

Artículo No. 01. Amaya et al. (2017). Problema de Máxima Cobertura Aplicado a Centros de Atención en Salud: Aproximación Mediante Algoritmos Genéticos.

Semilleros 4 (8), 1-13

PROBLEMA DE MÁXIMA COBERTURA APLICADO A CENTROS DE ATENCIÓN EN SALUD: APROXIMACIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS

MAXIMUM COVERAGE LOCATION PROBLEM APPLIED TO HEALTH CARE FACILITIES: A GENETIC ALGORITHM APPROACH

Amaya G. Ciro A.¹, Hernández H. Juan S.², Sampayo O. Ernesto F.³

Resumen. La ubicación de los centros de atención en salud en las grandes metrópolis es primordial para un buen funcionamiento del sistema de salud distrital y una mayor atención a los ciudadanos. Es importante, entonces, determinar la mejor ubicación posible de futuros centros de atención en salud, teniendo en cuenta los centros existentes y la demanda que estos cubren. Se escogió estudiar el problema de centros de atención prioritaria en salud (CAPS) en Bogotá. Este trabajo determina la mejor ubicación para varios centros de atención prioritaria en salud, tomando como criterio el área total cubierta y el número de habitantes cubiertos utilizando el problema de máxima cobertura (MCLP por sus siglas en inglés). Se consideró dentro del análisis el impacto que tienen las instalaciones ya existentes en la totalidad del área cubierta. Se utilizó una aproximación mediante Algoritmos Genéticos (AG), y se modificaron los operadores de recombinación y mutación acorde a las necesidades del problema. Los resultados demuestran que mediante esta aproximación es posible disminuir la distancia mínima promedio al centro de atención más cercano y lograr un nivel de cobertura en área del 71.37%.

Palabras Clave: Algoritmos Genéticos, Problema de Máxima Cobertura, Centros de atención en salud, GIS, geo-codificación.

Abstract. The location of health care facilities in large cities is essential for the proper functioning of the district health system and attention to citizens. It is important, then, to determine the best possible location of future health care facilities, considering the existing centers and the demand they cover. The problem of priority health care facilities (CAPS) in Bogotá was chosen for this study. This study determines the best location for several priority health care centers, considering the total covered area and population coverage using the maximum coverage location problem (MCLP). The impact of existing facilities on the covered area was considered within the analysis. A Genetic Algorithm (GA) approach was specified, and crossover and mutation operators were modified per problem needs. The results show that through this approach it is possible to decrease the average minimum distance to the nearest service center and achieve an area coverage level of 71.37%.

Key Words: Genetic Algorithms, Maximal Coverage Location Problem, Health Facilities, GIS, geocoding

¹ Universidad de los Andes, Facultad de Ingeniería Industrial, Bogotá, Colombia. ca.amaya@uniandes.edu.co
Revista **Semilleros**. Año4, Vol. IV, No. 8, 2017. ISSN: 2343-6395

INTRODUCCIÓN

El plan de desarrollo en salud de la ciudad de Bogotá busca aumentar la accesibilidad y atención de casos de baja complejidad mediante la creación de Centros de Atención Prioritaria en Salud (CAPS). En particular, el plan propone la ubicación de estos en todas las localidades de la ciudad, con el fin de prestar un servicio oportuno e integral en salud, reducir los extensos tiempos de espera, y así garantizar el derecho fundamental de la salud a la población capitalina (Alcaldía Mayor de Bogotá DC, 2016).

La situación actual de la ciudad en temas de salud se caracteriza por presentar altos niveles de congestión y elevados tiempos de espera para los habitantes en necesidad de atención médica de baja complejidad (Publimetro, 2016). El nivel de congestión en salas de urgencia es tan elevado que, según un estudio de la Personería Distrital, el nivel de sobreocupación registrado por el sistema de salud supera 500% (El Espectador, 2015). Incluso, un estudio reciente de la Personería Distrital indica una sobreocupación del 128% en la sala de urgencias del hospital de Kennedy (El Nuevo Siglo, 2017). A raíz del hacinamiento y los elevados tiempos de espera, se crean barreras de acceso al sistema de salud de baja complejidad en Bogotá. El presente documento propone el diseño de una metodología enfocada en Algoritmos Genéticos con el fin de determinar la mejor ubicación de estos para así brindar un apoyo en la toma de decisiones, proponer un marco que aumente la accesibilidad en servicios de baja complejidad y reducir la congestión de atenciones de baja complejidad en hospitales.

Revisión de Literatura Relevante

El problema de maximización de cobertura (Maximal Coverage Location Problem, MCLP por sus siglas en inglés) ha sido objeto de numerosos estudios. Introducido por Church y Reville (1974), el MCLP está enfocado en maximizar la cobertura dado un número predefinido de centros de atención. La formulación original del MCLP considera un conjunto discreto de puntos de demanda, a los cuales se les puede asignar una ponderación de acuerdo a las condiciones del problema, y un conjunto discreto de ubicaciones candidatas en las cuales se decide abrir o no un centro de atención.

Complementando lo realizado por Church y Reville (1974), Alexandris y Giannikos (2010) proponen una nueva metodología basada en coberturas parciales, la cual considera que un área es cubierta si es parcialmente cubierta por un número determinado de centros de atención. A diferencia de la formulación propuesta por Church y Reville (1974), el modelo propuesto por Alexandris y Giannikos (2010) no considera un espacio de demanda discreto. Se propone una cobertura basada en áreas al aprovechar las capacidades de un GIS (Sistema de Información Geográfica). La intuición de Alexandris y Giannikos (2010) se basa en lo siguiente. Como se puede observar, la Figura 1 muestra dos áreas parcialmente cubiertas por los centros de atención A y B. Bajo este nuevo enfoque de coberturas parciales, se considera que la totalidad de la demanda de los centros 5 y 8 están cubiertos. Ahora bien, Alexandris y

Giannikos (2010) establecen un criterio de cobertura; si el área un cuadrado i se cubre en al menos b porciento, se considera cubierta.

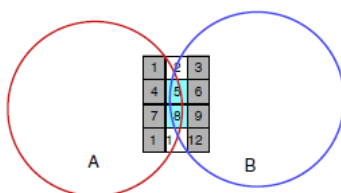


Figura 1: Coberturas parciales. Tomado de Alexandris y Giannikos (2010)

La función objetivo del modelo propuesto por Alexandris y Giannikos (2010) es semejante a la propuesta por Church y Reville (1974), maximizar el total (ponderado) de los puntos o áreas de demanda que están cubiertos bajo algún centro de atención.

Limitaciones: Sin embargo, como establecen Castellanos (2016) y Pardo (2015), la modificación al MCLP propuesta por Alexandris y Giannikos (2010) sobreestima la totalidad del área cubierta. Por ejemplo, en la Figura 2, **Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se observa un ejemplo de superposición de coberturas. En ese caso particular, la solución del modelo indica que los centros de atención X y Y se deberían abrir. Sin embargo, esta metodología asume que el total de área cubierta es la suma del área cubierta por el centro X y el centro Y . Debido a que existe una superposición entre el área cubierta de cada centro de atención, no se está considerando la intersección y por lo tanto se está sobreestimando el total de área cubierta.

Adicionalmente, al tener en cuenta la discretización del espacio de demanda, es posible que exista una sobre estimación de la cobertura. Pardo (2015) propone el siguiente ejemplo para visualizar esta problemática. La Figura 2 asume que el espacio de demanda compuesto por los cuadrados A, B, C, y D se puede representar mediante sus respectivos centroides (en naranja). Si se habilita un centro de atención en el punto X, se observa que este cubre el centroide del cuadrado A y por lo tanto se considera que cubre la totalidad de la demanda de este cuadrado. Sin embargo, a partir del ejemplo se puede observar que una gran proporción queda desatendida.

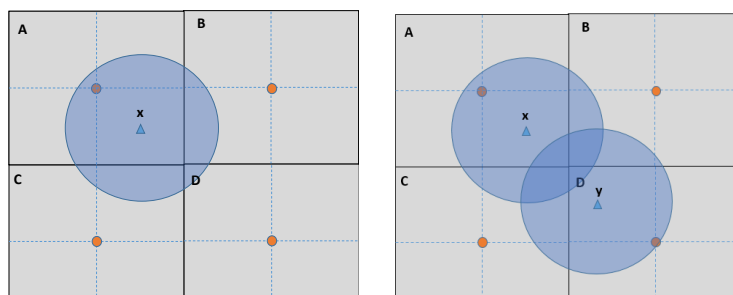


Figura 2: Sobreestimación de la cobertura (izq) y superposición de áreas de cobertura (der)

Por lo tanto, existen casos en donde la desagregación de la demanda en un espacio de puntos finitos no representa de manera adecuada el comportamiento real, llevando una sobreestimación de la cobertura. Una forma de contrarrestar este efecto es generando una discretización más granulada del espacio de demanda, desagregando el espacio en partes más pequeñas con el fin de representar la situación real de la manera más cercana posible. Alexandris y Giannikos (2010) experimentan con diferentes tamaños de discretización del espacio de demanda, intentando mitigar la problemática de sub/sobrestimación de la cobertura. Sin embargo, como se discutirá, esto puede incrementar el tamaño del problema de manera significativa

Tiempo de computación: Por su naturaleza, el MCLP es un problema combinatorio, cuyo espacio de solución depende en gran medida del número de puntos de demanda y candidatos. El número de posibles combinaciones que parten del problema está determinado por la siguiente ecuación, donde p es el número de centros de atención a abrir y n es el conjunto de posibles ubicaciones.

$$C_p^n = \frac{n!}{p!(n-p)!} \quad (1)$$

En la Tabla 1 se muestra el espacio de solución del MCLP

Tabla 1: Espacio de solución del MCLP

Número de centros a abrir	20
Número de ubicaciones candidatas	Posibles soluciones
30	30,045,015
40	137,846,528,820
50	47,129,212,243,960
100	535,983,370,403,810,000,000

Como es posible observar en el Tabla 1, el espacio de solución incrementa significativamente a medida que se considera un mayor número de ubicaciones candidatas, llevando a tiempos de ejecución considerablemente largos.

Debido a esto, Indriasari, Mahmud, Ahmad y Shariff (2010) proponen el uso de metaheurísticas como Algoritmos Genéticos, Búsqueda Tabú, y Simulated Annealing como una buena aproximación a problemas reales. Esta aproximación mediante algoritmos genéticos permite desagregar el espacio de demanda y contrarrestar el problema de múltiples coberturas, como también tener en cuenta instalaciones de la competencia o centros ya existentes

Modelo Propuesto

Al tener en cuenta el problema propuesto, esta limitación de tiempo de computación y representación de la cobertura se convierte en un inconveniente al momento de ejecutar el algoritmo de optimización. Aunque existen diversas técnicas y heurísticas para agilizar la búsqueda de soluciones, el rendimiento del MCLP depende en gran medida del tamaño del espacio de solución.

A continuación, se proponen dos formulaciones matemáticas de los modelos a analizar mediante esta aproximación. La primera formulación, propuesta por Indriasari et al (2010), es semejante a la formulación de Church y Revelle (1974).

$$\max z = \sum_{i \in I} y_i \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} (a_{ij} y_i) \leq x_i \quad \forall i \in I \quad (3)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = S \quad (4)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (5)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad (6)$$

a_{ij} es un parámetro, el cual toma el valor de 1 si y_i se encuentra dentro del área de cobertura del centro j . Un segundo problema es maximizar el total de población cubierta. La función objetivo se convierte en la siguiente.

$$\max z = \sum_{i \in I} w_i y_i \quad (7)$$

Donde w_i ha sido previamente definida y representa la densidad poblacional de y_i .

METODOLOGÍA

La información empleada en esta investigación es extraída de la base de datos del Registro Especial de Prestadores de Salud (REPS) considerando los prestadores registrados al 1ro de abril de 2017. Esta base de datos contiene información básica sobre los prestadores de salud como: fecha de registro, nombre de prestador, nombre de las sedes, dirección y naturaleza jurídica. Utilizando un proceso de georreferenciación se identificaron las coordenadas de cada sede registrada en el REPS. Se logró georreferenciar 10.051 sedes de un total de 12.062 registradas, representando un mapeo del 83%. El proceso de geo-codificación se realizó utilizando R, un entorno y lenguaje de programación utilizado para el análisis estadístico y generación de gráficas. Con el fin de lograr una mayor precisión en el proceso de georreferenciación, las direcciones originales se modificaron para manejar un formato estándar. Se hizo uso del paquete *ggmap* para tener acceso al API de Google Maps, con el fin de descargar mapas y convertir direcciones en coordenadas geográficas.

Además de esto, el peso relativo de cada punto de demanda fue determinado a partir de las proyecciones poblacionales por Unidad de Planeación Zonal (UPZ) disponible en el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). Una vez creado el punto de demanda a partir de los parámetros establecidos, se utilizó un archivo tipo *shapefile* de las UPZ en Bogotá para determinar en qué localidad está ubicado. Al combinar esta información con las proyecciones de población del DANE, se le asignó un peso relativo a cada punto de demanda. La matriz de distancias entre cada punto de demanda y cada ubicación candidata se calculó utilizando la fórmula de Haversine, la cual mide la distancia entre dos puntos considerando la curvatura de la tierra.

Algoritmos Genéticos

Siguiendo a Indriasari et al (2010), este documento hace uso de los AG como aproximación al problema. Cada individuo se representa mediante un cromosoma binario cuyas posiciones representan el conjunto de ubicaciones candidatas. Para cumplir factibilidad, el número de centros de atención que deberán tener estos individuos debe ser igual a un parámetro preestablecido. Al tener esto en cuenta, la población inicial se crea mediante la generación de un vector semilla con un número p de centros seleccionados y un número $(n - p)$ de centros no seleccionados. Luego se generan combinaciones aleatorias de este vector semilla que servirán como la población inicial.

Se considera el método de recombinación en dos puntos como operador genético. Al igual que el proceso original, se seleccionan dos puntos al azar dentro de los cromosomas parentales. Luego, la información entre los dos puntos es intercambiada, creando la primera parte de los organismos hijos. Debido a que no se puede garantizar el cumplimiento de la restricción de número de centros de atención si se intercambia la información fuera de los dos puntos, se genera un vector aleatorio cuya sumatoria sea equivalente al número de centros faltantes. Luego, este vector se divide para acomodar a los organismos hijos.

Se utiliza una metodología “*swap mutation*” o mutación de intercambio como operador genético de mutación, en el cual dos casillas o genes, escogidas al azar, intercambian de lugar. Por tanto, esta metodología garantiza que se escogerá un número predefinido de centros de atención.

Los individuos generados tendrán una probabilidad p_m de presentar una mutación. Una vez terminado el proceso, se realiza de manera iterativa hasta llegar a un número máximo de iteraciones o bajo un criterio de convergencia. Se hizo uso de la herramienta estadística R junto con el paquete “GA”, especializado en algoritmos genéticos. Este paquete provee la flexibilidad necesaria para aplicar una metodología de Algoritmos Genéticos al problema analizado.

Para acomodar los operadores genéticos a una situación de competencia, se genera un vector semilla cuyos valores de [1] a [C] equivalen a 1 y los restantes a cero. Luego, este vector se mezcla de forma aleatoria para generar la población inicial. Es importante establecer que los vectores resultantes no están considerando el conjunto de centros existentes. Finalmente, estos vectores se juntan con un vector unitario, el cual representa las posiciones fijas de los centros ya existentes.

En cuanto al proceso de recombinación, este atraviesa una transformación similar. El proceso de recombinación en dos puntos de aplica a las casillas candidatas a variación, para luego ser integradas con un vector unitario. Lo mismo sucede con el mecanismo de swap – Exchange de la mutación. De esta manera, se garantiza que tanto la población inicial como los individuos resultantes de los operadores genéticos cumplan el criterio de factibilidad requerido por el problema.

A pesar de las ventajas discutidas anteriormente, una aproximación al problema de investigación mediante Algoritmos Genéticos tiene numerosas limitaciones (Beg & Islam, 2016). Primero, no existe garantía de que se encontrará un óptimo global; la solución brindada por el algoritmo genético puede llevar a un óptimo local. La probabilidad de mutación p_m junto con el método de mutación intentan contrarrestar esta problemática, al explorar soluciones en caso sub-óptimas. Segundo, no siempre es claro cuál debería ser el valor de los parámetros requeridos en el algoritmo genético. Ajustar parámetros como tamaño de población, probabilidad de mutación, probabilidad de recombinación, escogencia de los mejores, es un proceso de prueba y error.

En congruencia con la literatura relacionada, se escoge una población inicial de 100 individuos, una probabilidad de mutación de 40%, una probabilidad de recombinación de 80%, un número máximo de iteraciones en 1000 y un límite de convergencia de 100.

RESULTADOS

Se realizó el estudio con cuatro modelos, cada uno diseñado a responder a diferentes condiciones. El primer modelo busca maximizar el área de cobertura considerando la no competencia. Es decir, las sedes actualmente activas se pueden reubicar en otras localidades en caso de que esto mejore la cobertura. El segundo modelo también busca maximizar la cobertura en área, sin embargo, considera el supuesto de competencia. El tercer modelo busca maximizar la población cubierta, sin considerar la competencia. Finalmente, el cuarto modelo espera maximizar la población cubierta al considerar competencia. Se espera que los modelos enfocados a maximizar la cobertura de población tiendan hacia las UPZ's con mayor densidad poblacional, mientras que los que buscan maximizar el área sean más uniformes en su distribución. En la figura 3 se muestran los resultados de los modelos (1), (2), (3) y (4), en la Tabla 2 se muestra la distancia mínima promedio al centro de atención más cercano.

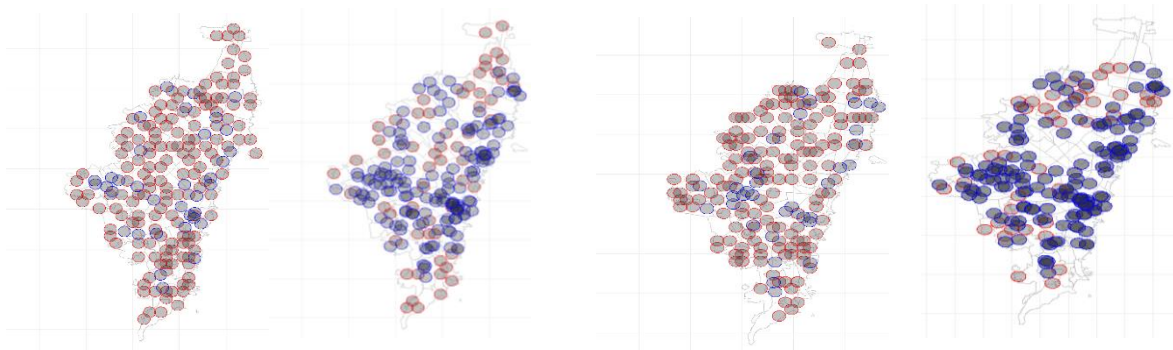


Figura 3: Resultados de los modelos (1), (2), (3) y (4)

Tabla 2: Distancia mínima promedio al centro de atención más cercano

Modelo	Media	Error Estándar	Intervalo de confianza (95%)	
1	683.70	12.18	659.8193	707.579
2	738.65	12.18	714.7725	762.5322
3	800.98	12.18	777.1039	824.8635
4	965.52	12.18	941.6407	989.4004

DISCUSIÓN Y ANÁLISIS

En tres de los cuatro modelos, los resultados muestran que la distancia mínima promedio al centro de atención más cercano disminuye de manera significativa al comparar con la situación inicial de 1.201 metros. Además de proveer las ubicaciones de los centros de atención, los resultados muestran las diferencias en desempeño en los modelos que consideran competencia/reubicación versus los modelos que están libres. Por un lado, si se quiere maximizar el área total de cobertura, una situación sin competencia permitiría llegar a una cobertura de 71.37%, comparado con una cobertura del 68.56% bajo el supuesto de competencia. Como se puede ver en la Figura 4, la cobertura actual presenta numerosas superposiciones, lo cual se mitigaría suavizando el supuesto de reubicación.

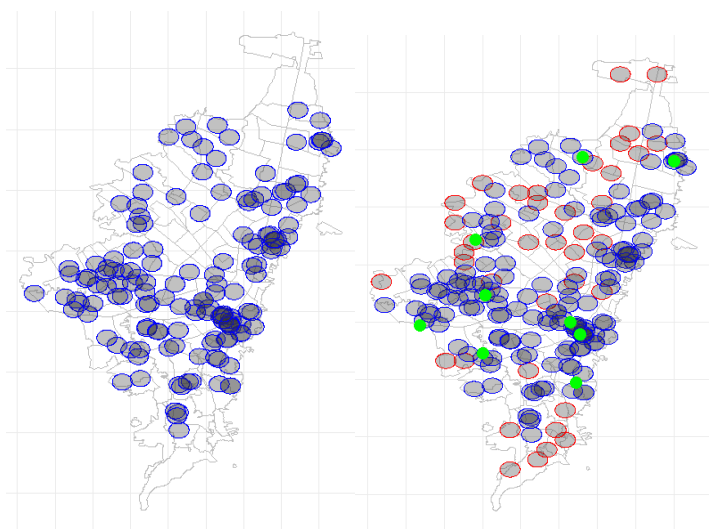


Figura 4: Cobertura actual de centros en operación (izq), CAPS en operación (verdes) (der)

Como ya se discutió, una de las desventajas de los algoritmos genéticos reside en que no se puede garantizar que la solución sea un óptimo global. Por lo tanto, no existe garantía de que la solución expresada en este trabajo sea la que garantice la mejor cobertura. Sin embargo, debido al tamaño del problema, buscar una solución óptima requeriría de una cantidad significativa de recursos computacionales (Para contextualizar, el espacio de solución del modelo 1 es de 1.71×10^{191}). Para no caer en un óptimo local, la metodología propuesta utiliza los operadores genéticos de mutación y recombinación, las cuales poseen cierto grado de componente aleatorio y permiten explorar de mejor manera el espacio de solución.

En la Tabla 3 se presenta la ficha técnica de los resultados.

Tabla 3: Ficha técnica de resultados

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Puntos totales (1,2) / Población total (3,4)	2602	2602	8,081,112	8,081,112
Puntos cubiertos (1,2) / Población cubierta (3,4)	1857	1784	6,466,181	6,293,913
Razón de cobertura	71.37%	68.56%	80.02%	77.88%
Iteraciones	1000	909	1000	967
Probabilidad recombinación	80%	80%	80%	80%
Probabilidad mutación	40%	40%	40%	40%
Población inicial	100	100	100	100
Selección	Elitismo	Elitismo	Elitismo	Elitismo
Ambiente	Sin Competencia	Competencia	Sin Competencia	Competencia
Criterio	Área	Área	Población	Población

El presente trabajo busca determinar la mejor ubicación de nuevos centros de atención bajo una situación de competencia y bajo una situación sin competencia. Sin embargo, como se discutió en la revisión de literatura, existen numerosos problemas relacionados a la ubicación de instalaciones o centros de atención en salud.

Un futuro análisis podría enfocarse en resolver los problemas de minimizar la distancia promedio de los habitantes, o puntos de demanda, al centro de atención más cercano. Adicionalmente, estudios futuros podrían enfocarse en encontrar el número de centros de atención necesarios para atender la totalidad de la población capitalina. Este trabajo presenta un punto de partida para la evaluación de estas problemáticas.

El aspecto de evaluación financiera también es relevante al considerar la ubicación de centros de atención. En particular, para el problema sin competencia, resulta relevante evaluar el costo de reubicar un centro de atención existente a otra ubicación. Adicionalmente, la evaluación financiera podrá brindar mayor información sobre la factibilidad del conjunto de ubicaciones existentes. En una situación aplicada al mundo real, es necesario poseer información sobre los costos incurridos al momento de reacomodar infraestructura existente o empezar desde cero.

Además de lo anterior, este documento considera un radio de cobertura fijo para los centros de atención. La revisión de literatura indica que el radio de cobertura puede ser introducido a la metodología mediante la capacidad instalada de cada centro de atención. Es decir, un centro de atención con una mayor capacidad podrá brindar una mayor cantidad de servicios a la población del vecindario, y por lo tanto se puede considerar que su radio de cobertura es mayor. Debido a que no todos los centros de atención existentes poseen información sobre capacidad instalada, esta investigación utiliza un radio de cobertura constante como supuesto.

CRONOGRAMA CAPS

La Figura 4 (der) compara una de las soluciones del modelo propuesto frente a los 10 CAPS que han entrado a funcionamiento en los meses pasados. A primera vista se observa que estos CAPS fueron ubicados en la vecindad de las instalaciones públicas ya existentes, lo cual hace que el área de cobertura de estos centros de atención esté superpuesta con el área de cobertura de las instalaciones existentes. Esto puede ser consecuencia del aprovechamiento de la infraestructura existente, la cual representa menores costos de acomodación y localización. Con el fin de asegurar un aumento en la cobertura, se recomienda ubicar los CAPS en las ubicaciones resultados del modelo, para así maximizar el total de área cubierta y garantizar el acceso al sistema de salud. Sin embargo, futuros centros de atención pueden tener una mayor alineación a los resultados. En los próximos años, se espera la adjudicación de 30 centros de atención prioritaria en salud.

CONCLUSIONES

Una de las grandes problemáticas actuales en el sistema de salud de Bogotá es la congestión en los servicios de urgencias y largos tiempos de espera que perciben los usuarios capitalinos. Para contrarrestar esta problemática, la administración capitalina, liderada por Enrique Peñalosa, busca aumentar la accesibilidad y atención a los servicios de salud de baja complejidad, mediante la creación de Centros de Atención Prioritaria en Salud (CAPS). La ubicación de estos centros de atención busca aumentar la oferta de servicios en salud y descongestionar los centros existentes, para así dar un paso hacia adelante hacia garantizar el derecho fundamental a la salud.

Este trabajo busca determinar la mejor ubicación de estos centros de atención en salud bajo dos enfoques: lograr una máxima cobertura y lograr cubrir al mayor número de usuarios. Debido al tamaño del problema, se propone una aproximación mediante Algoritmos Genéticos, los cuales permiten una mayor flexibilidad al momento de modelación y disminuyen los recursos necesarios. Para acomodar esta metodología al problema de investigación, se generaron operadores genéticos tomando como base los operadores comúnmente utilizados para problemas combinatorios binarios.

Se analizó el problema considerando cuatro situaciones diferentes. Las primeras dos se enfocan en analizar el problema asumiendo que los centros existentes pueden ser reubicados para atender de mejor manera la demanda. Las últimas dos imponen la restricción de que los centros de atención existentes no pueden ser reubicados. En ambas situaciones se buscó maximizar el área cubierta y maximizar la población cubierta.

Los resultados demuestran un aumento en la cobertura medida desde el área como también la población cubierta al introducir 40 centros de atención prioritaria. Adicionalmente, los resultados muestran que en la mayoría de los casos la distancia mínima promedio de un individuo a su centro de atención más cercano disminuye de manera significativa. El Plan de Desarrollo está en vía de ejecución y ha instalado centros de atención en diferentes localidades. Sin embargo, se encuentra que estas ubicaciones ya están siendo cubiertas por

Revista **Semilleros**. Año4, Vol. IV, No. 8, 2017. ISSN: **2343-6395**

anteriores centros de atención. Para garantizar una mayor cobertura, el distrito deberá enfocarse en abrir centros de atención en áreas desatendidas, teniendo en cuenta las limitaciones del mundo real.

Aplicaciones futuras podrían considerar varios aspectos, tales como un enfoque orientado a la evaluación de proyectos, en el cual se analice la viabilidad financiera de ubicación o reubicación de un centro de atención. Además de esto, la metodología se puede alimentar de mayor riqueza en la información para mejorar la precisión en los resultados. Variables como capacidad instalada, oferta de servicios y equipos médicos, vías de acceso etc. podrán complementar esta investigación y cerrar la brecha entre el modelo y la realidad.

REFERENCIAS

Alcaldía Mayor de Bogotá DC. (2016). Anteproyecto del plan de desarrollo Bogotá Mejor para todos 2016-2019. Bogotá.

Alexandris, G., & Giannikos, I. (2010). A new model for maximal coverage exploiting GIS capabilities. *European Journal of Operational Research*, 328-338.

Beg, A. H., & Islam, M. Z. (2016). Advantages and limitations of genetic algorithms for clustering records. *Proceedings of the 2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications, ICIEA 2016*, 2478-2483.

Castellanos, D. (2016). Modelo MCLP: Consideraciones a múltiples coberturas. Trabajo de grado.

Church, R., & Revelle, C. (1974). The maximum covering location problem. *Papers. Papers of the Regional Science Association* 32:101–118., 32:101–118.

Daskin, M. S., & Dean, L. (2004). Location of Healthcare Facilities . Obtenido de <http://www.saludcapital.gov.co/Empalme%20del%20Sector%20Salud%2020122016/DIRECTIVA%2009%20DE%202015/1%20%20DIAGNOSTICO%20SECTORIAL%20DE%20SALUD.pdf>

El Espectador. (2015, octubre 3). Colapso en las salas de urgencias de Bogotá. Obtenido de <http://www.elespectador.com/noticias/bogota/colapso-salas-de-urgencias-de-bogota-articulo-590456>

El Nuevo Siglo. (2017, enero 11). Hacinamiento del 128% en urgencias de H. de Kennedy. Obtenido de <http://www.elnuevosiglo.com.co/articulos/01-2017-hacinamiento-del-128-en-urgencias-de-h-de-kennedy>

Indriasari, V., Mahmud, A. R., Ahmad, N., & Shariff, A. R. (2010). Maximal service area problem for optimal siting of emergency facilities. *International Journal of Geographical Information Science*, 213-230.

Pardo, L. (2015). Modelo Modificado de Localización de instalaciones de máxima cobertura. Trabajo de grado.

Publimetro. (2016, septiembre 16). Salud de los bogotanos en grave riesgo por congestión en urgencias. Obtenido de <https://www.publimetro.co/co/bogota/2016/07/20/salud-bogotanos-grave-riesgo-congestion-urgencias.html>