

Diseño de redes de centros de atención primaria de la salud empleando optimización metaheurística multiobjetivo

Graciela A. Moreno¹, M. Susana Moreno²[0000-0001-5744-5586], Aníbal M. Blanco²[0000-0003-2190-8619]

¹ Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur – IIESS (CONICET-Universidad Nacional del Sur), Bahía Blanca, Argentina
gmorenoing@gmail.com

² Planta Piloto de Ingeniería Química – PLAPIQUI (CONICET-Universidad Nacional del Sur), Bahía Blanca, Argentina
{smoreno, ablanco}@plapiqui.edu.ar

Resumen. Los sistemas de salud pública municipal de nuestro país se organizan en base a redes de Centros de Atención Primaria de la Salud (CAPS). Los municipios realizan un esfuerzo permanente para adaptar estas redes al crecimiento demográfico y territorial de las ciudades, intentando distribuir de forma adecuada en el territorio el número de centros, con la capacidad apropiada de cada tipo de servicio ofrecido para cubrir la demanda e, idealmente, la necesidad. El objetivo principal de este trabajo es proponer una herramienta para diseñar las redes de CAPS teniendo en cuenta dos objetivos relevantes y contrapuestos del sistema: maximizar la demanda de consultas y minimizar los costos. Para este fin, se desarrolla un algoritmo genético que permite construir la frontera de Pareto empleando un modelo sencillo de predisposición al traslado y una estimación simplificada de costos. La metodología propuesta permite estudiar sistemáticamente el sistema con la información disponible y analizar el impacto de la cantidad de CAPS, su ubicación y los servicios ofrecidos en cada uno considerando las metas planteadas. Como caso de estudio se presenta una ciudad mediana desagregada territorialmente en radios censales.

Palabras clave: Necesidad-oferta-demanda, CAPS, Optimización multiobjetivo, Algoritmo genético.

1 Introducción

El Primer Nivel de Atención (PNA) está conformado por centros que se ocupan de la prevención de enfermedades y la atención de patologías menores. La infraestructura básica del PNA en nuestro país son las redes de Centros de Atención Primaria de la Salud (CAPS) de los pueblos y ciudades y poseen típicamente financiamiento y gestión municipal.

El PNA ha sido estudiado extensamente mediante el empleo de modelos matemáticos de cobertura máxima y localización óptima. Una revisión exhaustiva de trabajos

hasta el año 2017 se puede encontrar en [1]. Dado que a medida que se incrementa el número de centros en la red y de servicios ofrecidos en cada uno de ellos, los costos de inversión y mantenimiento se incrementan, se plantea naturalmente un problema de objetivos múltiples.

En el sector salud, varios trabajos han implementado estrategias de optimización multiobjetivo en modelos de localización-asignación de instalaciones [2-4]. Zhang y col. [2] presentaron un enfoque de optimización multiobjetivo para localizar instalaciones sanitarias en la ciudad de Hong Kong. Debido al carácter esencial de los servicios sanitarios y al constante crecimiento poblacional de la ciudad, se planteó la construcción de nuevos centros de salud considerando cuatro objetivos conflictivos: minimizar la inequidad en el acceso, maximizar la accesibilidad de toda la población, reducir la población que queda fuera del rango de cobertura (considerando una distancia aceptable de traslado al centro) y disminuir el costo de construir nuevas instalaciones. Wang y col. [3] diseñaron un algoritmo de optimización de enjambres de partículas multicriterio de dos niveles para resolver el problema en ciudades en desarrollo de China. En el nivel superior tuvieron en cuenta los factores sociales y medioambientales para determinar dónde ubicar las instalaciones de salud y en el nivel inferior ajustaron la capacidad teniendo en cuenta la calidad de los servicios y los costos financieros. En Hasani y col. [4] los autores se centraron en el diseño de redes sanitarias adaptando un modelo extendido de programación por metas que considere objetivos múltiples y al mismo tiempo involucre a diversas partes interesadas y sus preferencias pertenecientes a diferentes niveles de la jerarquía de la red (niveles nacional y regional). La finalidad del modelo es equilibrar los costos, cobertura, nivel de servicio de la red y el impacto social de los centros de salud para garantizar una red óptima y eficaz.

Cubrir la demanda de servicios en los CAPS, uno de los principales objetivos del sistema PNA, es un fenómeno multidimensional siendo el factor geográfico uno de los más estudiados. Por ejemplo, Gao y col. [5] estudiaron la accesibilidad geográfica de las mujeres embarazadas a los servicios de medicina general, ginecología y a las parteras. Combinaron la disponibilidad con la proximidad a los servicios, las necesidades sanitarias y la movilidad. Se definieron intervalos de tiempo para determinar el nivel de accesibilidad: para un tiempo máximo de viaje de 5 minutos el acceso es total y el nivel de acceso es 1; si se superan los 15 minutos, el nivel de acceso al servicio es 0, lo que indica que el servicio no es accesible; entre 5 y 15 minutos, el nivel de acceso es una función decreciente y corresponde a un acceso parcial.

Vannier y col. [6] emplearon un modelo de localización-asignación para optimizar la ubicación de los servicios e instalaciones comunitarias. El propósito de este modelo es optimizar la distancia y el tiempo de viaje de los residentes a los servicios, teniendo en cuenta la demanda, la ubicación de los servicios y el modo de transporte (vehículo, peatón). Para mejorar la accesibilidad, consideraron minimizar el número de instalaciones y maximizar la cobertura de los servicios. En particular, se analizó el nivel de accesibilidad peatonal en metros y tiempo: i) menos de 10 minutos a pie corresponde a un buen nivel de accesibilidad con una distancia máxima de 750 metros, ii) 10-20 minutos es el nivel medio de accesibilidad y corresponde de 750 a 1500 m, y iii) caminar más de 20 minutos es un bajo nivel de accesibilidad, por superar los 1500 m.

La investigación en [7] se centró en mejorar la accesibilidad espacial de los servicios de salud en zonas urbanas, con el fin de crear “ciudades de 15 minutos” en China. Utilizaron un modelo de localización-asignación mediante la aplicación del modelo de p-mediana capacitado como técnica de optimización de la oferta y la demanda. Su objetivo es mejorar el acceso ubicando estratégicamente los centros de salud a 15 minutos a pie de los residentes, lo que representa una distancia máxima de 1080 m. Como objetivos se plantearon mejorar el acceso universal a la atención sanitaria, eliminar las desigualdades espaciales, contribuir al desarrollo de ciudades más seguras y promover un desarrollo urbano más inclusivo y sostenible.

Chen y col. [8] investigaron la distribución de los centros de salud comunitarios a 15 minutos de las zonas residenciales de Shenzhen en China. Se utilizaron técnicas espaciales y mapas para demostrar el acceso equitativo a los servicios de atención primaria de la salud en la ciudad lo que sirvió como base para mejorar el acceso a las instalaciones de servicios públicos de otras zonas. Además, se apoyaron en un modelo de localización de cobertura máxima para establecer nuevos centros de salud comunitarios.

Sobre la base de la revisión anterior se observa que el problema de localización de centros de salud posee numerosos objetivos de interés con un especial foco en la accesibilidad geográfica.

La metodología propuesta en este trabajo persigue ubicar un número dado de CAPS en el territorio (diseñar/rediseñar la red) incluyendo el nivel óptimo de cada servicio ofrecido en cada uno de estos centros, teniendo en cuenta tanto costos (a minimizar) y como demanda de consultas a lo largo de un año (a maximizar). Para formular y resolver el problema, se emplea un Algoritmo Genético (AG) diseñado para maximizar la demanda de consultas empleando un modelo sencillo de predisposición al traslado [9] en combinación con la estrategia NSGA-II para incluir el objetivo económico y generar un Pareto que permita analizar las distintas posibles soluciones.

Como caso de estudio se utilizó el PNA del municipio de Bahía Blanca, sistema que nuestro grupo de investigación ha venido estudiando desde hace tiempo [10-12].

2 Metodología

2.1 Estimación de la necesidad y la demanda

Para determinar la población del partido de Bahía Blanca, se recurrió a los datos suministrados por el Centro Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010 [13], el cual segmenta el partido en radios censales, tanto urbanos como rurales. Posteriormente, se aplicaron ajustes para actualizar la información a fechas más recientes [11].

La estimación de la necesidad de consultas médicas de cada especialidad brindada en el PNA para esta población objetivo, calculada anualmente, se lleva a cabo usando la metodología de descrita en [10]. Además, se considera que un 40% de la población, distribuida de manera uniforme, utiliza el PNA. Este valor es en realidad muy incierto dado que depende del nivel de cobertura (obra social/prepaga) de la población y de la situación económica general.

Calcular la demanda en cada CAPS es un proceso complejo debido a su dependencia de múltiples factores. En este estudio se aborda únicamente la componente geográfica, que indica que la proximidad de una población determinada a un CAPS particular condiciona su nivel de demanda, haciéndolo potencialmente más solicitado que otros ubicados a mayor distancia.

En la Fig. 1, cada cuadrado del esquema de la derecha representa un radio censal con una población específica y una necesidad asociada. En algunos de estos radios censales se encuentran ubicados CAPS que ofrecen diversos servicios. Las áreas sombreadas en gris oscuro representan los radios censales que se encuentran a una distancia menor a 500 m del CAPS, mientras que las áreas en gris claro indican los que están a menos de 1500 m. El modulador de demanda, graficado a la izquierda de la Fig.1, indica la proporción de la población del radio censal que acudirá al CAPS como función de la distancia que los separa.

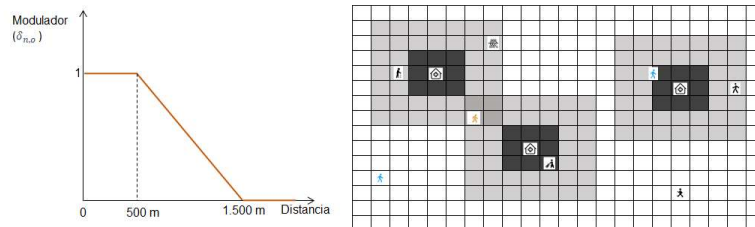


Fig. 1. Predisposición de traslado en función de la distancia.

2.2 Estimación del costo

Los costos del sistema están asociados al número de centros disponibles y a la oferta de servicios sanitarios brindados en ellos. Los servicios considerados en este estudio son: enfermería, medicina familiar/clínica, pediatría, ginecología, obstetricia, psicología y odontología, típicos del PNA. La ciudad de Bahía Blanca cuenta con 8 centros de salud que son CAPS de grandes dimensiones que brindan múltiples servicios en horarios de atención relativamente amplios en edificios construidos para tal fin. El resto de los CAPS son unidades sanitarias de menor magnitud que los centros de salud que funcionan en diferentes propiedades, alquiladas o cedidas por sociedades de fomento barriales, por ejemplo, de los cuales el municipio cuenta con 50 distribuidos en el territorio. En este trabajo se asume que los 8 centros de salud forman parte de la oferta permanente del PNA, lo que implica que seguirán en sus ubicaciones actuales. Sin embargo, se admite que los servicios que se brindan (tipo y volumen) pueden llegar a modificarse para adaptarse mejor a la demanda existente. Por su parte, admitimos que las unidades sanitarias tienen la flexibilidad de relocalizarse en cualquier cantidad, esto es pueden cambiar de posición y disminuir o mantener su número, así como adaptar el tipo y volumen de servicios que brindan. Además, se considera que cada CAPS puede atender toda la demanda que recibe en cada uno de los servicios que ofrece.

Para estimar el costo total del sistema se consideran cuatro tipos de costos diferentes: el costo del personal sanitario, el costo operativo de las instalaciones (alquiler, electricidad y otros servicios necesarios para su funcionamiento), el costo variable correspondiente a los elementos utilizados en las consultas específicas de pacientes de algunos servicios y el costo de inversión de los nuevos CAPS.

El costo del personal sanitario anual de cada servicio s en el centro o se determina, en la Ec. (1), multiplicando el costo por hora del profesional correspondiente (ch_s) por la cantidad total de horas anuales que atiende. Esta última se estima como la demanda de consultas anuales del servicio ($D_{o,s}$) dividida por la cantidad de consultas realizadas en una hora (cch) afectada, a su vez, por el modulador α_s para ajustar las estimaciones de tiempo laboral del profesional.

$$CP_{o,s} = ch_s \cdot \frac{D_{o,s}}{\alpha_s \cdot cch} \quad \forall o, s \quad (1)$$

El costo operativo se calcula de manera simplificada como una fracción del costo del personal ($CP_{o,s}$). El costo variable refiere al gasto de materiales necesario para la atención de cada paciente (ejemplo: guantes, vacunas, etc.) y es función de la demanda de servicios ($D_{o,s}$) y del precio del material utilizado. Finalmente, el costo de inversión se refiere a la inversión requerida para abrir servicios en nuevos CAPS habilitados, asumiendo que estos pueden ser ubicados en inmuebles existentes con gastos de remodelación moderados. De manera simplificada, este costo también se estima en base al costo del personal ($CP_{o,s}$) aplicándole un factor que depende del servicio.

Para los cálculos mencionados se tomaron como referencia los costos en dólares presentados en [12].

2.3 Algoritmo genético

En [9] se presentó un AG para maximizar la demanda de consultas mediante apertura de nuevos CAPS y la reasignación de capacidades en los ya existentes. Dicho algoritmo se basa en la codificación que se muestra en la Fig. 2. Aquí, cada cromosoma o individuo de la población se representa como una matriz donde las filas son los radios censales del sistema (rc: 1 a 378) y las columnas corresponden a los servicios que se pueden llegar a ofrecer en cada CAPS (s1 a s7). Las filas resaltadas con subrayado representan a los radios censales en los que existe o se abrirá un CAPS donde los servicios que se prestan se generan al azar y se indican con valor 1 si se prestan y 0 si no.

Cabe señalar que para que un CAPS exista o se instale, debe contar al menos con el servicio de enfermería (s1), el cual es obligatorio.

Una población de individuos modelados empleando el cromosoma descripto, se someterá a los operadores de selección, cruce y mutación a lo largo de una cantidad de generaciones predeterminada.

Para evaluar la aptitud o fitness de cada individuo se comparan las dos funciones objetivo abordadas en este trabajo: 1) maximizar la demanda de consultas anuales y 2) minimizar el costo total del sistema.

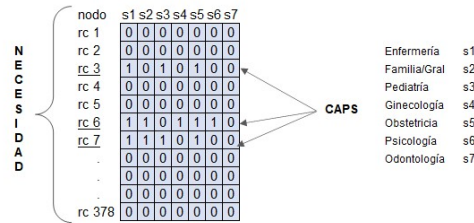


Fig. 2. Estructura general del cromosoma propuesto del AG.

El operador de selección utilizado es el del torneo binario, adoptado en el algoritmo multicriterio descrito en la sección 2.4.

El operador de cruce utilizado en el AG es el de un punto al azar. Con este operador, en cada cromosoma padre/madre se selecciona al azar una determinada columna correspondiente a los servicios s2 a s7 y se crean dos hijos al combinar ambos padres. Luego del cruce, se realizan cambios en cada hijo para que la solución sea factible. Esto es, en aquellos radios censales en los que existirá un CAPS, ($s1 = 1$), se completa con 1 en aquellos servicios ubicados desde la columna de cruce hasta la última. Por el contrario, en las filas rc donde $s1 = 0$ (no existirá CAPS) los restantes servicios se reemplazan por ceros.

Finalmente, el operador de mutación consiste en cambiar un gen específico (servicio s2 a s7) seleccionado al azar con una cierta probabilidad, ya sea de 0 a 1 o de 1 a 0, de un conjunto de individuos seleccionados aleatoriamente.

2.4 NSGA-II

En este trabajo se adopta el algoritmo de optimización multiobjetivo propuesto en [14], denominado NSGA-II (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*). El algoritmo utiliza el concepto de dominancia y busca encontrar la mayor cantidad posible de soluciones que pertenezcan al frente de Pareto.

La metodología presenta dos características fundamentales, la primera es la de garantizar la diversidad durante el proceso de solución utilizando la distancia de apilamiento y la segunda es el elitismo, en la que sólo se consideran las mejores soluciones encontradas durante el proceso de búsqueda.

El procedimiento del algoritmo NSGA-II es simple. Al inicio se crea de manera aleatoria una población de padres de tamaño N . La población se ordena de acuerdo a los niveles de no dominancia o frentes de Pareto [15].

Las soluciones no dominadas consisten en un conjunto de soluciones que representan las mejores opciones del problema multiobjetivo, es decir, soluciones donde no existe ningún objetivo que pueda ser mejorado sin empeorar el objetivo restante (Fig. 3). El primer frente lo forman los individuos o soluciones no dominadas por ninguna otra solución de la población (F_1), al segundo frente pertenecen las soluciones no dominadas sin incluir las del primer frente (F_2) y así sucesivamente se van creando todos los frentes de soluciones para la población (F_n).

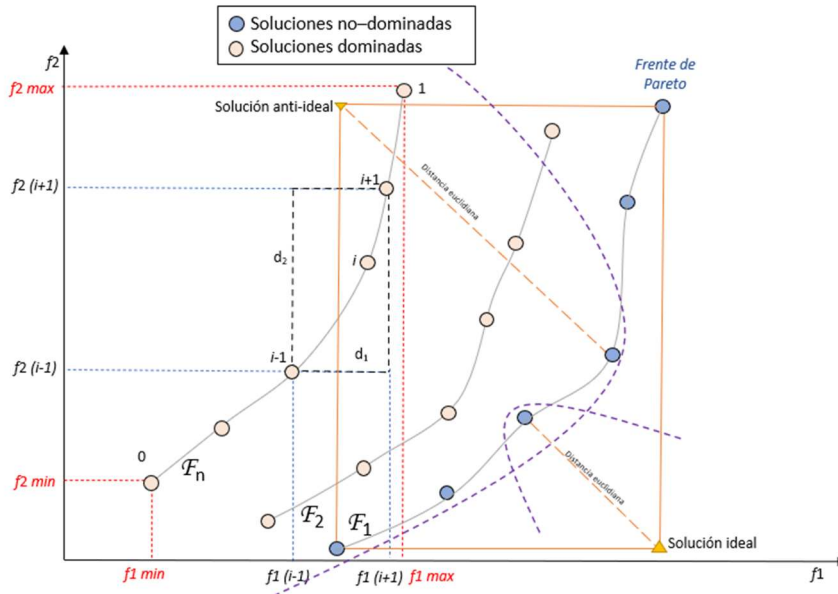


Fig. 3. Frentes de Pareto del NSGA-II y distancia de apilamiento.

La distancia de apilamiento es la densidad de la población en el espacio de búsqueda que cuantifica el espacio alrededor de una solución que no se encuentra ocupada por ninguna otra. Esta se calcula en cada frente como el promedio de un rectángulo de distancias entre dos soluciones vecinas de la solución i ($i+1$, $i-1$) que pertenecen al mismo frente no dominado (ver sobre F_n en Fig. 3).

Sobre la población actual (padres) se seleccionan al azar N parejas de soluciones. Cada pareja compite en un torneo binario donde gana la que pertenece al fitness de mejor aptitud, es decir aquella para la cual el rango de clasificación del frente no dominado es menor. A las soluciones así seleccionadas se les aplica los operadores de cruce y mutación, explicados en el apartado anterior.

A continuación, se unen las poblaciones de padres e hijos obteniendo una de tamaño $2N$ a la que se le realiza un ordenamiento rápido de no dominancia. Luego, se ordena la población de forma ascendente en cada función objetivo. Esto hace que las soluciones de los extremos reciban un valor de distancia infinito y que las soluciones intermedias sean iguales al valor absoluto de la diferencia normalizada entre los valores de dos soluciones adyacentes.

Posteriormente, se aplica el operador de comparación de multitudes por ser el que guía el proceso de selección al comparar dos soluciones y devolver el vencedor del torneo. El operador asume que se tiene un rango de no dominancia y una distancia de apilamiento. Para ello, se elige siempre por orden de frente de menor a mayor, para asegurar que la solución elegida se encuentre en una frontera de no dominancia mejor. Si ambas soluciones pertenecen a frentes diferentes gana la de menor rango, pero si

ambas soluciones pertenecen al mismo frente se elige la que se encuentre en la región con menor densidad, es decir, con mayor distancia de apilamiento.

Para la creación de la nueva población de descendientes de tamaño N , primero se van asignando los frentes de menor a mayor controlando que la cantidad de soluciones de cada frente no supere el tamaño N . Si el último frente a asignar contiene más soluciones que las faltantes para completar el tamaño N , se emplea como estrategia de asignación la distancia local de apilamiento.

El proceso de selección se repite durante un número previamente establecido de generaciones.

Pseudocódigo para el NSGA-II

A continuación, se detalla el pseudocódigo adaptado de [16]:

1. Generar una población P aleatoria de tamaño N .
2. Evaluar las funciones objetivo de cada individuo
3. Identificar los frentes de no dominancia y evaluar la distancia de apilamiento en cada frente
4. Ordenar las soluciones según los frentes no dominados
5. Seleccionar los padres utilizando el torneo binario aplicando el operador de comparación de multitudes, cruzamiento y mutación para generar una población descendiente de tamaño N
6. Reunir los padres e hijos en un conjunto R de tamaño $2N$ y clasificar los frentes de dominancia y distancia de apilamiento.
7. Determinar el conjunto de descendientes final seleccionando los frentes de mejor rango. Si se supera el límite de población N , eliminar las soluciones con menor distancia de apilamiento en el último frente seleccionado.
8. Si se cumple el criterio de convergencia finalizar el proceso. De lo contrario, se retorna al paso 4.

Cabe mencionar que el algoritmo NSGA-II se implementó en el lenguaje Python.

2.5 Método TOPSIS para identificar soluciones

El método TOPSIS (del inglés *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) o Técnica de ordenamiento de preferencia por similitud al ideal positivo de Hwang y Yoon [17], es una técnica de toma de decisiones “a posteriori” que se puede aplicar a todo tipo de problemas. Se utiliza para determinar la mejor alternativa entre un conjunto de opciones basadas en múltiples criterios [18].

Es necesario identificar los criterios relevantes del problema de toma de decisiones, que en este caso son, maximizar la demanda de consultas y minimizar el costo total, los que están representados por las soluciones del frente de Pareto obtenidas por el NSGA-II.

El primer paso consiste en crear la matriz de decisión, donde cada fila representa una solución y cada columna representa un objetivo. Luego, se normaliza la matriz de decisión para garantizar que todos los objetivos sean compatibles y estén en la misma

escala. La normalización es importante para eliminar el sesgo que pueda resultar del uso de diferentes unidades o escalas. Paso seguido, se efectúa la ponderación de cada objetivo en función de la importancia relativa en el proceso de toma de decisiones que, típicamente, se establece mediante el juicio de expertos o métodos analíticos.

Las soluciones ideal y anti-ideal se calculan en función de la matriz de decisión normalizada. La solución ideal representa el mejor desempeño para cada criterio mientras que la solución anti-ideal representa el peor. Estas soluciones sirven como referencia para evaluar las diversas alternativas.

La similitud de cada solución alternativa debe calcularse con respecto a las soluciones ideal y anti-ideal utilizando una medida de distancia adecuada (por ejemplo, la distancia euclidiana). El cálculo se utiliza para cuantificar qué tan buena es cada alternativa para cumplir con los criterios deseados. En la Fig. 3 se representan tanto la solución ideal como la anti-ideal respecto de la frontera de Pareto junto a sus respectivas distancias euclidianas.

Finalmente, las alternativas se clasifican y seleccionan en función de su similitud con la solución ideal. La alternativa con mayor puntuación de similitud se considera la mejor opción.

A continuación, se resume la secuencia de pasos para aplicar del método TOPSIS:

1. Establecer la matriz de decisión inicial, que contiene las alternativas y el sentido de los objetivos (maximización o minimización), a los cuales se les asigna un peso (importancia de cada criterio)
2. Normalizar la matriz
3. Construir la matriz de decisión normalizada ponderada
4. Determinar la solución ideal y la solución anti-ideal
5. Calcular las medidas de distancias
6. Calcular la proximidad relativa a la solución ideal y ordenar las preferencias

El método TOPSIS en este trabajo fue implementado en el software Excel.

3 Resultados

En esta sección se reportan los resultados de la ejecución del algoritmo NSGA-II aplicado al caso de estudio descrito. Se permitió al algoritmo ubicar un número de CAPS entre 10 y 50 manteniendo en su ubicación actual los 8 centros de salud existentes. Se empleó una población de 100 individuos y como criterio de parada se estableció un número máximo de generaciones de 250. En la Fig. 4 se muestra el Pareto obtenido, con la demanda presentada en el eje x y el costo en el eje y.

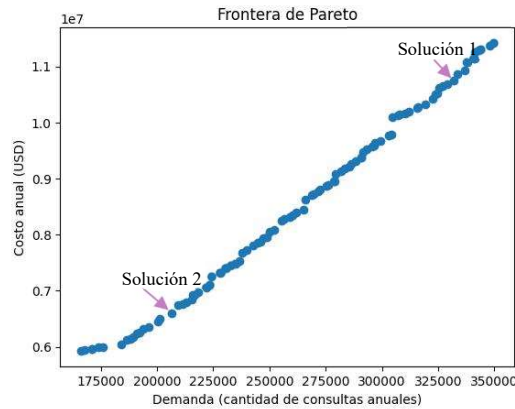


Fig. 4. Frente de Pareto

Para ilustrar el tipo de soluciones obtenidas, a continuación, se presenta el análisis de dos soluciones diferentes del frente de Pareto seleccionadas utilizando el método TOPSIS al que se le aplicó un vector de ponderación [0,6; 0,4] para la solución 1, y el vector [0,4; 0,6] para la solución 2, con el objeto de sopesar de manera preferencial cada objetivo en cada solución. En la Tabla 1 se resumen las principales características de cada solución y en las Figs. 5-6 la ubicación de los centros en el territorio.

Tabla 1. Resumen de resultados de dos soluciones seleccionadas.

	Solución 1	Solución 2
Nuevas CAPS	46	11
Demanda por servicio		
Enfermería	164 830	103 248
Familia	9 381	5 730
Pediatría	52 993	33 712
Ginecología	12 356	7 153
Obstetricia	7 419	4 650
Psicología	11 406	6 797
Odontología	73 590	45 166
Demanda Total	331 975	206 456
Costo Total	10 751 805	6 604 505

En la solución 1 existen 46 nuevas CAPS adicionales a los 8 centros existentes y en la solución 2, 11. La totalidad de los servicios se han habilitado en todas las CAPS de ambas soluciones, excepto por el servicio de pediatría en un único CAPS de la solución 1. Obviamente, en la solución en la que se privilegia la demanda, la cantidad de centros abiertos, el número de consultas totales y por servicio y el costo total del sistema son sensiblemente mayores que en la otra.

Cuando se maximiza la demanda, la solución ideal corresponde a 349 747 consultas abriendo el máximo de CAPS permitidas, esto es 50 CAPS con los servicios de

enfermería, pediatría, obstetricia y odontología en todos ellos (resultados no mostrados). La demanda de la solución 1 representa casi el 95% de la ideal, mientras que el número de CAPS se reduce a 46 abriendo en todos ellos los servicios enfermería, obstetricia y odontología. Comparando las consultas por servicio, la especialidad de medicina familiar es la que presenta el valor más cercano al ideal (97%) mientras que el de pediatría es el más se aleja (93%).

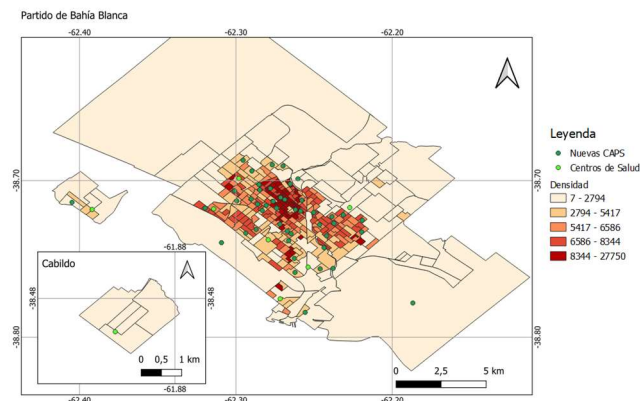


Fig. 5. Solución 1 - 46 nuevas CAPS.

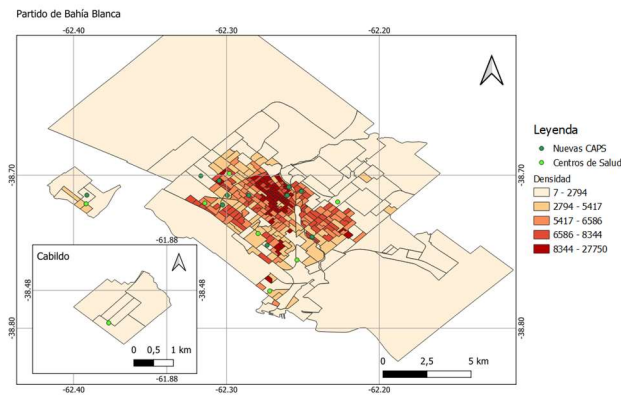


Fig. 6. Solución 2 - 11 nuevas CAPS.

Por otro lado, el costo total obtenido en la solución ideal corresponde a 5 929 728 USD instalando 11 CAPS nuevas habilitando solo algunos servicios en cada uno (resultados no mostrados). Como se observa en la Tabla 1, aunque el número de CAPS sea el mismo, el costo total en la solución 2 se incrementa en un 11,4% respecto al ideal debido a la incorporación de una mayor cantidad de servicios. En particular, los servicios de pediatría y odontología aumentan un 124,6 y 54,6% respecto a los valores ideales.

Si se compara el costo total de la solución 1 con el costo ideal, se tiene un incremento del 81% mientras que al comparar la demanda total de la solución 2 con la ideal se observa una disminución del 24%.

Cabe aclarar que para este problema es posible saber que la solución ideal “teórica” corresponde, en lo que respecta al objetivo demanda a la apertura de la máxima cantidad de CAPS admisible (50), con la totalidad de servicios en cada uno, localizados en las zonas de mayor necesidad y en lo que respecta al objetivo costo a la menor cantidad de centros posible (10), solo ofreciendo el servicio de enfermería y ubicados en los radios censales con la menor necesidad de dicho servicio. El algoritmo propuesto no encuentra esta solución ideal teórica, sino que las aproxima con variantes de alta demanda y bajo costo.

4 Conclusiones

La metodología propuesta permite estimar la demanda de diferentes estructuras de PNA como función de la distancia de traslado de la población hacia los CAPS, así como los costos correspondientes. Para modelar la demanda se consideró una función sencilla de predisposición al traslado, que contempla una distancia máxima de 1500 m con una función linealmente decreciente a partir de los 500 m. Asimismo se empleó un esquema simplificado de costos para evaluar las distintas alternativas.

En este trabajo identificamos la frontera de Pareto utilizando el algoritmo NSGA-II y se aplicó el método TOPSIS para seleccionar dos soluciones alternativas con diferentes ponderaciones de los objetivos que representan diferentes posibles localizaciones de las nuevas CAPS en los radios censales.

Cabe aclarar que las localizaciones geográficas propuestas no necesariamente pueden admitir la instalación de un CAPS con los servicios correspondientes debido a la imposibilidad práctica de adaptar o construir un inmueble de las características apropiadas en el radio censal específico. Sin embargo, las estimaciones obtenidas pueden ser empleadas como una guía para la toma de decisiones tanto para la ubicación territorial como para el volumen de consultas a ser realizadas en cada centro de cada uno de los servicios ofrecidos.

Como trabajo futuro se planea mejorar tanto la estimación de la necesidad como los costos operativos y de inversión. Adicionalmente, si bien en este trabajo se ha considerado un problema con solo dos objetivos, los más naturales para el diseño de redes de centros de servicios en territorios (demanda y costo), es posible incluir otros. Por ejemplo, se podrían considerar indicadores relacionados con la equidad en la satisfacción de la necesidad, así como otros del tipo social que presenten una convergencia satisfactoria manteniendo una buena diversidad. En estos casos, se evaluará el empleo de algoritmos específicamente diseñados para este tipo de problemas con múltiples objetivos como el NSGA-III y sus variantes [19].

Referencias

1. Ahmadi-Javid, A., Seyedi, P., Syam, S.S.: A survey of healthcare facility location. *Computers & Operations Research* **79**, 223-263 (2017)
2. Zhang, W., Cao, K., Liu, S., Huang, B.: A multi-objective optimization approach for healthcare facility location-allocation problems in highly developed cities such as Hong Kong. *Computers, Environment and Urban Systems* **59**, 220–230 (2016)
3. Wang, L., Shi, H., Gan, L.: Healthcare facility location-allocation optimization for China's developing cities utilizing a multi-objective decision support approach. *Sustainability* **10**(12), 4580 (2018)
4. Hasani, A., Eskandarpour, M., Jones, D.: Health care network design with multiple objectives and stakeholders. *Annals of Operations Research*. (2023). <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05731-6>
5. Gao, F., Kihal, W., Le Meur, N., Souris, M., Deguen, S.: Assessment of the spatial accessibility to health professionals at French census block level. *International Journal for Equity in Health* **15**(125), (2016). <https://doi.org/10.1186/s12939-016-0411-z>
6. Vannier, C., Campbell, M., Kingham, S.: Pathways to urban health and well-being: measuring and modelling of community services in a medium size city. *Geospatial health* **15**(1), (2020). <https://doi.org/10.4081/gh.2020.808>
7. Song, G., He, X., Kong, Y., Li, K., Song, H., Zhai, S., Luo, J.: Improving the spatial accessibility of community-level healthcare service toward the '15-minute city' goal in China. *ISPRS International Journal of Geo-Information* **11**(8), 436 (2022)
8. Chen, L., Zeng, H., Wu, L., Tian, Q., Zhang, N., He, R., Xue, H., Zheng, J., Liu, J., Liang, F., Zhu, B.: Spatial accessibility evaluation and location optimization of primary healthcare in China: A case study of Shenzhen. *GeoHealth* **7**(5), e2022GH000753 (2023). <https://doi.org/10.1029/2022gh000753>
9. Moreno, G. A., Moreno, M. S., Blanco, A.M.: Análisis de redes de centros de atención primaria de la salud empleando simulación numérica y algoritmos genéticos. Congreso Internacional de Ingeniería Industrial – AACINI-UTN FRSN (XVI COINI 2023)
10. Elorza, M. E., Moscoso, N. S., Blanco, A. M., Gentili, J. O.: Estimating Need, Demand and Supply in Primary Health Care Services: A Local Application in Argentina. *MEDICC Review* **20**(3), 36-44 (2017)
11. Accattoli Colaneri, V., Moreno, M.S., Acrogliano, P.L., Blanco, A.M.: Análisis del Primer Nivel de Atención de la ciudad de Bahía Blanca Usando SIG. Congreso 49 JAIIO: Jornadas Argentinas de Informática, XI Congreso Argentino de Informática y Salud 2020 (CAIS 2020) ISSN :2451-7607 SADIO - Sociedad Argentina de Informática. (2020)
12. Elorza, M. E., Moscoso, N. S., Blanco, A. M.: Assessing performance in health care: A mathematical programming approach for the re-design of primary health care networks. *Socio-Economic Planning Sciences* **84**, 101454 (2022)
13. CNPhyV. Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas. Provincia de Buenos Aires, Partido Bahía Blanca. Buenos Aires: INDEC. [Internet] (2010). Disponible en: <https://www.indec.gob.ar/indec/web/Nivel4-Tema-2-41-135>
14. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T.: A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation: a publication of the IEEE Neural Networks Council* **6**(2), 182–197 (2002)
15. Zheng, W., Liu, Y., Doerr, B.: A first mathematical runtime analysis of the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II). *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. AAAI Conference on Artificial Intelligence **36**(9), 10408–10416 (2022)

16. Peñuela Meneses, C. A., Granada Echeverri, M.: Optimización multiobjetivo usando un algoritmo genético y un operador elitista basado en un ordenamiento no-dominado (NSGA-II). *Scientia Et Technica* **1**(35), 175-180 (2007)
17. Hwang, C.L., Yoon, K.: Multiple attribute decision making: Methods and applications. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*. Springer-Verlag, New York. (1981). <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-48318-9>
18. Madanchian, M., Taherdoost, H.: A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. *Sustainable Social Development* **1**(1), (2023). <https://doi.org/10.54517/ssd.v1i1.2220>
19. Liu, Q., Liu, X., Wu, J., Li, Y.: An improved NSGA-III algorithm using genetic K-means clustering algorithm. *IEEE access: practical innovations, open solutions*, **7**, 185239–185249 (2019)