

Efecto del rezago en salud como un factor incidente en la pobreza en México, análisis a través de un enfoque en redes complejas y optimización

Israel Santiago-Rubio¹, Roman Anselmo Mora-Gutiérrez²,
Juan Villegas-Cortez², Salomón Cordero-Sánchez³,
Jorge Juarez-Gómez³

¹ Universidad Autónoma Metropolitana,
Unidad Azcapotzalco, Maestría en Ciencias de la Computación,
México

² Universidad Autónoma Metropolitana,
Unidad Azcapotzalco, Departamento de Sistemas,
México

³ Universidad Autónoma Metropolitana,
Unidad Iztapalapa, Departamento de Química,
México

soporteisrael.isc@gmail.com,
{mgra, juanvc}@azc.uam.mx,
{scs, jjg85}@xanum.uam.mx

Resumen. En el presente trabajo se muestra un análisis sobre la pobreza en México, como consecuencia de la carencia en salud, en este análisis se involucra el enfoque de ciencia de la complejidad y la optimización. Se generó un modelo de red compleja donde se relacionaron los Estados de la República Mexicana con base a sus similitudes en salud; considerando para ello la información de los indicadores para el análisis de pobreza, propuestos por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL). Los datos empleados se recuperaron del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), a partir de la Encuesta de Ingresos y Gastos en los Hogares en el año 2018 (ENIGH-2018), la cual desagrega a los indicadores de rezago educativo, acceso a los servicios de salud, acceso a la alimentación, acceso a la seguridad Social, calidad y espacios en la vivienda, y acceso a los servicios básicos en vivienda. El análisis de las comunidades en la red se hizo a través del problema de máximo clique, los resultados muestran una caracterización de la diferencia significativa en el sistema de salud y la pobreza de las provincias en México.

Palabras clave: Redes complejas, máximo clique, reconocimiento de patrones, análisis de pobreza.

Effect of Health Backwardness as an Incident Factor of Poverty in Mexico, Analysis through a Complex Network Approach and Optimization

Abstract. This paper presents a series of analyses of multidimensional poverty in Mexico developed from a complex network and optimization approach. For this, network models were generated for each of the states of the Mexican Republic, based on the indicators provided by the National Council for the Evaluation of Social Development Policy (CONEVAL) for the analysis of multidimensional poverty. The used data were retrieved from the National Institute of Statistics and Geography (INEGI) from the Survey of Income and Expenses in Households in 2018 (ENIGH-2018) which disaggregates the indicators of educational backwardness, access to health services, access to food, access to social security, quality and spaces in housing, and access to basic services in housing. From this information, the maximum clique problem was used in each of the generated networks. The results show a significant difference of the healthcare system and the poverty of Mexican communities.

Keywords: Complex networks, maximum clique, pattern recognition, poverty analysis.

1. Introducción

El CONEVAL define a la pobreza como la situación en la que se encuentra una persona al presentar al menos una carencia social, además que sus ingresos no son suficientes para cubrir sus necesidades alimentarias y no alimentarias. La pobreza es un fenómeno multidimensional, en México se emplea la metodología propuesta por el CONEVAL para su estudio y análisis. En esta metodología se emplea como insumo datos generados por el INEGI.

Estudios recientes en Latinoamérica han tomado como referencia esa metodología para llevar a cabo diferentes estudios sobre la pobreza multidimensional; sin embargo, el enfoque empleado para analizar este problema contempla técnicas de estadística clásica, análisis multivariable, análisis espacial, por mencionar algunos.

Por otro lado, cada vez se hace notorio la gran cantidad de datos que se generan de forma continua e incesante por entidades, usuarios, servicios o dispositivos, lo que ha implicado el desarrollo de nuevas técnicas, enfoques y métodos que permitan almacenar, procesar y analizar conjuntos de datos de gran tamaño (Big data). Este nuevo paradigma de tratar y analizar datos ha generado información y conocimiento en diversos sectores como la industria, la banca, las finanzas, el marketing, las redes sociales, el comercio electrónico, el sector salud, en el gobierno, las ciudades inteligentes, y en el ámbito académico [5].

Recientemente, varias aproximaciones han surgido del manejo de problemas de decisión complejos, como son: Algoritmos Genéticos (AG), Redes Neuronales Artificiales, Recocido Simulado, Búsqueda Tabú, Análisis de Objetivos y Búsqueda Dispersa, entre otros.

Estas heurísticas y metaheurísticas, tienen gran aceptación para proporcionar metodologías en el campo de la Inteligencia Artificial y la optimización [2]. En la actualidad, la investigación se ha dirigido hacia el diseño de buenas heurísticas, i.e., algoritmos computacionales eficientes, con respecto al tiempo de cómputo, y al espacio de memoria y con cierta verosimilitud, de entregar una solución “buena”, o relativamente cercana a la óptima mediante el examen de solo un pequeño subconjunto de soluciones del número total [2].

En este trabajo el estudio de comunidades se realiza a través de adaptar el problema de máximo clique, sobre la red de relaciones de salud generada. De acuerdo al CONEVAL, el problema de pobreza se cuantifica con base a un conjunto de indicadores, uno de ellos es el indicador de carencia por acceso a los servicios de salud, el cual es examinado.

La metodología propuesta consiste en lo siguiente: (1) recuperar los datos del indicador de carencia por acceso a la salud (2) caracterizar al indicador por Estados (las Entidades federativas de México), (3) generar el modelo de red compleja, (4) analizar el modelo obtenido mediante el uso de un AG para detectar el clique máximo en la red, (5) detectar las comunidades que se forman, y (6) comparar los resultados obtenidos para el indicador de salud con los generados en [6] para el indicador educación.

En la Sección 2 se presenta en resumen el estado del arte, en la Sección 3 se expone con mayor detalle la metodología propuesta y en la Sección 4 su implementación, presentando los resultados obtenidos en la Sección 5, para finalmente exponer nuestras conclusiones en la Sección 6.

2. Estado del arte

En años recientes, se ha estudiado el problema de la pobreza multidimensional en México, desde diferentes enfoques estadísticos. Los análisis que se han aplicado toman como soporte al modelo desarrollado por el CONEVAL, con esta metodología se han llevado a cabo diferentes trabajos, por ejemplo: diagnósticos geográficos de pobreza y carencia alimentaria en México, que identifican las áreas del país donde se concentran éstos problemas, de tal manera que se prioriza a las regiones para el diseño de políticas de seguridad alimentaria [3].

Se ha aplicado la medición multidimensional de la pobreza a nivel intra-urbano en Ciudad Juárez, Chih. [4], año 2012; ahí se trabaja con análisis multivariado. Los resultados muestran la identificación de unidades de análisis territorial (UTA) en Ciudad Juárez, donde la pobreza se padece con una mayor incidencia, intensidad y profundidad en esa Entidad.

Hablando de otros trabajos relacionados, en [10] se presenta un enfoque basado en AG para detectar comunidades, dentro del método propuesto hace uso de la medida de coeficiente de clustering (CC-GA), que lleva a cabo el siguiente proceso: usa la medida de coeficiente de clustering para generar a la población inicial, la evalúa usando

modularidad, la cual también toma como medida para la función de aptitud y así evaluar a la calidad de la población inicial.

Aplica operadores genéticos de cobertura uniforme y mutación, que asegura que pequeñas comunidades sean unidas a comunidades mayores y de manera simultánea incrementa el valor de la comunidad.

En [9] se considera que los algoritmos convencionales para detectar comunidades, no toman en cuenta las interacciones existentes entre los nodos, por lo que su utilidad es limitada. Para superar esas limitaciones, propone un algoritmo de detección de comunidad atribuida multiobjetivo con análisis de importancia de nodo (MANIA), el cual toma en consideración lo siguiente:

Dos funciones objetivo para evaluar la idoneidad de las comunidades desde la perspectiva de la estructura y los atributos, incorpora la información de atributos de los nodos para beneficiarse de su mayor poder de discriminación, y estima la importancia de los nodos utilizando el grado de convergencia y el campo potencial de topología.

MANIA aporta tres características principales: detecta comunidades que son interpretables no solo desde la perspectiva de la estructura sino también desde la perspectiva de los atributos, caracteriza la confianza en la información de categorización de atributos, y brinda el análisis de la importancia de los nodos.

En [7] se menciona que algunos métodos de detección de comunidades, requieren que sea el usuario quien provea de un conocimiento previo sobre la estructura de la comunidad, tales suposiciones son poco razonables para la estructura de comunidad, lo que resulta en que los algoritmos de detección sean incapaces de revelar la estructura interna de la comunidad de manera eficiente. Por lo que propone detectar comunidades en redes complejas haciendo uso de la estrategia de enjambre de partículas discreta con diversidad y mutación (DPSO-PDM).

Para realizar la metodología propuesta, primero redefine: codificación, velocidad, y posición de la partícula, así como la operación evolutiva en desratización. Así también, toma en cuenta que el algoritmo tradicional de enjambre de partículas es fácil quedar atrapado en un óptimo local; por ello, hace uso de la estrategia de ajuste de peso de inercia de hibridación basada en la diversidad de partículas nuevas, de igual forma utiliza la estrategia de mutación adaptativa para evitar la convergencia local del algoritmo.

A pesar de que la teoría y los resultados experimentales muestran que DPSO-PDM puede efectivamente detectar la estructura de la comunidad de la red, la calidad de la clasificación de la comunidad y la convergencia global son estables, el algoritmo propuesto tiene el inconveniente de consumir demasiados recursos computacionales.

En [11] se diseña una medida para evaluar la robustez de una comunidad en redes interdependientes. Con base en esa medida propone un algoritmo de optimización mimético para mejorar la robustez de la comunidad en varios tipos de redes (reales y sintéticas).

Teniendo en cuenta que la solidez de la comunidad es importante en varias aplicaciones diarias, amplía la medida existente para evaluar la estabilidad de las comunidades en redes individuales aisladas a redes interdependientes. En el trabajo realizado, se valida que los nodos con mayor centralidad de intermediación sean clave para mantener

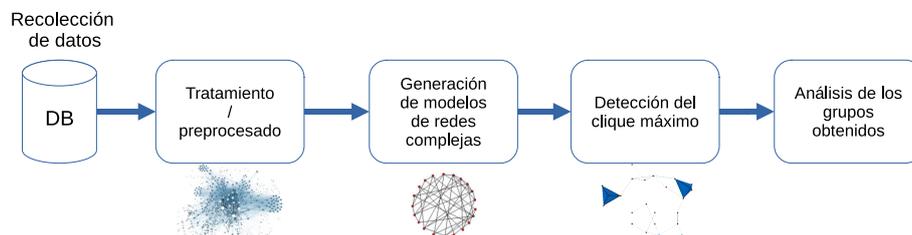


Fig. 1. Metodología propuesta.

la información de partición intrínseca en redes interdependientes, lo que es similar a la conclusión de varios estudios previos sobre redes individuales.

Además, para mejorar la invulnerabilidad de las comunidades en redes interdependientes a través de topologías de recableado, se ha diseñado un algoritmo mimético que contiene operadores dirigidos por red, MA-CR-inter, para manejar la tarea de optimización.

3. Metodología

En esta sección se describe la metodología propuesta en este trabajo; a saber, los pasos que se llevaron a cabo para la analizar al indicador de carencia por acceso a los servicios de salud, que mide junto a otros indicadores la pobreza multidimensional propuesta por el CONEVAL en México, los métodos que se utilizaron para generar la red compleja, de igual forma, se describen las características del AG utilizado para detectar comunidades mediante el problema de clique máximo para el modelo generado. La Figura 1 muestra el esquema general la metodología propuesta en este trabajo. Las etapas comprendidas se detallan a continuación.

Recolección de los datos: Para la generación de los indicadores de pobreza, se utilizaron las bases de datos provenientes del Modelo Estadístico 2018 para la continuidad del MCS-ENIGH del INEGI [1, 8]; los datos correspondientes a la MCS-ENIGH-2018 fueron recuperados de los levantamientos que realiza el INEGI cada dos años a nivel federal para este ejercicio los datos pertenecen al censo tomado en el año 2018. Con este conjunto de datos se generó el indicador de salud.

Caracterización / preprocesado de los datos: Se realizó un proceso para limpiar o adecuar los datos obtenidos de [1, 8], homogeneizando y estructurando la información. Los Estados de la República Mexicana se ubican en cada una de las filas y cada una de las variables que describen a cada indicador se ubican en las columnas, finalmente se realizó un resumen estadístico descriptivo sobre el nuevo conjunto de datos. Como resultado de esta etapa se generó un nuevo conjunto de datos, del cual se eligieron las tablas que contienen a los indicadores de pobreza multidimensional.

Generación de modelos de redes complejas: Para la construcción de los modelos de redes complejas, se analizó el conjunto de datos con la métrica de Mahalanobis. Se configuró un script que se ejecutó sobre un entorno de desarrollo integrado, el cual toma como parámetros de entrada al conjunto de datos, y retorna en su salida una matriz de

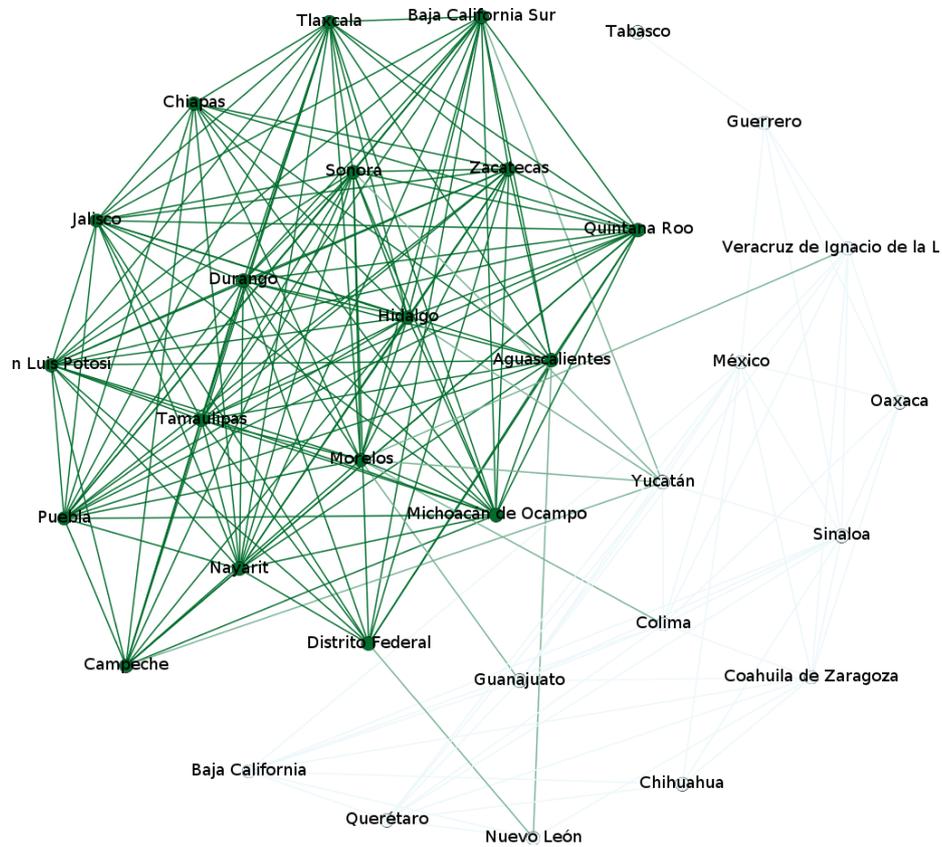


Fig. 2. Modelo de red compleja generado para el indicador de carencia por salud.

distancias y una matriz de adyacencia. De igual forma, se construyó un modelo de red general que retoma la información de salud.

Detección del máximo clique: Con el fin de detectar grupos de estados que compartan características similares, se configuró un AG, con el cual se analizaron los modelos de red obtenidos. Los parámetros considerados de entrada del AG son: una población inicial de 10 individuos, 500 generaciones, una tasa de sobrevivencia del 0.30 y la matriz de adyacencia. Con estas configuraciones el AG devuelve una matriz de soluciones, $M5$, con 20 aproximaciones por indicador.

Análisis de los grupos obtenidos: Se configuró un script el cual toma como entrada la matriz de soluciones, la matriz de adyacencia y la matriz donde se llevó a cabo la caracterización de los indicadores. Este proceso devuelve resúmenes estadísticos los cuales muestran a los grupos de Entidades que comparten características comunes, e.g., el promedio nacional por indicador, así como las Entidades que no comparten atributos en común.

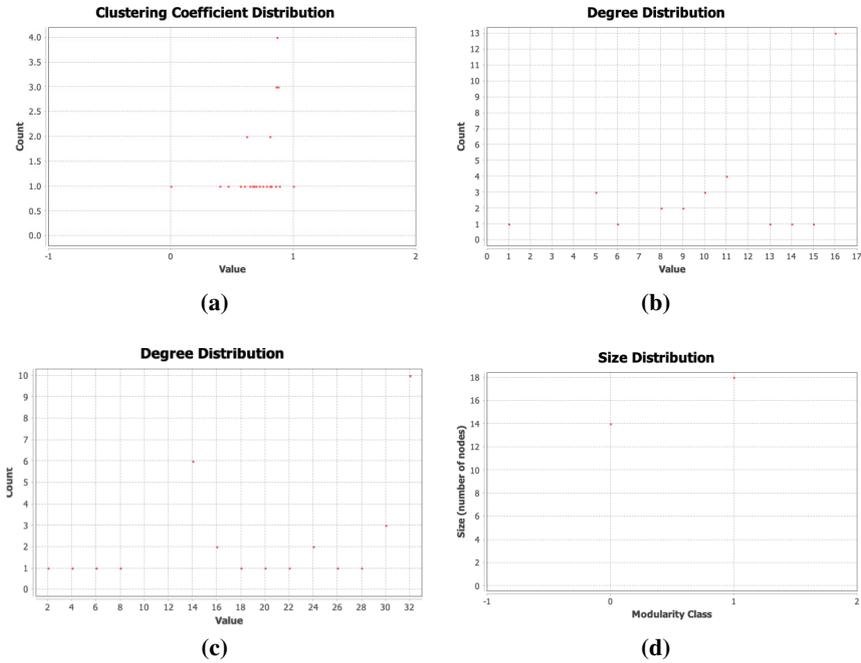


Fig. 3. (a) Coeficiente de clustering por la red, (b) Número promedio de conexiones en la red, (c) Grado de conectividad de los nodos, y (d) Modularidad para la red compleja.

4. Implementación

Toda la implementación de nuestra metodología propuesta se desarrolló en alto nivel, con scripts para MATLAB©2020 y R©¹. Los scripts fueron ejecutados en una computadora con un procesador Intel Core i7 de dos núcleos, 3 GHz, con 8 GB RAM 1600 MHz DDR3.

4.1. Conjuntos de datos

Se utilizaron las bases de datos provenientes del Modelo Estadístico 2018 para la continuidad del MCS-ENIGH del INEGI [1, 8], siendo un aproximado de 16,000 registros, con 70 campos de información.

Los datos correspondientes a la MCS-ENIGH-2018 fueron recuperados de los levantamientos que realiza el INEGI cada dos años a nivel federal, para este ejercicio los datos pertenecen al censo tomado en el año 2018. Con este conjunto de datos se generó el indicador de salud.

¹ R: A Language and Environment for Statistical Computing. Vienna. <https://www.R-project.org/>

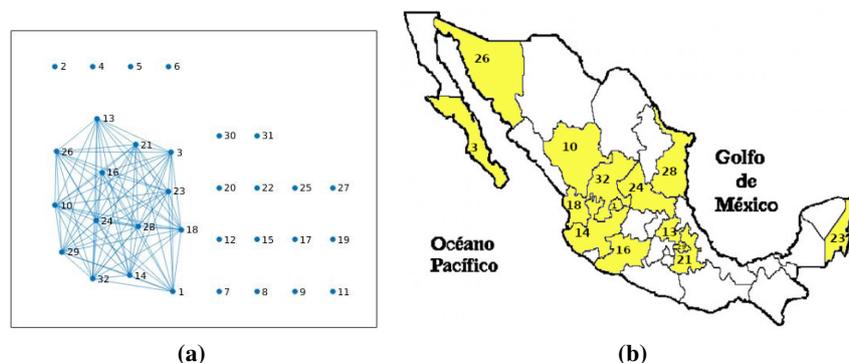


Fig. 4. (a) 2 comunidades creadas con base al problema de máximo clique. (b) Localización geográfica de las comunidades.

5. Resultados

En esta sección se presenta el modelo de red compleja obtenido luego de haber analizado al indicador de carencia por acceso a la salud propuesto por el CONEVAL, mediante la metodología propuesta. Para este indicador se construyó un modelo de red compleja donde los vértices o nodos corresponden a las Entidades federativas, y las aristas corresponden a la interacción entre ellas (los Estados).

Primero se presenta el modelo de red compleja, posteriormente se muestran los resúmenes estadísticos que caracterizan al modelo de red, luego, se muestra al clique detectado mediante el AG, finalmente se presentan los resúmenes estadísticos de la comunidad detectada.

Indicador de carencia por salud. Está modelado por la red compleja mostrada en la Figura 2. Las métricas del modelo de red compleja para este indicador se muestran en la Figura 3, y son la siguientes: el número promedio de conexiones, 3(b), a través de la red es 11.062 (Average Degree). El grado de conectividad de los nodos en la red, 3(c), es 22.125 (Average Weighted Degree).

De acuerdo a la densidad del grafo (Graph Density), el 35 % de los nodos están conectados entre sí. Con base en la función de modularidad de la red compleja, el número de comunidades presentes en este indicador son 2. La longitud promedio de la trayectoria es 1.997 (Average Path Length) con un diámetro de 5, esto da una idea de que cualquier nodo está típicamente a menos de 2 grados de cualquier otro nodo, y ningún otro nodo está separado por más de 5 grados.

En la Figura 4a se presentan las 2 comunidades halladas. Éstas se crearon con base al problema de máximo clique, el cual fue resuelto mediante un AG. Una comunidad está integrada por los estados de Chihuahua (7), Coahuila de Zaragoza (7), Guanajuato (11), México (15), Nuevo León (19), Querétaro (22) y Sinaloa (25).

Una segunda comunidad está conformada por las Entidades Nayarit (18), Tabasco (27), Tamaulipas (28), Hidalgo (13), Jalisco (14), Puebla (21), Durango (10) y Tlaxcala (29). Michoacán de Ocampo (16), Veracruz de Ignacio de la Llave (30), Chiapas (5), Aguascalientes (1), Zacatecas (32), San Luis Potosí (24) y Morelos (17). Véase en la Figura 4b la localización geográfica de las comunidades.

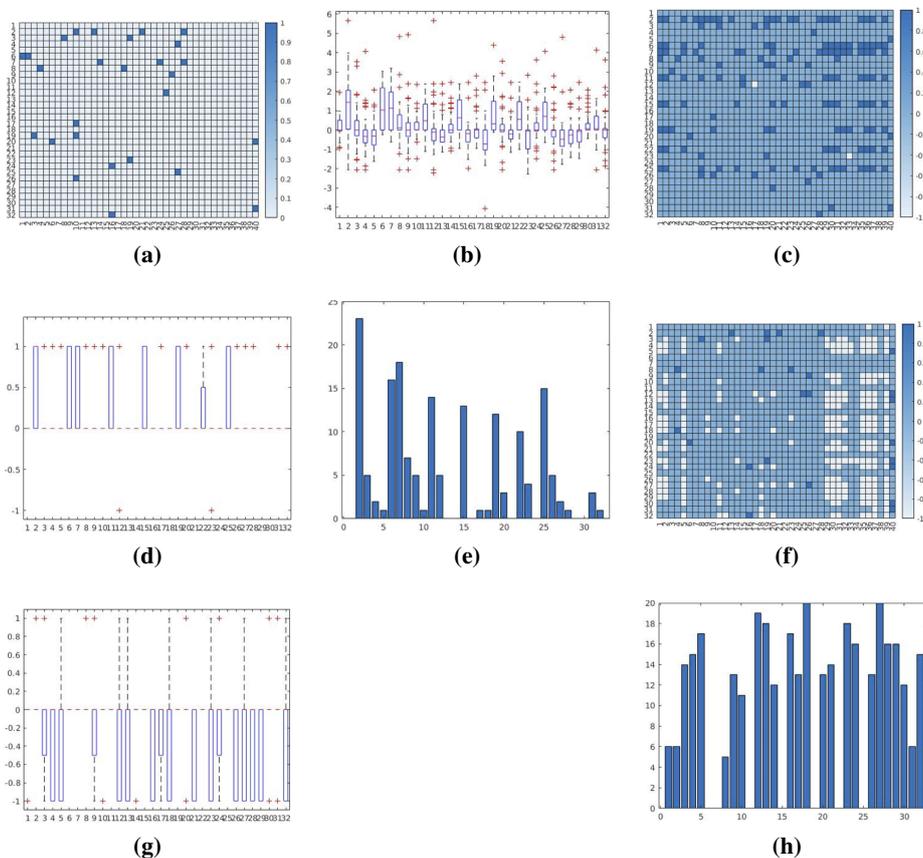


Fig. 5. (a) Matriz de estados vs atributos, (b) Entidades por arriba y por debajo del promedio, (c) Entidades que integran a una comunidad, (d) Entidades por arriba del promedio, (e) Cantidad de atributos para las Entidades que no están en la comunidad, (f) Entidades que integran a la segunda comunidad, (g) Entidades que se ubican por debajo del promedio del indicador de carencia, y (h) Cantidad de atributos para cada una de las Entidades.

Existen algunas Entidades que no pertenecen a ninguno de los grupos formados, esto se debe a que en algunos casos los atributos examinados no cuentan con información suficiente para clasificar a la Entidad y en otros casos existen atributos donde hay un excedente de información lo cual hace que las Entidades queden fuera de los grupos.

En la Figura 5a, se observa que existen atributos donde la información que se captura para llevar a cabo la medición del indicador de carencia en salud que contienen un exceso de información, por otro lado, se puede observar que hay atributos donde la información capturada no está aportando relevancia al indicador de carencia en salud en nuestro caso de estudio, debido a que no se cuenta con la información suficiente para el indicador de carencia.

En la Figura 5b, se presenta la distribución de los Estados de la República Mexicana

con base a la media del indicador de carencia por salud. En la Figura 5c, se observa que las Entidades que forman una comunidad tienen el valor de cero en todos sus atributos, esto es, si se observa a la imagen por filas (cada fila representa a una Entidad) se puede apreciar al grupo formado, donde sus atributos son similares. Por otro lado, si se considera a la matriz por sus columnas, se puede observar a las Entidades que no forman parte de la comunidad debido a que sus atributos son diferentes, ya sea porque hay un exceso de información, lo que ocurre en la mayoría de las Entidades o porque carecen de información.

En la figura siguiente (Figura 5d), se observa que existen Entidades que se ubican por arriba del promedio, sin embargo, no pertenecen a la comunidad de la parte inferior de la Figura 4a, ya que como se mostró en la Figura 5c, éstas Entidades tienen atributos con información excedente, lo que implica que los atributos queden fuera de la comunidad conformada.

En la Figura 5e, se observan a las Entidades que no pertenecen a la comunidad inferior mostrada en la Figura 4a, debido al número de atributos que son diferentes de la comunidad. El eje vertical representa a los atributos y el eje horizontal corresponde a las Entidades. Ver Figura 5e.

Para el caso de la segunda comunidad que se conformó y que se muestra en la Figura 4a. Las descripciones estadísticas son las siguientes: En la Figura 5f, se observa a las Entidades que no forman parte de la comunidad de la Figura 4a, en este caso, se observa que existen Entidades donde la información que se captura para llevar a cabo la medición del indicador de carencia de salud resulta insuficiente, esto es debido al valor de “-1” (casilla en blanco) en cada atributo examinado para cada Entidad.

Existen también, aunque en menor medida, algunos atributos que cuentan con un excedente de información. Estos casos causan que las Entidades no pertenezcan al grupo formado. Por el contrario, las Entidades que comparten atributos similares, tienen un valor de cero (casilla en azul claro) son aquellas que integran una comunidad.

En la Figura 5g, se observa que existen Entidades que se ubican por debajo de la línea del promedio, que se puede apreciar en línea “0” horizontal de las Figuras 5b, 5d, 5g, como indicador de referencia para el promedio. Sin embargo, estas comunidades no pertenecen a la comunidad agrupada, debido a que en sus atributos son diferentes con respecto a aquellas Entidades que sí pertenecen a la comunidad agrupada.

En la Figura 5h, se observa a las Entidades que no pertenecen a la comunidad, debido a la cantidad de atributos que aportan poca información para clasificarlos en la comunidad agrupada. De igual forma el eje horizontal son las Entidades y el eje vertical son los atributos que miden a este indicador.

5.1. Análisis de resultados

Como se observa en [6], al analizar el indicador de carencia por rezago educativo se forman dos comunidades, sin embargo, para el caso del indicador de salud analizado en este trabajo se forma una sola comunidad.

Se aprecia en ambos trabajos la existencia de Entidades que no se integran a las comunidades las cuales son: (31) Yucatán, (9) Distrito Federal, (12) Guerrero, (20) Oaxaca, (23) Quintana Roo, (2) Baja California, (4) Campeche y (8) Colima.

Si se compara lo presentado en [6] con lo presentado en este trabajo, se puede notar que existen Entidades aisladas en ambos trabajos, para el caso de este análisis estas Entidades no pertenecen a ninguna comunidad debido a que las variables que miden al indicador de carencia por acceso a la salud tienen sobrecarga de información.

Otro punto a destacar consiste en que al observar a la comunidad que se forma en este trabajo consiste en Entidades donde los atributos que miden al indicador de salud no aportan suficiente información o están por debajo del promedio, i.e., el conjunto de Entidades presentado en esta sección está contenido en el conjunto de Entidades mostrado en [6], y que sugiere que la comunidad se encuentra por debajo del promedio; ocurre lo mismo para el caso de las del indicador y de las Entidades que integran a la comunidad analizada en este trabajo.

6. Conclusiones

En este trabajo se ha mostrado la forma en que los Estados de la República Mexicana se agrupan de acuerdo a las características o atributos que se consideran en uno de los indicadores de carencia de definidos por el CONEVAL. El indicador de salud lo hemos considerado para nuestro aporte aquí presentado, y muestra que se genera una comunidad entre los Estados de la República. Este comportamiento se refuerza con los resultados de [6]; lo que identifica que la diferencia de los grupos formados por las desigualdades de educación y salud han generado pobreza marcada en los grupos formados.

En los resultados se observa una comunidad que demuestra Entidades que están asociadas ya sea porque se ubican por arriba o por debajo del promedio de cada uno de los respectivos indicadores. De igual forma, se observa en los resultados que existen indicadores de carencia donde sus variables tienen una sobrecarga de información en algunos casos y en otros casos las variables contienen reactivos que no aportan información.

Por último, se ha presentado la forma de analizar a los indicadores de carencia como un único modelo de red compleja, esto arroja el resultado valioso de identificar algunas Entidades que no se integran a las comunidades. Como ejemplo de esto tenemos que los Estados de Durango, Hidalgo, Jalisco, Michoacán de Ocampo, Nayarit, Puebla, Sonora, Tamaulipas, Tlaxcala y Zacatecas, son Entidades que en cada una de los cliques siempre aparecen como nodos dentro de una comunidad. De igual forma, las siguientes Entidades Baja California, Colima, Guerrero, Oaxaca, y Yucatán, nunca se integran a las comunidades construidas.

Esperamos con nuestro trabajo poder aportar a las políticas de desarrollo públicas de nuestro país, en el apoyo de las decisiones de gobierno en salud y educación.

Referencias

1. CONEVAL: Medición de la pobreza: Programas de cálculo y bases de datos 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 y 2018. Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/Programas.BD_08_10_12_14_16_18.aspx

2. De los Cobos, S. G., Close, J. G., Gutiérrez, A. M. A., Martínez, L. A. E.: Búsqueda y exploración estocástica. Universidad Autónoma Metropolitana. (2010)
3. Espinoza-Ramos, J., Rodríguez-Gámez, L. I.: La geografía de la pobreza alimentaria en México. *Estudios sociales. Revista de alimentación contemporánea y desarrollo regional*, vol. 28, no. 52 (2018) doi: 10.24836/es.v28i52.574
4. Fuentes, C. M., Peña, S., Hernández, V.: La medición multidimensional de la pobreza a nivel intraurbano en Ciudad Juárez, Chihuahua (2012). *Estudios fronterizos*, vol. 19 (2018) doi: 10.21670/ref.1801001
5. García, J., Molina, J. M., Berlanga, A., Patricio, M.Á., Bustamante, Á. L., Padilla, W. R.: Ciencia de datos: Técnicas analíticas y aprendizaje estadístico. Alfaomega (2018)
6. Santiago-Rubio, I., Mora-Gutiérrez, R., Montes, O. E., Rincón, G. E. A., de los Cobos, S. G., Velazquez, P. L., Gutiérrez, A. M. A.: Analysis of poverty through educational lag using the maximum clique into the complex. In: Rodríguez García, M. D. P., Cortez-Alejandro, K.A., Merigó, J. M., Terceño-Gómez, A., Sorrosal-Forradas, M. T., Kacprzyk, J. (eds) *Digital Era and Fuzzy Applications in Management and Economy. XX SIGEF 2021. Lecture Notes in Networks and Systems*. Springer, Cham, vol. 384, pp. 97–108 (2022) doi: 10.1007/978-3-030-94485-8_8
7. Li, X., Wu, X., Xu, S., Qing, S., Chang, P. C.: A novel complex network community detection approach using discrete particle swarm optimization with particle diversity and mutation. *Applied Soft Computing*, vol. 81 (2019) doi: 10.1016/j.asoc.2019.05.003
8. CONEVAL: Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México, 3rd ed. Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2019)
9. Moayedikia, A.: Multi-objective community detection algorithm with node importance analysis in attributed networks. *Applied Soft Computing*, vol. 67, pp. 434–451 (2018) doi: 10.1016/j.asoc.2018.03.014
10. Said, A., Abbasi, R. A., Maqbool, O., Daud, A., Aljohani, N. R.: CC-GA: A clustering coefficient based genetic algorithm for detecting communities in social networks. *Applied Soft Computing*, vol. 63, pp. 59–70 (2018) doi: 10.1016/j.asoc.2017.11.014
11. Wang, S., Liu, J.: Community robustness and its enhancement in interdependent networks. *Applied Soft Computing*, vol. 77, pp. 665–677 (2019) doi: 10.1016/j.asoc.2019.01.045