Universidad Nacional Autónoma de México

DIPLOMADO DE CIENCIA DE DATOS EMISIÓN X

Modelo Analítico Para la Identificación de Procesos de Gentrificación en el Municipio de Puebla

Autor: Javier Eduardo Ricaño Paz

1. Introducción

La gentrificación es un fenómeno urbano complejo que ha adquirido creciente relevancia en los estudios sociales y urbanos durante las últimas décadas. Su manifestación en contextos latinoamericanos, y particularmente en ciudades mexicanas, responde a dinámicas específicas asociadas a la reconfiguración del espacio urbano, el mercado inmobiliario y las políticas de desarrollo económico. En términos generales, este proceso implica la transformación de barrios tradicionalmente habitados por sectores de bajos ingresos en zonas atractivas para clases medias y altas, con consecuencias como el encarecimiento de la vivienda y el desplazamiento de la población original.

En este contexto, el presente estudio propone el desarrollo de un modelo analítico que permita identificar indicios de gentrificación en el municipio de Puebla, mediante el análisis de variables sociodemográficas y económicas disponibles a nivel de Área Geoestadística Básica (AGEB). Utilizando técnicas de ciencia de datos como la reducción de dimensionalidad y el análisis de conglomerados (clustering), el modelo busca detectar patrones de transformación urbana y jerarquizar las zonas afectadas según su nivel de desplazamiento poblacional.

Este documento expone el proceso metodológico seguido para la selección de variables, el tratamiento de datos, la implementación del modelo y la evaluación de resultados, con el fin de ofrecer una herramienta de análisis útil para la planificación urbana y la toma de decisiones informadas. Asimismo, se plantea la futura publicación de un mapa interactivo que permita consultar estos hallazgos de forma accesible y visual para autoridades, investigadores y ciudadanía en general.

La estructura de este documento compende de la presente introducción, un resumen ejecutivo, la descripción del problema, el propósito del estudio, la descripción del proyecto que a su vez se subdivide en la hipótesis, el mapeo del sistema, definición de las métricas, métodos y modelos empleados, evaluación de modelos, análisis, resultados, planes de una futura implementación, las conclusiones, referencias y finalmente los anexos.

2. Resumen ejecutivo

Este reporte presenta un modelo analítico orientado a la identificación de procesos de gentrificación en el municipio de Puebla, con énfasis en el desplazamiento poblacional. El estudio se basa en datos de los Censos de Población y Vivienda (2010 y 2020) y del Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE), integrados y analizados a nivel de AGEB.

La hipótesis central establece que ciertas transformaciones sociodemográficas, como la disminución del porcentaje de población originaria de la entidad, el aumento en el nivel educativo y el crecimiento de actividades económicas específicas, son indicios de gentrificación. Para abordar el fenómeno, se aplicaron técnicas de reducción de dimensionalidad (UMAP) y algoritmos de clustering (GMM), asignando pesos diferenciados a variables clave como el grado de escolaridad, la población económicamente activa y el uso habitacional.

El modelo logró segmentar las AGEB en cuatro niveles de gentrificación, mostrando una clara diferenciación espacial entre zonas con mayor y menor desplazamiento. Las métricas de evaluación (Silhouette: 0.829, Davies-Bouldin: 0.294, Calinski-Harabasz: 3239) respaldan la solidez del modelo propuesto.

Como producto final, se desarrolló un mapa interactivo que visualiza los resultados del análisis, el cual se plantea como herramienta de consulta futura para autoridades, urbanistas e investigadores. Este modelo permite anticipar tendencias de exclusión territorial y representa una base sólida para orientar políticas públicas hacia una planeación urbana más equitativa y sostenible.

A pesar de las limitaciones en la disponibilidad de datos a nivel AGEB, se logró construir un modelo robusto con métricas de evaluación satisfactorias. La construcción del mapa interactivo y la clasificación jerarquizada de los clústeres ofrecen una herramienta útil para la planificación urbana con enfoque en equidad territorial, dejando cabida a mejoras en el modelo y futuras actualizaciones.

3. Problema

México, como país en vías de desarrollo, se encuentra inmerso en un proceso constante de transformación económica, tecnológica, social y política, con el objetivo de mejorar la calidad de vida de sus habitantes y reducir los niveles de pobreza. Este desarrollo implica múltiples dimensiones, como la industrialización, la modernización de la infraestructura y los servicios, así como el fortalecimiento de los sistemas educativos y de salud (Diaz Parra, 2013). No obstante, junto con estos beneficios también se producen incrementos en el costo de servicios, vivienda, insumos, y en general, en los gastos necesarios para satisfacer las necesidades básicas.

Esta evolución coloca inevitablemente en una posición de desventaja a aquellos sectores de la población que, debido a las desigualdades estructurales, no logran adaptarse oportunamente a los cambios socioeconómicos acelerados de su entorno. En muchos casos, esto deriva en el desplazamiento de la población originaria, que es sustituida por residentes de mayores ingresos o por extranjeros (Janoschka y Sequera, 2014).

Este fenómeno, conocido como gentrificación, no solo implica un cambio en la composición socioeconómica de los barrios, sino que conlleva también la pérdida de identidad y diversidad cultural, la fragmentación del tejido social, la especulación inmobiliaria y la disminución de la oferta de vivienda asequible. Comprender y anticipar estos procesos resulta crucial para orientar una planeación urbana más equitativa, sostenible e inclusiva, que permita mitigar sus efectos negativos y garantizar el derecho a la ciudad para todos sus habitantes.

4. Propósito del estudio

El propósito de este proyecto es analizar el fenómeno de la gentrificación en zonas urbanas mediante la identificación y agrupación de Áreas Geoestadísticas Básicas (AGEB) (Instituto Nacional de Estadística y Geografía (México), 2021) en el municipio de Puebla, que han experimentado transformaciones significativas en sectores pertinentes para el proceso de gentrificación, entre los años 2010 y 2020. como lo son la migración, las características de vivienda, nivel socioeconómico de los habitantes, entre otros. A través del uso de técnicas de análisis multivariado, reducción de dimensionalidad y algoritmos de clústering, se busca detectar patrones que indiquen un proceso de gentrificación asociado al desplazamiento poblacional, asignando a cada AGEB disponoible un nivel de gentrificación. Este proyecto tiene un enfoque en el desplazamiento poblacional causado por la gentrificación, de manera que indicadores relacionados con este aspecto tendrán un mayor peso en la construcción del modelo.

Este estudio tiene como objetivo final proporcionar una herramienta analítica, en forma de mapa interactivo, que permita a autoridades, urbanistas e investigadores entender mejor los cambios sociales y económicos en las ciudades, para así anticipar posibles escenarios de exclusión o desigualdad territorial. Al clasificar las AGEB según su nivel de transformación, se espera aportar evidencia útil para el diseño de políticas públicas orientadas a una planificación urbana más equitativa y sostenible.

5. Descripción del proyecto

5.1. Hipótesis

La hipótesis que guía este estudio parte de la suposición de que en ciertas zonas urbanas del municipio de Puebla se están produciendo procesos de gentrificación que pueden ser identificados a través del análisis multivariado de variables socioeconómicas y demográficas. Específicamente, se plantea que la disminusión en el porcentaje de la población nacida en la entidad, el crecimiento de la población económicamente activa y el incremento en los niveles de educación media-superior y superior (como una manera indirecta de medir el nivel socioeconómico de la población) están correlacionados con transformaciones significativas en la composición social de los AGEBs, no obstante se toman a consideración otras variables comúnmente relacionadas con procesos de gentrificación, como lo son el aumento en cantidad de ciertos tipos de actividades económicas y los tipos de vivienda presentes en los AGEBs. Estas transformaciones estarían asociadas al desplazamiento de población de menores ingresos, a un aumento en el valor del suelo y a un cambio en las actividades económicas predominantes. Por tanto, se espera que al aplicar técnicas de reducción de dimensionalidad y clustering, sea posible identificar patrones espaciales consistentes con zonas en proceso de gentrificación.

5.2. Flujo de trabajo

5.2.1. Mapeo del sistema

Para comprender el fenómeno de la gentrificación desde una perspectiva estructural y dinámica se acudió a la literatura y a diversos artículos enfocados en la gentrificación. Estudiar este fenómeno puede resultar particularmente desafiante, en primer lugar debido a la ambigüedad con la que frecuentemente es empleado este término (Díaz Parra et al., 2020), pero principalmente debido a la variedad de matices y a la complejidad de los factores económicos, sociales, culturales y políticos que intervienen. Además, representa una dificultad adicional distinguir el desplazamiento poblacional provocado por el proceso de gentrificación de aquel originado por otros fenómenos socioculturales. Sin embargo, todas las fuentes consultadas coinciden en que los principales indicadores de un proceso de gentrificación son las condiciones socioeconómicas de los residentes, transformaciones en el entorno urbano, presión del mercado inmobiliario e indicadores de desplazamiento. Estas variables no actúan de forma aislada, sino que están interconectadas en una red de relaciones causales. Por ejemplo, una mejora en infraestructura puede atraer inversión privada, lo que a su vez eleva los precios de la vivienda y provoca el desplazamiento de grupos vulnerables (Díaz Parra et al., 2020).

5.2.2. Definición de métricas adecuadas

Para evaluar de manera efectiva los patrones de gentrificación y validar la segmentación realizada mediante técnicas de análisis multivariado, fue necesario definir un conjunto de métricas cuantitativas adecuadas que, además, estuvieran disponibles en los bancos de datos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI)

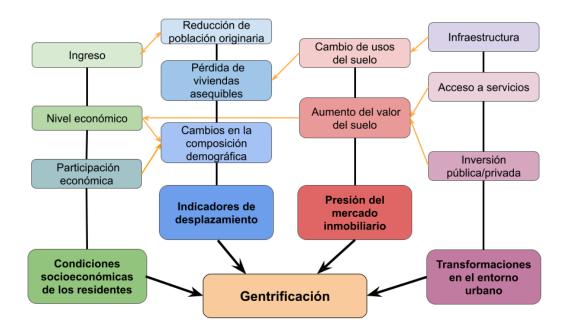


Figura 1: Relación entre indicadores de gentrificación

a nivel de AGEB. Este último aspecto representó una limitante al momento de elegir las variables pertinentes. Por ejemplo, se consideró utilizar los gastos promedio por hogar como un indicador del nivel socioeconómico. Sin embargo, aunque este dato estaba disponible en la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH), no se encontraba estratificado a nivel de AGEB, sino únicamente a nivel municipal. Por ello, se optó por medir este indicador de manera indirecta, considerando el grado promedio de escolarización de la población, dato que sí estaba disponible a nivel AGEB en el Censo de Población y Vivienda (CPV).

Además, se procuró que los datos contaran con un precedente temporal que permitiera estudiar la evolución de los estratos urbanos a lo largo del tiempo. Considerando los aspectos anteriores, se decidió utilizar los CPV de los años 2010 y 2020 (los dos censos más recientes), así como el Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) correspondientes a los mismos años. Para cuantificar el cambio entre los años, se utilizó la diferencia entre las variables correspondientes a 2010 y 2020. Sin embargo, debido a que la delimitación de las AGEBs puede variar con el tiempo debido a la evolución del entorno urbano, existían diferencias en la estratificación de las AGEB de 2020 en comparación con las de 2010. Para calcular la diferencia de manera precisa, se determinó el área solapada entre las AGEB de ambos años. A continuación, se ponderó la variable del 2010 en función de esta área solapada. Finalmente, se sumaron todas las contribuciones de las AGEB de 2010 que coincidieran con una AGEB de 2020, siempre que su peso fuera mayor a 0,01. Esto es

$$\Delta V_{j,2020} = V_{j,2020} - \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{A_{i,2010} \cap A_{j,2020}}{A_{j,2020}} \cdot V_{i,2010} \right) \quad \text{si } \frac{A_{i,2010} \cap A_{j,2020}}{A_{j,2010}} > 0,01$$

Donde:

- $\Delta V_{j,2020}$ es la diferencia ponderada de las variables de 2010 a 2020 para cada AGEB de 2020.
- $A_{i,2010}$ es el área de la AGEB i en 2010.
- $A_{j,2020}$ es el área de la AGEB j en 2020.
- $V_{i,2010}$ es el valor de la variable en 2010 para la AGEB i.
- $V_{j,2020}$ es el valor de la variable en 2020 para la AGEB j.

Para medir los indicadores de desplazamiento, que son el foco principal de este estudio, se utilizó como variable principal el porcentaje de la población nacida en Puebla. Se asumió que, a medida que disminuye este porcentaje, aumenta el desplazamiento de la población local.

En cuanto al indicador socioeconómico, se decidió analizar tres variables clave: el cambio en la población económicamente activa, el cambio en la población ocupada y el grado promedio de escolaridad.

Respecto al indicador de presión del mercado inmobiliario, se consideraba ideal utilizar el costo promedio de las viviendas o el costo promedio del suelo. Sin embargo, ante la ausencia de esta información en las encuestas disponibles, se optó por una medición indirecta. Se tomaron en cuenta los cambios en las características de las viviendas dentro del AGEB y su uso, destacando especialmente el incremento de las viviendas particulares de uso temporal. Este aumento es considerado un indicador relevante de gentrificación (López-Gay et al., 2019).

Finalmente, para cuantificar la transformación urbana, se emplearon dos variables: la cantidad de negocios dedicados a diferentes sectores de actividades económicas, clasificados según el Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (SCIAN), y la cantidad de habitantes que laboran en estos sectores (Instituto Nacional de Estadística y Geografía (México), 2020). Para consultar la tabla todas las variables utilizadas vease la sección de anexos.

5.2.3. Métodos y modelos

Para abordar la complejidad del fenómeno de la gentrificación, se aplicaron técnicas de análisis multivariado, que permitieron identificar patrones y relaciones entre múltiples variables. En primera instancia se llevo a cabo un proceso de limpieza de datos, en donde se intentó eliminar la menor cantidad de filas posibles, debido a que cada una de estas representaba una AGEB completa, únicamente se eliminaron las AGEB que no tuvieron correspondencia alguna entre los años estudiados y aquellas a las cuales carecían de dato en la variable 'Porcentaje de población nacida en Puebla' (PNACE_%) la cual es considerada la variable más pertinente para modelar la gentrificación con un enfoque en el desplazamiento poblacional. Para el resto de variables que contenían variables faltantes, se optó por sustituir por el valor promedio.

Debido a que el enfoque de este proyecto se encuentra en el desplazamiento poblacional, se le proporcionó un peso mayor a la variable PNACE_%, a su vez

también se dio un peso mayor a variables significativas en el proceso de gentrificación como lo son el Grado promedio de escolaridad (GRAPROES), la Poblaci´on econ´omicamente activa (PEA), entre otros, a continuación se presenta una tabla con las variables a las que se les decidió dar un peso mayor a 1, denotando así su grado de relevancia en el modelo.

Variable	Mnemónico	Peso asignado
Porcentaje de población nacida en la Entidad	PNACE_%	3
Población económicamente activa	PEA	2
Grado promedio de escolaridad	GRAPROES	2
Población que residía en otro Estado	PRESOE	2
Establecimientos en servicios de alojamiento	E72	1.5
Establecimientos en servicios inmobiliarios	E53	1.5
Personal ocupado promedio en servicios inmobiliarios	PER_OCU_53	1.5
Establecimientos en servicios culturales y recreativos	E71	1.5
Personal ocupado promedio en servicios culturales y recreativos	PER_OCU_71	1.5
Establecimientos en servicios educativos	E61	1.5
Personal ocupado promedio en servicios educativos	PER_OCU_61	1.5
Viviendas particulares de uso temporal	VIVPAR_UT	1.5

Cuadro 1: Pesos extraordinarios asignados a variables

Se escalaron los datos utilizando *RobustScaler*. La ventaja de este escalador sobre otros métodos es que utiliza la mediana y el rango intercuartil para escalar los datos, lo que lo hace más resistente a los valores atípicos sin necesidad de eliminarlos.

Se empleó reducción de dimensionalidad mediante UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) para reducir los datos a dos componentes. También se exploró la alternativa de utilizar PCA (Principal Component Analysis); sin embargo, UMAP ofreció mejores resultados. A continuación, se utilizó el algoritmo de Mezclas Gaussianas (GMM) para realizar el clustering, separando los AGEB en cuatro clústeres distintos, con el objetivo de jerarquizar los clústeres según el grado de desplazamiento poblacional.

Para ello, se promedió la variable $PNACE_-\%$ de los elementos de cada clúster y se ordenaron de mayor a menor, asignando un nivel 1 a aquellos con menor desplazamiento poblacional promedio y el nivel 4 a los que presentaron mayor desplazamiento.

Finalmente, se generaron mapas de calor para visualizar la intensidad de los procesos de gentrificación en distintas áreas. Estos mapas proporcionan una representación visual clara de las zonas más y menos afectadas, facilitando la identificación de patrones geográficos en el desplazamiento poblacional.

5.2.4. Evaluación de modelos

Para evaluar los modelos se emplearon tres distintas métricas.

- Silhouette Score El modelo de clústering obtuvo una puntuación de 0.829.
- Davies Bouldin El modelo de clústering obtuvo una puntuación de 0.294.
- Calinski-Harabasz El modelo de clústering obtuvo una puntuación de 3239.

En conjunto, estas métricas sugieren que el modelo logra definir los clústeres de manera efectiva y que los clústeres son compactos y bien separados entre sí.

5.3. Análisis

A continuación, se muestran los datos graficados en el plano de las dimensiones 'UMAP 1' y 'UMAP 2', producto de la reducción de dimensionalidad llevada a cabo, con el motivo de lograr visualizar mejor la separación entre clústeres.

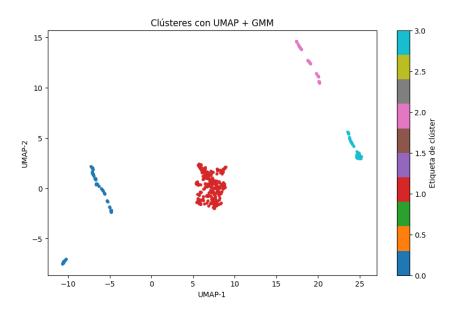


Figura 2: clusteres graficados en las dimensiones UMAP

Es evidente que existe una clara distinción entre los clústeres identificados. Como parte del análisis de la relación entre las variables y los clústeres, se calcularon los F-scores para cada una de ellas. De manera interesante, las variables con mayor puntuación fueron: el personal ocupado promedio en actividades legislativas y gubernamentales (F-score: 133), en servicios financieros (F-score: 31), en servicios de alojamiento (F-score: 15), así como la población total (F-score: 10). Si bien estas variables no representan de forma directa el desplazamiento poblacional, (como lo haría el porcentaje de población nacida en la Entidad, que obtuvo un F-score de apenas 1.24) sí son elementos clave dentro de las dinámicas estructurales asociadas a la gentrificación.

A pesar de esta aparente discrepancia, los resultados son alentadores: al representar espacialmente los clústeres sobre el mapa del municipio, las zonas con mayor índice de gentrificación coincidieron con áreas ampliamente reconocidas por su transformación socioespacial. Estas incluyen el centro histórico de la ciudad y sus alrededores, zonas de rápido crecimiento industrial y áreas turísticas consolidadas. Lo anterior sugiere que, aun sin depender exclusivamente de los indicadores esperados, el modelo logra capturar patrones relevantes y coherentes con la realidad urbana observada, como se verá a más detalle en la sección de resultados.

Adicionalmente se calculó el estadístico Moran's I para evaluar la autocorrelación espacial de la variable utilizada como indicador de gentrificación. El valor obtenido fue:

- Moran's I = 0.1127
- **p-valor** = 0.001

Este valor positivo y estadísticamente significativo (p < 0.05) indica la existencia de agrupamientos espaciales no aleatorios, es decir, que AGEBs con niveles similares de gentrificación tienden a ubicarse cerca unos de otros. En otras palabras, existen zonas geográficas donde el fenómeno se concentra, lo cual valida la pertinencia del análisis espacial y la segmentación territorial realizada.

5.4. Resultados

A continuación se muestra el mapa del municipio generado con las zonas clasificadas según su índice de gentrificación.

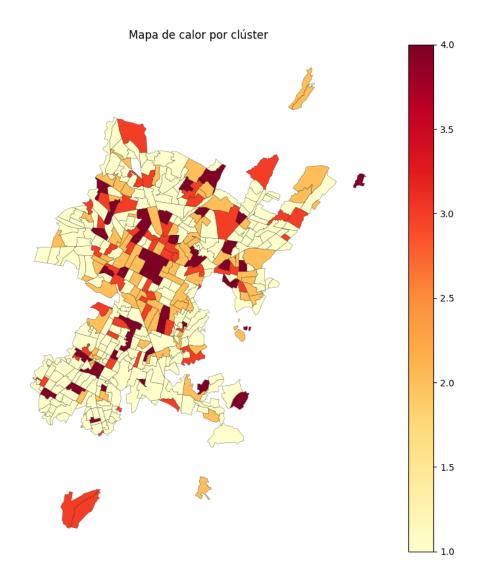


Figura 3: Mapa de calor por clúster

Es notorio como el centro histórico de la ciudad, que geográficamente se encuentra ubicado en el centro del municipio presenta las áreas más gentrificadas y como el grado de gentrificación se va diluyendo a medida el área se encuentra más lejana, esto es un comportamiento típico de la gentrificación Mendoza, 2016. Este hecho será más evidente de visualizar en el mapa interactivo adjunto en la carpeta de descarga.

6. Implementación

A manera de implementación futura, se busca hacer público el mapa interactivo para consulta, con motivo de proporcionar una herramienta accesible que permita a tomadores de decisiones, investigadores, organizaciones civiles y a la ciudadanía en general visualizar de forma clara y comprensible las zonas afectadas por procesos de gentrificación. Esta visualización tiene como objetivo fomentar una mayor conciencia social sobre los cambios urbanos, promover la transparencia en la planifi-

cación territorial y facilitar la formulación de políticas públicas orientadas a mitigar los efectos negativos del desplazamiento poblacional. Además se busca mejorar el modelo progresiva con el propósito de captar mejor las zonas gentrificadas, implementando una mayor robustez teórica, alimentar el modelo con otro tipo de datos pertinentes que no pudieron ser incluidos en esta primera versión, como inversión privada y gubernamental.

7. Conclusiones

Los resultados obtenidos permiten concluir que es posible identificar zonas en proceso de gentrificación mediante un modelo multivariado que combine técnicas de reducción de dimensionalidad (UMAP) y algoritmos de agrupamiento (GMM), ponderando adecuadamente las variables más relevantes, especialmente aquellas asociadas al desplazamiento poblacional.

A pesar de las limitaciones en la disponibilidad de datos a nivel AGEB, se logró construir un modelo robusto con métricas de evaluación satisfactorias. La construcción del mapa interactivo y la clasificación jerarquizada de los clústeres ofrecen una herramienta útil para la planificación urbana con enfoque en equidad territorial.

Además, el análisis revela que las transformaciones estructurales vinculadas a la gentrificación pueden manifestarse de forma indirecta a través de variables económicas y laborales, lo cual destaca la importancia de una mirada integral al fenómeno.

7.1. Líneas futuras

Como líneas de trabajo a futuro se sugieren:

- Incorporar datos adicionales como precios del suelo, tasas de alquiler, o gasto por hogar, mediante métodos de interpolación espacial o enriquecimiento por técnicas de machine learning.
- Explorar técnicas más avanzadas de clustering, como DBSCAN o HDBSCAN, que podrían capturar relaciones más complejas sin necesidad de predefinir el número de clústeres.
- Ampliar el análisis a otras ciudades intermedias de México, para comparar patrones de gentrificación y generar tipologías urbanas.
- Validar los hallazgos mediante trabajo de campo o encuestas cualitativas con residentes, para reforzar la interpretación de los datos cuantitativos.

Referencias

- Diaz Parra, I. (2013, febrero). La gentrificación en la cambiante estructura socioespacial de la ciudad. Consultado el 12 de mayo de 2025, desde https://www.ub.edu/geocrit/b3w-1030.htm
- Díaz Parra, I., Apaolaza, R., Díaz Parra, I., & Apaolaza, R. (2020). Una propuesta metodológica para identificar gentrificación a partir de los censos de población [Publisher: El Colegio de México A.C.]. Estudios demográficos y urbanos, 35(3), 629-661. https://doi.org/10.24201/edu.v35i3.1883
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (México). (2020). Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (SCIAN) 2013 [Accedido el 13 de mayo de 2025].
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (México). (2021). Censo de Población y Vivienda 2020: marco conceptual [Catalogación en la fuente INEGI: 304.601072]. INEGI.
- Janoschka, M., & Sequera, J. (2014, septiembre). Procesos de gentrificación y desplazamiento en América Latina -una perspectiva comparativista. En Research-Gate. Consultado el 12 de mayo de 2025, desde https://www.researchgate.net/publication/282124136_Procesos_de_gentrificacion_y_desplazamiento_en_America_Latina_-una_perspectiva_comparativista
- López-Gay, A., Sales i Favà, J., Solana Solana, M., Fernández, A., & Peralta, A. (2019). Midiendo los procesos de gentrificación en Barcelona y Madrid: una propuesta metodológica [Accepted: 2020-04-28T17:56:54Z ISSN: 2604-6512 Journal Abbreviation: Measuring gentrification processes in Barcelona and Madrid: a methodological proposal]. https://doi.org/10.5821/ctv.8680
- Mendoza, F. R. (2016). La gentrificación en los estudios urbanos: una exploración sobre la producción académica de las ciudades [Publisher: Pontifícia Universidade Católica de São Paulo]. *Cadernos Metrópole*, 18, 697-719. https://doi.org/https://doi.org/10.1590/2236-9996.2016-3704

Anexos

Indicador	Variable	Mnemónico	Fuente
Geográfica	Área Geoestadıstica Basica	AGEB	CPV
	Porcentaje de población nacida la Entidad	PNACE_%	CPV
Desplazamiento	Población total	POBTOT	CPV
	Población femenina	POBFEM	CPV
	Población masculina	POBMAS	CPV
	Población que residía en Puebla	PRES	CPV
	Población que residía en otro Estado	PRESOE	CPV
	Población económicamente activa	PEA	CPV
	Población económicamente inactiva	PE_INAC	CPV
Socioeconómico	Población ocupada	POCUPADA	CPV
	Población desocupada	PDESOCUP	CPV
	Grado promedio de escolaridad	GRAPROES	CPV
	Viviendas totales	VIVTOT	CPV
	Viviendas habitadas totales	TVIVHAB	CPV
	Viviendas particulares totales	TVIVPAR	CPV
	Viviendas particulares habitadas totales	TVIVPARHAB	CPV
	Viviendas particulares de uso temporal	VIVPAR_UT	CPV
	Ocupantes por viviendas particulares	OCUPVIVPAR	CPV
	Promedio de ocupantes por vivienda	PROM_OCUP	CPV
	Promedio de ocupantes por cuarto	PRO_OCUP_C	CPV
	Piso diferente de tierra	VPH_PISODT	CPV
	Una recámara	VPH_1DOR	CPV
	Dos o más recámaras	VPH_2YMASD	CPV
	Un cuarto	VPH_1CUART	CPV
Inmobiliario	Dos cuartos	VPH_2CUART	CPV
пшаошагю	Tres o más cuartos	VPH_3YMASC	CPV
	Con electricidad	VPH_C_ELEC	CPV
	Con agua entubada dentro de la vivienda	VPH_AGUADV	CPV
	Con excusado	VPH_EXCSA	CPV
	Con drenaje	VPH_DRENAJ	CPV
	Con servicios básicos completos	VPH_C_SERV	CPV
	Con refrigerador	VPH_REFRI	CPV
	Con lavadora	VPH_LAVAD	CPV
	Con automóvil	VPH_AUTOM	CPV
	Con radio	VPH_RADIO	CPV
	Con televisión	VPH_TV	CPV
	Con computadora personal	VPH_PC	CPV
	Con línea telefónica fija	VPH_TELEF	CPV

Cuadro 2: Tabla de indicadores y variables (Parte 1)

Indicador	Variable	Mnemónico	Fuente
	Establecimientos en agricultura, ganadería, etc.	E11	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en agricultura, ganadería, etc.	PER_OCU_11	DENUE 2020
	Establecimientos en minería	E21	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en minería	PER_OCU_21	DENUE 2020
	Establecimientos en electricidad, gas y agua	E22	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en electricidad, gas y agua	PER_OCU_22	DENUE 2020
	Establecimientos en construcción	E23	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en construcción	PER_OCU_23	DENUE 2020
	Establecimientos en manufactura	E31_33	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en manufactura	PER_OCU_31_33	DENUE 2020
	Establecimientos en comercio al por mayor	E43	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en comercio al por mayor	PER_OCU_43	DENUE 2020
	Establecimientos en comercio al por menor	E46	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en comercio al por menor	PER_OCU_46	DENUE 2020
	Establecimientos en transporte y correos	E48_49	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en transporte y correos	PER_OCU_48_49	DENUE 2020
	Establecimientos en información en medios	E51	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en información en medios	PER_OCU_51	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios financieros	E52	DENUE 2020
Transformación urbana	Personal ocupado promedio en servicios financieros	PER_OCU_52	DENUE 2020
ransformación urbana	Establecimientos en servicios inmobiliarios	E53	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios inmobiliarios	PER_OCU_53	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios profesionales	E54	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios profesionales	PER_OCU_54	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios corporativos	E55	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios corporativos	PER_OCU_55	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios de apoyo a negocios	E56	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios de apoyo a negocios	PER_OCU_56	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios educativos	E61	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios educativos	PER_OCU_61	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios de salud y asistencia social	E62	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios de salud y asistencia social	PER_OCU_62	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios culturales y recreativos	E71	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios culturales y recreativos	PER_OCU_71	DENUE 2020
	Establecimientos en servicios de alojamiento	E72	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en servicios de alojamiento	PER_OCU_72	DENUE 2020
	Establecimientos en otros servicios	E81	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en otros servicios	PER_OCU_81	DENUE 2020
	Establecimientos en actividades legislativas y gubernamentales	E93	DENUE 2020
	Personal ocupado promedio en actividades legislativas y gubernamentales	PER_OCU_93	DENUE 2020

Cuadro 3: Parte 2 de la tabla de indicadores y variables asignadas