

**Revista Facultad Nacional
de Salud Pública**

Revista Facultad Nacional de Salud Pública

ISSN: 0120-386X

ISSN: 2256-3334

Universidad de Antioquia

Sánchez-Monroy, Cindy Caterine
Sobrepeso y obesidad en adultos: aportes de un análisis geoespacial1
Revista Facultad Nacional de Salud Pública, vol. 41, núm. 2, e08, 2023, Mayo-Agosto
Universidad de Antioquia

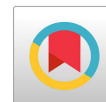
DOI: <https://doi.org/10.17533/udea.rfnsp.e351984>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=12076138008>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UAEV
redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto



Sobrepeso y obesidad en adultos: aportes de un análisis geoespacial*

Overweight and obesity in adults: contributions from a geospatial analysis

Sobrepeso e obesidade em adultos: contribuições de uma análise geoespacial

Cindy Catherine Sánchez Monroy¹

¹ Profesional en Gerencia en Sistemas de Información en Salud. Universidad de Antioquia, Colombia. cindy.sanchez@udea.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8725-3638>

Recibido: 14/12/2022. Aprobado: 08/05/2023. Publicado: 23/05/2023

Sánchez C. Sobrepeso y obesidad en adultos: aportes de un análisis geoespacial. Rev. Fac. Nac. Salud Pública. 2023;41(2):e351984. DOI: <https://doi.org/10.17533/udea.rfnsp.e351984>

Resumen

Objetivo: Realizar un análisis geoespacial del comportamiento de sobrepeso y obesidad basado en la “Encuesta Nacional de Situación Nutricional” de 2015. **Metodología:** Se aplica un modelo de análisis geoespacial de distribución espacial transversal a partir de la Encuesta, a escala departamental. Para lograrlo, se calculan las prevalencias de sobrepeso, obesidad clase I, II y III según el índice de masa corporal y la obesidad abdominal en mujeres y hombres de acuerdo con la circunferencia de cintura. Se utilizan herramientas de sistemas de información geográfica, como el índice de Moran Global, el índice local de autocorrelación espacial (LISA) y el G* Getis Ord, para determinar los patrones de agrupaciones altas y bajas prevalencias. **Resultados:** Los conglomerados locales ilustrados en los mapas demuestran que sus residuales están distribuidos normalmente en el espacio. Se observa

una aleatoriedad en el modelo de la autocorrelación espacial. Las agrupaciones de LISA alta-alta se presentan en diez departamentos con estas condiciones (La Guajira, Magdalena, Atlántico, Sucre, Cesar, Norte de Santander, Córdoba, Antioquia, Chocó y Cundinamarca). Según el índice de masa corporal, el 38,5 por cada 100 habitantes tienen sobrepeso; el 20,9 por cada 100 habitantes presenta obesidad, y según la circunferencia de cintura, 53,2 por cada 100 habitantes tiene obesidad abdominal. **Conclusiones:** La distribución espacial del sobrepeso y la obesidad puede estar condicionada con variables sociodemográficas tratadas en el estudio. El país tiene el reto de continuar implementando acciones poblacionales en salud pública para disminuir estas condiciones.

-----**Palabras clave:** adultos, enfermedades no transmisibles, modelo geoespacial, obesidad, sistema de información geográfica, sobrepeso

* El texto es producto de la investigación: “Sobrepeso y obesidad en adultos: aportes de un análisis geoespacial”, realizada en la Universidad San Buenaventura, en la Especialización de Sistemas de Información Geográfica. Fecha de inicio: _ septiembre de 2021; fecha de terminación: junio de 2022

Abstract

Objective: To carry out a geospatial analysis of the behavior of overweight and obesity based on the “National Survey of Nutritional Situation” of 2015. **Methodology:** A geospatial analysis model of transversal spatial distribution is applied from the Survey, on a departmental scale. To achieve this, the prevalence of overweight, class I, II and III obesity according to body mass index and abdominal obesity in women and men according to waist circumference are calculated. Geographic information system tools, such as the Global Moran Index, Local Spatial Autocorrelation Index (LISA), and G* Getis Ord, are used to determine patterns of high clustering and low prevalence. **Results:** The local clusters illustrated on the maps demonstrate that their residuals are normally distributed in space. A randomness is observed in the spatial autocorrelation

model. High-high LISA clusters occur in ten departments with these conditions (La Guajira, Magdalena, Atlántico, Sucre, Cesar, Norte de Santander, Córdoba, Antioquia, Chocó and Cundinamarca). According to the body mass index, 38.5 per 100 inhabitants are overweight; 20.9 per 100 inhabitants are obese, and according to waist circumference, 53.2 per 100 inhabitants have abdominal obesity. **Conclusions:** The spatial distribution of overweight and obesity may be conditioned by the sociodemographic variables treated in the study. The country has the challenge of continuing to implement population actions in public health to reduce these conditions. -----**Keywords:** adults, noncommunicable diseases, geospatial model, obesity, geographic information system, overweight.

Resumo

Objetivo: Realizar uma análise geoespacial do comportamento do sobrepeso e da obesidade com base na "Pesquisa Nacional de Situação Nutricional" de 2015. **Metodologia:** Aplica-se um modelo de análise geoespacial de distribuição espacial transversal da Pesquisa, em escala departamental. Para isso, calcula-se a prevalência de sobrepeso, obesidade graus I, II e III segundo o índice de massa corporal e obesidade abdominal em mulheres e homens segundo a circunferência da cintura. As ferramentas do sistema de informações geográficas, como o Índice de Moran Global, o Índice de Autocorrelação Espacial Local (Smooth) e o G* Getis Ord, são usadas para determinar padrões de alto agrupamento e baixa prevalência. **Resultados:** Os clusters locais ilustrados nos mapas demonstram que seus resíduos são normalmente distribuídos no espaço. Uma aleatoriedade é observada no modelo de

autocorrelação espacial. Grupos de tainhas alto-alto ocorrem em dez departamentos com essas condições (La Guajira, Magdalena, Atlántico, Sucre, Cesar, Norte de Santander, Córdoba, Antioquia, Chocó e Cundinamarca). De acordo com o índice de massa corporal, 38,5 por 100 habitantes estão acima do peso; 20,9 por 100 habitantes são obesos e, segundo a circunferência da cintura, 53,2 por 100 habitantes têm obesidade abdominal. **Conclusões:** A distribuição espacial do sobrepeso e da obesidade pode estar condicionada pelas variáveis sociodemográficas tratadas no estudo. O país tem o desafio de continuar implementando ações populacionais em saúde pública para reduzir esses agravos. -----**Palavras-chave:** adultos, doenças não transmissíveis, modelo geoespacial, obesidade, sistema de informação geográfica, excesso de peso

Introducción

El sobrepeso y la obesidad es una “acumulación anormal o excesiva de grasa que puede ser perjudicial para la salud” y, a su vez, se presenta como riesgo para enfermedades no transmisibles (ENT) [1]. En los últimos años [2], estas condiciones siguen aumentando y según la Organización Mundial de la Salud (OMS) [3], las ENT causan 41 millones de muertes cada año, convirtiéndose en un problema de salud pública que amenaza con obstaculizar el desarrollo económico y social a nivel mundial [4].

Este problema de salud pública es tema de investigación. Sin duda, estas condiciones son factores de riesgo que el mundo trata de “controlar” [5], lo que ha permitido generar aportes como la “Encuesta Nacional

de Situación Nutricional” (ENSIN) [6], que revisa el estado de salud de poblaciones de interés en Colombia con datos recopilados quinquenalmente. En la actualidad, la Encuesta lleva tres versiones: 2005, 2010 y 2015 [7]. A partir de los datos de la ENSIN, se han elaborado estudios, como el asociar la enfermedad con el número de comidas/día o el nivel socioeconómico [5,8]. Sin embargo, otros estudios buscan respuestas mediante la vinculación de estas condiciones con otras comorbilidades, por ejemplo, con la hipertensión y el síndrome metabólico [9], y con el accidente cerebrovascular, la diabetes tipo 2 y enfermedades cardiovasculares [10,11]. No obstante, son pocos los autores que usan los análisis espaciales en salud pública.

Pese a ese poco uso de esos instrumentos, los sistemas de información geográfica (SIG) y la epidemiología

espacial han sido herramientas fundamentales [12,13] para determinar la variación y los comportamientos de vecindad a nivel espacial en las enfermedades [14]. Kang-Tsung [15], Maheswaran y Craglia [16], Chrisman [17] y Goodchild y Haining [18,19] definen los SIG como un sistema de información que contiene etapas desde la adquisición hasta la presentación de información geográfica [20]; además, son una “respuesta a necesidades humanas de gestión y análisis de la información” [21]. Del mismo modo, Anselin y Getis [20], Goodchild [22] y Maguire [23] mencionan que la importancia de los SIG son los modelos espaciales y métodos estadísticos, que permiten la creación de escenarios a partir de la información [24] y la integración de planos, mapas y dibujos en una misma escala [25]. Cabe resaltar que la aplicación de los SIG se ha incrementado en los últimos años [25], donde importantes autores como Roger Tomlinson (padre del SIG) [25,26] y John Snow (padre de la epidemiología moderna) [17] han ayudado a promover y desarrollar los SIG en campos de la epidemiología y la salud pública (SIG-EPI) [25].

En un análisis geoespacial usando herramientas SIG son muy importantes el índice de Moran Global (I^{*}Moran Global), porque este mide la asociación global del territorio; el índice de Moran Local de Anselin, que también es conocido como el índice local de autocorrelación espacial (Local Indicators of Spatial Association, LISA), muy utilizado para observar la dependencia espacial en la ocurrencia de la enfermedad y su áreas de agrupación espacial (*clustering*), y el G* Getis Ord, para la identificación de los conglomerados a nivel espacial que tiene la enfermedad, y sobre la base de autocorrelación espacial se usan los residuales de los mínimos cuadrados ordinarios (Ordinary Least Squares, OLS) o la regresión ponderada geográficamente. En el apartado “Discusión” se mencionan algunos análisis espaciales realizados en países latinoamericanos y sus resultados [12,27-29].

Finalmente, todos estos aportes de los SIG y la epidemiología espacial, en términos de salud pública, posibilitan dilucidar los problemas de salud pública y emitir respuestas para la toma de decisiones. No obstante, si bien en investigaciones previas se carece de estudios que realicen un análisis geoespacial, este puede ser muy útil en estudios de cohorte y transversales y observarlo geográficamente, e identificar factores poblacionales que pueden servir para hacer políticas públicas, planes, programas y proyectos.

De esta manera, el objetivo de este estudio es realizar un análisis geoespacial del comportamiento de sobrepeso y obesidad basado en la encuesta de la ENSIN de 2015.

Metodología

En esta sección se describen el lugar de estudio, las fuentes de información, la población y las variables de interés.

Área de estudio

Colombia está ubicado en América del Sur y tiene 32 departamentos y el Archipiélago de San Andrés y Providencia. Limita al norte con el océano Atlántico y el mar Caribe; al occidente, con el océano Pacífico; al oriente, con Venezuela, y al sur, con Ecuador, Perú y Brasil.

Para el estudio, se utiliza el sistema de coordenadas proyectado Universal Transverse Mercator (UTM) (World Geodetic System, WGS) 1984, con el hemisferio sur en la zona 18.

Fuente de información

Para obtener los datos se realiza un análisis de datos secundarios con la base de datos de la ENSIN del 2015 [6], a cargo del Instituto Colombiano de Bienestar Familiar, el Ministerio de Salud y Protección Social, el Departamento Administrativo para la Prosperidad Social, el Instituto Nacional de Salud, la Organización Panamericana de la Salud y la OMS.

Los datos son tomados de las bases de datos de antropometría y de actividad física (submuestra de la ENSIN) de los adultos de 18 a 64 años y de los estándares de la OMS para clasificar el sobrepeso y la obesidad en kg / m² según el índice de masa corporal (IMC) [30], donde el rango normal es 18,50-24,99; sobrepeso: 25,00-29,99; obesidad clase I: 30,00-34,99; obesidad clase II: 35,00-39,99; obesidad clase III $\geq 40,00$. También se utiliza el trabajo de Ko y Tang [31] para clasificar la obesidad abdominal en hombres y mujeres con la circunferencia de cintura en cm, donde la obesidad abdominal ≥ 90 cm en hombres y ≥ 80 cm en mujeres, con ambas referencias para la edad de estudio.

Es necesario aclarar que se toma la variable IMC de la base de datos ya calculada y luego se clasifica según el criterio de la OMS.

Población

En la base de datos de la ENSIN de antropometría se encuentran 137 579 personas encuestadas, de los cuales 73 441 tienen de 18 a 64 años y no están en embarazo o posparto. Para llegar a ello, se realiza un proceso de limpieza de los datos, antes de extraer las variables de interés, eliminando datos atípicos dentro del comportamiento natural de cada variable. En la Figura 1 se describe el detalle de la depuración y, por último, se extraen solo las variables de interés y se unen con las variables de interés de la base de datos de actividad física.

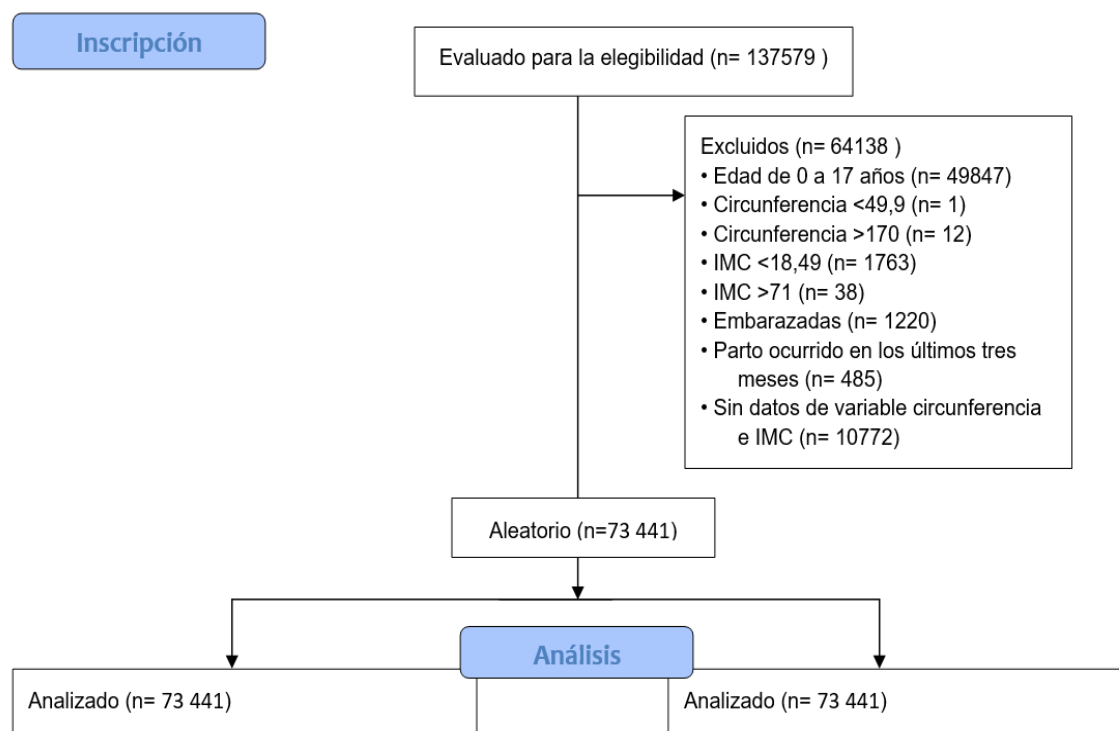


Figura 1. Criterios de selección de la muestra.

Variables de interés

La variable dependiente representa el número de personas con sobrepeso/obesidad en cada departamento. Las variables independientes (llamadas “variables explicativas”) son población, sexo, edad, nivel educativo, etnia, régimen de aseguramiento, cumplimiento de las recomendaciones de actividad física de 150 minutos en la semana y cercanía a parques/centros de recreación (véase Tabla 1).

Análisis estadístico

Se lleva a cabo recategorizando la variable de circunferencia y el IMC en el *software* Statistical Package for Social Sciences de International Business Machine (IBM® SPSS®) versión 25, con licencia de la Universidad de Antioquia. Para el análisis descriptivo se calcula la prevalencia de sobrepeso y la obesidad de cada departamento y se elaboran los gráficos. La fórmula es la siguiente [32]:

$$p = \frac{\text{número total de individuos con sobrepeso u obesidad}}{\text{número total de la población estudiada}} \times 100$$

Análisis espacial

Para el análisis geoespacial se usó el *software* ArcGIS versión 10.8, con licencia de la Universidad San Buenaventura. A este se cargó la capa de la división político-administrativa de Colombia a la Geodatabase y se agregaron los geodatos utilizando la herramienta ArcToolbox a la capa de departamentos, con los atributos analizados y la tabla de datos depurada y recategorizada con los valores absolutos de los 32 departamentos.

Para lograrlo, se inició un análisis exploratorio con todas las variables para identificar si los datos tienen una distribución normal y se hizo el geoproceso del OLS con su fórmula [33]. Luego, se realizó un test (criterio de rendimiento y criterio de ausencia de redundancia), para determinar cuál modelo se ajustaba a las variables significativas, donde se permutaron las variables independientes 999 veces, hasta encontrar el mejor coeficiente de determinación ajustado ($\text{adj}R^2$) ($> 0,5$) y el menor criterio de información de Akaike corregido (AICc).

Estas últimas herramientas se utilizan para cumplir con el criterio de rendimiento, que identifica si las variables explicativas dan cuenta de la variación de la variable dependiente. Asimismo, se debe cumplir el criterio de ausencia de redundancia o multicolinealidad con el

Tabla 1. Variables del estudio

Característica		Sexo				Total	
		Hombre		Mujer			
		n	%	n	%	n	%
Edad	Juventud (18-26 años)	8048	24,57	9161	22,52	17 209	23,43
	Adultez (27-64 años)	24 705	75,43	31 527	77,48	56 232	76,57
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00
Obesidad abdominal	Sí	13 362	40,80	25 689	63,14	39 051	53,17
	No	19 247	58,76	14 689	36,10	33 936	46,21
	Sin dato*	144	0,44	310	0,76	454	0,62
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00
IMC	Clase I	4067	12,42	7205	17,71	11 272	15,35
	Clase II	785	2,40	2307	5,67	3092	4,21
	Clase III	197	0,60	778	1,91	975	1,33
	Normal	14 790	45,16	14 831	36,45	29 621	40,33
	Sobrepeso	12 848	39,23	15 398	37,84	28 246	38,46
	Sin dato*	66	0,20	169	0,42	235	0,32
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00
Etnia	Indígena	2615	7,98	3171	7,79	5786	7,88
	Negro / mulato / afrocolombiano / afrodescendiente / palenquero de San Basilio	3057	9,33	3754	9,23	6811	9,27
	Sin pertenencia étnica	26 776	81,75	33 359	81,99	60 135	81,88
	Sin dato*	305	0,93	404	0,99	709	0,97
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00
Escolaridad	Entre primaria completa y secundaria incompleta (5-10 años)	10 116	30,89	12 262	30,14	22 378	30,47
	Entre secundaria completa y superior incompleta (11-15 años)	13675	41,75	17 820	43,80	31 495	42,88
	Menos de primaria completa (0-4 años)	6618	20,21	7403	18,19	14 021	19,09
	Superior completa y más (16-24 años)	2151	6,57	3079	7,57	5230	7,12
	Sin dato*	193	0,59	124	0,30	317	0,43
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00
Aseguramiento	No afiliado	2477	7,56	1507	3,70	3984	5,42
	Régimen contributivo o especial	12 772	38,99	16 055	39,46	28 827	39,25
	Régimen subsidiado	17 280	52,76	23 011	56,55	40 291	54,86
	Sin dato*	224	0,68	115	0,28	339	0,46
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00

Característica		Sexo				Total	
		Hombre		Mujer			
		n	%	n	%	n	%
Parques cercanos	No	3137	9,58	3655	8,98	6792	9,25
	Sí	4644	14,18	4844	11,91	9488	12,92
	Sin dato*	5	0,02	5	0,01	10	0,01
	No encuestados**	24 967	76,23	32 184	79,10	57 151	77,82
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00
Actividad física 150 minutos por semana	No	2977	9,09	4963	12,20	7940	10,81
	Sí	4804	14,67	3536	8,69	8340	11,36
	Sin dato*	5	0,02	5	0,01	10	0,01
	No encuestados**	24 967	76,23	32 184	79,10	57 151	77,83
Total		32 753	100,00	40 688	100,00	73 441	100,00

* El porcentaje de datos perdidos es de 0,26 %.

**La base de datos de actividad física en la ENSIN es una submuestra, se encontraron 57151 personas que no se encuestaron y no se tuvieron en cuenta para los resultados.

Fuente: Elaboración propia, a partir de datos tomados de la ENSIN [7].

factor de inflación de la varianza (*variance inflation factor*, VIF), para determinar si las variables explicativas son independientes entre sí. Si no lo son, se deben remover, porque existe multicolinealidad y este valor siempre debe ser menor que 7,50.

El test mencionado se lleva a cabo para elegir el mejor modelo espacial de la autocorrelación y es con el fin de garantizar la relación lineal entre estas variables y la variable respuesta.

Luego, se aplicó el índice de Moran Global con los residuales del OLS con su fórmula [34, p. 52], donde la interpretación es similar al coeficiente de correlación r , en el cual, si el valor es cercano a 0, no hay correlación espacial y su distribución es al azar. Los valores oscilan entre +1 y -1, es decir, el resultado es una autocorrelación perfecta positiva que indica la existencia de una dependencia espacial y una autocorrelación perfecta negativa respectivamente que indica distinción geográfica en sus unidades.

Después, se corrieron los geoprocesos, utilizando técnicas espaciales como LISA, con su fórmula [34, p. 58; 35, p. 192], que es el recuento de sus departamentos vecinos (en una observación geográfica), y el G* Getis Ord [36], para analizar qué tan correlacionados están espacialmente los datos.

Es de aclarar, primero, que todos estos indicadores se encuentran en el *software* ArcGIS por medio de ArcMap (herramienta de minería de datos) y se pueden ejecutar a partir de una tabla de datos georreferenciados; y segundo, que en el estudio no se tuvieron en cuenta las frecuencias

de variables sin datos, ya sean perdidos o mediciones no evaluadas (no entrevistados por la ENSIN) [7].

La estructura del geoalmacenamiento de los geodatos se dividió en dos partes: la primera (véase, en el apartado de “Resultados”, la Figura 3) es el resultado del LISA y la segunda (véase figura 4) es el índice G* Getis Ord. En la Figura 3 se observa el color blanco para geodatos *no significativos*; el gris oscuro (el color tiene un 70 %), para departamentos con frecuencias por encima del promedio (*alto-alto o High-High*); el gris claro (el color tiene el 10 %) para departamentos con frecuencias inferiores al promedio (*bajo-bajo o Low-Low*); el gris claro (el color tiene el 50 %) para departamentos con frecuencias altas y rodeados por departamentos con frecuencias bajas al promedio (*alto-bajo o High-Low*), y el gris claro (el color tiene el 30 %) para departamentos con frecuencias bajas y rodeados por departamentos con frecuencias altas al promedio de media (*bajo-alto o Low-High*).

En la Figura 4 (que también se presenta en el apartado “Resultados”), la geovisualización del G* Getis Ord se representó con cuatro colores degradados del gris claro (el color con el 30 %) al gris oscuro (el color con el 70 %) para las altas frecuencias, llamadas “puntos calientes” (*hot spots*), y los colores degradados del azul claro (el color con el 30 %) al azul oscuro (el color con el 70 %) para las bajas frecuencias llamadas “puntos fríos” (*cold spots*). Estos puntos fríos y calientes son agrupados estadísticamente significativos con un nivel de confianza de 95 %.

Consideraciones éticas

Este estudio cumple con los criterios enunciados en los “Principios éticos para las investigaciones médicas en seres humanos”, enunciados por la Asociación Médica Mundial en la “Declaración de Helsinki” [37], y con lo determinado en la Resolución 8430 de 1993 [38], con riesgo mínimo por trabajar con datos secundarios anonimizados por parte de la ENSIN.

Además, no se cuenta con aprobación del Comité de Ética de la Universidad San Buenaventura, debido a que se trabaja con datos secundarios que no afectan la confidencialidad ni información privada de las personas.

Resultados

En la Tabla 2, se muestra que las condiciones estudiadas fueron significativas ($< 0,001$); la prevalencia del sobrepeso es el 38,6 (28 246 / 73 206) por cada 100 habitantes, y en la obesidad abdominal prevalece el 53,5 (39 051 / 72 987) por cada 100 habitantes. Las mujeres prevalecen 22,6 puntos por encima de la obesidad en los hombres.

Resultados del análisis espacial

En la Tabla 3 se presentan las variables dependientes asociadas al mejor modelo obtenido por el OLS y el I²Moran Global, con significación de valores de p . Los modelos se consideran buenos para el análisis espacial, debido a que los residuales están distribuidos en forma normal.

Tabla 2. Prevalencias según el IMC y la circunferencia de cintura por el sexo.

Característica	Hombre		Mujer		Total		p**
	n	Prevalencia*	n	Prevalencia*	n	Prevalencia (Global)*	
Obesidad abdominal***							
Sí	13 362	41,0	25 689	63,6	39 051	53,5	< 0,001
No	19 247	59,0	14 689	36,4	33 936	46,5	
Total	32 609	100	40 378	100	72 987	100	
Datos según IMC							
Peso normal	14 790	45,2	14 831	36,6	29 621	40,5	< 0,001
Sobrepeso	12 848	39,3	15 398	38,0	28 246	38,6	
Obesidad clase I	4067	12,4	7205	17,8	11 272	15,4	
Obesidad clase II	785	2,4	2307	5,7	3092	4,2	
Obesidad clase III	197	0,6	778	1,9	975	1,3	
Total	32 687	100	40 519	100	73 206	100	

IMC: índice de masa corporal.

* Para el cálculo de las prevalencias, solo se tomaron los datos válidos.

** El estadístico de chi-cuadrado es significativo en el nivel 0,05.

*** Datos según la circunferencia de cintura.

Fuente: Elaboración propia, a partir de datos tomados de la ENSIN [7].

Tabla 3. Resultados de autocorrelación espacial

Variable dependiente	OLS			Índice de Moran Global (residuales)			
	AdjR2	AICc	VIF	Modelo	Valor p	Puntuación Z	Resultado
Obesidad abdominal en mujer	0,97	365,70	3,54	Menos de primaria Secundaria No afiliado	0,964080	0,045034	-0,029530 No clústeres
Obesidad abdominal en hombre	0,91	365,34	6,50	Afrocolombianos Ocupación formal Subsidiado No afiliado No actividad física	0,519512	0,598491	-0,008045 No clústeres

Sobrepeso	0,99	333,43	5,14	Ocupación informal Contributivo No afiliado No tiene parques	0,467835	-0,726007	-0,059174 No clústeres
Obesidad clase I	0,93	336,98	6,87	Primaria Secundaria Afrocolombianos Sí tiene parques	0,390352	0,858979	0,001753 No clústeres
Obesidad clase II	0,81	295,40	6,80	Afrocolombianos Ocupación informal Contributivo No actividad física	0,758963	0,306843	-0,019403 No clústeres
Obesidad clase III	0,52	256,56	6,72	Primaria Educación superior Sin etnia	0,828672	0,216406	-0,022937 No clústeres

adjR2: Coeficiente de determinación ajustado; AICc: Criterio de información de Akaike corregido; OLS: Mínimo cuadrados ordinarios; VIF: Factor de inflación de la varianza.

En cuanto al valor p , los modelos difieren entre la obesidad abdominal y la obesidad clase II y clase III; sin embargo, para el sobrepeso y la obesidad clase I es significativo con valor $p < 0,05$; sin embargo, el sobrepeso es de $-0,72$, es decir, autocorrelación negativa, donde su localización espacial es disímil entre sus vecinos.

Las mujeres con obesidad abdominal con el I'Moran Global es de $0,45$ ($p = 0,964$) y de $0,59$ ($p = 0,519$) en la prevalencia de la obesidad abdominal en hombres; esto indica que existe autocorrelación positiva y aleatorización espacial en ambos sexos.

La obesidad según el IMC en la clase I, I'Moran Global es $0,85$ ($p = 0,390$); la clase II, $0,30$ ($p = 0,758$), y la clase III, $0,21$ ($p = 0,828$), lo cual indica que existe aleatorización, sus residuales se distribuyen de forma normal en el espacio y tiene una autocorrelación espacial positiva, es decir, la variable aleatoria tiene una tendencia de agruparse en el espacio.

Por lo anterior, los valores del I'Moran Global oscilan entre $0,8$ y $-0,7$ en las seis variables dependientes del estudio, aceptando la hipótesis nula, es decir, la configuración espacial es aleatoria.

Adicionalmente, se reporta el resultado del modelo de la autocorrelación espacial (véase Tabla 2). Las variables independientes mencionadas en la tabla 1 son los factores que hay que tener en cuenta para implementar acciones y aumentar las estrategias poblacionales, con el fin de disminuir la prevalencia de estas condiciones de salud.

En la Figura 2 se presenta el mapa de las prevalencias. Llama la atención que Vichada, después del Archipiélago San Andrés, tiene mayores prevalencias en la obesidad abdominal, sobrepeso y obesidad clase I. El sobrepeso se observa en el sur de Colombia y la obesidad abdominal está en el norte del país, zona costera.

En la Figura 3 se muestra el mapa del índice Moran local de Anselin, donde se presentan agrupaciones o clústeres. Por un lado, llama la atención que depar-

tamentos “alto-alto”, como lo son Antioquia, Córdoba, Bolívar, Sucre, Cesar y Magdalena, tienen mayor riesgo independientemente de sus departamentos vecinos de tener la obesidad abdominal en mujeres y hombres. En 6 departamentos “alto-alto” para la obesidad abdominal en mujeres y en 9 departamentos “alto-alto” para la misma en hombres, los porcentajes son del $18,7\%$ ($6/32$) y del $28,1\%$ ($9/32$) respectivamente.

Por otro lado, se presenta un clúster “alto-alto” en la obesidad clase I (Chocó, Antioquia, Córdoba, Bolívar, Sucre, Magdalena y Cesar) y en el sobrepeso, de $21,8\%$ ($7/32$) (Antioquia, Córdoba, Bolívar, Sucre, Magdalena, Cundinamarca y Norte de Santander). Por último, en la clase II es $9,09\%$ ($3/33$) y en la clase III no existen conglomerados.

En la Figura 4, el mapa del indicador G^* de Getis Ord demuestra que existe una concentración de los departamentos. Esto se evidencia en las zonas de color gris oscuro, es decir, hay un conglomerado, con respecto a los departamentos vecinos de Córdoba, de la obesidad abdominal de las mujeres de $12,5\%$ ($4/32$), y en los hombres, de $15,6\%$ ($5/32$). En la obesidad según el IMC hay *HotSpot* 99% (puntos calientes), es decir, existe conglomerado de la enfermedad, en la clase I, de $18,7\%$ ($6/32$); en la clase II, de $12,5\%$ ($4/32$), y en la clase III no existe relación con sus departamentos vecinos y no hay significancia con respecto a los departamentos. En el sobrepeso existe autocorrelación *HotSpot* 99% de coincidencia con el $9,37\%$ ($3/32$). En conclusión, para la obesidad abdominal y el sobrepeso en mujeres y hombres se detectaron puntos calientes, con el 99% de coincidencia en los departamentos de Córdoba, Sucre y Magdalena.

Es necesario aclarar (véanse figuras 3 y 4) que el sobrepeso y la obesidad se encuentran agrupados en el noroccidente de Colombia y se resalta un aumento en la costa Atlántica.

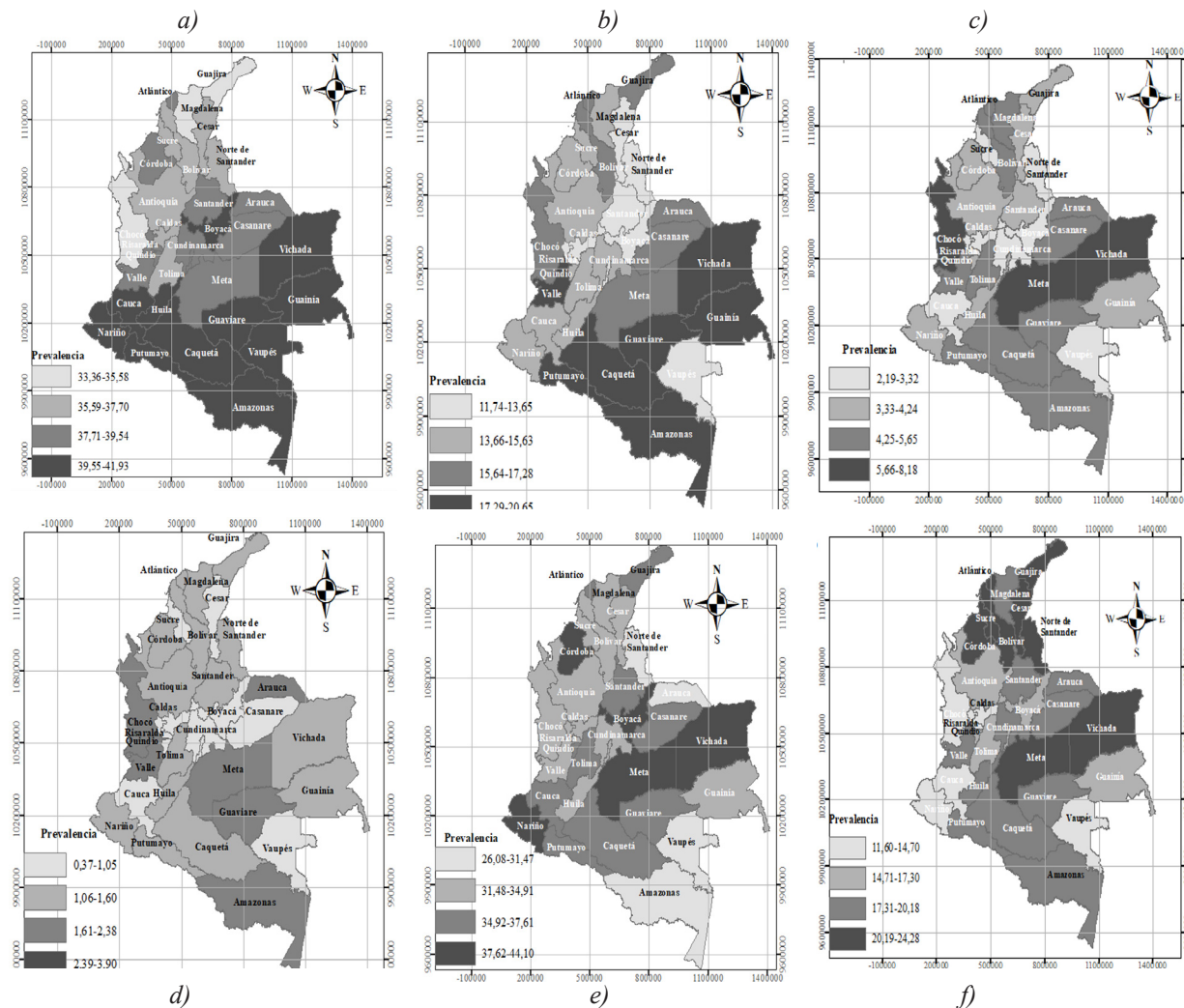


Figura 2. Distribución espacial de las prevalencias de sobrepeso y obesidad. a. prevalencias del sobrepeso; b. prevalencias de la obesidad clase I; c. prevalencias de la obesidad clase II; d. prevalencias de la obesidad clase III; e. prevalencia de la obesidad abdominal en la mujer; f. prevalencia de la obesidad abdominal en el hombre.

Discusión

En el estudio se demuestra, con el uso de las herramientas I*Moran Global, los clústeres, LISA y G* Getis Ord, que las variables dependientes analizadas tienen aleatorización, marcando la necesidad de realizar estrategias en salud pública en los departamentos del noroccidente con puntos calientes mencionados en el estudio.

Un hallazgo de este estudio es la predicción de altas prevalencias en las zonas costeras, como el Archipiélago de San Andrés y La Guajira, lo que plantea la necesidad de desarrollar programas de salud pública que mejoren las condiciones de salud de esta población.

Cabe resaltar que estas zonas costeras también se ven marcadas con estas condiciones en estudios latinoamericanos, como Hernández-Vásquez *et al.* [28], quienes muestran que existe mayor prevalencia de obesidad

y sobrepeso en zonas costeras de las regiones Tacna, Moquegua, Callao, Lima e Ica de Perú. Además, se observa que la prevalencia es más alta en el área urbana con respecto al sobrepeso de 199 distritos, donde 126 son urbanos (63 %) y 73 rurales (37 %).

Por su parte, Hernández-Vásquez *et al.* [29] presentan un estudio similar de resultados de mayor prevalencia en zonas urbanas costeras, que coinciden con el mayor índice de riqueza comparado con la selva y la sierra.

A diferencia de los dos últimos artículos referenciados, en este estudio no se tienen datos diferenciados con lo urbano y rural, pero ello plantea la necesidad de efectuar un análisis espacial desde este punto de vista.

Además, en este estudio se encontró dependencia espacial en la ocurrencia del sobrepeso-obesidad, situación similar al artículo publicado en el 2023 por Muñoz *et al.* [39], donde se observa el patrón dietético como

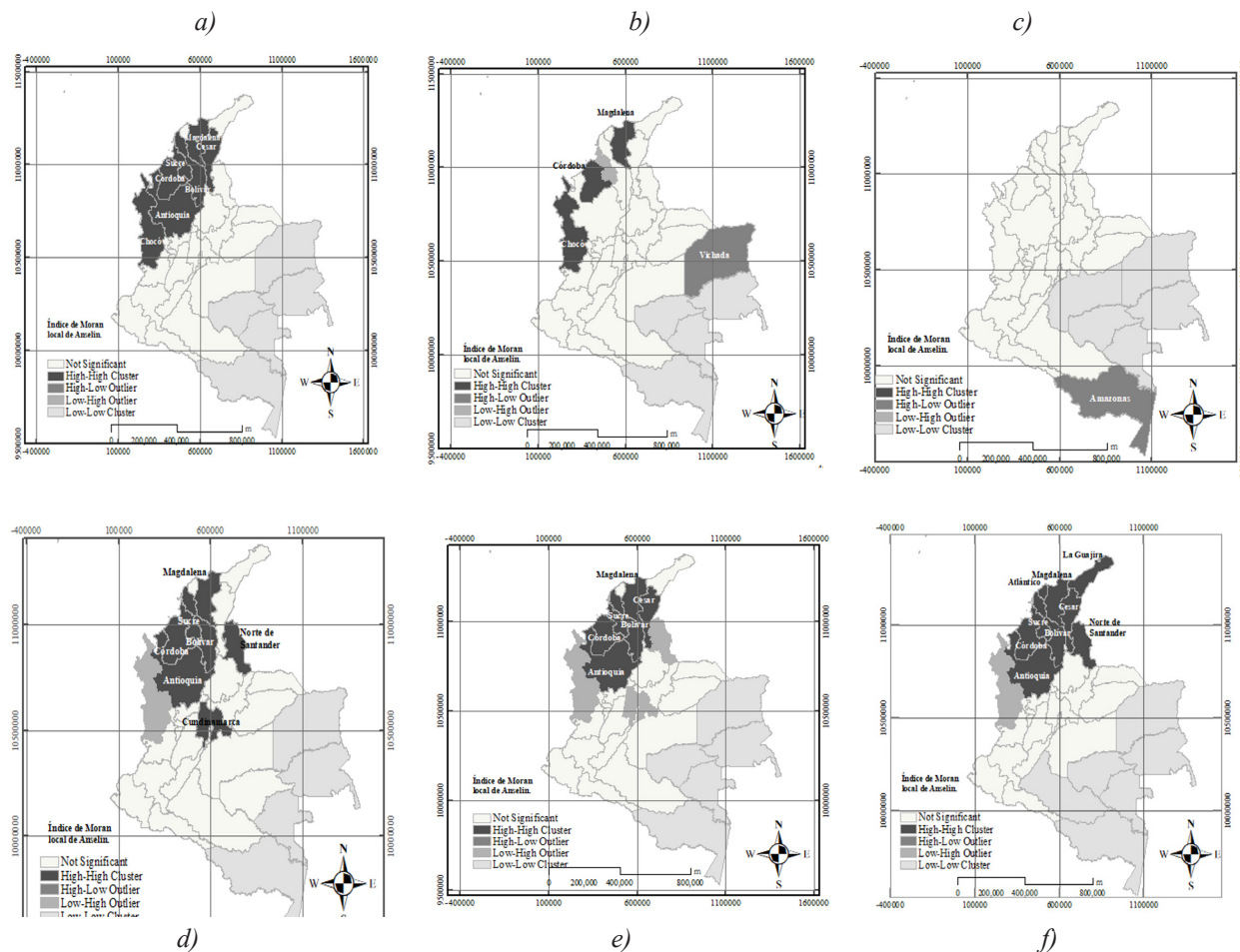


Figura 3. Análisis de agrupamiento espacial de Anselin. a. Mapa de la obesidad clase I; b. mapa de la obesidad clase II; c. mapa de la obesidad clase III; d. mapa del sobrepeso en Colombia; e. mapa de la obesidad abdominal de las mujeres; f. mapa de la obesidad abdominal de los hombres.

factor clave por departamentos según el nivel socioeconómico en Colombia.

Otro hallazgo es la similitud en alta prevalencia del exceso de peso en las mujeres de Colombia y muchos estudios [8,27,40-42] demuestran la formulación de la urgencia en salud pública que se requiere. Estas altas prevalencias trazan la necesidad de realizar una continua vigilancia del IMC y de la circunferencia de cintura, y ejecutar políticas en salud para la prevención, el tratamiento y la rehabilitación de estas condiciones de salud de los colombianos.

Al comparar prevalencias del año 2020, se reportó un estudio [43] realizado en cinco ciudades principales de Colombia (Bogotá, Medellín, Cali, Barranquilla y Bucaramanga), donde se encontró prevalencia de exceso de peso corporal del 57,5 % (36,2 % sobrepeso, 21,3 % obesidad) y en obesidad abdominal fue del 34,4 %, mientras que en este estudio la prevalencia sobrepeso-obesidad es 2 puntos por encima de estos resultados del 2020.

Limitaciones

Se tienen limitaciones en los resultados, porque pueden tener sesgos cuando no se cuenta con información a escalas detalladas sino globales, es decir, a escala departamental. Sin embargo, este estudio ha sido el único en realizar un análisis espacial con estos datos secundarios.

Otra limitación que se presenta es cuando no se cumple el principio de completitud en los datos secundarios, porque los resultados pueden estar sesgados. Igualmente, aunque sea la última versión de la ENSIN, ya han pasado muchos años y el dato no es actualizado para conocer con certeza las condiciones en salud.

Conclusiones

En el análisis geoespacial de las prevalencias, se puede concluir, por un lado, que se presentaron altas prevalencias de las condiciones estudiadas en dos departamentos,

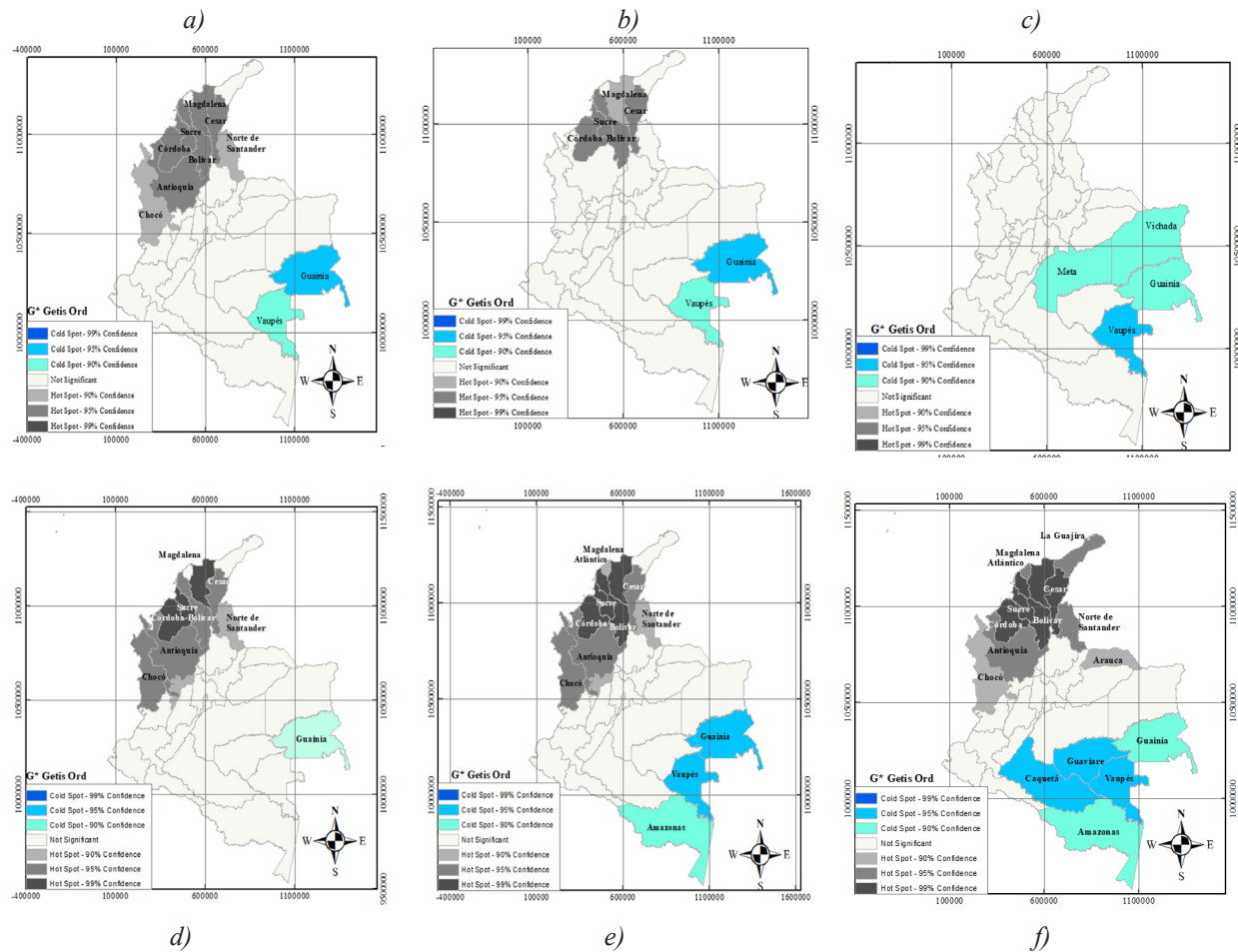


Figura 4. Análisis de agrupamiento espacial de G* Getis Ord. a. Mapa de la obesidad clase I; b. mapa de la obesidad clase II; c. mapa de la obesidad clase III; d. mapa del sobrepeso en Colombia; e. mapa de la obesidad abdominal en mujeres; f. mapa de la obesidad abdominal en hombres.

en el Archipiélago de San Andrés y Providencia, y en Vichada. A su vez, las condiciones de salud estudiadas con el IMC prevalecen en los departamentos del sur de Colombia, mientras que las condiciones estudiadas con la circunferencia de cintura prevalecen en el norte del país. Además, en cuanto al sexo, se evidenciaron altas prevalencias de obesidad en las mujeres.

Por otro lado, la predicción realizada con los índices evidencia altas de prevalencias, en zonas costeras, de las condiciones estudiadas, tanto con el IMC como con la circunferencia de cintura.

Además, en la revisión no sistemática que se realizó no se encontraron estudios donde se hayan utilizado los tres índices predictivos; sin embargo, a partir de los resultados de la autocorrelación espacial, el modelo espacial adecuado para reducir la obesidad abdominal en las mujeres es implementar estrategias en educación en pri-

maria y secundaria, y en la afiliación al sistema de salud de las colombianas, mientras que la obesidad abdominal en hombres puede estar condicionada por ser afrocolombianos, tener ocupación formal, ser subsidiado, no estar afiliado al sistema de salud y no realizar los 150 minutos de actividad física en la semana.

Asimismo, aunque el estudio se haya efectuado con datos del 2015, los estudios encontrados demuestran que aún este problema de salud pública amerita identificación de los riesgos, y la implementación y la atención en las políticas de salud públicas del país.

Recomendaciones

Esta metodología se recomienda, primero, porque ejecutar un análisis geoespacial de las prevalencias utilizando el índice de Moran Global, el índice de Moran Local de

Anselin y el G* de Getis Ord permite conocer el comportamiento del sobrepeso y la obesidad preferiblemente a menores escalas. Segundo, contar con información antropométrica actualizada posibilita efectuar análisis espaciales para identificar las zonas que requieren priorizar acciones en salud pública e intervenir oportunamente, pues con los resultados de la autocorrelación se pueden identificar los factores que influyen en la enfermedad.

En términos de salud pública, los mapas obtenidos también se pueden aprovechar para plantear nuevas hipótesis de estudio, como, por ejemplo, dilucidar las razones de las altas prevalencias en las mujeres y en las zonas costeras, y revisar a escalas menores (municipios, veredas, barrios) e implementar estrategias que disminuyan estas condiciones en salud.

Agradecimientos

Agradezco a la ensin por facilitarme la base de datos y a mis profesores Claudia Elena Durango Vanegas y Luis Esteban Gómez Cadavid de la Universidad San Buenaventura, por su asesoría, principalmente en mi trabajo de grado.

Conflicto de interés

La autora manifiesta no tener ningún conflicto potencial de interés.

Declaración de responsabilidad

La autora declara tener responsabilidad en todo los resultados y el manuscrito.

Fuente de financiación

No hay ninguna fuente de financiación

Declaración de contribución por autor

La autora participaron durante todo el proceso investigativo, desde la formulación del proyecto, la recolección e interpretación de la información, hasta la escritura y revisión del manuscrito final.

Referencias

1. Organización Mundial de la Salud. Obesidad y sobrepeso. Datos y cifras [internet]; 2020 [citado 2021 may. 15]. Disponible en: <https://bit.ly/2GQdz3M>
2. The GBD 2015 Obesity Collaborators. Health effects of overweight and obesity in 195 countries over 25 years. *N Engl J Med*. 2017;377(1):13-27. doi: <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1614362>

3. Organización Mundial de la Salud. Enfermedades no transmisibles. Datos y cifras [internet]; 2022 [citado 2021 feb. 6]. Disponible en: <https://acortar.link/s3wScs>
4. Asamblea Mundial de la Salud, 66. (2013). Proyecto de plan de acción para la prevención y el control de las enfermedades no transmisibles 2013-2020 Informe de la Secretaría. [internet]; 2013 [citado 2021 abr. 23]. Disponible en: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/150913?locale-attribute=fr&>
5. Herrán OF, Herrán-Fonseca C. Meal occasion, overweight, obesity and central obesity in children and adults: A cross-sectional study based on a nationally representative survey. Colombia, 2015. *BMJ Open*. 2022;12(9):1-13. doi: <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2022-064832>
6. Colombia, Ministerio de Salud y Protección Social. Encuesta Nacional de Situación Nutricional (ENSIN) [internet]; 2015 [citado 2021 abr. 23]. Disponible en: <https://bit.ly/3UdpGsv>
7. Instituto Colombiano de Bienestar Familiar; Instituto Nacional de Salud; Universidad Nacional de Colombia et al. Encuesta Nacional de la Situación Nutricional ENSIN 2015 [internet]; 2017 [citado 2021 jun. 7]. Disponible en: <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/VS/ED/GCFI/libro-ensin-2015.pdf>
8. Meisel JD, Ramírez AM, Esguerra V, et al. Using a system dynamics model to study the obesity transition by socioeconomic status in Colombia at the country, regional and department levels. *BMJ Open*. 2020;10(6):1-11. doi: <http://dx.doi.org/10.1136/bmjopen-2019-036534>
9. Higuera-Gutiérrez LF, Martínez Quiroz WJ, Cardona-Arias JA. Prevalence of metabolic syndrome and its association with sociodemographic characteristics in participants of a public chronic disease control program in Medellín, Colombia, in 2018. *Diabetes Metab Syndr Obes*. 2020;13:1-9. doi: <http://dx.doi.org/10.2147/DMSO.S242826>
10. Pagidipati NJ, Zheng Y, Green JB, et al. Association of obesity with cardiovascular outcomes in patients with type 2 diabetes and cardiovascular disease: Insights from TECOS. *Am Heart J*. 2020;219:47-57. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ahj.2019.09.016>
11. Yanez N, Useche JN, Bayona H, et al. Analyses of mortality and prevalence of cerebrovascular disease in Colombia, South America (2014-2016): A cross-sectional and ecological study. *Enferm Cerebrovasc J*. 2020;1-9. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jstroke-cerebrovasdis.2020.104699>
12. Gómez-Barroso D, Prieto-Flores M-E, et al. Análisis espacial de la mortalidad por enfermedades cardiovasculares en la ciudad de Madrid, España. *Rev Esp Salud Publica*. 2015;89(1):27-37. doi: <https://dx.doi.org/10.4321/S1135-57272015000100004>
13. Pérez-Rodrigo C. Current mapping of obesity. *Nutr Hosp*. 2013;28(Supl. 5):21-31. doi: <http://dx.doi.org/10.3305/nh.2013.28.sup5.6915>
14. Gurrutxaga M. Geografía de la salud: aplicaciones en la planificación territorial y urbana. *Estud Geográficos*. 2019;80(286):e007. doi: <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201927.007>
15. Kang-Tsung Chang. Introduction to Geographic Information Systems, 9.ª ed. New York: McGraw-Hill [internet]; 2019 [citado 2021 may. 24]. Disponible en: <https://acortar.link/0CCBzy>
16. Maheswaran R, Craglia M, editors. GIS in public health practice. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group [internet]; 2004 [citado 2021 may. 24]. Disponible en: <https://acortar.link/AGkL1z>
17. Chrisman N. Exploring Geographic Information Systems. 2.ª ed. New York: Wiley [internet]; 2002 [citado 2021 may. 24]. Disponible en: <https://worldcat.org/es/title/1000963018>

18. Goodchild M, Haining RP. sig y análisis espacial de datos: perspectivas convergentes. *Investig Reg*. [internet]. 2005 [citado 2021 may. 24]; (6):175-201. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2124767>
19. Goodchild MF. A spatial analytical perspective on geographical information systems. *Int J Geogr Inf Sci*. 2007;1(4):327-34. doi: <https://doi.org/10.1080/02693798708927820>
20. Anselin L, Getis A. Spatial statistical analysis and geographic information systems. En: Fischer MM, Nijkamp P. editores, *Geographic Information Systems, spatial modelling and policy evaluation*. Berlin, Heidelberg: Springer; 1993. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-77500-0_3
21. Goodchild MF. Geographical information science. *Int J Geogr Inf Sci*. 1992;6(1):31-45. doi: <https://doi.org/10.1080/02693799208901893>
22. Goodchild MF. GIS and modeling overview. En: Goodchild MF et al. *GIS, spatial analysis, and modeling*. New York: Esri Press [internet]; 2005 [citado 2021 may. 24]. pp. 1-17. Disponible <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.161.9550&rep=rep1&type=pdf>
23. Maguire DJ. Moving towards a gis platform for spatial analysis and modeling. En: Michael F. Goodchild et al. *GIS, spatial analysis, and modeling*. New York: Esri Press. 2005. pp. 19-40.
24. Serna E., editor. *Geoinformática aplicada con aprendizaje basado en problemas*. Medellín: Editorial Instituto Antioqueño de Investigación [internet]; 2017 [citado 2021 may. 24]. Disponible en: <https://acortar.link/8rtGk>
25. Seguinot Barbosa J. Capítulo X. Aplicación de las geo-tecnologías en la geografía de la salud. En: Santana Juárez MC, et al. *Geografía de la salud sin fronteras, desde Iberoamérica*. México: Universidad Autónoma del Estado de México [internet]; 2014 [citado 2021 may. 24]. pp. 97-108. Disponible en: <https://acortar.link/3Sr6us>
26. Wiecezorek WF, Delmerico AM. Geographic information systems. *Wiley Interdiscip Rev Comput Stat*. 2009;1(2):167-86. doi: <https://doi.org/10.1002/wics.21>
27. Penney TL, Rainham DGC, Dummer TJB, Kirk SFL. A spatial analysis of community level overweight and obesity. *J Hum Nutr Diet*. 2013;27(Supl. 2):65-74. doi: <https://doi.org/10.1111/jhn.12055>
28. Hernández-Vásquez A, Bende-zú-Quispe G, Díaz-Seijas D, et al. Análisis espacial del sobrepeso y la obesidad infantil en el Perú, 2014. *Rev Peru Med Exp Salud Publica*. 2016;33(3):489-97. doi: <http://dx.doi.org/10.17843/rpmesp.2016.333.2298>
29. Hernández-Vásquez A, Bende-zú-Quispe G, et al. Prevalencia de obesidad en menores de cinco años en Perú según sexo y región, 2015. *Rev Esp Salud Pública* [internet]. 2016 [citado 2021 nov. 3]; 90:1-10. Disponible en: http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1135-57272016000100414&lng=es&nrm=iso
30. World Health Organization (WHO). Obesity: Preventing and managing the global epidemic. Report of a WHO consultation. WHO Technical Report Series 894. WHO: Geneva, Switzerland [internet]; 2000 [citado 2021 jul. 7]. Disponible en: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/42330>
31. Ko GTC, Tang JSF. Waist circumference and BMI cut-off based on 10-year cardiovascular risk: Evidence for “central pre-obesity”. *Obesity*. 2007;15(11):2832-9. doi: <https://doi.org/10.1038/oby.2007.336>
32. Moreno-Altamirano A, López-Moreno S, Corcho-Berdugo A. Principales medidas en epidemiología. *Salud Publica Mex*. [internet]. 2000 [citado 2021 oct. 24]; 42(4):337-48. Disponible en: <https://www.scielo.org/pdf/spm/v42n4/2882.pdf>
33. Chimire R, Ferreira S, Green GT, et al. Green space and adult obesity in the United States. *Ecol Econ*. 2017;136:201-12. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2017.02.002>
34. Syabri I. Exploratory spatial data analysis for flow data: Exploring the error term of spatial interaction models. *Jurnal Perencanaan Wilayah dan Kota* [internet]. 2003 [citado 2021 abr. 15]; 14(2):49-68. Disponible en: <https://journals.itb.ac.id/index.php/jpwk/article/view/4298/2333>
35. Anselin L, Li X. Operational local join count statistics for cluster detection. *J Geogr Syst*. 2019;21:189-210. doi: <https://doi.org/10.1007/s10109-019-00299-x>
36. Anselin L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geogr Anal*. 1995;abr. 27(2):93-115. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
37. Asociación Médica Mundial (AMM). Declaración de Helsinki de la AMM – Principios éticos para las investigaciones médicas en seres humanos. The World Medical Association [internet]; 1964 [citado 2022 nov. 10]. Disponible en: <https://www.wma.net/es/policies-post/declaracion-de-helsinki-de-la-amm-principios-eticos-para-las-investigaciones-medicas-en-seres-humanos/>
38. Colombia, Ministerio de Salud. Resolución 8430, por la cual se establecen las normas científicas, técnicas y administrativas para la investigación en salud (1993 octubre 4).
39. Muñoz FL, Pou SA, Díaz MP. An empirically derived “prudent” dietary pattern is associated with lower obesity occurrence: Modeling and mapping from a national nutrition survey. *Nutr Res*. 2023;feb. 109:26-34. doi: <https://doi.org/10.1016/j.nutres.2022.11.004>
40. Hessel P, Rodríguez-Lesmes P, Torres D. Socio-economic inequalities in high blood pressure and additional risk factors for cardiovascular disease among older individuals in Colombia: Results from a nationally representative study. *PLoS One*. 2020;15(6):1-12. doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0234326>
41. Colombia, Ministerio de Salud y Protección Social. Plan Decenal de Salud Pública pdsP, 2022-2031 [internet]; 2019 [citado 2023 ene. 30]. Disponible en: <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/VS/ED/PSP/documento-plan-decenal-salud-publica-2022-2031.pdf>
42. Jimenez-Mora MA, Nieves-Barreto LD, Montaña-Rodríguez A, et al. Association of overweight, obesity and abdominal obesity with socioeconomic status and educational level in Colombia. *Diabetes Metab Syndr Obes*. 2020;13(1887-1898):1-12. doi: <https://doi.org/10.2147/DMSO.S244761>
43. Colombia, Ministerio de Salud y Protección Social. Plan Decenal de Salud Pública pdsP, 2012-2021 [internet]; 2010 [citado 2021 jun. 1]. Disponible en: <http://www.saludcapital.gov.co/DPYS/Documents/Plan-Decenal-de-Salud-Publica.pdf>

