de localización geográfica permite organizar los clústeres de emplazamientos más homogéneos dentro de las caracterizaciones, debido a la fuerte influencia y relación de los factores socioeconómicos y sociopolíticos muy discriminantes como son el impacto del carbono, el nivel de desarrollo humano y el estado de derecho de la población.

La identificación de características de grupos de emplazamientos puede ayudar a desarrollar estrategias que promuevan un desarrollo más sostenible, equilibrando el crecimiento económico con la protección del medio ambiente y la equidad social. De allí que, el enfoque del estudio fue inherentemente interdisciplinario, combinando elementos de la geografía, la sociología, la economía y la ciencia ambiental. Esto refleja la complejidad de los sistemas urbanos y la necesidad de abordarlos desde múltiples perspectivas para lograr una comprensión más completa.

Los grupos de emplazamientos metropolitanos propuestos no son definitivos y están sujetos, por un parte, a la toma de decisiones de gobiernos, investigadores, climatólogos y planificadores urbanos a mediano y largo plazo dentro de los entornos metropolitanos y, además, la variabilidad de sus dinámicas urbanas depende de variables no controlables como son las fluctuaciones climáticas globales futuras.

## 6. Referencias citadas

- ALONSO, M. F.; LONGO, K. M.; FREITAS, S.; MELLO DA FONSECA, R.; MARÉCAL, V.; PIRRE, M. & L. GALLARDO KLENNER. 2010. "An urban emissions inventory for South America and its application in numerical modeling of atmospheric chemical composition at local and regional scales". *Atmospheric Environment*, 44: 5072-5083. Disponible en: <http://doi:10.1016/j.atmosenv.2010.09.013>.
- ANDRADE-NUÑEZ, M. J. & M. AIDE. 2018. "Built-up expansion between 2001 and 2011 in South America continues well beyond the cities". *Environ. Res. Lett.* 13(8): 084006. Disponible en: <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aad2e3.at-1-km-resolution>.

- BANCO DE DESARROLLO DE AMÉRICA LATINA (CAF). 2014. *Índice de Vulnerabilidad y adaptación al cambio climático en la región de América Latina y el Caribe*, Disponible en: <http://scioteca.caf.com/handle/123456789/517>. [Consulta: agosto, 2020].
- BANCO MUNDIAL (BM). 2021. *Grupo de investigaciones sobre el desarrollo DatosGINI20112019*. Disponible en: <https://datos.bancomundial.org/indicador/SI.POV.GINI>. [Consulta: abril, 2022].
- BECK, H.; ZIMMERMANN, N. & T. McVICAR. 2018. "Present and future Köppen Geiger climate classification maps". *Scientific Data*. 5(1): 180214. Disponible en: <http://doi:10.1038/sdata.2018.214>.
- COMISIÓN ECONÓMICA PARA LA AMÉRICA LATINA (CEPAL). 2016. *Observatorio Demográfico de América Latina 2016*. Proyecciones de población. Disponible en: <https://www.cepal.org/es/publicaciones/>. [Consulta: septiembre, 2021].
- DEMOGRAFÍA DE ÁREAS URBANAS MUNDIALES (DWUA). 2018. Disponible en: <https://www.academia.edu/83652726/>. [Consulta: septiembre, 2021].
- DOBBS, C.; NITSCHKE, C. R. & D. KENDAL. 2014. "Global Drivers and Tradeoffs of Three Urban Vegetation Ecosystem Services". *PLoS ONE*, 9(11): e113000. Disponible en: <https://doi:10.1371/journal.pone.0113000>.
- GERMANWATCH e.v. 2018. *Índice de riesgo climático global*. Disponible en: <https://www.germanwatch.org/>. [Consulta: agosto, 2021].
- INICIATIVA DE OXFORD SOBRE POBREZA y DESARROLLO HUMANO (OPHI).2023. *Índice de pobreza multidimensional*. Disponible en: <https://ophi.org.uk/global-mpi-archive>. [Consulta: agosto, 2021].
- INSTITUTO DE DERECHO INTERNACIONAL DE PAZ y CONFLICTO ARMADO (IFHV). 2018. *Índice de riesgo global*. Disponible en: <https://weltrisikobericht.de/>. [Consulta: septiembre, 2021].
- JHONSON, R. & D. WICHERN. 2007. *Análisis Estadístico Multivariado Aplicado*. Disponible en: <https://www.webpages.uidaho.edu/>. [Consulta: julio, 2021].
- KASSAMBARA, A. 2017. *Guía práctica para análisis de clústeres en R. Machine Learning no supervisado Machine Learning .STHDA*. Disponible en: <https://xsluulab.github.io/Workshop/2021/week10/r-cluster-book.pdf>. [Consulta: febrero, 2022].
- MORAN, D.; KANEMOTO, K.; JIBORN, M.; WOOD, R.; TOBBEN, J. & K. SETO. 2018. "Carbon footprints of 13 000 cities". *Environ. Res. Lett.* 13(6): 064041. Disponible en <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aac72a>.
- NACIONES UNIDAS (NU). 2023. *Informe de los Objetivos de Desarrollo Sostenible 2023*. Edición especial. Unidas de estadísticas. Disponible en: [https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/The-Sustainable-Development-Goals-Report-2023\\_Spanish.pdf](https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/The-Sustainable-Development-Goals-Report-2023_Spanish.pdf). [Consulta: julio, 2024].

- OKE, T. R.; MILLS. G.; CHRISTEN, A. & J. VOOGT. 2017. *Urban Climates*. Cambridge University Press 2018. Edición ilustrada. Cambridge, UK. Disponible en: <https://doi.org/DOI:9780521849500>.
- ORGANIZACIÓN MUNDIAL DE LA SALUD (OMS). 2018. *Guías de calidad del aire relativas al material particulado*. Disponible en: <https://www3.paho.org/>. [Consulta: julio, 2021].
- ORGANIZACIÓN DE NACIONES UNIDAS PARA EL HABITAT (ONU-HABITAT). 2016. *El informe sobre los objetivos de desarrollo sostenible*. New York. USA. Disponible en: <https://www.un.org/development/desa/publications/sustainabledevelopmentgoals>. [Consulta: agosto, 2021].
- ORGANIZACIÓN METEOROLÓGICA MUNDIAL (OMM) 2021. *Servicio de información meteorológica mundial*. Disponible en: <https://worldweather.wmo.int/es/home.html>. [Consulta: junio, 2021].
- PANEL INTERGUBERNAMENTAL PARA EL CAMBIO CLIMÁTICO (IPCC). 2021. *Resumen para responsables de políticas en cambio climático 2021: La base de la ciencia física. Contribución del Grupo de Trabajo I al Sexto Informe de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático*. Cambridge University Press. Disponible en: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>. [Consulta: octubre, 2021].
- PANEL INTERGUBERNAMENTAL PARA EL CAMBIO CLIMÁTICO (IPCC). 2018b. *Calentamiento global de 1,5°C, informe especial del IPCC sobre los impactos del calentamiento global de 1,5°C por encima de los niveles preindustriales y las trayectorias relacionadas con las emisiones globales de gases de efecto invernadero, en el contexto del fortalecimiento de la respuesta global a la amenaza del cambio climático*. En: V. MASSON-DELMOTTE; P. ZHAI; H.Ö PÖRTNER; D. ROBERTS; J.; P. R. SHUKLA; A. PIRANI; ... & T. WATERFIELD (Eds.), Cambridge University Press, Incheon, Republic of Korea. Disponible en: <https://www.ipcc.ch/sr15/>. [Consulta: mayo, 2020].
- PENG, S.; PIAO, S.; CIAIS, P.; FRIEDLING STEINP.; OTTLER, C.; BREÏON, F.M. & R.B. MYNENI. 2012. "Surface urban heat island across 419 global big cities". *Environmental Science and Technology* 46: 696-703. Disponible: <https://doi.org/10.1021/es2030438>.
- PROGRAMA DE LAS NACIONES UNIDAS PARA EL DESARROLLO (PNUD). 2018. *Índices e indicadores de desarrollo humano 2018*. Nueva York, USA. Disponible en: <https://hdr.undp.org/>. [Consulta: julio, 2021].
- PROYECTO DE JUSTICIA GLOBAL. 2021. *Índice de estado de derecho. Datos actuales e históricos*. Disponible en: <https://worldjusticeproject.org/>. [Consulta: septiembre, 2021].
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. (R). 2023. *Un lenguaje y entorno para la computación estadística*. Viena, Austria: fundamentos para la informática estadística. Disponible en: <https://www.r-project.org/>. [Consulta: julio, 2021].
- STEWART, I. D & T. R. OKE. 2012. "Local climate zones for urban temperature studies". *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(12): 1.879-1900. Disponible en <https://doi.org/https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00019.1>.
- TABACHNICK B. & L. FIDELL. 2001. *Usando estadísticas Multivariadas*. Cuarta edición. Boston, USA.

UNIDAD DE INTELIGENCIA ECONÓMICA (EIU). 2017. *Reportajes especiales y multimedia*. Disponible en: [https://www.eiu.com/landing/special\\_reports](https://www.eiu.com/landing/special_reports). [Consulta: abril, 2021].

UNITED NATIONS, DEPARTMENT OF ECONOMIC AND SOCIAL AFFAIRS, POPULATION DIVISION (UN). 2019. *World Urbanization. Prospects: The 2018 Revision (ST/ESA/SER.A/420)*. New York, USA. Disponible en: <https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Report.pdf>. [Consulta: mayo, 2022].

WANG, Q. & H. TAKAHASHI. 1999. "A land surface water deficit model for an arid and semiarid region": Impact of desertification on the water deficit status in the Loess Plateau, China. *Journal of Climate*, 12: 244-257. Disponible en: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/>.

WU, X.; WANG, G.; YAO, R.; WANG, L.; YU, D. & X. GUI. 2019. "Investigating surface urban Heat Islands in South America based on MODIS Data from 2003–2016". *Remote Sens*, 11(10). Disponible en: <https://doi.org/10.3390/rs11101212>.

---

Lugar y fecha de finalización del artículo:  
marzo, 2024; Mérida, Venezuela;  
revisión: julio 2024

## ANEXO 1

Tabla 1. Indicadores propuestos

Tipo de Indicador	Unidad de medición	Fuente de datos
Geográfico (G)		
Altitud (cota)	(msnm)	Wu <i>et al.</i> , (2019)
Urbanos (U)		
Superficie urbana (Su)	Km <sup>2</sup>	Demographia World Urban
Densidad poblacional (Dp)	hab/km <sup>2</sup>	World Urbanization Prospects, The 2014-2018 Revision
Expansión Urbana (EU)	%de crecimiento urbano/año	Peng <i>et al.</i> , (201); Wu <i>et al.</i> , (2019)
Islas de Calor (ICU)	Diferencias temperatura urbana y rural (°C)	
Bioclimáticos (Bcl)		
Temperatura media (Tm)	(°C)	Organización Meteorológica
Precipitación media (Pp)	(mm/año)	Organización Meteorológica
Humedad promedio (H)	%/año	Organización Meteorológica
Índice de aridez (IA)	% de disponibilidad hídrica	Wang & Takahashi, (1999)
Socioeconómicos (Se)		
Población (Pob.)	Millones de habitantes	Demographia World Urban
Huella de carbono per cápita (Hcpc)	Toneladas/año	Morán <i>et al.</i> , (2018).
Emisión Urbana (CO2U)	Toneladas/año	Morán <i>et al.</i> , (2018).
Material particulado fino (PM2.5)	Micrómetros de diámetro	Guías de calidad del aire (OMS, 2014-2018)
Material particulado grueso (PM10)	Micrómetros de diámetro	
Energía (E)	Kilovatios por año (Kwh/año)	IPCC (Guidelines, 2006)
Intensidad de la energía (IE)	Relación costo de energía	IPCC (Guidelines, 2006)
Ingresos habitantes (GDP)	Miles de Millones de \$/año	Banco mundial, 2021
Tamaño economía (PIBU)	Miles de Millones de \$/año	Banco mundial, 2021
índice desigualdad social (GINI)	Nivel desigualdad hab/año	Banco mundial, 2021
Índice desarrollo humano (IDH)	Nivel de desarrollo hab/año	(PNUD, 2014-2018)
Sociopolíticos (Sp)		
Índice democracia (ID)	Nivel democrático /año	The Economist Intelligence Unit
Índice pobreza multidimensional(IPM)	Brechas SE/año	Oxford Poverty & Human
Índice de riesgo climático (IRC)	Pérdida de vidas /PIB	Germanwatch.
Índice de riesgos Globales (WR)	Adaptación-resiliencia	Universidad de Stuttgart;
Índice de justicia global (WJP)	Nivel estado de derecho	Proyecto de justicia global