Predicción de casos de COVID-19 y modelo de localización asignación de bases y ambulancias considerando factores de vulnerabilidad

Prediction of COVID-19 cases and location-allocation optimization model for bases and ambulances considering vulnerability factors

Samantha Reid Calderón^{1*}

Orietta Nicolis¹

Billy Peralta¹

Franco Menares¹

Recibido 6 de Enero de 2021, aceptado 10 de Mayo de 2021

Received: January 6, 2021 Accepted: May 10, 2021

RESUMEN

En este trabajo se aborda el problema de localización estratégica de bases y ambulancias, considerando la cantidad de habitantes y un ponderador de vulnerabilidad, confirmado por elementos socioeconómicos y epidemiológicos. A tal fin, se utiliza un modelo lineal generalizado (GLM) para la predicción de casos de COVID-19 a nivel comunal y un modelo de optimización matemático de localización y asignación que maximiza la cobertura de atención a la población. La metodología se aplica en la región Metropolitana en Chile, analizando la situación actual de la institución del Servicio de Atención Médico de Urgencias (SAMU), encargada de la gestión de ambulancias en la región. Asimismo, se ocupará el Índice de Prioridad Social (IPS) como factor socioeconómico y la cantidad de pacientes confirmados por COVID-19 desde el 30 de Marzo hasta el 12 de Junio del 2020. En los resultados, para el modelo de predicción, se obtuvo una proyección coherente para una semana de estudio, con errores residuales aceptables. En cuanto al modelo de optimización, se comprueba la acción del ponderador de vulnerabilidad, tanto para una reasignación de ambulancias en el sistema como para una incorporación de bases y/o ambulancias, dando resultados en tiempos de cómputo aceptables.

Palabras clave: Modelo GLM, Modelo de localización-asignación, COVID-19.

ABSTRACT

This work addresses the problem of strategic location of bases and ambulances, considering the number of inhabitants and a vulnerability weight, confirmed by socioeconomic and epidemiological elements. To this aim, we use a generalized linear model (GLM) for predicting the COVID-19 cases and a mathematical optimization model for location and allocation which maximizes coverage of population care. The methodology is applied in the Metropolitan region in Chile, analyzing the current situation of the institution of the Emergency Medical Attention Service (SAMU), institution in charge of ambulance management in the region. Likewise, the Social Priority Index (IPS) will be used as a socioeconomic factor and the number of patients confirmed by COVID-19 from March 30 to June 12, 2020. In the results, for the prediction model, a consistent projection was obtained for one week of study, with acceptable residual errors. For the optimization model, the action of the vulnerability is verified, both for a reassignment of ambulances in the system and for the incorporation of bases and/or ambulances, obtaining results in acceptable calculation times.

Keywords: Hospital Management, Location-allocation optimization model, COVID-19.

¹ Universidad Andrés Bello. Facultad de Ingeniería. Santiago, Chile.

E-mail: s.reid@uandresbello.edu; orietta.nicolis@unab.cl; billy.peralta@unab.cl; f.menaresfuentes@uandresbello.edu

* Autor de correspondencia: s.reid@uandresbello.edu

INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el transporte prehospitalario ha cumplido un rol fundamental en el traslado de gente incapacitada que debe transportarse a un centro hospitalario. Una mala gestión puede provocar: aumento en los tiempos de espera, aumento en el tiempo de respuesta y aumento en la demanda debido al déficit de ambulancias [1].

Existen múltiples modelos matemáticos para enfermedades y pandemias [2, 3]. Por ejemplo, existen modelos para predecir casos de Alzheimer [4], casos de VIH [5] e influenza [6]. Hasta la fecha, existen dos trabajos que han realizado un modelo de predicción para la pandemia del COVID-19. El primer trabajo se desarrolló un modelo SEIR (Susceptible, Exposed, Infectious and Removed) para estimar la tendencia pandémica en Wuhan, China [7]. El segundo trabajo se desarrolló un modelo espacio temporal basado en un GLM de área para predecir los casos de COVID-19 en Italia [8].

Asimismo, los modelos para la toma de decisiones en el contexto de los Servicios Médicos de Emergencia (EMS) pueden gestionarse a través de tres niveles: estratégico, táctico y operativo. Dentro del contexto estratégico, existen diversas decisiones que se pueden tomar, como lo son la asignación de estaciones y/o vehículos de ambulancia, dimensionamiento de flota y contratación de personal.

En cuanto a la asignación de estaciones y/o vehículos de ambulancia, se reporta que la primera investigación acerca de este tema se realizó en 1973 [9], formulando un modelo de cobertura simple (LSCP). Posteriormente, se formuló el problema de cobertura máxima (MCLP) [10], el cual maximizaba la demanda cubierta por una flota limitada. Asimismo, existen trabajos de modelos de cobertura múltiple, donde se planteó un modelo de cobertura jerárquico (HOSC) que minimizaba el número de vehículos para asegurar una cobertura completa [11]. También existen trabajos que integraron la probabilidad, confeccionando un modelo de máxima cobertura esperada (MEXCLP), el cual minimizaba la cobertura esperada [12, 13].

En algunos modelos se refinó la manera de abordar la incertidumbre o de evaluar el rendimiento del sistema, agrupándolos en: modelos de localización-asignación

estocásticos y robustos; y modelos de máxima supervivencia y equidad. Algunas metodologías sí incorporaron funciones de supervivencia en estos modelos, como lo hace el trabajo de localización de máxima supervivencia (MSLP), el cual maximizaba el número esperado de vidas salvadas [14]. Sin embargo, estos trabajos son escasos y, en la actualidad, se sigue priorizando la cobertura y tiempos de respuesta. Otro elemento novedoso fue incorporar la equidad a través de tres tipos de objetivos: minimizar el punto de peor servicio [15], minimizar la desviación estándar [16] y minimizar los costos de privación.

Estos últimos años se desarrollaron varios modelos de localización de ambulancias, considerando e incorporando distintos elementos. Se desarrolló un modelo de optimización robusta de dos etapas (RO) para diseñar un sistema de ambulancia confiable sujeto a la falta de disponibilidad [17]. De igual manera, se propuso un modelo estocástico y robusto que utilizaba datos de llamada para modelar la incertidumbre [18]. Igualmente, otra investigación formuló tres métodos de doble cobertura considerando el volumen de las llamadas y los datos de la población [19]. En otros trabajos se determinó la relocalización de estaciones, analizando los objetivos de equidad y efectividad [20]. Asimismo, en otros casos se extendió el MEXCLP, donde se minimizaba el costo de satisfacer la demanda, mientras se maximizaba la cobertura [21]. Por último, hubo un trabajo que definió un modelo no lineal que maximizaba el bienestar social [22].

En resumen, no hay trabajos que consideren la integración de ambas metodologías para determinar la localización y asignación de bases y de ambulancias. Además, en cuanto a ésta última metodología, tampoco existen trabajos que consideren un factor de vulnerabilidad, ya que en la mayoría se desea determinar un cierto tiempo de arribo o establecer una equidad. Asimismo, tampoco existen trabajos que analicen el caso actual del COVID-19 ni propongan mejoras para el Servicio de Atención Médico de Urgencias (SAMU) en la Región Metropolitana de Chile. Este trabajo se proponen dos metodologías. La primera metodología corresponde a un modelo de predicción temporal para la cantidad de confirmados con COVID-19, el cual proyectará la cantidad de casos confirmados a nivel comunal, el cual será utilizado como dato de entrada para la segunda metodología.

Posteriormente, se confeccionará un modelo de optimización para determinar la localización y asignación de bases y ambulancias, el cual buscará maximizar la cobertura de atención, priorizando a los habitantes según su nivel socioeconómico y epidemiológico.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera. En la sección 1 se expondrán ambas metodologías, las cuales corresponden a un modelo de predicción temporal GML y un modelo de optimización de localización y asignación de ambulancias. En la sección 2 se detallará el estudio de caso, zona a estudiar, datos, entre otros elementos de interés. En la sección 3 se mostrarán los resultados, los cuales están divididos en tres instancias y veinte escenarios, donde se visualiza la situación actual del SAMU, una reasignación en base al ponderador de vulnerabilidad y una incorporación de bases y ambulancias. Finalmente, en la sección 4, se encuentran las conclusiones del trabajo, además de futuras investigaciones y referencias.

METODOLOGÍA

En el presente trabajo se emplean dos metodologías, una para predecir los casos confirmados por COVID-19 y otra para determinar la localización y asignación de bases y ambulancias. En la primera metodología se elabora un Modelo General Lineal (GML) considerando los casos confirmados durante tres meses, el cual permite pronosticar a corto plazo la cantidad de casos confirmados. Posteriormente, esos pronósticos se consideran como elementos de entrada para el modelo de optimización.

Modelo de Predicción

Se considera la data obtenida de los informes acumulados, donde la información se encuentra contenida en un intervalo de t días. Además, se cuenta con una cantidad N de comunas, de las cuales podemos obtener información para m_t cantidad de casos confirmados.

Sea y_t la cantidad de casos confirmados en un tiempo t , se utiliza un modelo de predicción temporal (GLM), específicamente el de Regresión de Poisson. Se asume que el logaritmo de los valores esperados (media) pueden modelarse en forma lineal mediante

algunos parámetros desconocidos, para obtener la siguiente función:

$$\log(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (1)$$

donde:

- y : variable de respuesta, donde $y \sim \text{Poisson}(\lambda)$.
- $\beta_i \nabla_i = 0..n$: coeficientes numéricos. Estos se calculan utilizando el método de la estimación de máxima verosimilitud (MLE) o la cuasi-verosimilitud máxima.
- $x_i, \nabla_i = 1..n$: predictor o variable explicativa. En este caso corresponde a la información previa de los casos confirmados m_t .

MODELO DE OPTIMIZACIÓN

Para el modelo de optimización, se considera una red $G(N, M)$, donde existen $i = 1..N$ sitios potenciales para localizar bases y $j = 1..M$ sitios de demanda, donde se encuentra congregada una cantidad de población h_j . Además, se cuenta con una cantidad de $k = 1..K$ ambulancias y $a = 1..A$ tipos de ambulancia, las cuales varían según su nivel de especialidad. Asimismo, se consideran $i = 1..NP$ bases previamente instaladas y $k = 1..KP$ ambulancias asignadas previamente. Se desea determinar la localización de las bases y ambulancias, con el objetivo de asignar las ambulancias a la población dentro de un tiempo máximo $t_{\max}$. Además, se considera una cantidad limitada de bases nb , cantidad limitada de ambulancias por base na y una cantidad de ambulancias en total del sistema nat .

El objetivo del modelo es maximizar la cobertura de las ambulancias según su factor de prioridad socioeconómico a_j y epidemiológico β_j , debido a que pueden existir nodos de demanda que requieran los recursos con mayor urgencia. El modelo trabaja con los siguientes supuestos: sólo se localiza una base en cada nodo; no se considera la disponibilidad de choferes o camillas del hospital; y no se considera la cuantificación de costos por bases ni ambulancias.

En la Tabla 1 se muestran todos los elementos que utilizará el modelo en detalle, categorizada en conjuntos, parámetros y variables.

A continuación, se presenta el modelo matemático, el cual se compone por la función objetivo (2) y sus restricciones (3)-(12).

Tabla 1. Conjuntos, parámetros y variables del modelo de optimización.

Conjuntos	
N	Conjunto de sitios potenciales.
$NP \in N$	Conjunto de sitios con bases previamente instaladas.
M	Conjunto de nodos de demanda.
K	Conjunto de ambulancias.
$KP \in K$	Conjunto de ambulancias previamente instaladas.
A	Conjunto de tipos de ambulancias.
Parámetros	
h_j	Demanda del nodo $j \in M$.
nb	Cantidad máxima de bases.
na	Cantidad máxima de ambulancias por base.
nat	Cantidad máxima de ambulancias en toda la red.
t_{ij}	Tiempo entre nodo $i \in K$ y nodo de demanda $j \in M$.
t_{max}	Tiempo máximo para cubrir una demanda.
f^{ka}	1 si una ambulancia $k \in K$ es de tipo $a \in A$, 0 si no.
b_i^k	1 si una ambulancia previamente instalada $k \in KP$ está localizada en base $i \in NP$, 0 si no.
a_j	Ponderador socioeconómico de nodo de demanda $j \in M$. Valor continuo escalado entre 0 y 1.
β_j	Ponderador epidemiológico de nodo de demanda $j \in M$. Valor continuo escalado entre 0 y 1.
Variables	
x_i	1 si se localiza base en el sitio factible $i \in N$, 0 si no.
z_i^{ka}	1 si se localiza ambulancia $k \in K$ del tipo $a \in A$ en sitio factible $i \in N$, 0 si no.
y_j^{ka}	1 si se asigna ambulancia $k \in K$ del tipo $a \in A$ en sitio de demanda $j \in M$, 0 si no.

$$\text{Max} \sum_{j \in M} \sum_{k \in K} \sum_{a \in A} a_j \beta_j \gamma_j^{ka} h_j \quad (2)$$

$$x_i = 1, \forall i \in N \quad (3)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{a \in A} z_i^{ka} f^{ka} = 1, \forall k \in KP \quad (4)$$

$$\sum_{a \in A} z_i^{ka} \leq b_i^k, \forall i \in NP, k \in KP \quad (5)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{k \in K} \sum_{a \in A} z_i^{ka} f^{ka} \leq nat \quad (8)$$

$$\sum_{i \in N} z_i^{ka} f^{ka} \leq 1, \forall k \in K, a \in A \quad (9)$$

La restricción (6) limita la cantidad de bases, la restricción (7) restringe la cantidad de ambulancias por base y la restricción (8) delimita la cantidad de ambulancias en el sistema en general. Además, la restricción (9) permite que cada ambulancia pueda ser asignado a más de un nodo de demanda.

La función (2) maximiza la cobertura por un factor de prioridad. La restricción (3) localiza las bases preexistentes y (4) localiza las ambulancias previas. La restricción (5) asigna ambulancias previas a bases preexistentes.

$$\sum_{i \in N} x_i \leq nb \quad (6)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{a \in A} z_i^{ka} f^{ka} \leq na, \forall i \in N \quad (7)$$

$$z_i^{ka} f^{ka} \leq x_i, \forall i \in N, k \in K, a \in A \quad (10)$$

$$y_j^{ka} \leq \sum_{i \in N / t_{ij} \leq t_{max}} z_i^{ka} f^{ka}, \forall j \in M, k \in K, a \in A \quad (11)$$

$$x_i, y_j^{ka}, z_j^{ka} \in \{0, 1\}, \forall i \in N, j \in M, k \in K, a \in A \quad (12)$$

La restricción (10) establece que sólo se puede instalar una ambulancia si existe una base ya instalada

y la restricción (11) limita que una ambulancia pueda cubrir la demanda sólo si está previamente localizada. Finalmente, la restricción (12) define el dominio de las variables.

CASO DE ESTUDIO

El área de estudio se centra en la Región Metropolitana en Chile. Esta región está conformada por 8,125,072 habitantes y está dividida en 52 comunas y 455 distritos, siendo la más poblada dentro del territorio nacional. Los datos geográficos se obtienen del Censo del Instituto Nacional de Estadísticas (INE) [23], donde se detalla el número de distritos por comuna y su ubicación y cantidad de población por sexo.

Los datos de las bases y ambulancias fueron obtenidos directamente del Servicio de Salud Metropolitano Central (SAMU) de la Región Metropolitana, el cual considera un total de 41 ambulancias en 19 bases a lo largo del territorio. Además, cada ambulancia cuenta con una categoría M1, M2 y M3, dependiendo del nivel de complicaciones que ésta puede atender. No se consideró la ambulancia de tipo M3 debido a que se utiliza para accidentes de extrema complejidad. En la Tabla 2 se resume su

información. Además, se trabajó con una cantidad máxima de siete ambulancias en cada base, puesto así lo emplea dicha institución.

Los datos socioeconómicos se extrajeron del Índice de Prioridad Social presentados por el Seremi de Desarrollo Social y Familia Metropolitana [24]. Este cálculo combina elementos como: dimensión de ingresos, dimensión de educación y dimensión de salud. Posteriormente, estos se ponderan, resultando en un número porcentual para cada comuna.

Situación epidemiológica COVID-19 en Chile

En la investigación se trabajó con la situación del país provocada por pandemia del COVID-19, considerando el intervalo desde el 30 de marzo hasta el 12 de junio del 2020. Las cifras de los casos confirmados se obtuvieron a través de los Informes Epidemiológicos confeccionados por el Ministerio de Salud de Chile [25]. En la Figura 1 se visualiza el número de casos confirmados en el periodo de estudio, en el cual se visualiza un incremento abrupto desde el día 40 (8 de Mayo) y 50 (18 de Mayo) en adelante, cuyo crecimiento se ha mantenido constante hasta la fecha.

Tabla 2. Bases y ambulancias actuales del SAMU al año 2019.

Servicio	Comunas	Lugares	M1	M2
Servicio de Salud Metropolitano Central	Estación Central	SAPU San José de Chuchunco	1	
	Maipú	Hospital de Urgencia Asistencia Pública (HUAP)	2	2
	Santiago	SAPU Colina	3	1
Servicio de Salud Metropolitano Norte	Colina	SAPU Colina		1
	Independencia	Hospital San José	2	2
Servicio de Salud Metropolitano Occidente	Cerro Navia	CESFAM Cerro Navia	2	
	Curacaví	Hospital Curacaví	1	
	Melipilla	COSAM Melipilla		1
	Quinta Normal	Hospital Félix Bulnes		2
Servicio de Salud Metropolitano Oriente	Nuñoa	SAPU Nuñoa		1
	Peñalolén	Hospital Luis Tisne	1	
	Providencia	Hospital Salvador	2	
	Providencia	Hospital Metropolitano	1	1
Servicio de Salud Metropolitano Sur	Buín	Hospital San Luis	1	1
	San Bernardo	Hospital Parroquial		1
	San Miguel	Hospital Barros Luco	2	3
Servicio de Salud Metropolitano Sur Oriente	La Florida	CESFAM Bellavista	1	
	La Florida	Hospital La Florida		1
	Puente Alto	Hospital Sótero del Río	3	1

Fuente: Información obtenida directamente del SAMU a través de la periodista Carla Guerra.

En la Figura 2 se visualizan los números de casos confirmados para el 12 de Junio distribuidos dentro de la Región Metropolitana, junto con una tabla de códigos para identificar las comunas según su código. De esta manera, se visualiza que los sectores periféricos de la ciudad presentan una alta cantidad de casos confirmados, siendo la comuna de Puente Alto la más afectada, seguida por la comuna de Santiago y Maipú.

Por último, en la Figura 3 se visualiza un mapa de calor, donde se visualiza cómo ha ido incrementando el número de casos en cada comuna. En él se puede ver cómo la comuna de Santiago y Puente Alto han sufrido un avance desmedido en relación con las demás, siendo seguidas por otras comunas tales como La Florida, La Granja, La Pintana, Recoleta, entre otros. Cabe destacar que estas comunas tienen un mayor índice de prioridad social, por lo que son consideradas como comunas vulnerables. Cabe destacar que las comunas que primero presentaron altos casos confirmados, tales como Las Condes, Providencia y Ñuñoa, han logrado mantener un bajo crecimiento con respecto a las demás, además de mencionar que estas comunas no son vulnerables según el IPS.

RESULTADOS Y DISCUSIONES

En esta sección se presentan los resultados para ambas metodologías. Primero, se presentarán los resultados obtenidos con el modelo de predicción, del cual se proyectarán los casos confirmados para la semana siguiente, desde el 13 hasta el 17 de Junio (es decir, los cinco días posteriores).

Posteriormente, se mostrarán los resultados del modelo de optimización, los cuales se dividen en tres instancias y 20 escenarios, visualizando la situación actual del SAMU, cómo esta cambiaría si se considerara el factor de vulnerabilidad y epidemiológico y agregando recursos al sistema.

El modelo de predicción fue implementado en RStudio 1.2.5033 y en AMPL Gurobi 8.1. Además, todas las instancias fueron ejecutadas en un computador con procesador Intel(R) Core(TM) i7-4790 de 3.60 Hz y 12 GB de memoria RAM.

Resultados modelo de predicción

Los resultados del modelo de predicción se visualizan en la Tabla 3, donde se proyectan los cinco días después del 12 de Junio para cada comuna. En base a estos

Fuente: Confección propia a partir de los datos del Ministerio de Salud.

Casos confirmados acumulados en la Región Metropolitana

Figura 1. Número de casos confirmados desde el 30 de Marzo al 12 de Junio del 2020.

Figura 2. Mapa del número de casos confirmados del 12 de Junio del 2020.

Figura 3. Mapa de calor de casos confirmados para las comunas de la Región Metropolitana.

resultados, se tomará el último día proyectado y se normalizará entre cero y uno, para poder ser incorporado como un ponderador al modelo de optimización.

De igual manera, la Tabla 3 se visualizan los errores de desviación nula, desviación residual y AIC. Estas tienen el siguiente significado: la desviación nula muestra qué tan bien la variable de respuesta es predicha por un modelo que incluye solo la intercepción; la desviación residual también muestra la respuesta de predicción, pero incorporando a las variables independientes; por último, AIC o Criterio de Información de Akaike, el cual logra estimar la probabilidad de un modelo para predecir o estimar valores futuros, donde un número bajo indica un modelo más parsimonioso. Por lo tanto, las comunas que presentan un AIC más bajo corresponden a aquellas con un menor número de casos, pero existen algunas otras como La Cisterna, La Reina, Providencia, Vitacura y otras que también consideran cifras bajas. La comuna con un AIC más alto fue Recoleta, debido a su crecimiento explosivo de casos confirmados, al igual que Independencia y Estación Central.

Además, para su correcta visualización, se presenta en la Figura 4 el mapa de casos confirmados proyectados para el día 17 de Junio, donde se visualiza un explosivo aumento para la comuna de Puente Alto, Santiago, Peñalolén, La Florida, Maipú y Recoleta.

En la Figura 5 se muestra la curva de casos confirmados para las comunas más afectadas, Santiago y Puente Alto, respectivamente. En estos gráficos se muestra la proyección de los casos en la línea roja, y los valores reales en círculos azules, visualizando que el modelo se ajusta de manera correcta. Asimismo, cada comuna tuvo un valor del p-value menor al $1 \cdot 10^{-15}$ y una desviación residual entre los 500 y 900 aproximadamente, con 23 grados de libertad.

Es importante señalar que estos datos no estaban igualmente espaciados, ya que los informes son publicados con un intervalo de entre dos a cuatro días. Sin embargo, el modelo es capaz de predecir estos días restantes, lo cual resulta útil para otras metodologías.

Para el modelo de optimización, se tomará el valor del 17 de Junio y se escalará entre los valores 0 y 1 para su implementación.

Resultados modelo de optimización

Para probar la efectividad del modelo de optimización, se probaron tres instancias con 20 escenarios en totales, las cuales se detallan a continuación:

- Instancia 0: Situación actual del SAMU, considerando cuatro escenarios de 15, 30, 45 y 60 minutos, respectivamente,
- Instancia 1: Reasignación de recursos actuales, considerando ponderador de vulnerabilidad y epidemiológico, considerando cuatro escenarios de 15, 30, 45 y 60 minutos, respectivamente,
- Instancia 2: Variación de bases y ambulancias, considerando seis escenarios para el tiempo máximo de arribo 15 minutos y seis para el tiempo máximo de arribo de 30 minutos.

En la instancia 0 se analiza la cobertura de las 40 ambulancias, 22 básicas y 18 avanzadas, ubicadas en 19 sitios dentro de la red, donde se supone una velocidad promedio de operación de 35 km/hr. Además, en cada instancia se muestra cómo varía la cobertura con distintos tiempos máximos de umbral de cobertura con 15, 30, 45 y 60 minutos, respectivamente.

En la instancia 1 se analiza la cobertura con los mismos elementos actuales del SAMU, pero analizando cómo se reasignan las ambulancias considerando el factor de vulnerabilidad. Se analizan cuatro escenarios variando los tiempos máximos de umbral de cobertura con 15, 30, 45 y 60 minutos, respectivamente.

En la instancia 2 se analiza la cobertura incorporando bases y ambulancias a la red de la Región Metropolitana, considerando un tiempo máximo de umbral de cobertura de 15 y 30 minutos.

Instancia 0: Situación actual del SAMU

Se exponen los resultados en la Tabla 4, donde se muestran las operaciones actuales del SAMU con tiempo de cobertura máximo de 15, 30, 45 y 60 minutos respectivamente. En esta tabla se puede ver la función objetivo, la cual corresponde a toda la población asignada por ambulancias, considerando que una ambulancia puede abarcar a más de una persona. Posteriormente se muestran los tiempos de cómputo, los cuales resultan ser menores que un minuto, demostrando que el modelo no presenta tiempos de ejecución elevados. Luego, se muestra la

Tabla 3. Tabla de resultados de pronósticos para el 13 hasta el 17 de Junio.

Comuna	Fechas predicción					Errores		
	13/06	14/06	15/07	16/07	17/07	Desviación nula	Desviación residual	AIC
Alhué	20	23	26	29	33	145,4	7,88	37,4
Buín	1109	1176	1247	1322	1402	7247,1	47,90	211,1
Calera de Tango	174	183	193	203	214	1091,5	26,06	153,8
Cerrillos	1855	1967	2086	2212	2346	12572,1	525,27	689,1
Cerro Navia	3052	3254	3469	3698	3942	20511,4	101,10	283,9
Colina	2739	2915	3102	3301	3513	18410,3	254,73	438,7
Conchalí	3782	4035	4306	4594	4901	25895,5	506,05	690,4
Curacaví	535	574	615	659	706	3712,4	58,71	196,3
El Bosque	3292	3496	3712	3943	4187	21691,9	121,98	310,1
El Monte	340	363	389	416	445	2345,9	42,91	163,6
Estación Central	4301	4564	4843	5138	5452	28728,9	693,85	885,6
Huechuraba	2301	2452	2612	2783	2965	15544,9	202,53	379,1
Independencia	5426	5765	6124	6506	6911	36981,5	1358,80	1551,6
Isla de Maipo	167	176	187	198	209	1120,2	49,31	162,6
La Cisterna	1998	2128	2265	2412	2568	13410,8	132,16	304,4
La Florida	8702	9271	9878	10524	11213	58839,8	810,68	1018,9
La Granja	5045	5427	5838	6280	6756	35818,4	1009,70	1190,5
La Pintana	5856	6282	6739	7229	7754	40626,4	526,21	709,6
La Reina	1274	1345	1420	1499	1582	8044,2	52,42	225,4
Lampa	1829	1952	2083	2222	2371	12460,7	175,72	343,8
Las Condes	3725	3892	4066	4248	4439	21122,6	396,67	607,4
Lo Barnechea	1903	1991	2083	2179	2280	10862,6	66,17	258,2
Lo Espejo	2563	2737	2922	3119	3330	17492,1	238,10	411,5
Lo Prado	2147	2281	2424	2576	2737	14187,6	76,32	253,1
Macul	3196	3412	3643	3890	4154	21913,4	392,93	573,1
Maipú	7226	7679	8162	8674	9218	47825,8	271,98	479,8
María Pinto	129	143	158	175	194	919,8	20,45	89,5
Melipilla	1490	1599	1717	1843	1978	10257,1	35,39	193,9
Nuñoa	3271	3442	3621	3810	4009	20030,9	139,64	339,6
Padre Hurtado	737	781	829	879	933	4807,5	14,79	169,8
Paine	619	664	712	764	829	4349,8	110,44	230,9
Pedro Aguirre Cerda	2461	2611	2769	2938	3116	16397,1	384,26	562,4
Peñaflor	895	951	1012	1076	1144	5923,2	18,17	175,7
Peñalolén	8162	8733	9346	10000	10701	56260,3	826,04	1028,5
Pirque	539	576	615	656	701	3696,1	64,72	193,3
Providencia	1903	1991	2082	2178	2278	10879,8	115,07	307,9
Pudahuel	4582	4902	5245	5611	6004	31215,3	114,04	303,7
Puente Alto	12769	13564	14408	15305	16258	84459,6	670,99	891,4
Quilicura	5749	6119	6512	6931	7377	38761,1	623,43	820,3
Quinta Normal	2870	3037	3215	3403	3602	18467,1	79,49	267,9
Recoleta	6606	7028	7477	7955	8464	45384,5	1651,50	1849,1
Renca	3552	3800	4065	4348	4652	24300,9	202,29	382,6
San Bernardo	5477	5804	6151	6519	6909	35707,5	293,93	496,3
San Joaquín	3403	3613	3835	4071	4322	22990,0	743,96	930,3
San José de Maipo	427	459	494	531	570	3033,4	91,57	201,9
San Miguel	3147	3338	3542	3757	3986	20657,3	167,43	356,2
San Pedro	75	80	85	91	97	541,5	42,29	118,2
San Ramón	3277	3500	3740	3995	4268	23153,3	1036,80	1205,8
Santiago	10942	11545	12182	12853	13562	69274,4	908,42	1133,4
Talagante	555	590	626	665	706	3672,4	39,14	182,4
Tiltil	229	246	265	285	307	1635,8	55,08	158,3
Vitacura	1012	1049	1088	1129	1171	5042,4	150,59	336,1

Figura 4. Mapa de casos confirmados para la proyección del día 17 de Junio del 2020.

Figura 5. Curva de casos confirmados para la comuna de Santiago y Puente Alto.

Tabla 4. Tabla de resultados de la instancia 0.

Escenario	Tmax (min)	FO	TCPU (seg)	Cantidad comunas cubiertas	Cantidad distritos cubiertos	Porcentaje distritos cubiertos	Porcentaje población cubierta por distrito
1	15	66352116	0,012905	42	358	78,68%	87,87%
2	30	168921849	0,027493	49	412	90,55%	95,71%
3	45	217845129	0,017495	49	433	95,16%	99,36%
4	60	236909776	0,033852	52	442	97,14%	99,72%

cantidad de comunas y distritos cubiertos, mostrando que en la actualidad no se logra una cobertura total a toda la Región Metropolitana, a pesar de considerar un tiempo máximo de arribo de una hora. Por último, se visualiza el porcentaje de distritos cubiertos y el porcentaje de población cubierta.

Si bien estos indicadores se ven positivos, en las Figuras 6 y 7 se visualiza lo contrario. En estas figuras se muestra toda la región metropolitana junto a las bases ya preestablecidas, segregando por tipos de atención primaria y secundaria, además de mostrar la cantidad de ambulancias asignadas a cada distrito, considerando un tiempo máximo de llegada de 15 minutos. En la actualidad, el sector centro de la Región (comuna de Santiago, Providencia, Ñuñoa, entre otros) son las comunas que más presentan

más cantidad de ambulancias, por lo que podrían llegar a atender a más población simultáneamente. Sin embargo, en los sectores periféricos (los cuales tienen un menor nivel socioeconómicos) presentan una menor cobertura, por lo que su disponibilidad por población resulta estar muy afectada. Cabe destacar que en ningún distrito logra cumplirse con los estándares internacionales, los cuales sugieren que debería existir una ambulancia por cada 50.000 personas [26].

Instancia 1: Reasignación de recursos actuales, considerando ponderador de vulnerabilidad y epidemiológico

Se exponen los resultados en la Tabla 5, donde se muestran las operaciones actuales del SAMU con tiempo de cobertura máximo de 15, 30, 45 y 60

Figura 6. Mapa de resultados escenario 1, con vista general.

Figura 7. Mapa de resultados escenario 1, con vista ampliada en el sector urbano.

Tabla 5. Tabla de resultados de la instancia 1.

Escenario	Tmax (min)	FO	TCPU (seg)	Cantidad comunas cubiertas	Cantidad distritos cubiertos	Porcentaje distritos cubiertos	Porcentaje población cubierta por distrito
5	15	17481560,2	0,014732	42	358	78,68%	87,87%
6	30	45624450,6	0,02456	49	412	90,55%	95,71%
7	45	60393461,8	0,024101	49	433	95,16%	99,36%
8	60	63177030,2	0,026512	51	440	96,70%	99,69%

minutos respectivamente, sujetas a una reasignación de ambulancias según el factor de vulnerabilidad. En esta tabla se puede ver la función objetivo, la cual corresponde a toda la población asignada por ambulancias, considerando que una ambulancia puede abarcar a más de una persona. Posteriormente se muestran los tiempos de cómputo, los cuales resultan ser menores que un minuto, demostrando que el modelo no presenta tiempos de ejecución elevados. Luego, se muestra la cantidad de comunas y distritos cubiertos, mostrando que en la actualidad no se logra una cobertura total a toda la Región Metropolitana, a pesar de considerar un tiempo máximo de arribo de una hora. Por último, se visualiza el porcentaje de distritos cubiertos y el porcentaje de población cubierta. Estos resultados nos indican que no se presenta ninguna variación de cobertura total en cuanto a la instancia 0. Sin embargo, sí existen leves diferencias en cuanto a la distribución de las ambulancias a nivel de distrito, los cuales se verán a continuación.

En las Figura 8 se muestran los resultados para el escenario 5 con vista ampliada, junto con su tabla de leyendas. En él se visualiza que hubo una ligera variación para los sectores más vulnerables, como es el caso de la comuna de Pedro Aguirre Cerda, La Florida, La Granja y Puente Alto, mientras que hubo una disminución de cobertura en Providencia e Independencia. Estas diferencias sutiles pueden verse de mejor manera en la Figura 9, donde se comparan los escenarios 1 y 5.

Instancia 2: Incorporación de bases y ambulancias en la región

Los resultados generales se muestran en la Tabla 6, donde se muestran las variaciones al incorporar ambulancias y bases en el sistema del SAMU, con coberturas de 15 y 30 minutos. En esta tabla se visualiza la función objetivo, la cual se encuentra ponderada por el factor de vulnerabilidad; los tiempos de cómputo, los cuales aumentan al incorporar mayor nivel de ambulancias al sistema (entre 2 y 3

Figura 8. Mapa de resultados escenario 5, con vista ampliada en el sector urbano.

Figura 9. Comparación de escenarios 1 y 5.

Tabla 6. Tabla de resultados de la instancia 2.

Escenario	Tmax (min)	Número de bases adicionales	Número de ambulancias adicionales	FO	TCPU (seg)	Cantidad comunas cubiertas	Cantidad distritos cubiertos	Porcentaje distritos cubiertos	Porcentaje población cubierta por distrito
9	15	0	1	18168019	0,03	42	358	78,68%	87,87%
10		0	2	18854477	0,04	42	358	78,68%	87,87%
11		1	3	24432554	6581,60	36	341	74,95%	84,81%
12		1	4	25119013	6705,40	36	341	74,95%	84,81%
13		2	5	28716192	10199,70	34	328	72,09%	79,66%
14		2	6	29382571	10106,90	34	328	72,09%	79,66%
15	30	0	1	47273005	0,04	49	412	90,55%	95,71%
16		0	2	48921558	0,05	49	412	90,55%	95,71%
17		1	3	59504332	9649,50	42	369	81,10%	90,66%
18		1	4	60965079	11310,40	42	369	81,10%	90,66%
19		2	5	66429764	7612,60	42	366	80,44%	90,00%
20		2	6	67890511	10417,50	42	366	80,44%	90,00%

horas, aproximadamente); la cantidad de comunas y distritos cubiertos, los cuales varían solamente si voy incorporando más bases; y el porcentaje de distritos y población cubierta, donde también presentan cambios notorios al agregar bases al sistema.

Si bien se visualiza que la cobertura va disminuyendo a medida que se agregan elementos, esto se explica ya que los elementos se van congregando más a sectores más vulnerables, aumentando la cantidad de ambulancias asignadas en estos distritos.

En las siguientes figuras se muestran los resultados de la instancia 2, para los escenarios 11 y 13, con vista general y ampliada, respectivamente. No se presentan los resultados para el escenario 9, ya que no presenta mayores modificaciones con respecto

al escenario 5. En la Figura 10 se puede ver la cobertura general de la Región Metropolitana, donde se ve que se ha eliminado atención a los sectores rurales, puesto que estos presentan una cantidad de contagios muy baja en relación a la zona urbana. Por otro lado, en la Figura 11 se contempla el avance de la cobertura hacia los sectores más vulnerables, como es el caso de la comuna de Pedro Aguirre Cerca, San Joaquín, La Cisterna, La Granja, La Pintana, La Florida y Puente Alto. Por lo tanto, si bien disminuye la cobertura, ya que hay sectores que ya no presentan ambulancias, aumenta considerablemente en sectores con alta vulnerabilidad, donde el factor económico, social y epidemiológico está muy presente. En esta instancia se habilitó como base al SAPU La Granja, ubicada en la comuna de La Granja.

Figura 10. Mapa de resultados escenario 11, con vista general.

Figura 11. Mapa de resultados escenario 11, con vista ampliada en el sector urbano.

Figura 12. Mapa de resultados escenario 13, con vista general.

Figura 13. Mapa de resultados escenario 13, con vista ampliada en el sector urbano.

Por otro lado, en la Figura 12 se muestran los resultados del escenario 13 en vista general, donde ocurre la misma situación con las zonas rurales presentadas en el escenario 11 y Figura 10. En la Figura 12 se dislumbra mucho más el avance a las zonas vulnerables, ya que Puente Alto (comuna más afectada por el COVID-19) presenta una mayor cantidad de ambulancias respecto a lo sucedido en el escenario 1, al igual que el resto de las comunas del sector sur. Sin embargo, es importante volver a recalcar que esto provoca que sectores rurales queden sin cobertura, lo cual podría provocar un riesgo elevado para esa población.

Finalmente, en las siguientes figuras se mostrarán las comparaciones del escenario 13 con respecto al

índice de prioridad social (IPS) de cada comuna y la cantidad de casos confirmados proyectados para el 12 de Junio del 2020. En la Figura 14 se muestra un mapa de comparación del escenario 13 con respecto al IPS comunal. En el se ve que, efectivamente, el modelo prioriza las zonas con mayor índice, tales como La Pintana, Lo Espejo, Peñalolen, entre otras. Con respecto a la Figura 15, ésta muestra un mapa de comparación del escenario 13 con respecto a los casos proyectados para el 17 de Junio. Aquí también se puede ver cómo el modelo es capaz de asignar más recursos a las comunas donde se presentan mayores casos, como lo es Puente Alto, La Florida, Peñalolen y Santiago. Cabe destacar que las comunas más vulnerables son las que en la actualidad presentan altos casos confirmados con

Figura 14. Mapa de comparación. A la izquierda está los resultados del escenario 13 y, a la derecha, el Índice de Prioridad Social (IPS) de cada comuna.

Figura 15. Mapa de comparación. A la izquierda está los resultados del escenario 13 y, a la derecha, el número de casos confirmados proyectados para el 17 de Junio del 2020.

Covid-19, debido a la falta de recursos, hacinamiento en espacios reducidos, entre múltiples elementos.

No se mostraron los resultados para los escenarios 15 en adelante, ya que mostraban un comportamiento similar a los ya expuestos. Además, es importante recalcar el hecho de que las ambulancias deben tener un tiempo de arribo lo más bajo posible, puesto que de lo contrario podría comprometer la salud de las personas, ya que se estima que la mortalidad aumenta considerablemente pasados

los 5 minutos [27]. En general, se define como que una ambulancia que se demora más de 8 minutos ya está retrasada, puesto que a menudo se utiliza este valor como un indicador de calidad para las ambulancias [28].

CONCLUSIONES

En esta investigación se desarrollaron dos metodologías para elegir la localización y asignación de bases y ambulancias considerando factores de

vulnerabilidad y epidemiológicos. La primera metodología se basa en la predicción a corto plazo mediante un modelo temporal GML, el cual permite saber la cantidad de casos confirmados. La segunda metodología contempla un modelo de optimización de máxima cobertura (MCLP), el cual permite tomar decisiones tácticas-estratégicas para la localización y asignación de bases y ambulancias, puesto que la asignación de ambulancias se puede hacer dentro de un periodo breve, mientras que la instalación de bases cae en un problema estratégico. Además, este modelo toma en consideración elementos como el número de habitantes por zonas; límite de bases y de ambulancias en cada base y en todo el sistema; tiempo máximo de arribo a los nodos de demanda; y factores de vulnerabilidad asociados a factores socioeconómicos y epidemiológicos, en el caso de presentarse una emergencia sanitaria.

El caso de estudio fue efectuado dentro de la Región Metropolitana, con datos reales del Servicio de Salud Metropolitano Central (SAMU), ente encargado de gestionar las llamadas de emergencia para ambulancias públicas. Esta zona fue estudiada tanto a nivel comunal como a nivel de distritos, el cual es una división más reducida. Para el modelo predictivo, se utilizaron los informes epidemiológicos otorgados por el Ministerio de Salud de Chile, desde el 30 de Marzo hasta el 12 de Junio. Asimismo, para el factor de vulnerabilidad socioeconómico se trabajó con el Índice de Prioridad Social (IPS) del año 2019.

Con el modelo predictivo se obtuvieron resultados coherentes para cada una de las comunas, logrando una proyección para los cinco días posteriores.

Los resultados fueron expuestos a través de tres instancias: en la primera instancia, denominada instancia 0, se analizó la situación actual del SAMU, sin considerar ningún factor de prioridad; en la segunda instancia, denominada instancia 1, se estudió una reasignación de los elementos del SAMU, incorporando el factor de prioridad; por último, en la última instancia (instancia 2) se examinó el sistema al incorporar bases y ambulancias.

En la instancia 0 se analizaron cuatro escenarios, donde se analizó en profundidad el escenario 1 debido a que presenta un valor de 15 minutos, puesto que contemplar un tiempo mayor podría provocar

graves daños a la salud de las personas. Se apreció que el sistema, si bien tiene una cobertura aceptable, presenta una baja cantidad de ambulancias para cada sector o distrito. Cabe destacar que ningún distrito cumplió con el estándar mínimo, el cual dice que debe haber al menos una ambulancia cada 50,000 habitantes. Posteriormente, en la instancia 1 se analizaron cuatro escenarios, donde se analizó en profundidad el escenario 5. En este se aprecian cambios leves con respecto al escenario 1, ya que no se pueden aplicar mayores cambios debido a que no se reasignan bases, sólo ambulancias. Sin embargo, de igual manera se pudo apreciar que algunos sectores vulnerables sí presentaban una cobertura levemente mayor, como era el caso de Puente Alto, Peñalolén, entre otras. Finalmente, en la instancia 2 se analizaron 12 escenarios, de los cuales se iban agregando bases y ambulancias con un tiempo máximo de 15 y 30 minutos, enfocándose en los escenarios 11 y 13. En estos escenarios sí se pudo apreciar de manera más explícita los beneficios del ponderador de vulnerabilidad, ya que se ajustó en su mayoría a los sectores más vulnerables, tanto socioeconómica como epidemiológicamente, pero también provocaba que los sectores rurales quedaran sin atención, lo cual es un elemento importante a considerar.

Por lo tanto, se concluye que ambos modelos resultan ser herramientas útiles, tanto en conjunto como por separado. Con el modelo predictivo se pueden obtener proyecciones temporales a corto plazo, con el cual se podrían tomar medidas tácticas para diversas decisiones, tales como establecer zonas en cuarentena, entrega de suministros, entre otros. Asimismo, con el modelo de optimización, se pueden obtener decisiones tácticas y estratégicas asociadas a la administración de bases y ambulancias públicas, ya que se permite una reasignación según las necesidades presentes ante una emergencia sanitaria o políticas asociadas al beneficio de la clase más vulnerable. Cabe destacar que este último modelo presenta un tiempo de cómputo razonable, pero puede aumentar drásticamente si se desea agregar al sistema un mayor número de bases, siendo necesaria una heurística para poder obtener resultados en tiempos breves. Además, sería útil una implementación que permita la interacción con el usuario (en este caso, el SAMU), el cual permita el ingreso de datos y la muestra de resultados de manera más amigable, considerando que los trabajadores

no necesariamente deben tener el conocimiento técnico en estas herramientas.

Es necesario destacar que en las operaciones diarias existen muchas incertidumbres, las cuales pueden afectar el rendimiento de la planificación. Por lo tanto, como trabajos futuros, se podría confeccionar un modelo de proyección epidemiológico a mediano-largo plazo, el cual también podría considerar elementos espaciales. Además, se podría agregar la incertidumbre a los tiempos máximos de llegada, puesto que este resulta ser un factor extremadamente crítico en el modelo de optimización. Por último, se podría ampliar el estudio incorporando ambulancias privadas, ya que estas también pueden brindar apoyo ante una emergencia sanitaria, ya que la capacidad actual del SAMU es insuficiente para atender a toda la población de la Región Metropolitana de Chile. En cuanto al modelo de predicción de casos de COVID-19, se podría extender el modelo considerando correlaciones espaciales entre las comunas y diferentes variables espaciales como por ejemplo la presencia de política de cuarentenas, movilidad etc.

REFERENCIAS

- [1] R. Olivares. "Ambulancias del SAMU demoran más de 30 minutos en llegar a una urgencia vital en la RM". Noviembre 2015. Fecha de consulta: Junio 2020. URL: <http://www.economiaynegocios.cl/noticias/noticias.asp?id=201467>.
- [2] H. Andersson and T. Britton. "Stochastic epidemic models and their statistical analysis". Springer Science & Business Media. Vol. 151, pp. 3-9. 2012. New York, Estados Unidos. ISBN: 978-1-4612-1158-7. 2000.
- [3] M.J. Keeling and P. Rohani. "Modeling infectious diseases in humans and animals". Princeton University Press. 2008. Princeton, Estados Unidos. ISBN: 978-0-691-11617-4.
- [4] R. Brookmeyer, E. Johnson, K. Ziegler-Graham and H.M. Arrighi. "Forecasting the global burden of Alzheimer's disease. Alzheimer's & dementia". Elsevier. Vol. 3 N° 3, pp. 186-191. 2007. DOI: 10.1016/j.jalz.2007.04.381.
- [5] S. Gregson, C.A. Nyamukapa, G.P. Garnett, P.R. Mason, T. Zhuwau, M. Caraël, S.K. Chandiwana and R.M. Anderson. "Sexual mixing patterns and sex-differentials in teenage exposure to HIV infection in rural Zimbabwe". Elsevier. Vol. 359 N° 9321, pp. 1896-1903. 2002. DOI: 10.1016/S0140-6736(02)08780-9.
- [6] J. Shaman and A. Karspeck. "Forecasting seasonal outbreaks of influenza". Proceedings of the National Academy of Sciences. Vol. 109 N° 50, pp. 20425-20430. 2012. DOI: 10.1073/pnas.1208772109.
- [7] H. Wang, Z. Wang, Y. Dong, R. Chang, C. Xu, X. Yu, S. Zhang, L. Tsamlag, M. Shang, J. Huang, Y. Wang, G. Xu, T. Shen, X. Zhang and Y. Cai. "Phase-adjusted estimation of the number of Coronavirus Disease 2019 cases in Wuhan, China". Cell Discovery. Vol. 6 N° 1, pp. 1-8. 2020. DOI: 10.1038/s41421-020-0148-0.
- [8] D. Giuliani, M.M. Dickson, G. Espa and F. Santi. "Modelling and predicting the spatio-temporal spread of Coronavirus disease 2019 (COVID-19) in Italy". Available at SSRN 3559569. 2020. DOI: 10.2139/ssrn.3559569.
- [9] C. Toregas, R. Swain, C. ReVelle and L. Bergman. "The location of emergency service facilities". Operations research. Vol. 19 N° 6, pp. 1363-1373. 1971. DOI: 10.1287/opre.19.6.1363.
- [10] R. Church and C. ReVelle. "The maximal covering location problem". Papers of the Regional Science Association. Vol. 32 N° 1, pp. 101-118. 1974. DOI: 10.1007/BF01942293.
- [11] M.S. Daskin and E.H. Stern. "A hierarchical objective set covering model for emergency medical service vehicle deployment". Transportation Science. Vol. 15 N° 2, pp. 137-152. 1981. DOI: 10.1287/trsc.15.2.137.
- [12] M.S. Daskin. "Application of an expected covering model to emergency medical service system design". Decision Sciences. Vol. 13 N° 3, pp. 416-439. 1982. DOI: 10.1111/j.1540-5915.1982.tb00159.x.
- [13] M.S. Daskin. "A maximum expected covering location model: formulation, properties and heuristic solution". Transportation science. Vol. 17 N° 1, pp. 48-70. 1983. DOI: 10.1287/trsc.17.1.48.
- [14] E. Erkut, A. Ingolfsson and G. Erdoğan. "Ambulance location for maximum survival".

- Naval Research Logistics. Vol. 55 N° 1, pp. 42-58. 2008. DOI: 10.1002/nav.20267.
- [15] M.T. Marsh and D.A. Schilling. "Equity measurement in facility location analysis: A review and framework". *European Journal of Operational Research*. Vol. 75 N° 1, pp. 1-17. 1994. DOI: 10.1016/0377-2217(94)90200-3.
- [16] M. Yang, T.T. Allen, M.J. Fry and W.D. Kelton. "The call for equity: simulation optimization models to minimize the range of waiting times". *IIE Transactions*. Vol. 45 N° 7, pp. 781-795. 2013. DOI: 10.1080/0740817X.2012.721947.
- [17] R. Zhang and B. Zeng. "Ambulance deployment with relocation through robust optimization". *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. Vol. 16 N° 1, pp. 138-147. 2018. DOI: 10.1109/TASE.2018.2859349.
- [18] D. Bertsimas and Y. Ng. "Robust and stochastic formulations for ambulance deployment and dispatch". *European Journal of Operational Research*. Vol. 279 N° 2, pp. 557-571. 2019. DOI: 10.1016/j.ejor.2019.05.011.
- [19] G. Mullaoglu and G. Sariyer. "Variations of Double Coverage Ambulance Location Model Using Call Volume and Population Data". *Journal of Industrial and Production Engineering*. Vol. 36 N° 8, pp. 533-545. 2019. DOI: 10.1080/21681015.2019.1701107.
- [20] E. Jánošíková, M. Kvet, P. Jankovič and L. Gábrišová. "An optimization and simulation approach to emergency stations relocation". *Central European Journal of Operations Research*. Vol. 27 N° 3, pp. 737-758. 2019. DOI: 10.1007/s10100-019-00612-5.
- [21] B. El Itani, F.B. Abdelaziz and H. Masri. "A Bi-objective Covering Location Problem". *Management Decision*. Vol. 57 N° 2, pp. 432-444. 2019. DOI: 10.1108/MD-04-2018-0474.
- [22] C.J. Jagtenberg and A.J. Mason. "Improving fairness in ambulance planning by time sharing". *European Journal of Operational Research*. Vol. 280 N° 3, pp. 1095-1107. 2020. DOI: 10.1016/j.ejor.2019.08.003.
- [23] Instituto Nacional de Estadísticas. "Geodatos abiertos INE". 2020. Fecha de consulta: Junio 2020. URL: <http://geoine-ine-chile.opendata.arcgis.com/>
- [24] Seremi de Desarrollo Social y Familia Metropolitana. "Índice de Prioridad Social de Comunas 2019". 2019. Fecha de consulta: Junio 2020. URL: http://www.desarrollo-socialyfamilia.gob.cl/storage/docs/INDICE_DE_PRIORIDAD_SOCIAL_2019.pdf
- [25] Ministerio de Salud. "Cifras oficiales COVID-19". 2020. Fecha de consulta: Junio 2020. URL: <https://www.gob.cl/coronavirus/cifrasoficiales/#cifras>
- [26] J.E. Tintinalli, P. Cameron and J. Holliman. "EMS: A practical global guidebook". People's Medical Publishing House. First edition, pp. 13. Shelton, Estados Unidos. ISBN: 978-1-60795-043-1. 2010.
- [27] T.H. Blackwell and J.S. Kaufman. "Response time effectiveness: comparison of response time and survival in an urban emergency medical services system". *Academic Emergency Medicine*. Vol. 9 N° 4, pp. 288-295. 2002. DOI: 10.1197/aemj.9.4.288.
- [28] M.J. Trowbridge, M.J. Gurka, M.J. and R.E. O'connor. "Urban sprawl and delayed ambulance arrival in the US". *American Journal of Preventive Medicine*. Vol. 37 N° 5, pp. 428-432. 2009. DOI: 10.1016/j.amepre.2009.06.016.