



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y SISTEMAS
ICS1113-OPTIMIZACIÓN

Informe 3

Eficiencia y distribución de camas

Grupo 70

Ignacio Monardes 20203578 sección 2
Clara Cuezco 20639287 sección 3
Valentina Díaz 20643454 sección 4
Rodrigo Soto 20655770 sección 2
José Pedro Vargas 20643640 sección 2
Agustín Covarrubias 20641494 sección 2

Fecha entrega: 30 de junio de 2021

Índice

1. Introducción	3
2. Modelo	5
2.1. Conjuntos	5
2.2. Parámetros	5
2.3. Variables	6
2.4. Restricciones	6
2.5. Función Objetivo	7
3. Definición de datos	7
4. Resolución del problema	9
5. Validar el resultado	11
6. Análisis de sensibilidad	11
7. Conclusión	13

1. Introducción

“La gestión de camas en un centro hospitalario, constituye una de las tareas cotidianas de cualquier servicio de admisión y también una de la que más conflictos provocan en el funcionamiento diario del hospital.” [5]

El problema elegido para esta investigación deriva de la presencia constante de camas ectópicas en hospitales debido a dificultades en cuanto a la capacidad de las unidades médicas y la distribución de sus pacientes. Se define como paciente ectópico a “aquel al que se asignó cama de ingreso en una unidad de enfermería que no correspondía al servicio médico responsable del caso” [2]. Basándonos en esto, el concepto de cama ectópica se refiere a aquella que pertenece a una unidad médica del hospital, pero que es ocupada por un paciente cuyo tratamiento es responsabilidad de otra.

La dificultad que presentan estas camas para los centros de salud se puede visualizar de la siguiente manera: Ingresa una víctima de accidente automovilístico a la unidad de Traumatología, pero en esta no quedan camas disponibles, por lo que se le asigna a una cama en Cardiología. Debido a esto, los médicos y enfermeros encargados de atender a dicho paciente deben recorrer la distancia entre ambas unidades cada vez que lo van a visitar. Este caso se repite a diario para diferentes pacientes, médicos y unidades de hospitales en Chile (y en el mundo), por lo que al final del día, la distancia extra que deben recorrer los funcionarios de un hospital para atender a sus pacientes se traduce en un gasto considerable de tiempo y energía. Siguiendo con el mismo ejemplo, otro aspecto que influye en este problema es que una vez que se libera una cama en Traumatología, no existe un sistema que se asegure de que el paciente sea asignado a ella y deje de ocupar una cama fuera de su unidad, manteniendo entonces de manera innecesaria su condición de paciente ectópico.

En el año 2019, funcionarios del Servicio de Inspección Médica y Gerencia de Asistencia Sanitaria de Salamanca [2], realizaron un estudio acerca de la relación entre los ingresos ectópicos y las complicaciones durante su tratamiento. Los resultados de este arrojaron que la estancia media de los de este tipo fue de 8,11 días, mientras que la de los pacientes regulares fue de 7,15. Debido a esto, se concluyó que la prolongación de las estancias de los pacientes ectópicos en un hospital es una realidad, y esta se debe principalmente a la distancia extra que se debe recorrer para atenderlos.

A raíz de lo anterior, el objetivo de este proyecto consiste en optimizar la distribución de camas dentro de un hospital, para minimizar la distancia que deben recorrer los funcionarios al atender a sus pacientes y así aumentar la eficiencia del establecimiento. Para lograr lo anterior se considerarán aspectos como la severidad de los pacientes, si tienen COVID-19 y que tipo de cama necesitan, con el fin de acercar el modelo lo más posible a la realidad.

El modelo tiene 3 principales objetivos: maximizar la cantidad de pacientes que están en su tipo de cama ideal, priorizar los movimientos de los pacientes más severos y minimizar la distancia entre un paciente y la unidad responsable de tratarlo. Esto está representado en la función objetivo, mediante una combinación lineal de tres funciones.

Cada vez que se corra el modelo, este propondrá los cambios de cama que aseguren la distribución óptima. Con tal de que dicha recomendación sea realista y se adapte al contexto de un hospital, el modelo está sujeto a las siguientes restricciones:

- R1: Se debe respetar la cantidad de camas de cada tipo en cada unidad, debido a que no es posible tener en una unidad a más pacientes que camas.
- R2: El cambio de cama o traslado de un paciente debe ser congruente a través del tiempo, es decir, si en un periodo de tiempo cierto paciente ocupa una cama y en el periodo siguiente está en otra, entonces el paciente fue trasladado. Además, antes de que un paciente sea ingresado al hospital y después de que se lo dé de alta, no se lo puede cambiar de cama.

- R3: Los cambios que se pueden hacer en un periodo de tiempo están sujetos a una cantidad máxima con tal de que sea un valor lógico. Esto debido a que una recomendación como "cambiar a todos los pacientes de cama en el mismo periodo" no sería factible para el hospital.
- R4: Si un paciente está en estado crítico no se lo puede cambiar de cama, ya que se considera que el traslado podría ser riesgoso.
- R5: Un paciente puede estar en una cama no ideal, porque aunque lo deseable es que cada paciente esté en su cama ideal, esto no es real, dado que los recursos dentro de los hospitales son limitados. Esta restricción le permite al modelo asignar pacientes a camas no ideales, y es regulada por uno de los pesos de la función objetivo.
- R6: Un paciente ingresado solo puede estar en una cama al mismo tiempo. Además, durante su estadía en el hospital, cada paciente debe tener asignada una cama en todo momento.
- R7: Si un paciente tiene COVID-19 solo se lo puede asignar a una cama en unidad especializada. Hoy en día los hospitales tienen unidades especiales para atender a personas con el virus, esta restricción no permite que un paciente contagiado sea internado en cualquier otra unidad.
- R8: Antes de ser ingresado al hospital, un paciente no puede tener asignada una cama, dado que no sería congruente con la realidad.
- R9: De la misma manera que la restricción anterior, después de ser dado de alta, un paciente no puede tener asignada una cama.
- R10: Un paciente no puede ser trasladado más de una vez al día, con tal de mantener una buena calidad de servicio a los pacientes y no generar demasiadas incomodidades con los traslados sugeridos por el modelo.
- R11: Puede haber máximo un paciente por cama.

Para cumplir los objetivos propuestos, el modelo utilizará variables binarias de decisión, con las que determinará en qué unidad se encuentra cada paciente, que pacientes son trasladados de cama y cuáles están en su tipo de cama ideal por periodo de tiempo.

El problema elegido es realista, dado que se trabaja con información y datos obtenidos de instituciones como el Hospital Clínico Regional de Concepción Dr. Guillermo Grant Benavente y el Hospital San José de Melipilla. Esto ha ayudado a entender la necesidad de mejorar la distribución de camas para aumentar la eficiencia de los hospitales en general. Para ello se busca minimizar la distancia de cada paciente con su unidad de tratamiento, priorizando que se asignen a su tipo de cama ideal y los traslados de aquellos en estados más severos. Cumplir estos objetivos iría de la mano con beneficios tanto para los pacientes como para los funcionarios que los atiendan. En la realidad, el problema posee distintas aristas, por lo que luego de analizar las dificultades que presenta el contexto elegido, se llegó a la conclusión de que era razonable tomar los siguientes supuestos para el modelo:

- El modelo se hará correr una vez al día.
- Todas las mañanas se va a entregar la lista de pacientes que se atenderán ese día, incluyendo a los ingresos y egresos programados, y excluyendo los que fueron dados de alta, derivados a otro establecimiento, defunciones, etc. De esta manera, el listado de pacientes cambia cada día.
- El hospital recibe solo los pacientes si puede cubrir sus necesidades, de no poder, estos no ingresan al conjunto de pacientes que se deben asignar a una cama.
- Todos los pacientes son asignados a una unidad médica al ingresar.
- Dentro de cada unidad se considerará que la distancia recorrida por doctores y enfermeros entre las camas o salas será cero, es decir, solo se considera la distancia entre las distintas unidades.

- Si un paciente fallece, la hora de fallecimiento será considerada como su hora de egreso.
- Un paciente no podrá ser trasladado más de una vez al día.

Como se explicó anteriormente, poder optimizar la asignación de camas considerando la existencia de pacientes ectópicos puede solucionar tanto las estancias prolongadas de estos, como la aparición de complicaciones durante sus tratamientos. Esto se explica porque los médicos y enfermeros, al tener a sus pacientes en las unidades más cercanas a las suyas no tendrían que retrasar visitas ni recorrer más distancia para ver a sus pacientes. Esto, a largo plazo significaría para los funcionarios un ahorro de mucho tiempo que hoy en día utilizan para moverse entre las distintas unidades en las que están sus pacientes. En cuanto al retraso de visitas, solucionar esto implicaría tratamientos más rápidos, lo que podría mejorar el servicio entregado a los pacientes al disminuir su tiempo de estadía en el hospital. Esto último implicaría que ellos no tendrían que pagar los días extras que puede conllevar el ser un paciente ectópico.

2. Modelo

2.1. Conjuntos

- P : Pacientes, $p \in \{1, \dots, |P|\}$.
- U : Unidades del hospital, $u, v \in \{1, \dots, |U|\}$.
- F : Tipos de cama, $f \in \{1, \dots, |F|\}$.
- COV : Conjunto de camas COVID-19.
- T : Periodos de 2 horas de tiempo, $t \in \{1, \dots, |T|\}$.
- B_f : Conjunto de camas similares, $f \in F$.
- N : Conjunto de camas.

2.2. Parámetros

- D_{uv} : Distancia entre las unidades $u \in U$ y $v \in U$.
- G_p : Tipo de cama $f \in F$ ideal para el paciente $p \in P$.
- I_p : Unidad asignada para tratar al paciente $p \in P$.
- Q : Umbral límite de severidad, valor mínimo para considerar a un paciente inamovible.
- w_i : Costo de la función $i \in 1, 2, 3, 4$.
- S_p : Severidad del estado del paciente $p \in P$ ($0 \leq S_p \leq 10$).
- A_t : Cambios máximos por periodo de tiempo $t \in T$.
- E_p^{start} : Hora de entrada de $p \in P$.
- E_p^{end} : Hora de salida de $p \in P$.
- V_p : $\begin{cases} 1 & \text{Si el paciente } p \in P \text{ tiene COVID-19.} \\ 0 & \text{En otro caso.} \end{cases}$
- $Cama_i$: dada una cama $i \in N$ devuelve un entero que es el tipo de cama al que pertenece.
- Uni_i : dada una cama $i \in N$ devuelve un entero que es la unidad $u \in U$ a la que pertenece.
- Aux_{pi} : $\begin{cases} 1 & \text{Si la cama } i \in N \text{ está en las unidades del paciente } p \in P. \\ 0 & \text{En otro caso.} \end{cases}$

2.3. Variables

- Y_{pit} : $\begin{cases} 1 & \text{Si el paciente } p \in P \text{ está en la cama } i \in N \\ & \text{en el tiempo } t \in T. \\ 0 & \text{En otro caso.} \end{cases}$
- Z_{pt} : $\begin{cases} 1 & \text{Si el paciente } p \in P \text{ es trasladado en el tiempo } t \in T \\ 0 & \text{En otro caso.} \end{cases}$
- α_{pt} : $\begin{cases} 1 & \text{Si el paciente } p \in P \text{ no está en su cama ideal en el tiempo } t \in T \\ 0 & \text{En otro caso.} \end{cases}$

2.4. Restricciones

1. Se debe respetar la cantidad de camas del tipo f en toda unidad u.

$$\sum_{p \in P} Y_{pit} \leq |N| \quad \forall p \in P, i \in N, t \in \{E_p^{start} + 1, \dots, E_p^{end}\}$$

2. Cambio de cama.

$$Y_{pi(t-1)} - Y_{pit} \leq Z_{pt} \quad \forall p \in P, i \in N, t \in \{E_p^{start} + 1, \dots, E_p^{end}\}$$

$$Y_{pit} - Y_{pi(t-1)} \leq Z_{pt} \quad \forall p \in P, i \in N, t \in \{E_p^{start} + 1, \dots, E_p^{end}\}$$

$$Z_{pt} = 0 \quad \forall p \in P, t \in \{0, \dots, E_p^{start} - 1\}$$

$$Z_{pt} = 0 \quad \forall p \in P, t \in \{E_p^{end} + 1, \dots, |T|\}$$

3. No se pueden hacer más de A_t cambios por cada 2 horas.

$$\sum_{p \in P} Z_{pt} \leq A_t \quad \forall t \in T$$

4. No se puede trasladar a un paciente en estado crítico.

$$S_p \cdot Z_{pt} \leq Q \quad \forall p \in P, t \in T$$

5. Paciente p puede estar en una cama no ideal.

$$\alpha_{pt} = 1 - \sum_{i \in N} (Y_{pit} \cdot Aux_{pi}) \quad \forall p \in P, t \in \{E_p^{start}, \dots, E_p^{end}\}$$

6. Paciente p solamente está en una cama mientras está en el hospital.

$$\sum_{i \in N} Y_{pit} = 1 \quad \forall p \in P, t \in \{E_p^{start}, \dots, E_p^{end}\}$$

7. Si el paciente p tiene COVID-19, solo se le puede asignar a una cama para este tipo de pacientes.

$$\sum_{i \in COV} Y_{pit} = V_p \quad \forall p \in P, t \in \{E_p^{start}, \dots, E_p^{end}\}$$

8. Antes de entrar, todo paciente p no debe tener un asignado una cama.

$$\sum_{i \in N} Y_{pit} = 0 \quad \forall p \in P, t \in \{1, \dots, E_p^{start} - 1\}$$

9. Después de salir, todo paciente p no debe tener un asignado una cama.

$$\sum_{i \in N} Y_{pit} = 0 \quad \forall p \in P, t \in \{E_p^{end} + 1, \dots, |T|\}$$

10. Un paciente p no puede ser trasladado más de 1 vez durante el día.

$$\sum_{t=E_p^{start}}^{E_p^{end}} Z_{pt} \leq 1 \quad \forall p \in P$$

11. Un paciente máximo por cama.

$$\sum_{p \in P} Y_{pit} \leq 1 \quad \forall i \in N, t \in T$$

12. Naturaleza de las variables.

$$Y_{pit} \in \{0, 1\} \quad \forall p \in P, i \in N, t \in T$$

$$Z_{pt} \in \{0, 1\} \quad \forall p \in P, t \in T$$

$$\alpha_{pt} \in \{0, 1\} \quad \forall p \in P, t \in T$$

2.5. Función Objetivo

$$\min w_1 \cdot \sum_{i \in N} \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} (Y_{pit} \cdot D_{Uni_i I_p}) - w_2 \cdot \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} (Z_{pt} \cdot S_p) + w_3 \cdot \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} (\alpha_{pt}) + w_4 \cdot \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} (Z_{pt})$$

3. Definición de datos

Para realizar la instancia de datos se trabajó con la encargada de gestión de camas del hospital San José de Melipilla. Gracias a su puesto de trabajo y acceso a información, esta persona pudo facilitar datos concretos acerca de las unidades médicas del hospital, la disponibilidad del personal en los distintos horarios, la cantidad de pacientes internados por COVID-19, los tipos de cama que se tienen, y cuantas de cada tipo estaban ocupadas en su momento a nivel hospital. Estos datos se encuentran disponibles en el archivo “Instancia de datos” adjuntado en la entrega.

En relación a las unidades, el contacto entregó los nombres de todas las presentes en el hospital. Además, facilitó la cantidad de camas totales y una lista de la distribución de estas por tipo. En base a lo anterior, se tomaron en cuenta las características de cada unidad para distribuir los tipos de cama de manera coherente entre ellas, por ejemplo, en las unidades de cuidados básicos se asignaron principalmente camas básicas, en la de cuidados intensivos se asignaron camas UCI, y así con las todas las demás.

En cuanto a los parámetros asociados a cada paciente, para la asignación de camas se utilizaron los siguientes supuestos: En primer lugar, para determinar el tipo de cama ideal para cada paciente se usó el supuesto mencionado en la introducción que afirma: “El hospital recibe sólo los pacientes si puede cubrir sus necesidades, de no poder, éstos no ingresan al conjunto de pacientes que se deben

asignar a una cama”. A partir de esto, y utilizando los datos brindados, se calculó el porcentaje de cada tipo de cama que había en el hospital y se supuso que este valor representaba la probabilidad de que al ingresar a un paciente, este tuviera dicha cama como ideal (G_p).

En segundo lugar, los tipos de cama disponibles en el hospital según los datos entregados son: camas básicas, de cuidado medio, de tratamiento intensivo (UTI) y cuidados intensivos (UCI). A partir de esto, se supuso que los tipos de cama se pueden ordenar jerárquicamente de la siguiente manera:

Básicas, de cuidado medio, UTI, UCI

En base a lo anterior, se definió el conjunto B_f considerando que un paciente cuya cama ideal es básica, puede ocupar cualquier otra de ser necesario; por otro lado, un paciente con cama ideal UTI solo puede ocupar de este tipo y de UCI; y un paciente cuya cama ideal es de UCI no puede ser asignado a ninguna otra cama.

Para definir la unidad a la que pertenece cada paciente (I_p), es decir aquella responsable de su tratamiento, se utilizó un reporte del MINSAL del año 2018 en el que se detallan los egresos del hospital San José en dicho año según problema médico y edad. Considerando que todo paciente egresado en algún momento ingresó al hospital, se asignó a cada problema mencionado una unidad médica y se calculó el porcentaje de pacientes que hubo en estas. Este porcentaje fue posteriormente utilizado para definir la probabilidad de que un paciente ingresado sea responsabilidad de cierta unidad.

Dado que la funcionaria del hospital San José entregó la cantidad de pacientes internados por COVID-19, se calculó a que porcentaje del total de pacientes correspondían estos. Para efectos del modelo, este porcentaje fue considerado como la probabilidad de que al ingresar a un paciente, este estuviera contagiado, es decir, la probabilidad de que V_p fuera 1.

Otro parámetro propio de cada paciente corresponde a la severidad de su estado en el momento en el que se corre el modelo (S_p). A partir de los datos del DEIS [3] se extrajo una muestra de 30 pacientes, cantidad que se puede considerar como representativa respecto a la capacidad de internación de pacientes del hospital San José, que actualmente es 130. Posteriormente, se analizaron algunos datos de estos pacientes, tales como las intervenciones y procedimientos realizados, los días de estadía, el área funcional y condición de egreso y, por último, el diagnóstico. En base a estos, se creó un índice que cuantifica la severidad del estado de un paciente, el cual toma valores enteros entre 1 y 10. Luego, utilizando la muestra representativa se calculó el porcentaje de veces que aparecía cada valor, y se usó como la probabilidad de que la severidad de un paciente tomará ese valor.

En relación al parámetro de severidad existe un valor $Q = 7$, el cual representa el umbral máximo de severidad para considerar a un paciente movable. En base al procedimiento mencionado anteriormente para calcular S_p , se consideró que cuando la severidad de un paciente es mayor o igual a 8, este se encuentra en estado crítico, por ende sería muy riesgoso trasladarlo.

En cuanto a la hora de ingreso (E_p^{start}) de cada paciente, se extrajo información de un reporte [4], el cual presenta una distribución por hora de los pacientes ingresados a un hospital en un día. En base a estos datos se calculó la probabilidad de que un paciente ingrese a cierta hora. Por otro lado, para la hora de egreso (E_p^{end}) de cada paciente se utilizó información proporcionada por el contacto del hospital para elaborar la distribución de estas en un día. Para ambos parámetros se realizó un ajuste utilizando el porcentaje de estadía en el hospital obtenido de los datos de Egresos DEIS 2020 [3].

Para definir la cantidad de cambios máximos que se pueden realizar por periodo de tiempo (A_t) se tomó en cuenta la disponibilidad del personal del hospital. En base a esto, la funcionaria del hospital San José mencionó que los horarios con mayor personal para realizar cambios son entre las 8:00 y las 18:00 del día. De igual modo, se consideró que un promedio de máximo 3 cambios por cada

periodo de tiempo es un límite válido en cuanto a la posibilidad de llevarlos a cabo. Sin embargo, este promedio disminuye a 1 luego de este horario, dado que la cantidad de personal disponible es menor. Y, en el transcurso de 00:00 a 8:00 no se realizan cambios dado que al ser horario nocturno se asume que los pacientes están durmiendo. En relación a este parámetro, cabe mencionar que la elección de contabilizar el tiempo cada 2 horas se hizo debido a que las fuentes utilizadas para determinar los horarios de ingreso y egresos poseen esa estructura. Dado que esta notación es utilizada en bibliografía del rubro, se la consideró como una división válida y se la adoptó para efectos del modelo.

Para determinar la distancia entre distintas unidades (D_{uv}), se combinaron diferentes estimaciones para calcular posibles valores lógicos. En primer lugar, la funcionaria del hospital mencionó que entre unidades adyacentes la distancia no era de más de 5 metros, luego se realizaron mediciones a escala analizando la imagen aérea del hospital en Google Maps. Aún así, dado que no se pudo obtener un mapa detallado del hospital San José, se distribuyó de manera aleatoria la ubicación y superficie de cada unidad dentro del establecimiento.

Finalmente, los ponderadores w_i , con $i \in \{1, 2, 3, 4\}$, fueron decididos en base a las prioridades que se quiso establecer en el modelo. Como se mencionó anteriormente, la función objetivo tiene 4 metas: minimizar la distancia entre los pacientes y las unidades responsables de sus tratamientos (1), priorizar los traslados de los pacientes más severos (2), maximizar la cantidad de pacientes que se encuentran en su tipo de cama ideal (3) y penalizar los cambios de cama innecesarios (4). La prioridad que se le quiso a dar a cada una de estas metas fue decidida según el contexto de un hospital. En base a esto se considera que lo más importante es la distancia, luego la preferencia de camas, la prioridad de traslados y, por último, penalizar cambios innecesarios, es por esto que w_1 , w_2 , w_3 y w_4 toman los valores de 1, 5, 20 y 35, respectivamente.

4. Resolución del problema

El modelo se resolvió con Python + Gurobi, para lo que se crearon varios archivos. El código del modelo reside en el directorio `optint/` donde el archivo principal corresponde a `model/model.py`, en donde se encuentra el modelo con las restricciones, los parámetros, las variables y la función objetivo. Luego, se encuentra `out_cama.sol` que muestra la solución óptima entregada por el modelo. El rol del archivo `model/metrics.py` es el de retornar los datos más relevantes del modelo, tales como la cantidad de camas que cambian, la distancia total, la cantidad de camas no ideales y los valores de los 4 objetivos, para posteriormente ser analizados en tablas y gráficos, al igual que opcionalmente validar cada restricción mediante tests sobre la solución. El archivo `model/paciente.py` se encarga de crear un objeto paciente con todos los atributos que se requieren y `model/parameters.py` se encarga de entregarle los atributos a este objeto según la definición de datos. Los notebooks de Jupyter `analysis/sensibility_and_cost.ipynb`, `analysis/resiliency.ipynb` y `analysis/egresos.ipynb` fueron utilizados para el análisis de sensibilidad y resiliencia del modelo. Los demás archivos incluidos sirven para que el código funcione, sin embargo, no entregan información relevante. Para correr el modelo se requiere instalación por `pip` desde el directorio principal del repo, para lo que se necesita correr el comando `pip install .`

Para más instrucciones leer el archivo `README.md`.

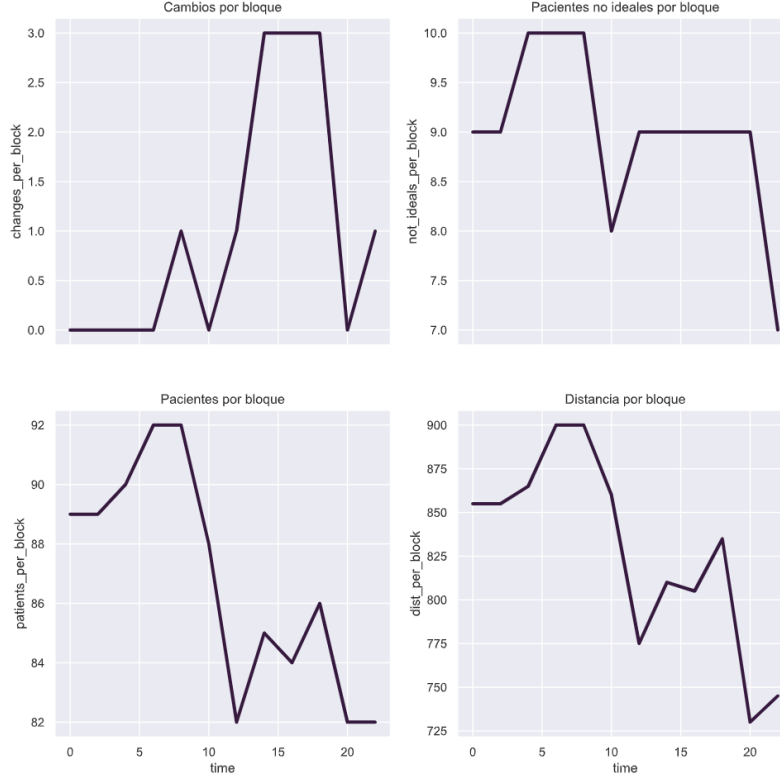


Figura 1: Métricas del día

La solución obtenida a partir del modelo indica que se deben hacer un total de 12 cambios de cama durante el día propuesto en la instancia de datos. Estos cambios se distribuyen de la siguiente forma: uno en el cuarto bloque horario, que corresponde entre las 6 y las 8 horas; uno en el sexto bloque, entre las 12 y las 14 horas; tres en el séptimo bloque, que corresponde a las horas entre las 14 y 16; tres más en el octavo bloque, que corresponde a las horas entre las 16 y 18; otros tres en el noveno bloque, que corresponde a las horas 18 y 20 y por último un cambio en el décimo bloque, que corresponde entre las 20 y 22 horas. Esta distribución de los cambios de camas por hora se debe principalmente al parámetro A_t que restringe la cantidad de cambios por hora que se puede hacer.

Al principio del día había un total de 9 camas no ideales, a las 4 horas esto aumentó a 10 debido al ingreso de un paciente, ya que no hubo cambio de cama en ese horario. Luego, a las 10 horas el número de camas no ideales fue 8, debido a que en esa hora salieron dos pacientes del hospital. A las 12 horas el número de camas no ideales se aumentó a 9 debido a un cambio de cama hecho en esa hora. Por último el número de camas no ideales disminuyó a 7 a las 22 horas, esto debido a la salida de dos pacientes del hospital.

Gracias a todos los cambios propuesto por el modelo se logró que la distancia total extra que implica tener pacientes ectópicos sea de 9935 metros, comparados con los 10065 metros que de la situación inicial. De este manera, aunque en algunos casos hayan aumentado las camas no ideales gracias a los cambios de cama, el modelo priorizó nuestro objetivo principal, es decir, la distancia entre los pacientes y la unidad en la que deben ser atendidos.

5. Validar el resultado

Para poder validar que el resultado entregado por el software sea congruente con las restricciones propuestas en el modelo, se optó por revisar en cada una de ellas los valores que toman las variables de decisión. Esto se logró a través de la recopilación de datos finales, los cuales fueron verificados añadiendo un booleano en cada una de las restricciones, a modo de que cambiase su valor en el caso de que no se cumpliera lo esperado. De esta manera, si el booleano retornaba con el mismo valor que se le entregó, se mostraba en la consola un mensaje que indique su veracidad. Por otro lado, en el caso de que el booleano cambiara de valor, se retornaba el incumplimiento de la restricción. Los tests sobre las soluciones se pueden encontrar en `model/metrics.py` (hacia el final), y son ejecutados automáticamente por `main.py`.

En base a la solución entregada en este archivo se puede concluir que el modelo es factible, de modo que cumple con todas las restricciones entregadas, si a esto se le agrega que los parámetros fueron determinados en base a datos reales se puede afirmar que el modelo acepta una solución congruente, y, por lo tanto, realista. De este modo, resolver el problema planteado es útil, ya que optimizar la distribución de camas se traduce en una mejor atención para los pacientes, un ahorro de tiempo, tanto de los pacientes como de los funcionarios, y un ahorro de dinero para los pacientes y sistemas de prevención de salud.

Ahora bien, para cuantificar el beneficio que genera el modelo realizado, se analizó cuánto se ahorraría si se llevara a cabo en el hospital San José de Melipilla con 100 pacientes en el transcurso de un día. En primer lugar, se utilizó un estudio realizado en el 2019 [2], el cual llega a la conclusión de que un paciente ectópico promedio pasa un día más en el hospital que un paciente regular, debido al gasto de tiempo que supone la distancia extra a recorrer.

En segundo lugar, el promedio de lo que puede costar un día internado en un hospital en Chile es aproximadamente de 400.000 pesos [1], monto que sería ahorrado por cada paciente que deja de ser ectópico. A partir de esto, se le suministró una cantidad de 100 pacientes al modelo realizado, obteniendo la siguiente solución óptima: Se deben hacer ocho cambios de camas, de los cuales tres disminuyen la cantidad de pacientes ectópicos y cinco acercan pacientes ectópicos a sus unidades correspondientes, disminuyendo la distancia que se debe recorrer para atenderlos.

Considerando que 3 pacientes dejan de pertenecer a una unidad que no les corresponde y que la cantidad de días de estadía que tendrán en el hospital disminuirá en un promedio de un día cada uno, se puede afirmar que estos cambios significarían un ahorro total de cerca de 1.200.000 pesos chilenos. Ahora bien, si se extiende el periodo de tiempo en que se utiliza el modelo realizado a un mes de 30 días con una disminución diaria de 3 pacientes ectópicos, entonces el ahorro total es equivalente a 36.000.000 pesos chilenos. Cabe mencionar que el impacto analizado no considera el beneficio monetario de acercar pacientes ectópicos, pues de esto no hay registro.

6. Análisis de sensibilidad

Para realizar un correcto análisis de sensibilidad se trabajó con los pesos de la función objetivo y las restricciones 3, 4 y 10, pues involucran parámetros estimados con incertidumbre o supuestos en base al problema en particular.

En primer lugar, los pesos que se utilizan en la función objetivo están representados por w_1 , w_2 , w_3 y w_4 , e indican la relevancia de los factores escogidos en el problema, que son distancia, cambios de camas, la estadía de un paciente en su tipo de cama ideal y cambios innecesarios, respectivamente. Estos pesos ponderan la función asociada, de modo que priorizan cada factor de acuerdo con la importancia que se le quiera dar. De este modo, los valores que tomen los pesos en la función objetivo no tienen precedentes, por lo que se realizó un análisis para determinar el rango de valores que puede

tomar cada uno, a modo que genere el máximo o mínimo beneficio por sí solo.

En cuanto a obtener los rangos de cada peso se buscó en primera instancia el máximo y mínimo valor que pueden tomar los valores asociados a cada función de la función objetivo, el detalle de este proceso se encuentra en el archivo `sensibility_and_costs.ipynb`. De este análisis se obtuvo que la distancia máxima y mínima corresponde a 27.500 metros y 8.300 metros, respectivamente. Sin embargo, para analizar el resto de los factores se utilizó el $w_1 = 1$, mientras se variaba el valor de los pesos w_2 , w_3 y w_4 .

Para el peso asociado a la función encargada de penalizar los cambios de camas se realizó el archivo `sensibility_and_costs.ipynb`, de lo cual se obtuvo que en el peor de los casos se realizarán 20 cambios de camas, mientras que en el mejor los cambios de camas son 0. Sin embargo, estos valores son poco realistas, por lo que se buscaron los valores extremos, encontrando un rango para w_2 entre 1 y 11. Luego, al analizar el peso w_3 , asociado a la función que penaliza pacientes en camas no ideales, se aplicó la idea inicial para determinar los valores máximos y mínimos de pacientes ectópicos. Ahora bien, en el peor y mejor de los casos se tienen 686 y 24 pacientes ectópicos respectivamente. No obstante, estos valores son poco realistas, por lo que se iteró con los valores encontrados anteriormente para w_1 y w_2 , y se hicieron iteraciones hasta encontrar resultados que fueran realistas. Se continuó buscando los límites de tal modo que el rango definido para w_3 estuviera entre 10 y 30 para entregar valores realistas en base al problema planteado. Finalmente, para w_4 se iteró buscando valores cercanos al máximo y mínimo de cambios de camas, valores conocidos como 20 y 0, respectivamente. De este modo, se encontró que un rango válido para este peso es entre 30 y 40.

Ahora bien, se escogió que la importancia de los factores que conforman la función objetivo se jerarquizara de modo que la prioridad sea disminuir la distancia, seguido de los cambios de cama y los pacientes ectópicos. De este modo, se iteró sobre los rangos encontrados (realizando más de 100 iteraciones) y se evaluó la optimalidad de cada factor que conforma la función objetivo para determinar los valores de cada peso, los cuales son 1, 5, 20, 35 para w_1, w_2, w_3 y w_4 , respectivamente.

Por otro lado, en el lado derecho de la restricción 3 se usa el parámetro A_t , el cual fue estimado de acuerdo con lo explicado en la sección 3. Por lo que se aumentó A_t en los horarios que se pueden realizar cambios de cama, lo cual se puede ver el archivo `sensibility_and_costs.ipynb`. De este modo, se pudo concluir que los cambios de camas no se distribuyen a lo largo del día, sino que se acumulan en dos momentos del día. Esto se puede explicar al analizar el bloque anterior a este peak, pues se realiza un ingreso de pacientes en estos puntos.

La restricción 4 revisa que no se puedan realizar cambios de cama a un paciente cuya severidad sea mayor a un límite Q , definido por el hospital. Sin embargo, el valor de este parámetro fue definido con incertidumbre, por lo que se decidió variarlo y analizar los casos en que se disminuya como en que se aumente. Para el primer caso, reducir el valor de Q , se obtuvo que los cambios de cama disminuyeron drásticamente, de 12 a 2, lo cual tiene sentido, pues menos pacientes cumplen con los requisitos para que se genere un cambio. Mientras que, en caso de subir el valor de Q , el número de cambios de cama aumenta en 5, manteniendo la lógica del punto anterior.

Finalmente, la restricción 10 impide que se realice más de un cambio por paciente durante el día en que se corra el modelo, lo cual fue en base al criterio del grupo, pues resulta ineficiente realizar muchos cambios de cama al mismo paciente. Por lo que se varió el lado derecho de esta restricción, dejando que el máximo de cambios por paciente sea 2, lo cual implicó que los cambios de cama aumentarían, sin embargo, la distancia no mejoró notoriamente, al igual que la cantidad de pacientes ectópicos. Esto significa que el modelo realiza cambios de camas eficientes, pues, luego de realizar el primer cambio de cama tiene poco incentivo a realizar un cambio al mismo paciente.

Otra forma en la que se analizaron la robustez y utilidad del modelo se puede ver en el archivo `resiliency.ipynb`. Este análisis consistió en variar la instancia de datos para observar como

variaban los valores óptimos. En un principio se realizaron iteraciones cambiando los valores de la instancia de datos para la distancia entre unidades, manteniéndose constantes los pacientes y camas. Luego, se realizaron iteraciones al revés, manteniendo constantes la características del hospital, pero modificando parámetros de los pacientes y camas tales como la hora de entrada, la de salida, la severidad y el tipo de cama ideal. A partir de los resultados obtenidos de dichas iteraciones se puede ver que la solución óptima varía bastante en cada caso, pero siempre dentro de un rango razonable. Es decir, el modelo es robusto en el sentido de que es capaz de adaptarse a distintas instancias de datos, siempre entregando una solución realista e implementable.

Por último, las restricciones activas en la solución óptima del modelo son todas aquellas definidas como igualdad, esto quiere decir, la restricción 5, 6, 7, 8 y 9, la relevancia de las dos últimas tiene que ver con definir la actividad de un paciente cuando no está el interior del hospital, mientras que las anteriores restringen que los pacientes con COVID-19 permanezcan en camas de su unidad y que un paciente solo tenga 1 cama asignada a la vez. Estas restricciones dan realismo al problema, pues responden a características triviales que presentan los centros de salud, a esto se le agrega que en pandemia no se pueden mezclar pacientes dada la alta probabilidad de contagio de COVID-19.

Las restricciones 1 y 2 no se cumplen íntegramente en ningún caso, en el caso de la primera es fácil notarlo, pues la cantidad de pacientes en ningún instante llega a ocupar la cantidad total de camas que hay en el hospital. Por otro lado, la restricción 2 se compone de 4 partes, cada una con numerosas restricciones, ya que se deben cumplir para cada paciente, hora y cama. Es por esto que a veces se logra cumplir como igualdad cuando el valor absoluto de la diferencia es 1 y acota por abajo a la variable binaria, llegando a una igualdad. Debido a estos casos en que se cumple como igualdad se puede apreciar que en el código se realizan cambios de camas.

La restricción 3 al cumplirse como igualdad permite limitar que no se realicen más cambios de camas que la capacidad máxima establecida por hora. Por otro lado, la restricción 4 también permite limitar que no se realicen cambios de camas a pacientes en estado crítico.

Finalmente, la restricción 10 se cumple en igualdad solo en aquellos casos en los que se realiza un cambio de cama, y no permite que se haga más de un cambio de cama. Por último la restricción 11 se cumple en igualdad para cada cama que esté ocupada en un tiempo dado.

7. Conclusión

A partir de lo presentado en este informe se puede decir que el modelo es una representación acertada de la realidad de un hospital. En primer lugar, la idea de solucionar un problema relacionado con los pacientes ectópicos surgió de una entrevista con una enfermera del hospital regional Dr. Guillermo Grant Benavente, quién los categorizó como uno de los principales problemas que veía en el día a día del hospital. Además, se utilizó el estudio del Servicio de Inspección Médica y Gerencia de Asistencia Sanitaria de Salamanca, informe que explica la influencia de los pacientes ectópicos en el funcionamiento de un hospital y las complicaciones que pueden generar. Basándose en estas fuentes, se puede decir que el modelo resuelve un problema real que afecta a hospitales y funcionarios médicos a nivel mundial. En segundo lugar, al momento de modelar se estableció un diálogo permanente con la funcionaria del hospital San José de Melipilla, con tal de que todos los supuestos, parámetros y restricciones fueran congruentes con el funcionamiento de un hospital, logrando así que el modelo sea lo más cercano posible a la realidad a través de una representación matemática. Algo similar se realizó para la definición de datos, ya que todos los supuestos y valores tomados fueron basados tanto en bibliografía del rubro como en entrevistas con la misma funcionaria.

Por otro lado, se podría decir que un aspecto en el que el modelo no es tan realista es en la asignación de los pesos de la función objetivo. El valor de cada peso fue calculado de manera matemática

para que el modelo priorizara el objetivo de minimizar la distancia total entre pacientes y unidades, por encima de los otros dos, pero sin dejarlos totalmente de lado. Por más que la asignación de los pesos no haya sido realizada de manera aleatoria, la decisión de prioridades fue hecha a criterio propio, con el fin de resolver el problema planteado inicialmente. Esta asignación no fue consultada con algún especialista del rubro, por lo que puede no ser tan realista que en un se hospital prefiera tener más pacientes más cerca por sobre tenerlos en su cama ideal.

A partir de la solución óptima entregada por el modelo, se puede ver que este entrega resultados posibles de llevar a cabo en la realidad. Es decir, la cantidad de cambios de cama propuestos por hora pueden ser realizados en un hospital considerando aspectos como la disponibilidad de personal, la comodidad de los pacientes, entre otros. Además, si un hospital quisiera reducir la distancia entre sus pacientes y la unidad que los debiera tratar, el modelo entrega acciones a seguir para lograrlo. Si se quisiera cumplir el mismo objetivo sin el modelo propuesto, el trabajo a realizar podría ser largo, y sus resultados ineficientes. De la misma manera si un hospital quisiera reducir la cantidad de pacientes que ocupan camas que no son ideales. Por estas razones el modelo propuesto sí constituiría un aporte real para aquellos hospitales que quieran alcanzar estos objetivos.

Esta solución se puede considerar como realista e implementable a partir de varios aspectos. En primer lugar, cumple con todas las restricciones del modelo, las cuales como se mencionó anteriormente buscan acercar esta instancia lo más posible a la realidad de un hospital, por lo que lo propuesto por la solución óptima es coherente desde el punto de vista lógico. En segundo lugar, la solución propone realizar 12 cambios de cama en un total de 24 horas, con no más de tres cambios por hora. Esta corresponde a una cantidad razonable de cambios, por lo que sería implementable en el hospital estudiado.

Como se menciona en el apartado de análisis de sensibilidad, esta solución además de ser realista e implementable, es robusta frente a cambios en los parámetros más relevantes. En dicho apartado se explicó como se variaron parámetros de diferente índole, obteniendo siempre distintas soluciones óptimas dentro de lo esperado. A partir de este análisis se puede concluir que por más que la solución sea versátil, el modelo es robusto. Esto debido a que toda solución óptima obtenida es realista, cumple con todas las restricciones y es implementable, lo que demuestra que este se puede adaptar a distintas instancias de datos, es decir, que puede ser utilizado en diversos hospitales.

Como grupo se organizaron reuniones semanales con el fin de poder organizar cada semana las tareas y objetivos a cumplir, lo que fue positivo gracias a que permitió mantener un ritmo constante de trabajo durante el semestre. Otro aspecto positivo es que la composición del equipo permitió asignar eficientemente las tareas, dado que había diversidad de habilidades y un alto grado de especialización en las tareas. En todo momento existió un buen ambiente en el grupo, con respeto a los pares, lo que permitió que se pudiera trabajar de una manera cómoda y relativamente eficiente.

A pesar de todo esto, el rendimiento del grupo fue muchas veces deteriorado debido a la carga académica de cada integrante. Con muchos integrantes tomando ramos altamente demandantes, y sumado con la carga relativamente alta de Optimización, fue difícil dedicar el tiempo necesario para realizar todo lo que se quería hacer.

Adicionalmente, existieron dificultades al agendar reuniones adicionales, ya que los horarios de los integrantes eran muy distintos. Existió una diferencia en las preferencias de horario en los cuales trabajar, algunos prefiriendo trabajo matutino y otros tardío, sin embargo, esto nunca fue limitante para el trabajo y se notó una mejora importante en la eficiencia al mover el trabajo a pequeños subgrupos especializados para cada tarea (programación, presentación e instancia de datos).

Referencias

- [1] Sandra Alvear y col. «Costos reales de tratamientos intensivos por paciente y día cama». En: *Revista médica de Chile* 141.2 (feb. de 2013). Publisher: Sociedad Médica de Santiago, págs. 202-208. ISSN: 0034-9887. DOI: 10.4067/S0034-98872013000200009. URL: http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0034-98872013000200009&lng=es&nrm=iso&tlng=es (visitado 30-06-2021).
- [2] Enrique Cabrera Torres y col. «Los ingresos ectópicos y su relación con la aparición de complicaciones y estancias prolongadas». En: *Gaceta Sanitaria* 33.1 (1 de ene. de 2019), págs. 32-37. ISSN: 0213-9111. DOI: 10.1016/j.gaceta.2017.07.012. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0213911117301917> (visitado 18-04-2021).
- [3] DEIS MINSAL. *Egresos Hospitalarios*. 2020. URL: <https://bitly.com/3wzoS5d>.
- [4] Christopher Michael Roberts y col. «Effect of time and day of admission on hospital care quality for patients with chronic obstructive pulmonary disease exacerbation in England and Wales: single cohort study». En: *BMJ Open* 7.9 (sep. de 2017), e015532. ISSN: 2044-6055, 2044-6055. DOI: 10.1136/bmjopen-2016-015532. URL: <https://bmjopen.bmj.com/lookup/doi/10.1136/bmjopen-2016-015532> (visitado 25-05-2021).
- [5] Ana Belén Villazón Sánchez y Diana Lastra Carreño. *Gestión de camas hospitalarias*. Ocronos - Editorial Científico-Técnica. 28 de nov. de 2019. URL: <https://revistamedica.com/gestion-de-camas-hospitalarias/> (visitado 18-04-2021).