
UNIVERSIDAD NACIONAL DE CUYO



DIRECCIÓN
DE POSGRADO

Doctorado en Ingeniería Industrial - Carrera Interinstitucional -

TESIS

**Modelo para la optimización de recursos en un
Servicio de Emergencia Hospitalaria de Alta
Complejidad.**

Leopoldo LÓPEZ LASTRA
Enero de 2024



Doctorado en Ingeniería Industrial
- Carrera Interinstitucional -

**Modelo para la optimización de recursos en un
Servicio de Emergencia Hospitalaria de Alta
Complejidad.**

Autor: Leopoldo LÓPEZ LASTRA

Directora: Lorena Andrea BEARZOTTI

Co-Director: Raymundo Quilez FORRADELLAS

Enero de 2024

DOCTORADO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

ACTA DE DEFENSA PÚBLICA DE TESIS

En la Ciudad de Mendoza siendo las 17.30 horas del día 10 de mayo de 2024 se reúne en Acto Público el Jurado encargado de evaluar la Defensa del Trabajo de Tesis de la Carrera de Posgrado Doctorado en Ingeniería Industrial titulada "MODELO PARA LA OPTIMIZACION DE RECURSOS EN UN SERVICIO DE EMERGENCIA HOSPITALARIA DE ALTA COMPLEJIDAD", desarrollado por el alumno **Ing. Leopoldo Patricio LOPEZ LASTRA** bajo la dirección de la Dra. Lorena Andrea BEARZOTTI.

El Jurado fue designado por el Consejo Directivo de la Facultad de Ingeniería según Resolución Nº 288/2023 CD, y está integrado por:

Titulares:

- Dr. Ing. Ricardo Raúl PALMA
- Dr. Sergio Alejandro GUÍÑEZ MOLINOS (Externo)
- Dr. Juan Pablo GRAFFIGNA VAGGIONE (Externo)

Suplentes:

- Dra. Rosa Guadalupe GONZÁLEZ RAMÍREZ
- Dr. Jorge Eduardo VIEL

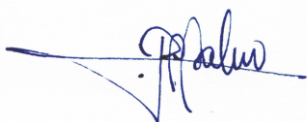
El alumno **Ing. Leopoldo Patricio LOPEZ LASTRA** efectúa la defensa de su Tesis.

A continuación, los miembros del Jurado efectúan preguntas, consultas y comentarios que estimaron convenientes para ser contestadas por el alumno **Ing. Leopoldo Patricio LOPEZ LASTRA**.

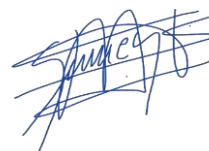
Seguidamente el Jurado se reúne en Sesión Privada para calificar la Tesis defendida, la que obtiene la calificación de: "*Distinguido*", por mayoría.

Se comunica al alumno **Ing. Leopoldo Patricio LOPEZ LASTRA** la calificación obtenida.

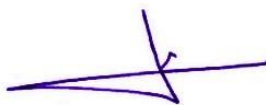
Se cierra este Acto siendo las 18.54 horas del día 10 de mayo de 2024.



Dr. Ing. Ricardo Raúl
PALMA



Dr. Sergio Alejandro
GUÍÑEZ MOLINOS



Dr. Juan Pablo
GRAFFIGNA VAGGIONE

Abstract

Public health is a concern of all governments around the world. On the other hand, in Chile, public spending on health in 2022 reached 5.6% of GDP, which indicates an important aspect of government spending.

The main problem of the Chilean health network is reflected in the large amount of unsatisfied demand, which is observed in the long waiting lists. The Chilean government "plans to address three main aspects to strengthen the healthcare with an approach centered on the people and in the system: (i) users' functional health literacy, (ii) information systems, and (iii) the redesign and reorganization of functions and roles in the health center." (Artaza et al., 2016)

A weak point in today's system is the lack of health intelligence, reflected by the low use of existing information. The health network attends to patients, it is expected that the network will be efficient in the processes to be carried out. However, the lack of real-time information is evident in the daily hospital management operation, which results in uncertainty in the decision-making processes. Although each relevant information in the process is stored in a computer system, there are no real-time reports.

The objective of this thesis is: To improve the flow of patients in the emergency service of a complex Hospital in Chile, minimizing patient care time by optimizing the resources available through the development of a Decision Support System (SSD).

The first step was to understand the healthcare process of a Hospital Emergency Service, giving importance to the use of available data and how they impact decision-making regarding patient flow.

It then determined the relevant variables and indicators for managing the flow of patients in the emergency unit. Initially, there was the hypothesis that the flow was affected by the availability of medical supplies, however, it is determined that the flow is affected by a deficiency in the patient severity process known as the triage, which causes distrust in patients along with the inability to transfer to stable patients who require hospitalization due to lack of beds. The lack of beds causes patients to remain "hospitalized" in the emergency service, affecting the spaces available for care. The use of social networks is proposed to improve the prognosis of the type of patients who will be admitted to the Emergency Service and a real-time control board that allows visualization of care times and the need for beds. The control panel presented only incorporates the variables in the management of patient flow to improve, applying control panel design methodologies. The dashboard is built in Power BI with the information available in the system, but which can now be viewed in real time.

Resumen

La salud pública es una preocupación de los gobiernos. Por otro lado, en Chile el gasto público en sanidad el año 2022 alcanzó el 5,6% del PIB, lo que indica que un aspecto importante del gasto del gobierno.

El principal problema de la red de salud en Chile se ve reflejado en la gran cantidad de demanda no satisfecha, lo que se observa en largas listas de espera. El gobierno de Chile debe abordar tres hitos para fortalecer el enfoque de cuidados centrados en las personas en el sistema: informar a los usuarios (pacientes), mejorar los sistemas de información y optimizar los procesos de atención.

Un punto débil es la falta de inteligencia sanitaria reflejada por el bajo uso de la información existente. La red de salud atiende a los pacientes, y se espera que sean eficientes en los procesos a realizar. Sin embargo, se evidencia en la operación diaria de la gestión hospitalaria, la falta de información, en tiempo real, lo que genera un incremento en la incertidumbre en los procesos de toma de decisión. Si bien cada punto relevante del proceso es almacenado en un sistema informático, no existen informes en tiempo real del proceso.

El objetivo de esta tesis es: Mejorar el flujo de pacientes en el servicio de emergencia de un Hospital tipo 1 (alta complejidad y centro de referencias de hospitales de menor complejidad) en Chile, minimizando el tiempo de atención a los pacientes mediante la optimización de los recursos disponibles, a través del desarrollo de un Sistema de Soporte a las Decisiones (SSD).

El primer paso fue entender el proceso de atención de un Servicio de Emergencia de un Hospital de alta complejidad, dando importancia a la utilización de los datos disponibles y cómo impactan en la toma de decisiones referente al flujo de pacientes.

Luego se identificaron las variables relevantes en la gestión del flujo de pacientes en la unidad de emergencia, para construir indicadores con la información. Inicialmente, existía la hipótesis que el flujo estaba afectado por la disponibilidad de los insumos médicos, sin embargo, se determina que el flujo está afectado por una deficiencia en el *triage*, que es el proceso de categorización de los pacientes donde se asigna la gravedad de la urgencia, lo que provoca desconfianza en los pacientes, junto con la inhabilidad de poder trasladar a pacientes estables que requieren hospitalización, por falta de camas. La falta de camas provoca que los pacientes se queden “hospitalizados” en el servicio de emergencia, afectando los boxes disponibles para la atención. Se propone la utilización de redes sociales para mejorar el pronóstico del tipo de pacientes que ingresará en el Servicio de Emergencia y un tablero de control en tiempo real que permita visualizar los tiempos de atención y necesidad de camas. El tablero de control presentado solo incorpora las variables en la gestión del flujo de pacientes para mejorar la toma de decisiones, aplicando metodologías de diseño de tableros de control. El tablero se construye en Power BI con la información disponible en el sistema, pero que ahora puede ser visualizada en tiempo real.

Agradecimientos

Agradezco a los profesores de la Universidad Nacional de Cuyo, Universidad Nacional de Jujuy, Universidad Nacional de La Rioja, Universidad Nacional de Misiones, Universidad Nacional de Salta y la Universidad Nacional de Tucumán quienes fomentaron mi curiosidad y siempre motivaron para seguir avanzando en este camino. También agradezco a mi profesora guía Lorena Bearzotti quien dedicó tiempo a discutir y corregir el documento. A mi profesor Co-guía Kike quien nunca dejó de impresionarse y a mi familia quienes son mi razón de ser.

Tabla Contenidos

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA	1
1.2. PROBLEMA CIENTÍFICO	3
1.3. OBJETIVOS	3
1.4. JUSTIFICACIÓN	4
1.5. HIPÓTESIS Y PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	5
2. PERSPECTIVA TEÓRICA ASPECTOS GENERALES	8
2.1. GESTIÓN POR PROCESOS	8
2.1.1. ENFOQUE EN LA CAPACIDAD	8
2.1.2. ANÁLISIS DE PROCESOS	10
2.1.3. ANÁLISIS DE PROCESOS EN LA UNIDAD DE EMERGENCIA	11
2.2. PROCESOS DE SERVICIOS	13
2.3. ANÁLISIS DE LINEAS DE ESPERA	15
2.4. CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL	17
2.5. INTELIGENCIA DE NEGOCIOS O BUSINESS INTELLIGENCE	18
2.5.1 INTELIGENCIA DE NEGOCIOS EN EL TRIAGE	18
2.5.2 MINERÍA DE TWITTER	21
2.6. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO	27
2.7. SISTEMA DE SALUD EN CHILE	28
2.7.1. <i>Financiamiento del Sistema de Salud en Chile</i>	30
3. MÉTODOS	32
4. RESULTADOS	38
4.1. MEJORANDO EL PRONÓSTICO EN UNA UNIDAD DE EMERGENCIA MEDIANTE UNA SISTEMA DE VIGILANCIA BASADO EN REDES SOCIALES	39
4.1.1 <i>Identificación de las necesidades de inteligencia de negocios (BI)</i>	40
4.1.2. <i>Aplicación de BI y BA para mejorar la precisión en el triage</i>	41
4.2. ANÁLISIS DE PACIENTES QUE INGRESARON A UN SERVICIO DE ATENCIÓN DE URGENCIA DE UN HOSPITAL TIPO 1 EN EL AÑO 2021.	44
4.3 PROPUESTA DE UN SISTEMA DE INFORMACIÓN DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO PARA LA DERIVACIÓN DE PACIENTES DE LA UNIDAD DE URGENCIAS	63
4.4 MODELO PARA LA OPTIMIZAR EL FLUJO DE LA ATENCIÓN DE PACIENTES	69
5. CONCLUSIONES	72
6. REFERENCIAS	75

Índice de Figuras

Figura 1: Entradas y Salidas Atención de Urgencia.....	11
Figura 2: Sistema de Salud de Chile	30
Figura 3: Proceso Atención de Urgencia	38
Figura 4: Nube de palabras de tweets recopilados fecha 2 de junio 2020.....	42
Figura 5: Análisis de Sentimiento “Covid”	42
Figura 6: Análisis de Sentimiento “Cuarentena”	43
Figura 7: Análisis de Sentimiento “Depresión”	43
Figura 8: Propuesta de nuevos indicadores.....	71
Figura 9: Recorrido tesis	73

Índice de Gráficos

Gráfico 1: Métodos de Machine Learning utilizados en los sistemas de vigilancia epidemiológicos.....	25
Gráfico 2: Medios Sociales utilizados para extraer la información.....	25
Gráfico 3: Gráfico de Caja tiempos de Atención por mes para Categoría C1	47
Gráfico 4: Gráfico análisis de residuos Categoría C1	48
Gráfico 5: Gráfico análisis de Q-Q Categoría C1	49
Gráfico 6: Gráfico análisis de Scale-Location para Categoría C1	50
Gráfico 7: Gráfico análisis Residuales vs Leverage para Categoría C1	51
Gráfico 8: Histograma Llegadas pacientes Categoría C1 por día de la semana.....	53
Gráfico 9: Histograma Llegadas pacientes Categoría C2 por día de la semana.....	54
Gráfico 10: Histograma Llegadas pacientes Categoría C3 por día de la semana.....	54
Gráfico 11: Histograma Llegadas pacientes Categoría C4 por día de la semana.....	55
Gráfico 12: Histograma Llegadas pacientes Categoría C5 por día de la semana.....	55
Gráfico 13: Histograma Llegada pacientes C1 por hora del día	56
Gráfico 14: Histograma Llegada pacientes C2 por hora del día	57
Gráfico 15: Histograma Llegada pacientes C3 por hora del día	57
Gráfico 16: Histograma Llegada pacientes C4 por hora del día	57
Gráfico 17: Histograma Llegada pacientes C5 por hora del día	58
Gráfico 18: Tiempos etapas de intervención	68
Gráfico 19: Frontera de Pareto	68

Índice de Tablas

Tabla 1: Porcentaje de la gravedad de los pacientes determinada por triage y después de la atención ..	12
Tabla 2: Frecuencia de pacientes atendidos por mes y categoría	45
Tabla 3: Porcentaje de pacientes atendidos por mes y categoría	45
Tabla 4: Tiempos Medios de Atención Enero 2021	46
Tabla 5: Tiempos Medios de Atención Año 2021	46
Tabla 6: Análisis ANOVA para pacientes C1	47
Tabla 7: Distribución del destino pacientes por categoría	52
Tabla 8: Destino pacientes en porcentaje por categoría	52
Tabla 9: Destino pacientes con estada sobre el percentil 75 por categoría	52
Tabla 10: Destino pacientes en porcentaje con estada sobre el percentil 75 por categoría	53
Tabla 11: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C1	58
Tabla 12: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C2	59
Tabla 13: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C3	60
Tabla 14: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C4	61
Tabla 15: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C5	62
Tabla 16: Localización geográfica de hospitales	66
Tabla 17: Tiempos etapas de atención	67

1. INTRODUCCIÓN

La Ingeniería Industrial se populariza con un consultor de los años 1890 llamado Frederick Winslow Taylor. El introdujo sistemas de contabilidad que permitieron a los administradores tomar decisiones en sus acciones. Gracias a este inventor se definió la administración sistemática. (Zambrano S. & Alvarado F., 2011)

En la Ingeniería Industrial se mantiene el uso del método científico, el cual hace énfasis en la utilización de datos para la toma de decisiones. Por otro lado, desde el año 2015 existe un acuerdo mundial para mejorar las condiciones de vida de todos los habitantes del planeta (*Objetivos y Metas de Desarrollo Sostenible - Desarrollo Sostenible*, n.d.). El objetivo número tres de estas metas hace relación con Salud y Bienestar. La motivación de este trabajo es mejorar el Sistema de Salud en Chile utilizando las herramientas de la Ingeniería Industrial y la información existente que por distintas razones los hospitales no han analizado.

1.1 IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA

El principal problema de la red de salud se ve reflejado en la gran cantidad de demanda no satisfecha, lo que se observa en las largas listas de espera. El gobierno de Chile *ha decidido abordar este problema mediante atención de salud centrado en las personas en el sistema, informar a los usuarios en su manejo de salud y mejorar los procesos de atención.* (Artaza et al., 2016)

El Centro de Estudios Públicos (CEP), ha elaborado una lista de falencias del sistema de salud en su documento entre las que destacan los errores, tratamientos incompletos y la falta de inteligencia sanitaria. (Artaza et al., 2016)

Para enfrentar las falencias encontradas en el estudio del CEP el Ministerio de Salud decidió comenzar con la utilización de la ficha clínica electrónica. En enero del 2018 el Gobierno de Chile licitó a empresas privadas un sistema de ficha clínica electrónica para la red constituida por el servicio metropolitano oriente (3 hospitales) con un presupuesto de US\$ 5 MM, sin embargo, esta se declaró desierta.

Por otro lado, el CEP menciona la de falta de inteligencia sanitaria por el bajo uso de la información existente, en este punto la presente tesis considera como hipótesis que existen datos suficientes para tomar decisiones complejas con la información disponible lo que hace falta es un sistema que permita realizar el análisis de esta información de manera oportuna.

En Chile el sistema de salud trabaja en red. Existe una atención primaria de Salud (APS) dependiente de los municipios y hospitales de distinta complejidad dependientes del MINSAL que se deben coordinar para a la atención de los pacientes o usuarios. Se espera que la red de salud sea eficiente en los procesos a realizar. Sin embargo, se evidencia en la operación diaria de la gestión hospitalaria la falta de información en tiempo real, lo que trae como consecuencia un incremento en la incertidumbre en los procesos de toma de decisión. Si bien, cada punto relevante del proceso es almacenado en un sistema informático no existen informes en tiempo real del proceso.

1.2. PROBLEMA CIENTÍFICO

Novedad Científica o de Investigación

En la actualidad las decisiones en el sector de la Salud se toman de acuerdo con contingencias y no considerando los datos existentes. En Chile, en particular, se ha avanzado en la implementación de bases de datos. Por ejemplo, el Servicio de Emergencia de los Hospitales de alta complejidad poseen dicha base de datos la que puede ser usada como caso de estudio para el diseño de Sistema de Soporte a las Decisiones (SSD) con la información relevante de manera oportuna. Este sistema no solo se espera optimice el uso de recursos, también puede beneficiar la salud pública de la población atendida.

El avance científico de esta investigación es utilizar la literatura existente que investiga desde el punto de vista teórico para desarrollar un modelo de soporte a las decisiones brindando información en tiempo real que permite visibilizar el proceso e incrementar el flujo de pacientes atendidos.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo General

Mejorar el flujo de pacientes en el servicio de emergencia de un Hospital tipo 1 (alta complejidad y centro de referencias de hospitales de menor complejidad) en Chile, minimizando el tiempo de atención a los pacientes mediante la optimización los recursos disponibles a través del desarrollo de un SSD.

1.3.2 Objetivos Específicos

- a. Releva la situación actual desde la perspectiva de la informática para conocer la utilización de los datos disponibles y cómo impactan en la toma de decisiones referente al flujo de pacientes; a través de técnicas de levantamiento de información.
- b. Determinar cuáles son las variables relevantes en la gestión del flujo de pacientes en la Unidad de Emergencia para construir indicadores con la información.
- c. Proponer un tablero de control con las principales variables en la gestión del flujo de pacientes para mejorar la toma de decisiones aplicando metodologías de diseño de tableros de control.
- d. Operacionalizar el sistema de soporte a la toma de decisiones para validar su efectividad en la gestión de la Unidad de Emergencia.

1.4. JUSTIFICACIÓN

De acuerdo con Raghupathi y Raghupathi (Raghupathi & Raghupathi, 2014) el uso de información en tiempo real ha beneficiado a distintas organizaciones como a la red de alianzas de salud de EE. UU. La cual tiene más de 2.700 miembros, hospitales y sistemas de salud, 90.000 instalaciones no agudas y 400.000 médicos, esta red informó tener datos sobre aproximadamente uno de cada cuatro pacientes dados de alta de los hospitales. Naturalmente, la red ha reunido una gran base de datos de pacientes clínicos, financieros, pacientes, y los datos de la cadena de suministro, con los que la red tiene generó un

resultado clínico integral y comparable medidas, informes de utilización de recursos y transacción datos de costos de nivel. Estas salidas han sido informadas y analizadas para la toma de decisiones. Con la información la toma de decisiones se ha hecho más eficiente, impactando en los procesos de salud de aproximadamente 330 hospitales, ahorrando un estimado 29.000 vidas y reducido el gasto en salud por casi US\$ 7 billones.

Las capacidades organizativas se pueden evaluar y optimizar con tecnologías de información en términos del nivel de apoyo previsto: eficiencia operativa; flexibilidad operacional; análisis interno; y análisis externo (McLaren et al., 2004).

Si se mejora el flujo de pacientes en los Hospitales de alta complejidad se reducen las listas de esperas y se utilizan de modo óptimo los recursos, lo que tienen un impacto en la población y en el estado. Existen dos formas de enfrentar los procesos de atención en salud, utilizar métodos como los implementados por Toyota o utilizar *Design Thinking* (Toussaint & Correia, 2018), ambos métodos exigen comprensión del proceso mediante el análisis de la información existente.

1.5. HIPÓTESIS Y PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

Hipótesis General de Investigación

La mejora en el flujo de pacientes que se logra tomando decisiones con tecnologías de información relevante en tiempo real tiene un impacto en la calidad del servicio de salud prestado a la población.

Los jefes de servicios de las distintas unidades de clínicas en Salud han sido formados en toma de decisiones, pero no cuentan con la información necesaria al momento de tener que tomar una decisión, por esta razón el hecho de mostrarles la información en tiempo real hace un cambio significativo en la toma de decisiones, lo que tiene un impacto en la salud de la población.

Pregunta de Investigación

¿Qué información requieren los directivos médicos para mejorar su toma de decisiones en el Servicio de Emergencia?

1.6. ESTRUCTURA DE LA TESIS

En el capítulo 1 se describe el problema que enfrentan los hospitales de alta complejidad en Chile; un sistema endeudado con baja digitalización por lo que se propone un sistema de apoyo a las decisiones. Este análisis fue presentado en el Coloquio Doctoral del Congreso BALAS 2020, Bogota, Colombia (Anexo 1).

El capítulo 2 describe las principales herramientas de la Ingeniería Industrial para resolver problemas complejos en procesos productivos. Se describe la gestión por procesos, el cómo determinar la capacidad de un sistema, las distinciones que se debe tener ya que se enfrenta un servicio y no un proceso productivo tradicional. También el uso de los datos sugiriendo incorporar inteligencia de negocios al sector salud. Finalmente se describe el Sistema de Salud de Chile. Una aplicación de la inteligencia de negocios en el sector salud es el análisis de las redes sociales para poder predecir el comportamiento de la población frente a las decisiones que toma la autoridad sanitaria. Un estudio de análisis de redes

sociales frente a las decisiones que tomaron en Chile fue presentado en el Congreso EURO 2021, Atenas, Grecia (Anexo 2).

En el capítulo 3 se describe la metodología elegida para la construcción de la tesis.

En el capítulo 4 se muestran los resultados del estudio. Se analizó lo sucedido con los pacientes que ingresaron al Servicio de Emergencia de un hospital de alta complejidad en Chile. Si bien en general se piensa que este sistema debe ser altamente variable los datos no lo reflejan. En un principio había un supuesto que el proceso se estanca por falta de insumos, se deduce que el sistema se detiene por falta de camas. El supuesto que la información existe, pero no es utilizada si se mantiene. Sin embargo, existe un problema en la calificación de la gravedad del paciente etapa conocida como triage, la que debe resolverse. Se propone: el uso de redes sociales para mejorar el triage, realizar un triage dinámico. También se analiza un sistema multiobjetivo para determinar adonde se debe derivar a un paciente considerando un sistema integrado de salud. Finalmente se determinan las variables relevantes para gestionar adecuadamente el Servicio de Emergencia y se elabora un sistema de apoyo a las decisiones basado en un tablero de control. El sistema multiobjetivo propuesto fue presentado en el Congreso ISMCR 2022 International Symposium on Measurement and Control of Robotics 2022, Houston, TX (Anexo 3) y publicado en la revista IEEE xplore (Anexo 4).

2. PERSPECTIVA TEÓRICA ASPECTOS GENERALES

2.1. GESTIÓN POR PROCESOS

2.1.1. ENFOQUE EN LA CAPACIDAD

Las empresas deben elegir un conjunto acotado de las estrategias que contribuyan a su propuesta de valor. Entre las variables de con que se discrimina las estrategias están costo, calidad, flexibilidad, introducciones de productos nuevos, confiabilidad, tiempos cortos de entrega o inversión baja (Chase et al., 2007a). En el caso de los hospitales la Gestión de la Capacidad es crítico para la calidad y seguridad en la atención, además cuando la demanda es mayor a la capacidad se pueden producir errores y demoras en la liberación de ambulancias y la satisfacción laboral decrece (McCaughey et al., 2015). La “sobre demanda” en las unidades de emergencia incluso se considera un problema mundial de salud pública (Morley et al., 2018), estos autores realizaron un análisis del estado de arte donde identifican estudios y clasificaron los problemas de la Unidad de Emergencia en problemas de entrada en el proceso de atención o en la salida.

Las soluciones a los problemas en la entrada de la Unidad de Emergencia encontrados por Morley et al. (2018) son: Indicar a los pacientes de baja complejidad que deben dirigirse a centros de atención de baja complejidad y a la vez extender el horario de atención de estos centros. Otros estudios apuntan a una inversión social que incluya campañas educativas y desincentivos económicos para que los pacientes no asistan a la Unidad de Emergencia.

Los artículos que se enfocan en mejorar el proceso entregan soluciones como realizar un diagnóstico médico precoz, que el triage sea realizado por un médico y no un paramédico o enfermero, contar con servicios para pacientes por categoría del triage, bajar el tiempo en la toma de exámenes, contar con

una enfermera coordinadora de la Unidad de Emergencia, reservar cama después del triage y aumentar la capacidad de la Unidad de Emergencia.

En cuanto a las actividades de salida las soluciones están en gestión de camas, imponer estándares de espera a nivel nacional, que el personal de la Unidad de Emergencia tenga el poder de admitir a pacientes, mejorar las políticas de admisión, aumentar la disponibilidad de camas de los hospitales.

Es importante destacar que debido a la variabilidad natural que se produce en las empresas de servicios. El punto de capacidad óptima para una empresa de servicios es 70% de la capacidad máxima (Haywood-Farmer & Nollet, 1985). En este punto se utiliza la capacidad instalada y se puede manejar adecuadamente la variabilidad normal que se produce en este tipo de empresas. A medida que la variabilidad aumente se debe planificar para una utilización menor.

En el sector de la salud también es importante el concepto de la “capacidad adaptativa”. Este concepto incluye las siguientes formas: afrontamiento, alinear, replantear e innovar (Lyng et al., 2022). Los factores que permiten la capacidad de adaptación en los entornos sanitarios son el conocimiento, la comunicación, la confianza y la organización de los recursos. Al realizar un análisis de la capacidad flexible de producción a corto plazo en hospitales y centros médicos se determina que el aumento inesperado de la demanda es cubierto principalmente con horas extras. (Fagefors et al., 2020)

Por su lado, la pandemia ha mostrado oportunidades para reestructurar y realinear la operación en la red de salud logrando acelerar los cambios en políticas, planes de desastres y uso de tecnología (Leite,

Higor, Lindsay, Claire and Kumar, 2020). Por ejemplo, estos autores observan que los sistemas sanitarios tendrán que adaptar y reorganizar su orientación estructural asistencial. Se está prestando atención a los servicios médicos remotos y a la cooperación industrial e intersectorial. El número de admisiones hospitalarias disminuyó durante la pandemia. Lo que implica que se espera que el número de consultas aumente una vez se retorne a la normalidad. (Busch et al., 2021)

2.1.2. ANÁLISIS DE PROCESOS

Existen diferentes definiciones de proceso, las que se utilizará en esta tesis es: “Un proceso se refiere a una parte cualquiera de una organización que toma insumos y los transforma en productos que, según espera, tendrán un valor más alto para ella que los insumos originales” (Chase et al., 2007a).

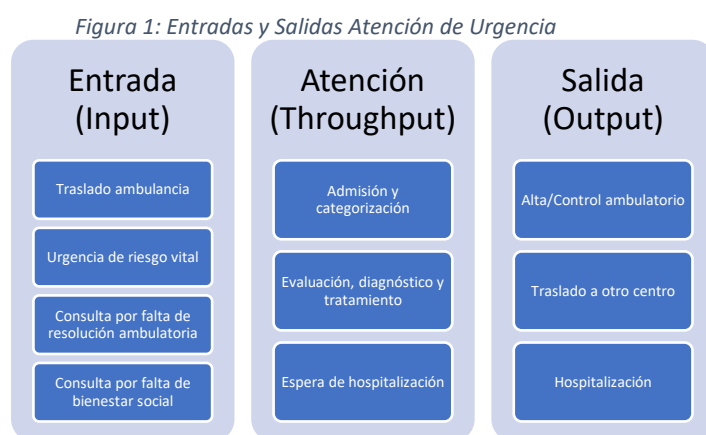
Para reducir el tiempo de ejecución de un proceso se recomienda:

- a. Realizar actividades de forma paralela.
- b. Cambiar la secuencia de las actividades.
- c. Disminuir las interrupciones.

Las empresas deben proteger su ventaja competitiva lo que las obliga a siempre estar mejorando y revisando sus procesos de negocio (Trkman, 2010). La gestión de procesos está positivamente asociada con la efectividad organizacional en condiciones de estabilidad o cambio incremental, y también es útil en ambientes de innovación incremental o clientes existentes. (Benner & Tushman, 2001)

2.1.3. ANÁLISIS DE PROCESOS EN LA UNIDAD DE EMERGENCIA

La ley en Chile define una urgencia vital como: “toda condición clínica que implique riesgo de muerte o de secuela funcional grave de no mediar atención médica inmediata e impostergable al ingreso a un establecimiento de salud (Ministerio de Salud, 2018). Para describir el proceso se ocupa el modelo saturación en urgencias de Bret Asplin (2003), modelo que utilizado por el Ministerio de Salud en Chile, este modelo divide al proceso de atención de urgencias en tres parte: entrada, atención y salida como se describe en la figura 1.



Fuente: Construido en base de “A conceptual model of emergency department crowding, Asplin Br, [Ann Emerg Med. 2003;42:173-180.]”

El proceso de atención de urgencia incluye las siguientes etapas: Admisión, Categorización, Evaluación Clínica y Gestión de Indicaciones Médicas. El primer paso es registrarse en admisión, a menos que el paciente este con riesgo vital. En la etapa de *Categorización* se clasifica la gravedad del paciente en una de cinco categorías. La etapa de *Evaluación clínica y gestión de indicaciones médicas* es realizada por un médico de urgencia.

Para realizar la categorización se utiliza una técnica conocida como el *triage*. Sin embargo, no puede clasificar con una precisión adecuada la gravedad de los pacientes. En el estudio realizado por Velázquez-Guzmán y colaboradores (2017), se examinó la categorización

asignada durante el *triage* a 144 pacientes, comparándola con la evaluación de la gravedad realizada por el médico después de la atención. Los resultados de esta comparación se presentan en la tabla 1.

Tabla 1: Porcentaje de la gravedad de los pacientes determinada por triage y después de la atención

	Triage	Después de atención
C1	0	4
C2	4	22
C3	56	28
C4	33	21
C5	7	25

Fuente: Elaborado por autor basado en (Velázquez-Guzmán et al., 2017)

Como se puede observar durante el triage ningún paciente fue clasificado como muy grave, sin embargo, 4 eran efectivamente muy graves. Los errores se observan en todas las categorías, lo que muestra la dificultad o imposibilidad en la clasificación de la gravedad de los pacientes.

Por otro lado, el desbalance entre oferta y demanda se ve como el principal problema de la espera que se produce en la Unidad de Emergencia. Una manera que se ha abordado este problema es desviar las ambulancias a hospitales con capacidad disponible en la Unidad de Emergencia, aunque esta práctica no es legal en algunos países. En el caso de Chile no es legal desviar las ambulancias lo que genera que la ambulancia quede paralizada hasta que el paciente pueda ser ingresado al Hospital.

En los servicios de emergencias los problemas asociados a un mal diseño del proceso son: hacinamiento, tiempo de espera prolongado, estancia prolongada, tiempo excesivo de flujo de pacientes y los que se van sin ser atendidos (Ortíz-Barrios & Alfaro-Saíz, 2020). Una variable importante que se debe medir es la cantidad de pacientes que abandona la Unidad de Emergencia sin ser atendidos (tasa de abandono)

(Welch et al., 2011). Los pacientes que tengan riesgo vital deben ser reubicados de la Unidad de Emergencia (Derlet & Richards, 2008). Sin embargo, se debe tener cuidado en esta propuesta.

Como solución a los problemas de gestión de procesos en el servicio de emergencia, se puede desarrollar un sistema de gestión basado en Inteligencia Artificial para la gestión de enfermería en el Servicio de Emergencia hospitalaria (Dong et al., 2021). Al realizar un desarrollo de un sistema este debe ser basado en procesos centrado en el paciente, donde la optimización de la atención sanitaria, los flujos de trabajo y procesos tienen en cuenta la perspectiva del paciente (Ricciardi et al., 2020). La tecnología permite implementación de un Proceso Robótico Tecnología de automatización (RPA) que ya ha sido reconocida como una herramienta eficiente en múltiples negocios organizaciones, permitiendo automatizar diversos procesos comerciales con retornos rápidos y escalables resultados. (Kedziora & Smolander, 2022)

2.2. PROCESOS DE SERVICIOS

En la industria de los servicios el centro deben ser los clientes, se debe ser efectivo en utilizar las tres P (Personas, Procesos y Evidencia física) del marketing, también se debe decidir cómo llenar los espacios del modelo GAP usando las técnicas apropiadas de marketing de servicios incluso cuando se trata de la industria hospitalaria. (Yadav & Dabhade, 2013)

El nivel de la satisfacción del cliente se ve directamente afectada por las características del cliente. Esto implica que los gerentes no deben esforzarse por mejorar los niveles medios de clientes satisfacción sin comprender los puntos de diferenciación entre los segmentos de clientes (Anderson et al., 2008).

En la industria del servicio pequeños detalles son elementos críticos en el sistema de una empresa y pueden tener un efecto principal positivo sobre las percepciones del cliente sobre la calidad del servicio (Bolton et al., 2014).

Un ejemplo de la utilización de esta matriz es la implementación de chatbot que es una interacción de amortiguado el que utiliza machine learning para mejorar las respuestas, sin embargo, el 75% de los usuarios manifiesta una pobre respuesta de estos dispositivos (Nuruzzaman ELMO et al., 2018), por otro lado, la cortesía y amabilidad de las personas mejoran sustancialmente la percepción del servicio (Koufteros, 2008).

La gestión de los de servicios busca poner en el mercado productos con características técnicas que los clientes valoren por sobre las ofertas de la competencia (Grönroos, 2007). Chase y Dasu (2010) recomiendan aplicar los conceptos conductuales a los siguientes contactos con el cliente: “el flujo de la experiencia del servicio (lo que está sucediendo), el flujo de tiempo (la cantidad de tiempo que parece transcurrir) y juzgar el desempeño del encuentro (lo que se piensa del asunto más adelante)”. De esta manera se construyen las etapas del flujo de encuentro de los clientes:

1. El inicio y el final del encuentro no son iguales. Los clientes recuerdan el final de la experiencia mejor que el inicio de esta.
2. Es mejor dividir las experiencias positivas de los usuarios en múltiples etapas y las negativas concentrarlas en una sola.
3. Permita al usuario gestionar el proceso. Cuando los usuarios toman un rol activo en el proceso la percepción positiva aumenta.

4. Preste atención a las normas y hábitos de sus usuarios. Gran porcentaje del fracaso va a ser atribuida a que no se respetó la norma o algún de algún ritual.
5. La primera reacción común es culpar a la(s) persona(s) que brindaron el servicio y no a los procesos.
6. Una mala tarea se debe recompensar materialmente, un mal trato se debe recompensar con una disculpa.

2.3. ANÁLISIS DE LINEAS DE ESPERA

“El problema de la administración del tiempo de espera de un servicio es un problema económico. Se debe considerar el costo marginal de brindar un servicio más rápido contra el costo de la espera” (Chase et al., 2007a). En algunos casos esta decisión es sencilla (Yang et al., 2011). Pero en el caso de la atención en salud es difícil saber cuál es el costo de la espera de los pacientes.

Según Chase et al. (2007) las líneas de espera no son una condición determinada de un sistema productivo, se pueden controlar con un adecuado diseño del sistema y buena gestión. El departamento ambulatorio tiene la cola más grande en comparación con otros departamentos en operaciones hospitalarias. Esto tiene un impacto en el Servicio de Emergencia ya que pacientes prefieren ir a la Emergencia antes que estar en cola de espera del servicio de atención ambulatorio. (Yaduvanshi & Sharma, 2019)

Si se aplica un método de transmisión de datos basado en prioridades para sensores portátiles se mejora las colas de espera en los hospitales. (Alsiddiky et al., 2020)

El *triage* no ha variado en el tiempo, hoy podemos pensar en un nuevo enfoque para gestionar el flujo de pacientes en los servicios de urgencias después de la clasificación realizada en el *triage*. La disciplina de cola, denominada cola de prioridad acumulativa con horizonte finito y denotada por APQ-h, es una extensión de la disciplina de cola de prioridad acumulativa (APQ) que considera no solo el nivel de agudeza de los pacientes y su tiempo de espera, sino también la etapa del tratamiento sanitario (Cildoz et al., 2019). Las disciplinas APQ tienen sido estudiado en la literatura desde el punto de vista de la teoría de colas, que requiere suposiciones que rara vez encontrados en los casos reales, como la homogeneidad en el patrón de llegada de pacientes y una sola etapa de servicio. La disciplina APQ-h acumula prioridad desde la espera de la primera consulta médica hasta el momento en que el tiempo de espera supere el límite de tiempo superior establecido para acceder al médico después de la llegada del paciente.

Kuaban et al. (2020) analizan el impacto en la fila de un paciente que decide abandonar sin atención. Si un paciente abandona la espera en cualquier momento, entonces habría una mayor probabilidad de que otro paciente realiza lo mismo en el próximo instante (Kuaban et al., 2020). Por lo tanto, la probabilidad de incumplimiento se basa en un incumplimiento reciente de un cliente en el que clientes similares llegan muy juntos. Este tipo de renegociación se conoce como renegación correlacionada.

Al aplicar un modelo M/M/s en una unidad hospitalaria, se concluye que es posible equilibrar los ingresos y los tipos de pacientes a lo largo de la semana para optimizar la utilización de camas y enfermeras. (Bittencourt et al., 2018)

El concepto Smart Health Care que es un sistema de servicios hospitalarios inteligente, permite a los hospitales brindar un mejor servicio a los pacientes integrando la información de todos los sistemas hospitalarios. (Pardede et al., 2018)

2.4. CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL

Los impulsores de esta revolución son físicas (Vehículos autónomos, impresión 3D, robótica avanzada, nuevos materiales), digitales (internet de las cosas, sensores, blockchain) y biológicas (estudio de genes) (Schwab, 2016). Por ejemplo, el computador Watson de IBM recomienda tratamientos personalizados mediante la comparación de los historiales de la enfermedad y su tratamiento. (Lee & Howard, 2014)

En este aspecto, la medicina de precisión guiará las decisiones hacia el tratamiento más eficaz para un paciente determinado. Además, permitirá la prevención al identificar pacientes predispuestos o de alto riesgo a afecciones y enfermedades específicas. (Goy et al., 2019)

La integración de Big Data, análisis, nuevas tecnologías y la información obtenida de los pacientes ayudarán a mejorar el pronóstico de las enfermedades (Goy et al., 2019). La Inteligencia Artificial (IA) transformará todos los ámbitos de la salud y la medicina. (Mahomed, 2018)

2.5. INTELIGENCIA DE NEGOCIOS O BUSINESS INTELLIGENCE

Business Intelligence se refiere al proceso de convertir datos en conocimiento y conocimiento en acciones para crear la ventaja competitiva del negocio (Mora, 2018).

En el análisis del sistema de salud, el Business Intelligence para mejorar la calidad de la atención médica se puede utilizar en: la salud del paciente, la disponibilidad de personal para atender a los pacientes, la planificación de los recursos, el flujo de pacientes, compras, control de inventarios, uso de modelos prescriptivos para el diagnóstico, tratamiento, análisis en la cadena de suministro, mejorar la eficiencia en la entrega de los bienes y servicios, planificación de los procesos logísticos y mejor gestión de los inventarios.

2.5.1 INTELIGENCIA DE NEGOCIOS EN EL TRIAGE

Por su parte, el triage, palabra que tiene su origen en la palabra francesa “trier”, se utiliza para ordenar (Robertson, 2006). El triage lo comenzó a utilizar Napoleon indicando que "Los soldados que no tengan capacidad de recuperarse, deben dejarse en el frente de batalla, sólo deben llevarse al hospital aquellos que puedan restablecerse" (José & Fernández, 2006), hoy se utiliza este concepto para en la Unidades de Emergencia de todo el mundo para determinar la gravedad de los pacientes y determinar su tiempo de espera máximo para poder ser atendidos (Christ et al., n.d.). El triage se puede mejorar utilizando técnicas de BI para analizar la información clínica del paciente, además es posible complementar esta información con Big Data provenientes de las redes sociales para saber qué síntomas ha descrito el

paciente y qué patologías existen en la población con esto el equipo médico contará con herramientas que mejoren las decisiones que toman.

El aumento en el uso de plataformas de redes sociales como Facebook, Instagram o Twitter brinda un gran repositorio de información que explotada adecuadamente ayudará a mejorar pronósticos (Arias et al., 2013). Por ejemplo, la influenza se puede predecir con la información extraída de Twitter (Paul et al., 2014), los mercados financieros (Nisar & Yeung, 2018), modelos para predecir la aparición de depresión y trastorno de estrés postraumático (Reece et al., 2017). Los sistemas de vigilancia epidemiológicos tienen por objetivo la recopilación de datos (Gupta & Katarya, 2020), que pueden ayudar a proporcionar un escenario básico para todas las enfermedades infecciosas transmisibles. Estos sistemas pueden variar según la fuente de datos, su duración planificada y cómo se registran y adquieren los datos. Estos sistemas pueden utilizar datos tradicionales y datos en tiempo real de varias plataformas de redes sociales. En el campo de la salud, estos sistemas generalmente se enfocan en la identificación temprana de grupos de enfermedades y el período de síntomas antes de la confirmación de una enfermedad en particular por cualquier unidad clínica o laboratorio y para movilizar la respuesta rápida. Los sistemas de vigilancia suelen estar relacionados con la recopilación, el análisis y la interpretación sistemáticos de los datos recopilados junto con la detección, confirmación y notificación de enfermedades, y también con la respuesta de salud pública. Las definiciones objetivadas, el diagnóstico algorítmico y las bases de datos electrónicas han hecho que los sistemas de vigilancia sean más fáciles de usar y eficaces con el tiempo (Mathur, 2014). La biovigilancia tradicional se basa en encuentros clínicos para recopilar información, que es un proceso que requiere mucho tiempo. Para (Neill & Heinz, 2012), la disponibilidad de fuentes de datos basadas en la web surgió como una extensión de los sistemas de vigilancia tradicionales y ha

contribuido de manera sostenible a la vigilancia de enfermedades infecciosas al proporcionar estadísticas en tiempo real. (Mollema et al., 2015) investigaron sobre el papel de la monitorización de las redes sociales en la toma de decisiones de atención médica.

Las aplicaciones del análisis de los medios sociales han sido:

- a. Predicción de enfermedades basada en vigilancia sindrómica
- b. Estimación de la magnitud de la enfermedad durante algún tiempo
- c. Vigilancia basada en eventos y predicción de enfermedades
- d. Análisis de las reacciones del usuario a los eventos de salud, por ejemplo (Tran & Lee, 2016) recopilaron 2 mil millones de tweets en 90 idiomas de Twitter entre agosto de 2014 y diciembre de 2014 para comprender las reacciones de los ciudadanos hacia el ébola mediante la extracción de tweets relacionados con el ébola geoetiquetados.
- e. Conciencia global de eventos. Las redes sociales permiten compartir sentimientos, opiniones y respuestas del público durante los brotes (Tang et al., 2018).
- f. Seguimiento de información errónea. Las redes sociales permiten un rápido flujo de información errónea durante una epidemia en curso.
- g. Descubriendo los temas populares durante el brote

En el caso de la Unidad de Emergencia la minería en redes sociales tendrá el objetivo de mejorar la clasificación en el Triage indicando al centro de salud cuales son las patologías más frecuentes en la población.

2.5.2 MINERÍA DE TWITTER

Los análisis de datos sobre los atributos de los tweets son importantes para comprender los patrones ocultos y para preparar conjuntos de datos efectivos que se utilizan para estudios experimentales. Por lo tanto, los primeros experimentos conducirán a la clasificación de tweets en tres clases principales y el segundo experimento conducirá al análisis de sentimientos.

En la clasificación de tweets el pensamiento esencial que los tweets se expresan como combinaciones arbitrarias de palabras relacionadas con síntomas, miedo, prevención y atención. En esta tarea, se deben crear tres clases principales de síntomas, miedo y prevención utilizando un conjunto de palabras tomadas de múltiples fuentes.

En primer lugar, el conjunto de datos se divide en dos clases básicas, tweets relacionados con enfermedades y tweets irrelevantes, esto se logra utilizando Support Vector Machine (SVM) y Naive Bayes (NB). En segundo lugar, se realiza una clasificación detallada y eficaz de los tweets relevantes en tres categorías: síntomas, miedo y prevención, mediante SVM y NB.

Los análisis de sentimientos están relacionados con los monitores de las percepciones públicas sobre los eventos. Ayuda a analizar lo que la gente piensa sobre los eventos en todo el mundo. El seguimiento de la opinión pública durante el brote es un área de investigación candente y la predicción basada en estos sentimientos es eficaz en comparación con los métodos basados en encuestas.

El enfoque actual para la clasificación del sentimiento se basa en el principio de que el sentimiento general de un documento de texto es la agregación del sentimiento de las palabras que lo componen. Por tanto, estas técnicas buscan la presencia de palabras afectivas apropiadas en un texto. Esta técnica utiliza un enfoque basado en corpus para asignar orientación afectiva o puntajes a las palabras.

Las discusiones a través de las redes sociales se pueden utilizar para determinar e identificar actitudes importantes, información errónea y eventos adversos relacionados con la atención médica. Los modelos temáticos son una herramienta valiosa e inteligente para comprender los datos no estructurados recopilados de fuentes de Internet.

Los documentos son mezclas aleatorias de temas latentes y un tema es una distribución de probabilidad sobre palabras. El modelo LDA ayuda a extraer temas relevantes y explora los contenidos relacionados con la salud pública. En el caso del conjunto de datos considerado aquí, cada documento (tweet) contiene una secuencia de palabras con sus múltiples probabilidades que le pertenecen. El muestreo de Gibbs se ha utilizado para LDA.

La investigación debe identificar la ubicación geográfica para el área de intersección en términos de nivel de ciudad o región. La metodología para la identificación adecuada de la ubicación se ha realizado utilizando Twitter y RSS (Rich site summary) de artículos de noticias. La ventaja fundamental de desarrollar estas estrategias es la doble superposición. Para empezar, el rendimiento se puede utilizar para realizar visualizaciones y aplicaciones basadas en la ubicación. Como otro ejemplo, las agencias de

salud gubernamentales pueden rastrear conclusiones derivadas sobre la disponibilidad adecuada de atención médica de manera transversal a las geologías.

La extracción de geolocalización del tweet es uno de los pasos cruciales para la identificación de la región geográfica correcta. Esta tarea se realiza mediante dos métodos (a) Extrayendo códigos geográficos de tweets y; (b) Extraer la ubicación en función del contenido de los tweets.

Los usuarios de redes sociales son muy heterogéneos debido a las áreas geográficas. Por tanto, la distribución de los factores de enfermedades no tendrá una distribución normal. Generalmente, la distribución tendrá una cola pesada ya que toda población afectada tendrá situaciones extremas que requieren una atención y precauciones extraordinarias. Se presentará un modelo que pueda predecir la patología del paciente de acuerdo con su red social y lugar de residencia.

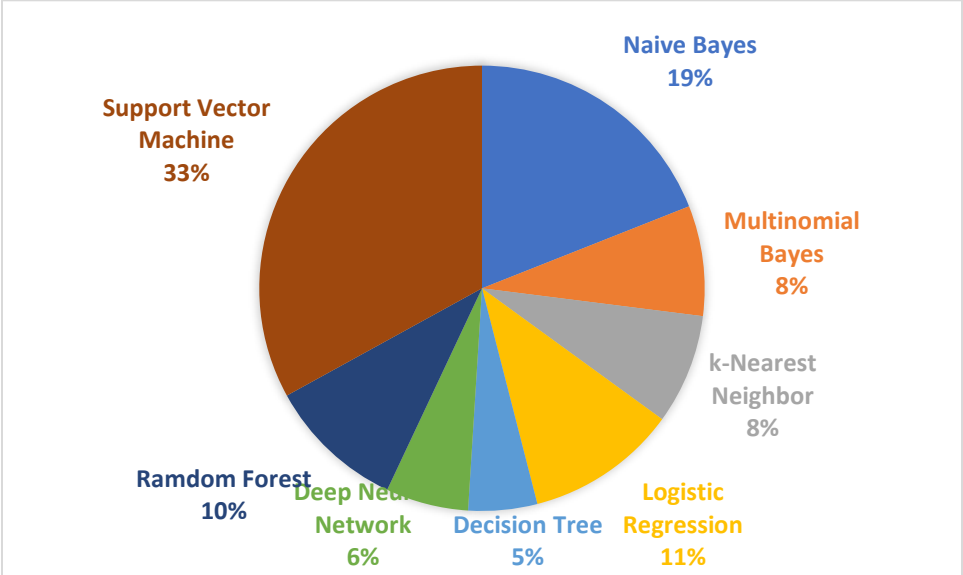
El *triage* se puede mejorar utilizando técnicas de BI para analizar la información clínica del paciente, además es posible complementar esta información con Big Data provenientes de las redes sociales para saber qué síntomas ha descrito el paciente y qué patologías existen en la población, con esto el equipo médico contará con herramientas que mejoren las decisiones que toman.

De acuerdo con Gupta y Katarya (2020), los sistemas de vigilancia epidemiológicos tienen por objetivo la recopilación de datos, que pueden ayudar a proporcionar un escenario básico para todas las enfermedades transmisibles (Gupta & Katarya, 2020). Estos sistemas pueden variar según la fuente de datos, su duración planificada y cómo se registran y adquieren los datos. Estos sistemas pueden utilizar

datos tradicionales y datos en tiempo real de varias plataformas de redes sociales. En el campo de la salud, estos sistemas generalmente se enfocan en la identificación temprana de grupos de enfermedades y el período de síntomas antes de la confirmación de una enfermedad en particular por cualquier unidad clínica o laboratorio y para movilizar la respuesta rápida. Los sistemas de vigilancia suelen estar relacionados con la recopilación, el análisis y la interpretación sistemáticos de los datos recopilados, junto con la detección, confirmación y notificación de enfermedades, y también con la respuesta de salud pública. Las definiciones objetivadas, el diagnóstico algorítmico y las bases de datos electrónicas han hecho que los sistemas de vigilancia sean más fáciles de usar y eficaces con el tiempo (Mathur, 2014). La biovigilancia tradicional se basa en encuentros clínicos para recopilar información, que es un proceso que requiere mucho tiempo. Para Neill (2012), la disponibilidad de fuentes de datos basadas en la Web surgió como una extensión de los sistemas de vigilancia tradicionales y ha contribuido de manera sostenible a la vigilancia de enfermedades infecciosas al proporcionar estadísticas en tiempo real (Neill & Heinz, 2012). Mollema et al. (2015) investigaron sobre el papel de la monitorización de las redes sociales en la toma de decisiones de atención médica (Mollema et al., 2015).

Gupta y Katarya (2020) realizaron una revisión de la literatura enfocándose en los de machine learning utilizados en los sistemas de vigilancia epidemiológicos, sus resultados están en el gráfico 16 (Gupta & Katarya, 2020).

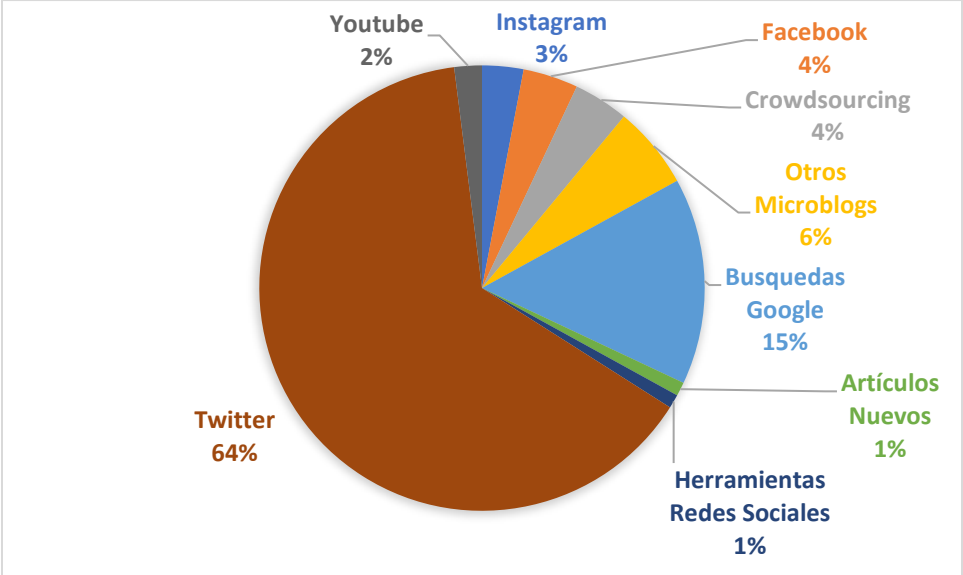
Gráfico 1: Métodos de Machine Learning utilizados en los sistemas de vigilancia epidemiológicos



Fuente: Gupta y Katarya (2020)

También revisaron las fuentes de medios sociales utilizados para extraer la información (Gráfico 17):

Gráfico 2: Medios Sociales utilizados para extraer la información



Fuente: Gupta y Katarya (2020)

Las aplicaciones del análisis de los medios sociales han contribuido a:

- a. Predicción de enfermedades basada en vigilancia sindrómica

La vigilancia sindrómica ha surgido como una herramienta potencial para predecir brotes con fines de salud pública a través de datos recopilados de diversas fuentes antes de que los datos clínicamente confirmados estén disponibles.

b. Estimación de la magnitud de la enfermedad durante algún tiempo

Se pueden utilizar sistemas de vigilancia para estimar la magnitud del problema. La planificación, la asignación de recursos, los tratamientos y la prevención se pueden realizar estimando el futuro de los niveles de enfermedad. El análisis proporcionado por los sistemas de vigilancia puede ser útil para determinar el nivel de la enfermedad durante algún tiempo, y las evaluaciones se pueden realizar en consecuencia.

c. Vigilancia basada en eventos y predicción de enfermedades

La vigilancia basada en eventos implica la captura rápida de datos de manera organizada sobre eventos que tienen un riesgo potencial para la salud pública.

d. Análisis de las reacciones del usuario a los eventos de salud:

Los sistemas de vigilancia en el campo de la salud se pueden utilizar para medir las reacciones de los usuarios de las redes sociales a los mensajes o eventos de promoción de la salud, por ejemplo (Tran & Lee, 2016) recopilaron 2 mil millones de tweets en 90 idiomas de Twitter entre agosto de 2014 y diciembre de 2014 para comprender las reacciones de los ciudadanos hacia el ébola mediante la extracción de tweets relacionados con el ébola geoetiquetados.

e. Conciencia global de eventos

Una vez que se ha detectado el evento, los sistemas de vigilancia se pueden utilizar para monitorear la conciencia y percepción del público en general hacia los eventos de salud. Los sentimientos generados por los usuarios en las plataformas de redes sociales hacia una situación de brote reflejan sus

conocimientos, actitudes y percepción. Las redes sociales permiten compartir sentimientos, opiniones y respuestas del público durante los brotes. (Tang et al., 2018)

f. Seguimiento de información errónea

La capacidad de las redes sociales para proporcionar información en tiempo real también permite un rápido flujo de información errónea entre las personas durante una epidemia en curso que puede tener reacciones graves.

g. Descubriendo los temas populares durante el brote

Una aplicación más de los sistemas de vigilancia relacionados con la salud puede ser extraer los temas populares durante el brote.

En el caso de la Unidad de Emergencia la minería en redes sociales tendrá el objetivo de mejorar la clasificación en el Triage.

2.6. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

Los problemas de optimización multiobjetivo tienen al menos dos funciones objetivo (Marler y Arora, 2004). Las funciones objetivo y las restricciones son funciones de las variables de decisión. (Vargas y Montoya, 2008)

La optimización multi-objetivo es utilizada para resolver problemas de ruteo donde se debe minimizar el tiempo de entrega y también se debe minimizar el gasto en combustible. Este problema se puede ampliar considerando que además se debe minimizar el impacto al medio ambiente (Pilati & Tronconi, 2023).

APROXIMACIÓN LEXICOGRAPHIC

Bajo el enfoque lexicográfico, se asignan diferentes prioridades a diferentes objetivos, de manera que los objetivos se optimicen en su orden de prioridad (Freitas, 2004). Cuando se comparan dos soluciones, primero se compara el objetivo de mayor prioridad. Si la primera solución es significativamente mejor (por ejemplo, usando un valor de tolerancia dado) que la segunda solución, entonces la primera es elegida. De lo contrario, la comparación se establece utilizando el segundo objetivo de mayor prioridad. El proceso se repite hasta que se encuentra un ganador claro. Si no hay un ganador claro, entonces se puede seleccionar la solución con el mejor objetivo de máxima prioridad.

ACERCAMIENTO DE PARETO

Una solución s_1 domina (en el sentido de Pareto) una solución s_2 , si s_1 es mejor que s_2 en un objetivo y al menos tan bueno como s_2 en todos los demás objetivos. Una solución es “no dominada” cuando no hay solución s_j que domina s_i y el frente de Pareto contiene todas las soluciones no dominadas (Luke 2012). Asumiendo este concepto, la optimización multiobjetivo de Pareto devuelve un conjunto de soluciones no dominadas (desde el frente de Pareto), en lugar de solo una única solución.

2.7. SISTEMA DE SALUD EN CHILE

El sistema de Salud en Chile es un sistema mixto. Por un lado, existe una componente privada llamada ISAPRE y un componente público FONASA (*¿FONASA o Isapre? - Orientación En Salud. Superintendencia de Salud, Gobierno de Chile.*, n.d.). Los trabajadores deben aportar un 7% de su remuneración al sistema

de salud, para lo cual deben elegir aportar a FONASA o contratar un plan en el sistema privado lo que usualmente son mayores que el 7% obligatorio.

Según la PAHO “el principal objetivo del Departamento de Sistemas y Servicios de Salud es reforzar los sistemas sanitarios basados en la Atención Primaria de Salud, apoyando el avance hacia la cobertura sanitaria universal y el acceso universal a la salud.” (*Sistemas y Servicios de Salud - OPS/OMS / Organización Panamericana de La Salud*, n.d.)

Los sistemas de salud deben responder a tres objetivos: entregar servicios de calidad, responde a las necesidades de la población, protege del riesgo financiero de la enfermedad y todo lo debe realizar con un trato digno. (Aguilera et al., 2019)

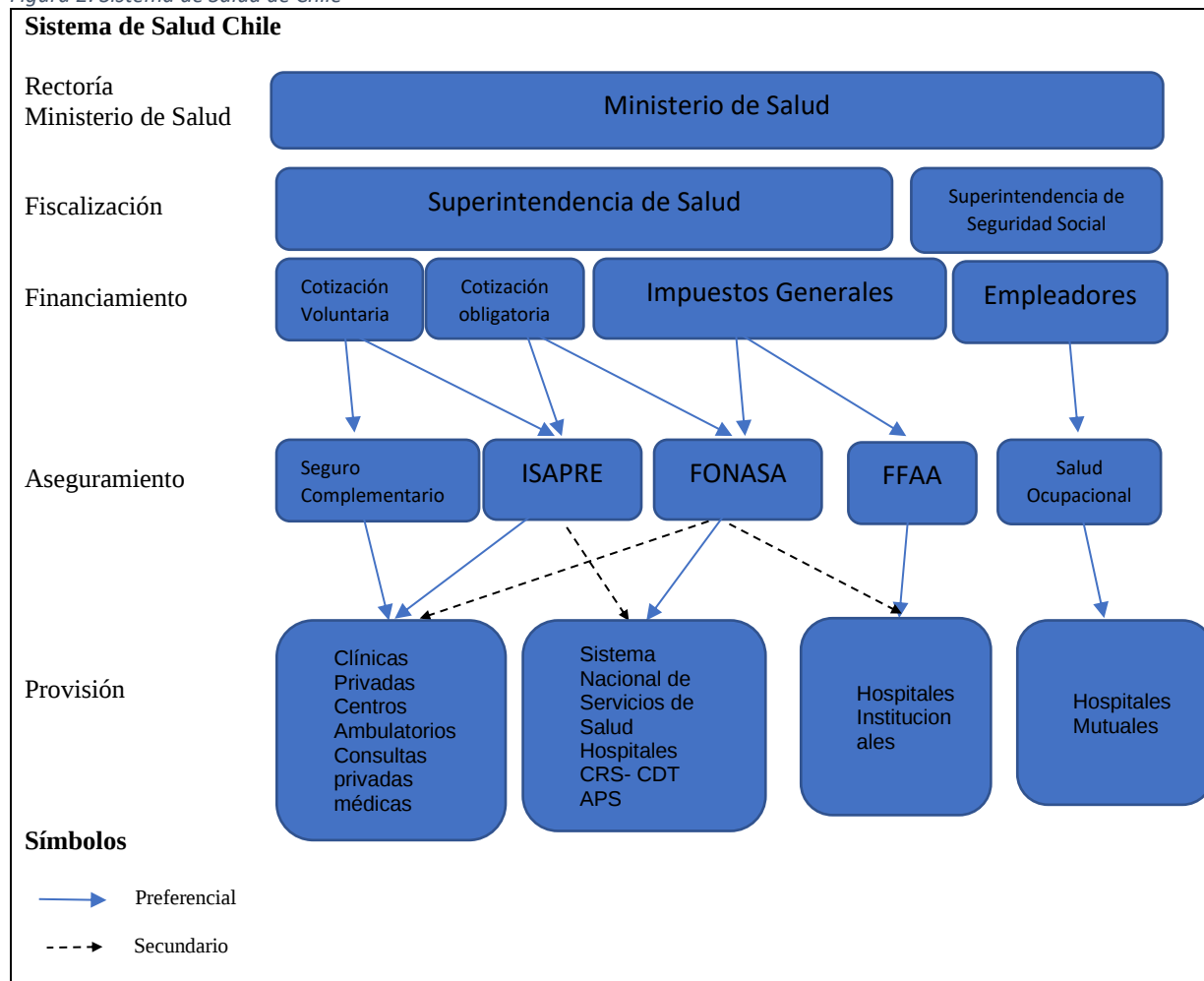
Para lograr lo anterior el sistema de salud público en Chile se divide en:

Nivel primario (APS): este nivel realiza atenciones de baja complejidad y busca lograr cobertura. Depende de las municipalidades ya que se entiende que los alcaldes buscan tener una cercanía con su territorio. La dependencia financiera también es municipal.

Nivel secundario: realizar atenciones de mediana complejidad y no busca cobertura, recibe a pacientes del nivel primario para realizar diagnósticos y tratamientos a los pacientes no resueltos en la APS. Para llegar a este nivel de atención los pacientes deben ser derivados por la APS o ingresar por el servicio de Emergencia del hospital. Este nivel depende del Ministerio de Salud.

Nivel terciario: este nivel de atención resuelve problemas de salud de alta complejidad, cuenta con tecnológica especializada y con especialidades médicas. Para llegar a este nivel de atención los pacientes deben ser derivados por la APS, nivel secundario o ingresar por el servicio de Emergencia del hospital.

Figura 2: Sistema de Salud de Chile



Fuente: Cuenta Pública 2021 Ministerio de Salud

2.7.1. Financiamiento del Sistema de Salud en Chile

Chile se gobierna financieramente bajo el modelo neoliberal (Homedes & Ugalde, 2005). Este modelo busca un equilibrio entre ingresos y gastos por lo que permite la competencia de un sistema privado con uno público, así el que puede pagar no será financiado por con recursos estatales. Por otro lado, cada nivel de atención debe mantener su equilibrio financiero.

Los municipios en Chile reciben \$10.000 (año 2023) por habitante en su comuna (*Declaración Publica Ante Insuficiente Aumento Del per Cápita Basal Para La APS En Proyecto de Ley de Presupuesto 2023 | Colegio Médico, 2022*). Mientras que los niveles secundarios y terciarios de salud reciben una compensación por atención entregada. Hoy en Chile se utiliza una formula conocida como grupos relacionados al diagnóstico (GRD). Las atenciones se clasifican en grupos similares dependiendo de la edad, sexo, diagnóstico principal, comorbilidades, tratamientos y procedimientos realizados. Se entiende que en cada grupo los pacientes son clínicamente similares y por ende su consumo de recursos sanitarios es similar.

A pesar de lo anterior, en su cuenta pública del año 2022 el Ministerio de Salud reporta una deuda de MM\$ 447.443 (Cuenta Pública Ministerio de Salud 2022 - Ministerio de Salud - Gobierno de Chile, 2022). Mientras que el sistema privado de salud está al borde de la quiebra. El colapso del sistema privado de salud es inminente, al momento de escribir esta tesis las ISAPRES y gobierno estaban negociando sin embargo las ISAPRES se retiraron de la mesa de conversaciones. (*Isapres Congelan El Diálogo Con El Gobierno - La Tercera, 2023*)

3. MÉTODOS

La presente tesis se fundamenta en la filosofía positiva, que sostiene que el conocimiento se deriva de la interpretación de datos verificados. En consonancia con esta perspectiva, la metodología de investigación adoptada es de carácter inductivo, partiendo de la observación y análisis de datos. Esto confiere a la investigación un enfoque cuantitativo, ya que se centra en la recopilación y el análisis numérico de información verificada.

Para poder cumplir con el objetivo de esta tesis, en primer lugar, se debe entender el proceso de la atención en el servicio de urgencia en un Hospital de alta complejidad. Según lo expuesto en el marco teórico el proceso de atención se puede dividir en tres fases: entrada, atención de urgencia y salida. En la entrada el punto crítico es el *triage*, donde los estudios indican que existe un alto error al determinar la gravedad del paciente (Velázquez-Guzmán et al., 2017). Para disminuir este error se propone utilizar análisis de redes sociales con el objetivo de determinar si estas son un aporte de información sobre las patologías prevalentes en la región. Por otro lado, se debe entender que al ser la atención médica un servicio, responde a un proceso de alto contacto, donde la confianza del usuario cobra vital relevancia en la prestación. Por lo que se hace necesario conocer la confianza del usuario, en este contexto el análisis de redes sociales puede ayudar.

Luego de entender el proceso y el comportamiento del sistema de emergencia, se propone utilizar análisis de redes sociales para mejorar el pronóstico del *triage*. La metodología que se utilizó para el análisis de redes sociales está basada en la propuesta por Vinay y Kumar (2017), la que se describe a continuación (Jain et al., 2017): Los datos se recopilaron de dos fuentes: Twitter y artículos de noticias.

Las variables importantes para la recopilación de datos de Twitter son las palabras claves, que ayudan a identificar los tweets relevantes. Para un sistema de vigilancia eficaz, es importante buscar tweets relevantes que indiquen la presencia de enfermedades y relacionadas con las tendencias generales y los sentimientos del público. Por lo que se debe analizar cuáles son las 20 patologías que ocupan el 80% de la utilización del servicio de urgencia y buscar palabras que se asocien a estas patologías.

El análisis de redes sociales llevado a cabo en esta tesis se centra exclusivamente en la plataforma Twitter. Los datos de las redes sociales fueron obtenidos con el software R, función *searchTwitter* de la librería *Twitter*. Se seleccionó un conjunto de datos compuesto por 1000 tuits extraídos en un radio de 50 km alrededor de Talca. La búsqueda se limitó a tuits relacionados con la palabra 'salud', "covid", y "depresión". El objetivo principal es obtener información sobre cómo las políticas de salud están impactando en la percepción de la población, lo que, en última instancia, influirá en la demanda que el sistema de salud enfrentará. Durante el período de estudio, se extrajeron tuits cada vez que se publicaba un cambio de estado en relación con la pandemia del COVID-19. La cantidad de extracciones se mantuvo moderada para garantizar la obtención de *tuits* directamente relacionados con las nuevas políticas de salud, evitando así la inclusión de información desfazada temporalmente de la política.

Para el análisis de sentimientos, una vez obtenidos los tuits se transformaron todos los caracteres a minúsculas, se eliminaron: espacios dentro del mensaje, usuarios, puntuación, enlaces a páginas web, tabulaciones, espacios al comienzo del mensaje, espacio al final del mensaje y los "stop words". Con esto se creó un corpus que se analizó en R con el algoritmo de análisis de sentimientos propuesto por la librería *twitterR*.

El segundo paso fue realizar un estudio para conocer el proceso de la atención de urgencia en detalle.

Diseño del estudio. Este estudio adopta un enfoque de corte transversal, centrándose en la recopilación de información de los pacientes que ingresaron al servicio de emergencia a lo largo del año 2021.

Población de estudio. Como estrategia metodológica para comprender la realidad, se seleccionó un caso específico: el Hospital Regional de Talca, Región del Maule.

El Hospital de Talca desempeña un rol fundamental como el centro de referencia en la red de salud de la Región del Maule. Esta región abarca una extensión territorial de 30.269 km² y alberga a una población de 1.044.950 habitantes (aproximadamente el 5,9% de la población chilena), compuesta por 511.624 hombres (49%) y 533.326 mujeres (51%).

La red de salud de la Región del Maule se posiciona como una de las más extensas del país, integrando un total de 271 establecimientos, entre los cuales se cuentan 13 hospitales con distintos niveles de complejidad, siendo el Hospital de Talca el más complejo. Adicionalmente, se incluyen establecimientos bajo la administración municipal y dispositivos directamente dependientes del Servicio de Salud Maule. El Hospital Regional de Talca destaca por su imponente infraestructura, con una superficie construida de 80.000 m², proporcionando 614 camas y equipado con 22 pabellones quirúrgicos. Además, cuenta con una dotación de personal conformada por 3.964 funcionarios.(Plan de Desarrollo Estratégico 2019-2022, n.d.)

Fuente de los datos.

Los datos de la Unidad de Emergencia fueron obtenidos por Ley de transparencia en el Hospital de Talca, esta ley garantiza el derecho de acceso a la información de los órganos de la Administración del Estado. La información es entregada anonimizada.

Variables del estudio.

Fecha de ingreso. Corresponde a la fecha cuando en paciente es evaluado en el *triage*. Esta variable se categorizó por día de a semana y por mes.

Hora de ingreso. Corresponde a la hora en la que el paciente es evaluado en el *triage*.

Fecha de inicio de la atención. Corresponde a la fecha cuando en paciente es ingresado al box de atención. Esta variable se categorizó por día.

Hora de inicio de la atención. Esta variable no fue entregada, por lo que no se pudo calcular el tiempo de espera de los pacientes.

Categorización de urgencia: Corresponde a la gravedad de la urgencia del paciente, determinada por el *triage*, esta variable puede tomar valor C1, C2, C3, C4 o C5 donde C1 es el estado más grave que implica riesgo vital.

Destinos post atención. Corresponde al lugar de derivación del paciente que puede tomar los valores: A.P.S., Domicilio, Hospitalizar, Otro u Otro Establecimiento. En el archivo recibido no hay fatalidades declaradas.

Diagnóstico principal recibido en la Unidad de Urgencia. Corresponde al diagnóstico clínico que recibió el paciente en el *triage*.

Fecha de término de la atención. Corresponde a la fecha cuando en paciente es derivado después de la atención en el servicio de urgencia. Esta variable se categorizó por día.

Hora de término de la atención. Corresponde a la hora cuando el paciente es derivado después de la atención en el servicio de urgencia. Esta variable se categorizó por hora y minutos.

Análisis de datos. Previo al análisis de los datos se realizó estadística descriptiva de las variables calculando frecuencias absolutas y relativas (porcentajes) para variables categóricas. Para las variables cuantitativas se calcularon las medidas de tendencia central y dispersión según la distribución de las variables. Para determinar si se pueden agrupar la atención por categoría en el año entero se realizó un análisis de varianza (ANOVA). Se determinó un *alpha* de 0,05% y un 95% de confianza.

Por último, y dado la experiencia del COVID-19 se propone un modelo de optimización multiobjetivo para determinar donde conviene trasladar al paciente, en caso de requerir hospitalización. Para el modelo se utilizó las ubicaciones de 10 centros de salud en Chile y se definieron las siguientes variables:

Tiempo para desocupar cama: Es el tiempo que requiere cada hospital para tener una cama disponible para recibir a un paciente. Toma valores aleatorios entre 0 y 4 días.

Tiempo de toma de exámenes: Es el tiempo esperado en que el hospital puede tomar e informar los exámenes necesarios y se establezca el diagnóstico definitivo al paciente. Toma valores aleatorios entre 1 y 10 días.

Tiempo de la intervención: Es el tiempo esperado de intervención y recuperación del paciente dentro del hospital. Toma valores aleatorios entre 1 y 12 días.

Tiempo total de estada: es la suma de tiempo para desocupar cama, tiempo de toma de exámenes y tiempo de la intervención.

El modelo multiobjetivo propone maximizar la cantidad total de pacientes atendidos minimizando el tiempo total de estada. El modelo se resuelve con el software R ocupando un algoritmo genético (NSGA-II). Para determinar la eficiencia del modelo, este se compara con otros dos escenarios, el paciente se mantiene en el hospital donde fue atendido de urgencia y ser trasladado a un hospital con una cama disponible.

Consideraciones éticas.

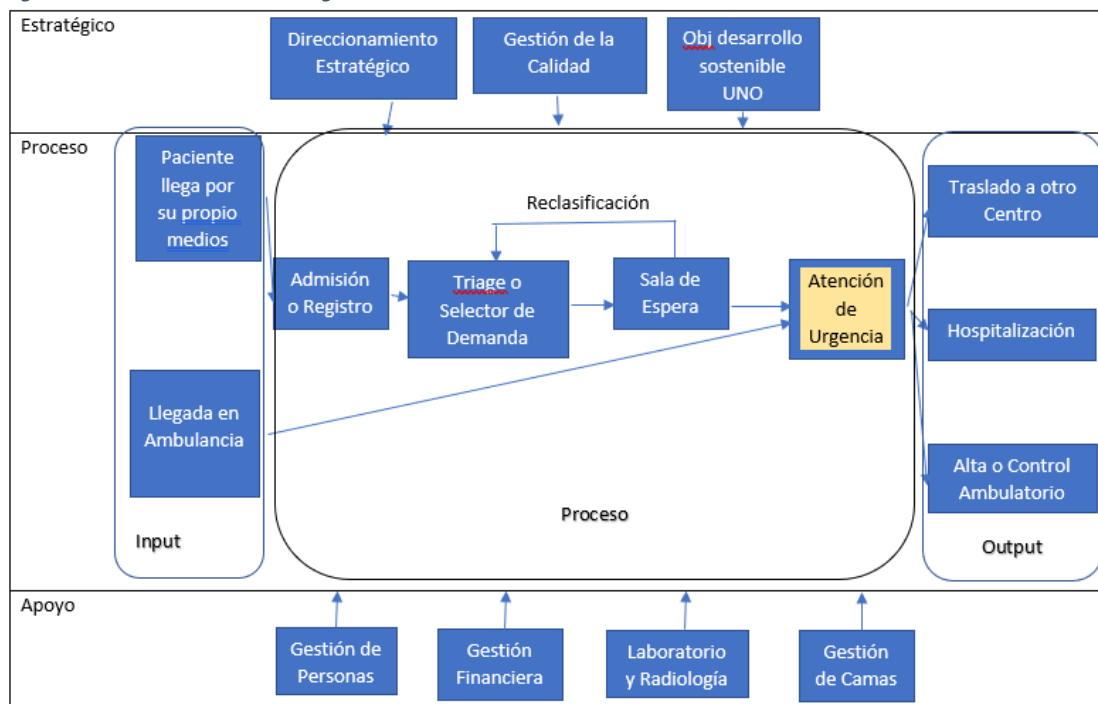
Basado en la propuesta de requisitos éticos de Ezekiel Emanuel se considera que esta investigación tiene valor social ya que entender el funcionamiento de los pacientes en la Unidad de emergencia es relevante para el sistema sanitario de modo de prestar la mejor atención a los usuarios. La validez científica está garantizada ya que se utilizaron las metodologías apropiadas para contestar la pregunta de investigación; se trabajó con la información de todos los pacientes atendidos en la unidad durante el año 2021 por cual no hay selección de participantes y todos los usuarios fueron analizados. Esta investigación usó datos secundarios anonimizados provenientes de unidad de emergencia y datos públicos de tuits del periodo de estudio, por lo cual no requiere consentimiento informado, no implica riesgos y no requiere evaluación independiente por un comité de ética ni la firma de un consentimiento informado. (Emanuel, 2003)

4. RESULTADOS

El capítulo de resultados se divide en tres secciones. La primera aborda el resultado del análisis de redes sociales. La segunda sección se enfoca en el análisis estadístico del proceso de atención de urgencia. Finalmente, la tercera sección presenta un modelo de optimización multiobjetivos diseñado para determinar a qué hospital derivar a un paciente ya estabilizado y que requiera hospitalización.

Previo al reporte de los resultados, es crucial considerar el proceso de atención en la unidad de urgencia. En el siguiente mapa de procesos de atención de urgencia, detallamos con mayor precisión aquellos elementos (figura 3) que se relacionan con el nivel estratégico, los procesos principales y de apoyo. Dentro del proceso principal, destacamos las entradas, salidas y el flujo del procedimiento, con especial énfasis en la atención de urgencia.

Figura 3: Proceso Atención de Urgencia



Fuente: Elaboración propia

El proceso de atención en la Unidad de Emergencia la podemos dividir en tres partes como se describe en la figura 3. Para la entrada (input) se propone mejora el pronóstico con un sistema de vigilancia epidemiológica basado en redes sociales. Para mejorar la atención de urgencia (throughput) se realiza un análisis de los pacientes atendidos y se propone crear un tablero de control.

4.1. Mejorando el pronóstico en una Unidad de Emergencia mediante una Sistema de Vigilancia Basado en Redes Sociales

La Unidad de Emergencia de un Hospital es la principal forma de ingreso a la red de salud, su principal función es recibir y estabilizar a los pacientes para que sean trasladados a otros servicios, dentro o fuera del hospital. Una de las principales dificultades en la Unidad de Emergencia es la predicción de la demanda, para así poder abastecerse correctamente. El objetivo es proponer la utilización del análisis de redes sociales para la predicción de la demanda.

Se define Unidad de Emergencia Hospitalaria como una organización de profesionales sanitarios que ofrece asistencia multidisciplinaria, ubicada en un área específica del hospital, que cumple unos requisitos funcionales, estructurales y organizativos, que garantizan condiciones de seguridad, calidad y eficiencia para atender a la urgencia y la emergencia. Esta unidad funciona las veinticuatro horas del día, todos los días del año. Se configura como una unidad intermedia, que presta servicios (asistencia médica, cuidados de enfermería) hasta la estabilización del cuadro clínico a los pacientes que finalmente son ingresados al hospital, y como un servicio final para aquellos pacientes, que habiendo acudido a la unidad son finalmente dados de alta (Ministerio de Sanidad y Política Social, 2010).

El proceso de la atención de urgencia ingresa a un selector de demanda donde es llamado por un profesional de enfermería o técnico paramédico, se realiza la anamnesis del motivo de consulta a la

unidad y a continuación se examinan los signos vitales, tales como: presión arterial, frecuencia cardiaca, saturación de oxígeno, temperatura corporal, glicemia capilar, dolor, nivel de conciencia y evaluación de escala análoga del dolor. Con la información anteriormente mencionada, se estima el nivel de gravedad del paciente, ubicándolo en una de 5 categorías desde C1 a C5, según nivel de gravedad. Siendo C1 una emergencia de riesgo vital que requiere atención inmediata, C2 una emergencia evidente que requiere atención dentro de 30 minutos, C3 es una urgencia y requiere atención dentro de 90 minutos o reevaluación, C4 no es una urgencia y puede ser atendida dentro de 180 minutos, este es un usuario que se mantiene estable hemo dinámicamente y C5 corresponde a pacientes de atención general, usuario estable que no requiere atención de urgencias, estas dos últimas categorías debieran acudir a un centro de salud familiar o servicio de atención primaria de urgencias a recibir atención de salud.

Posteriormente según su categorización los pacientes son ingresados a un box de atención, según clínica y estado de salud, pudieran ser atendidos y derivados a su domicilio, servicio de atención primaria de salud y o centro de salud familiar para manejo en su enfermedad.

4.1.1 Identificación de las necesidades de inteligencia de negocios (BI)

Los problemas principales identificados en el marco teórico en la unidad de emergencia son los siguientes:

1. En el proceso de *triage*, la clasificación de la gravedad de los pacientes no se realiza con la precisión adecuada. Un estudio realizado por Velázquez-Guzmán et al. (2017) analizó la clasificación obtenida en el *triage* de 144 pacientes y la comparó con la gravedad indicada por el médico después de la atención.
2. La institución no cuenta con la capacidad de determinar de antemano si dispone de los recursos necesarios para atender a un paciente antes de ingresarlo. Esto genera incertidumbre respecto a la disponibilidad de recursos esenciales.

3. La falta de información en línea sobre los recursos necesarios para atender a pacientes con patologías específicas y la ausencia de datos sobre la disponibilidad de recursos en tiempo real contribuyen a la necesidad de adquirir insumos médicos una vez que el paciente ya ha sido internado. Esta práctica no solo provoca retrasos innecesarios en el flujo de pacientes, sino que también puede poner en riesgo la atención del paciente ingresado y obstaculizar la posibilidad de atender a otros pacientes en situación crítica.

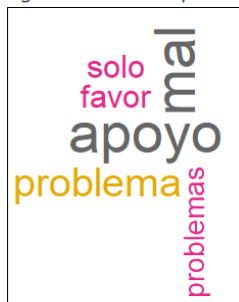
4.1.2. Aplicación de BI y BA para mejorar la precisión en el *triage*

El estudio realizado está acotado al análisis exclusivamente de Twitter. Se extrajeron 1000 tuits en un radio de 50 km de Talca. Solo se buscaron tuits asociados a la palabra “salud”, en particular se buscó covid, cuarentena, depresión. El objetivo fue obtener información de cómo están impactando las políticas de salud en la población, lo que finalmente impactará en la demanda que el sistema de salud recibirá. Con un sistema de vigilancia epidemiológica a través del análisis de redes sociales, se obtiene un sistema de apoyo al *triage* de manera de mejorar la predicción de las patologías que llegarán a la Unidad de Emergencia.

Por otro lado, al contar con un sistema de vigilancia epidemiológica basada en las redes sociales, el Servicio de Salud podrá conocer las patologías prevalentes en la población (existen, pero aún no se manifiestan en la red de Salud) con lo que podrán prepararse para recibir estas patologías.

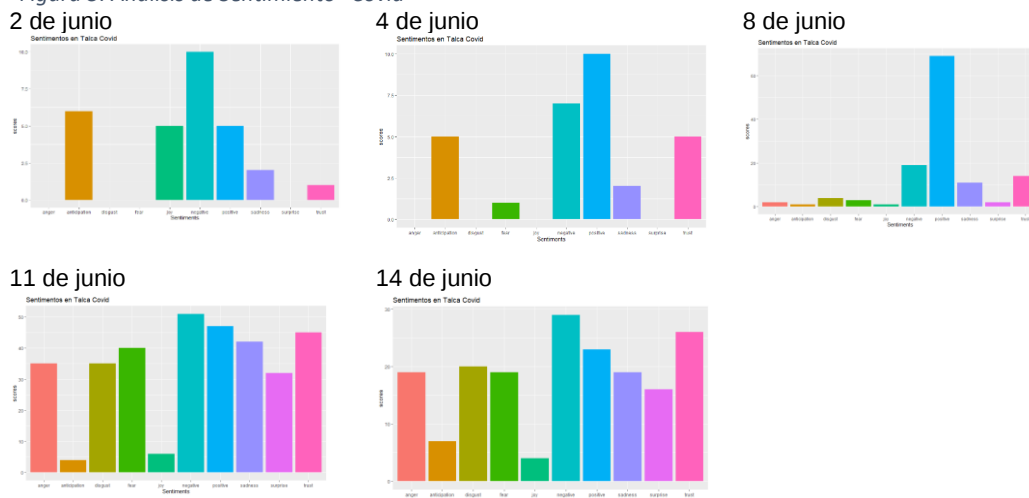
El primer análisis es una nube de palabra (figura 4) donde las palabras más repetidas son: apoyo, problema(s), mal, solo y favor. En este caso entiendo que existe un apoyo a los problemas de salud.

Figura 4: Nube de palabras de tweets recopilados fecha 2 de junio 2020



El análisis de sentimiento bajo la palabra "covid" revela una visión positiva y una confianza generalizada en el sistema de salud. Estos resultados se contextualizan en la intención de la autoridad sanitaria de demostrar que las estrategias adoptadas para abordar la pandemia han sido apropiadas. El lenguaje utilizado se caracteriza por la confianza, lo positivo y la anticipación que se espera que la población tenga, para enfrentar la contingencia.

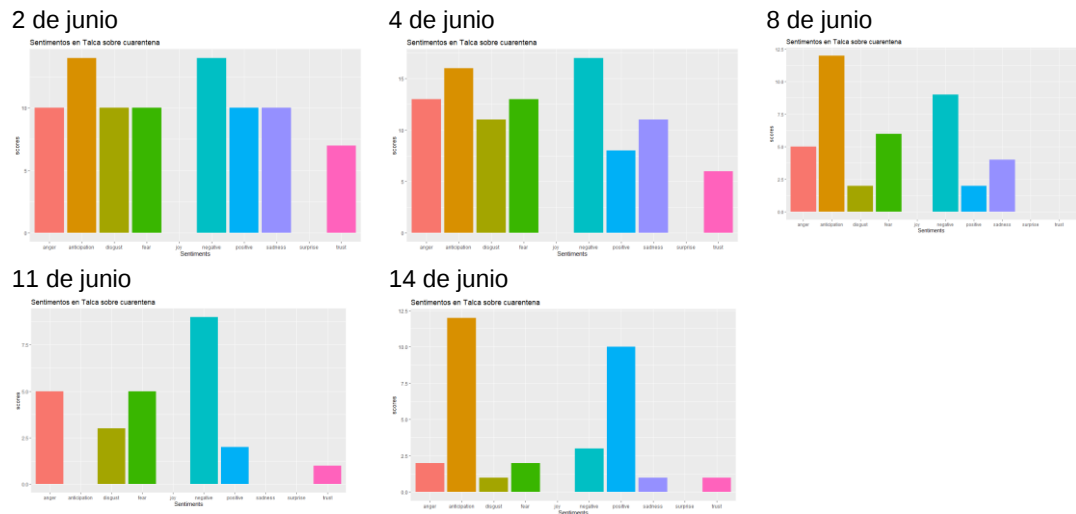
Figura 5: Análisis de Sentimiento "Covid"



Al llevar a cabo un análisis de sentimiento bajo la palabra "cuarentena", se observa una variación en el tono del mensaje, indicando una percepción negativa asociada con la imposición de cuarentenas. El 10 de junio, se decretó una nueva cuarentena en la capital de Chile, y se evidencia que el 11 de junio,

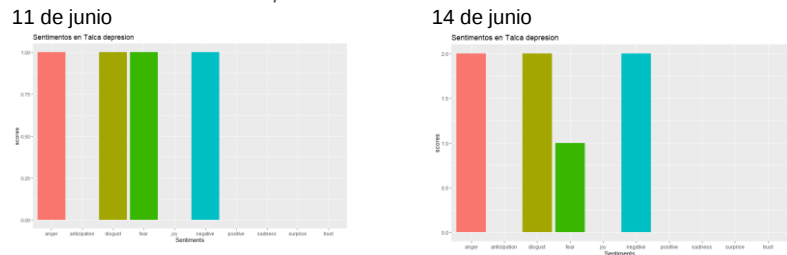
aunque se reconoce como algo malo, se considera que fue una decisión necesaria. Para el 14 de junio, el mensaje de las autoridades destaca la anticipación y los aspectos positivos de las cuarentenas para reducir la propagación de la pandemia.

Figura 6: Análisis de Sentimiento “Cuarentena”



Una tercera palabra analizada fue "depresión", que solo aparece en los tweets posteriores al 10 de junio. Con el decreto de la cuarentena en Chile, la autoridad reconoció la fatiga de la población y la necesidad de abordar la salud mental, aunque no proporcionó detalles específicos sobre cómo hacerlo.

Figura 7: Análisis de Sentimiento “Depresión”



Los resultados obtenidos se alinean con investigaciones anteriores que han utilizado el análisis de sentimientos para desarrollar sistemas de vigilancia epidemiológica (Gupta & Katarya, 2020). Sin embargo, dada la contingencia mundial generada por la pandemia, la mayoría de los mensajes provienen de las

autoridades y los medios de comunicación. En esta época, cualquier mensaje que contradiga la narrativa impuesta por la autoridad era atacado en redes sociales, lo que sugiere que los *tweets* no reflejan completamente el pensamiento de la ciudadanía. Además, la suspensión de cirugías electivas no relacionadas con el COVID-19 genera una distorsión en la demanda normal del sistema de salud.

El análisis revela una correlación entre el sentimiento expresado en redes sociales y la realidad, destacando la aparición negativa de la palabra "depresión" en un momento específico. Esto sugiere que, ante la presencia de una enfermedad, los sentimientos relacionados con el nombre de la patología se manifiestan en los *tweets*.

En última instancia, se concluye que el uso de las redes sociales puede mejorar significativamente la capacidad predictiva en el sistema de salud. Se proponen futuras etapas para el trabajo, incluyendo la expansión a otras redes sociales como Instagram, la ampliación de términos de búsqueda, la clasificación en grupos temáticos de salud (clusters), y la aplicación de técnicas de machine learning para correlacionar el análisis de texto en redes sociales con la demanda que recibe el hospital.

4.2. Análisis de pacientes que ingresaron a un servicio de atención de urgencia de un Hospital tipo 1 en el año 2021.

Los resultados están basados en una base de datos de los casos que ingresaron al servicio de urgencia del Hospital de Talca el año 2021. Los datos fueron recibidos anonimizados. La base de datos original contenía 104.687 registros de pacientes. Se eliminaron los registros con datos incompletos y también se eliminaron los registros donde el tiempo de atención era negativo quedando la base final en 80.202.

En primer lugar, se realizó un análisis exploratorio de los registros. El primer paso fue observar cuántos pacientes de cada categoría ingresaron al Hospital de Talca por mes.

Tabla 2: Frecuencia de pacientes atendidos por mes y categoría

Cat.	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Sept.	Octubre	Nov.	Dic.
C1	181	169	182	166	188	167	208	221	202	216	166	181
C2	2038	1781	2122	1652	1992	1833	2077	2384	2308	2340	2253	2469
C3	2713	2423	2724	2272	2518	2563	2722	3115	3086	3327	3458	3016
C4	1375	986	1280	1036	1037	1082	1091	1312	1644	1910	1799	1653
C5	238	211	254	159	226	226	156	191	174	248	261	220
Total	6545	5570	6562	5285	5961	5871	6254	7223	7414	8041	7937	7539

Se observa una relativa variabilidad donde en el mes de octubre se realizaron el número más alto de atenciones (8041), mientras que el mínimo fue en el mes de abril con 5285 atenciones.

Tabla 3: Porcentaje de pacientes atendidos por mes y categoría

Cat.	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Sept.	Octubre	Nov.	Dic.
C1	3%	3%	3%	3%	3%	3%	3%	3%	3%	3%	2%	2%
C2	31%	32%	32%	31%	33%	31%	33%	33%	31%	29%	28%	33%
C3	41%	44%	42%	43%	42%	44%	44%	43%	42%	41%	44%	40%
C4	21%	18%	20%	20%	17%	18%	17%	18%	22%	24%	23%	22%
C5	4%	4%	4%	3%	4%	4%	2%	3%	2%	3%	3%	3%
Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Si bien existe variabilidad en cuanto a la llegada de pacientes por mes, el porcentaje por categoría es estable, siendo el máximo un 4% para pacientes del grupo C5. Este último dato llama la atención debido a que una constante queja del personal de urgencias indica que los pacientes C5 no deben asistir a los Hospitales y la atención de estos pacientes retrasa y complica la atención de los casos complicados (C1 o C2) que ingresan al Hospital. Sin embargo, los pacientes tipo C5 son relativamente pocos, con un máximo de 4%.

Luego se analizaron los tiempos medios de atención con su desviación estándar, los tiempos mínimo y máximo de atención por mes, en esta tesis solo se muestra la tabla para enero 2021, el resto de los meses está en el anexo 5.

Tabla 4: Tiempos Medios de Atención Enero 2021

CATEGORIZACION	mean(Minutos_Atencion_Total)	sd(Minutos_Atencion_Total)	min(Minutos_Atencion_Total)	max(Minutos_Atencion_Total)	n()
C1	157.4291	164.35437	3.466667	861.3833	181
C2	264.6397	198.93710	4.116667	1218.9833	2038
C3	208.3550	203.10490	4.483333	1419.3167	2713
C4	122.9583	137.96596	4.966667	1289.1833	1375
C5	106.3157	86.33726	3.733333	644.5833	238

En el análisis anual se aprecia la alta variabilidad del tiempo de atención y también llama la atención que el tiempo promedio de atención de los pacientes tipo C5 es menor al resto de las categorías. Esto se puede deber a que los pacientes C5 son derivados a su hogar, no deben esperar una cama ni una ambulancia. Esta hipótesis se evaluará más adelante en el análisis.

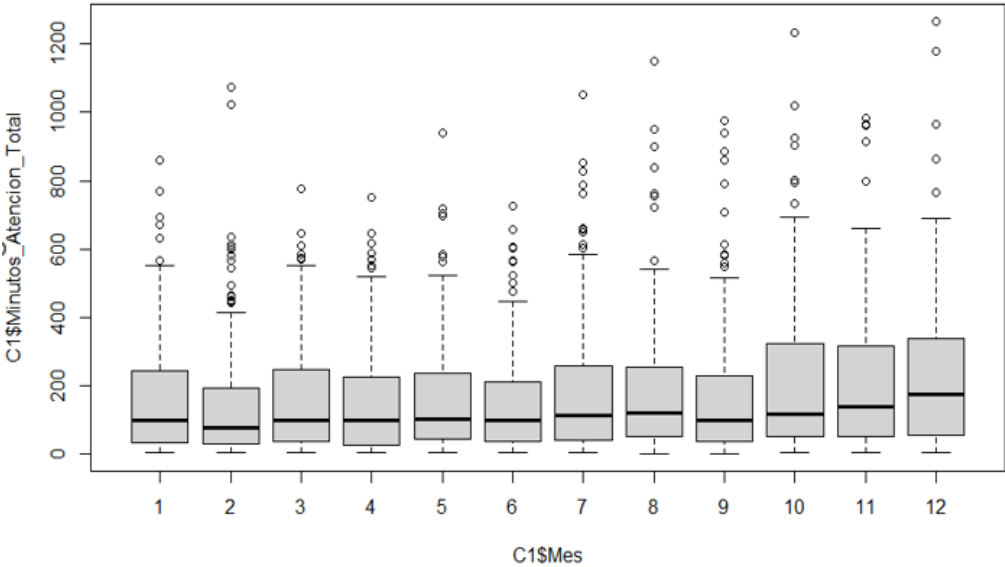
Tabla 5: Tiempos Medios de Atención Año 2021

CATEGORIZACION	mean(Minutos_Atencion_Total)	sd(Minutos_Atencion_Total)	min(Minutos_Atencion_Total)	max(Minutos_Atencion_Total)	n()
C1	175.9750	183.50988	2.950000	1264.700	2247
C2	273.8396	215.66295	2.400000	1439.517	25249
C3	213.8607	212.13526	1.500000	1439.367	33937
C4	128.7648	120.55556	3.150000	1321.850	16205
C5	109.7102	98.76573	3.333333	1422.850	2564

Al realizar gráficos de caja por mes (gráfico 3), se aprecia que la mediana en los tiempos de atención es homogénea entre los meses. Corresponde realizar una prueba estadística de análisis de varianza (ANOVA) por categoría de gravedad del paciente para determinar si en comportamiento de la muestra en los distintos meses del año es diferente o si podemos considerar que se está observando una misma población.

En la tesis se presenta el análisis y la gráfica para los pacientes C1. Los gráficos para los pacientes tipo C2, C3, C4 y C5 están en anexo 5.

Gráfico 3: Gráfico de Caja tiempos de Atención por mes para Categoría C1



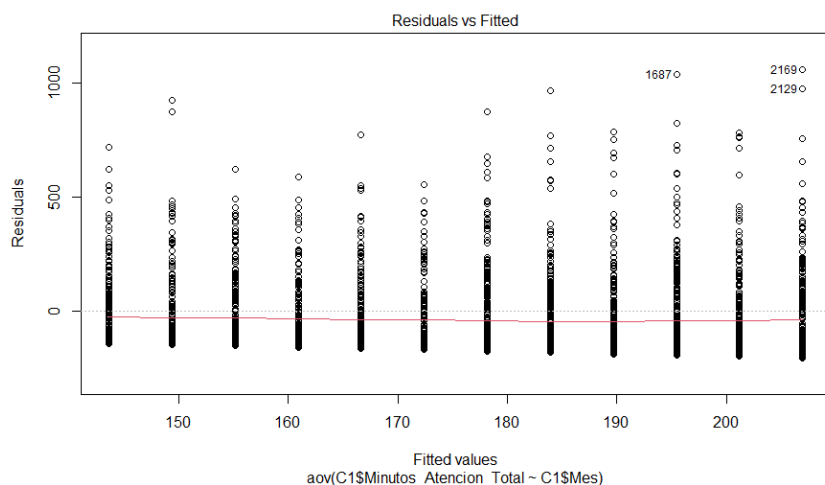
Resumen test Anova para C1

Tabla 6: Análisis ANOVA para pacientes C1

Df	Sum	Sq	Mean	Sq	F value	Pr(>F)
C1\$Mes	1	857093	857093	25.73	4.25E-07	***
Residuals	2245	74778928	33309			

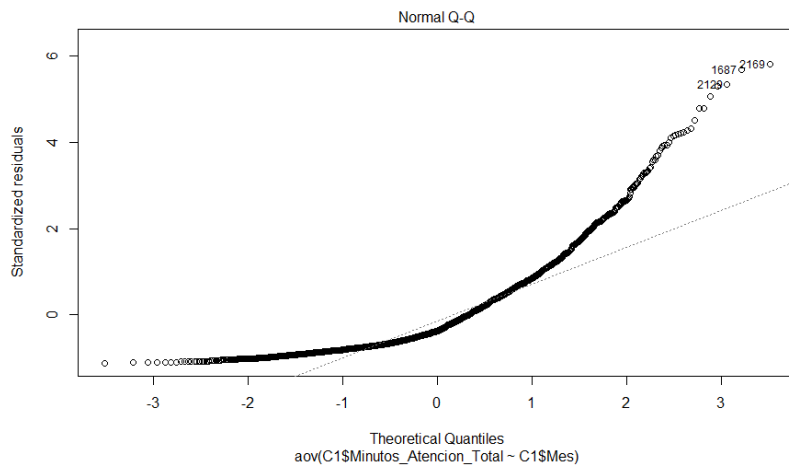
Dado que el valor de F es 25.73, el cual supera el umbral crítico de 0.05, no disponemos de evidencia suficiente para concluir que al menos dos medias son significativamente diferentes.

Gráfico 4: Gráfico análisis de residuos Categoría C1



Se llevó a cabo un análisis de residuos mediante la construcción de un "gráfico de residuos versus ajustes". Este diagrama representa los residuos en el eje y, mientras que los valores ajustados o respuestas estimadas, se encuentran en el eje x. Este tipo de gráfico permite identificar la presencia de no linealidad, desigualdades en las varianzas de error y valores atípicos. Al examinar el gráfico resultante, se observa que la línea trazada es prácticamente recta y sin pendiente apreciable. Esta característica sugiere que se cumple la condición de linealidad de las variables, indicando que la relación entre las variables independientes y la variable dependiente sigue una tendencia lineal. La ausencia de curvaturas o patrones irregulares en el gráfico respalda la validez del modelo en términos de linealidad.

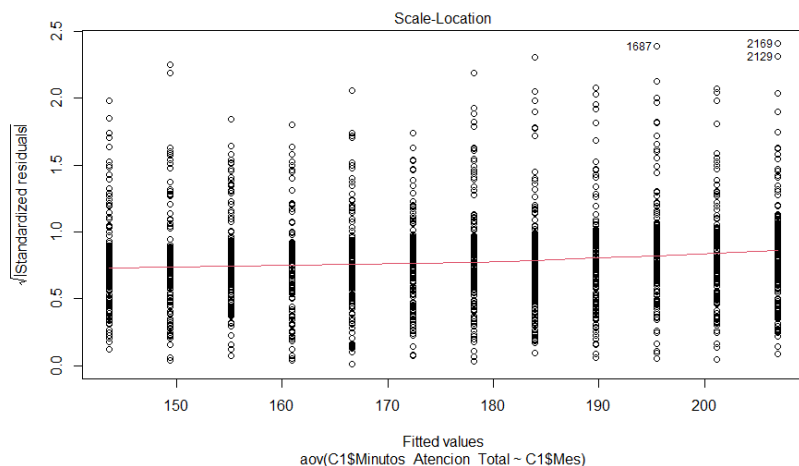
Gráfico 5: Gráfico análisis de Q-Q Categoría C1



La herramienta Q-Q (Quantile-Quantile) se emplea con el propósito de evaluar si las muestras de datos siguen una distribución normal. En este análisis específico, observamos que la condición de normalidad se satisface únicamente en el rango de valores de x que oscila entre -1 y 1.

La interpretación de un gráfico Q-Q implica comparar los cuantiles teóricos de una distribución normal con los cuantiles observados de los datos en estudio. Si los puntos en el gráfico se alinean aproximadamente en una línea recta, se sugiere que los datos siguen una distribución normal. Sin embargo, en este caso, la normalidad parece ser más consistente dentro del intervalo mencionado.

Gráfico 6: Gráfico análisis de Scale-Location para Categoría C1



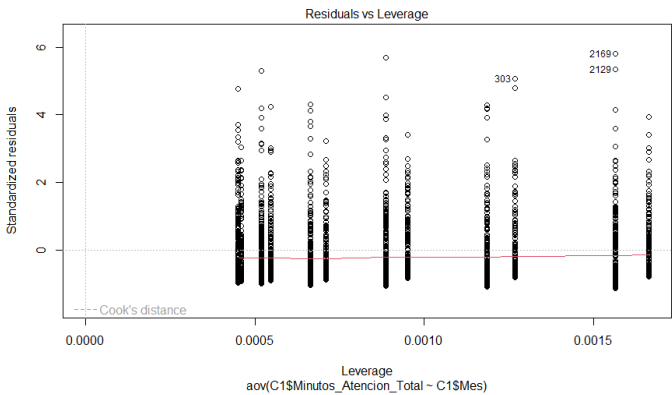
El gráfico Scale-Location es una herramienta valiosa para evaluar la homocedasticidad, que se refiere a la igualdad de la varianza de los residuos en diferentes niveles de las variables predictoras. Al examinar este gráfico en particular, podemos observar que la dispersión de los residuos estandarizados es aproximadamente constante a lo largo de todos los niveles de las observaciones, ya sean pequeñas, medianas o grandes.

La homocedasticidad es un supuesto clave en los modelos de regresión, ya que la variabilidad constante de los errores es esencial para realizar inferencias estadísticas precisas. La presencia de una dispersión uniforme en el gráfico Scale-Location indica que la varianza de los residuos no cambia significativamente en diferentes rangos de los valores predichos.

Esta constancia en la variabilidad de los residuos es un indicador positivo y sugiere que los supuestos del modelo de regresión lineal son adecuadamente satisfechos por los datos en cuestión. En otras palabras, el modelo es capaz de explicar la relación entre las variables predictoras y la variable de respuesta (y por x) de manera consistente y sin mostrar un patrón sistemático de cambio en la dispersión de los errores.

En conclusión, el análisis del gráfico Scale-Location respalda la homocedasticidad de los residuos en el modelo de regresión. Esto refuerza la confianza en la calidad del ajuste del modelo, permitiendo que las inferencias estadísticas derivadas del mismo sean más robustas y fiables.

Gráfico 7: Gráfico análisis Residuales vs Leverage para Categoría C1



La gráfica Residuales vs Leverage es una herramienta clave para evaluar la presencia de observaciones influyentes en un modelo de regresión. La interpretación de esta gráfica implica examinar la combinación de los residuos estandarizados y los valores de leverage (influencia) de cada observación.

En esta situación específica, se concluye que no se observan datos influyentes en el modelo de regresión. Para ampliar el análisis, es importante comprender algunos conceptos clave:

El análisis de ANOVA muestra que podemos asumir que los datos por categoría se comportan de la misma manera independiente del mes, por lo que de ahora en adelante no se separará la base de datos por mes. Las tablas y gráficas para las categorías C2, C3, C4 y C5 se encuentran en el anexo 5.

El siguiente paso fue observar el destino de los pacientes según categoría

Tabla 7: Distribución del destino pacientes por categoría

Destino	C1	C2	C3	C4	C5
	n	n	n	n	n
A.P.S.	84	2,286	2,014	360	28
Domicilio	334	11,990	22,733	14,646	2,484
Hospitalizar	1,530	8,724	6,384	847	36
Otro	299	2,249	2,806	352	16
Otro Establecimiento	-	-	-	-	-
Total	2,247	25,249	33,937	16,205	2,564

Tabla 8: Destino pacientes en porcentaje por categoría

DESTINO	C1	C2	C3	C4	C5
A.P.S.	4%	9%	6%	2%	1%
Domicilio	15%	47%	67%	90%	97%
Hospitalizar	68%	35%	19%	5%	1%
Otro	13%	9%	8%	2%	1%
Otro Establecimiento	0%	0%	0%	0%	0%
Total	100%	100%	100%	100%	100%

En la tabla 8 se puede apreciar que en la categoría C1 un 19% de los pacientes son derivados a la atención primaria (4%) o a su domicilio (15%), esto parece evidenciar el error que existe en el *triage*. También se observa que en la categoría C4 un 7% de los pacientes son hospitalizados (5%) o derivados a otro establecimiento (2%) los que indica que probablemente su estado de gravedad era mayor a C4.

La siguiente pregunta es a dónde son derivados los pacientes que esperan sobre el percentil 75 en su categoría:

Tabla 9: Destino pacientes con estada sobre el percentil 75 por categoría

DESTINO	C1	C2	C3	C4	C5
A.P.S.	44	780	1013	145	6
Domicilio	183	2785	4710	3559	603
Hospitalizar	278	2167	1833	214	24
Otro	57	580	927	132	8
Otro Establecimiento	0	0	0	0	0
Total	562	6312	8483	4050	641

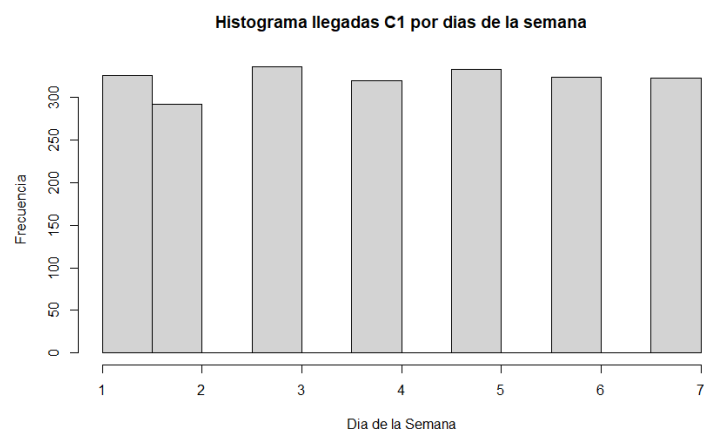
Tabla 10: Destino pacientes en porcentaje con estada sobre el percentil 75 por categoría

DESTINO	C1	C2	C3	C4	C5
A.P.S.	8%	12%	12%	4%	1%
Domicilio	33%	44%	56%	88%	94%
Hospitalizar	49%	34%	22%	5%	4%
Otro	10%	9%	11%	3%	1%
Otro Establecimiento	0%	0%	0%	0%	0%
Total	100%	100%	100%	100%	100%

Al observar el destino de los pacientes (tablas 9 y 10) que más esperaron en cada categoría, destaca el gran porcentaje que fue hospitalizado o enviado a otro establecimiento, 50% en el caso de los C1, 43% de los C2, 33% de los C3, 8% de los C4 y 5 % de los C5. Estos pacientes probablemente requerían recibir atención médica en un menor tiempo.

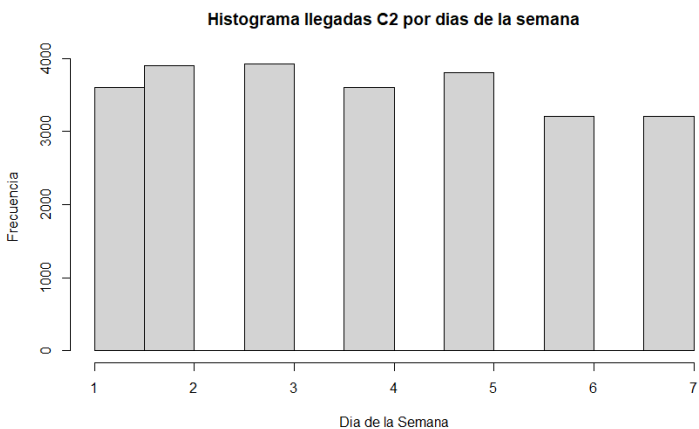
Para analizar la distribución de llegadas de los pacientes por categoría y día de la semana se construyeron histogramas, donde el lunes está representado por el “1” y el domingo por el “7”.

Gráfico 8: Histograma llegadas pacientes Categoría C1 por día de la semana



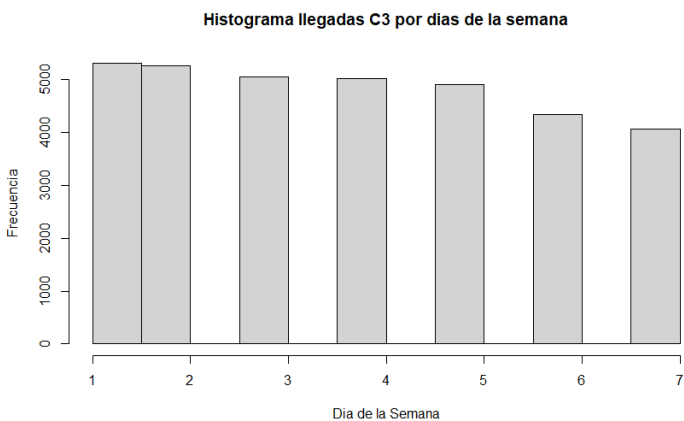
Del gráfico 8 se puede apreciar que no existe un día de la semana donde se concentren las atenciones en la categoría de pacientes C1.

Gráfico 9: Histograma llegadas pacientes Categoría C2 por día de la semana



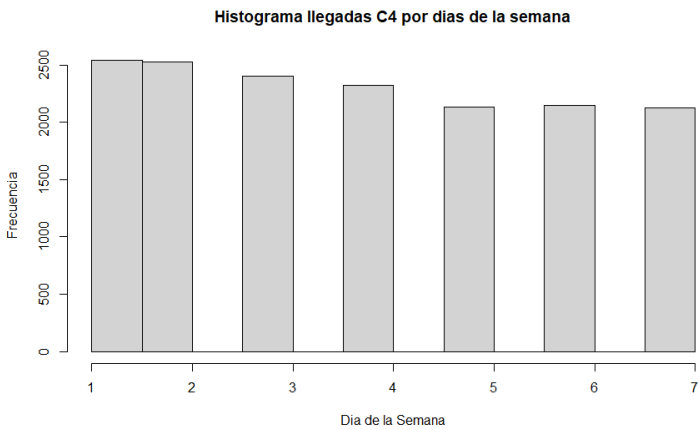
En la categoría C2, se aprecia una mayor cantidad de pacientes los lunes y martes, mientras baja los días sábado y domingos, aunque es muy leve. Esto puede deberse a que los pacientes esperan recuperarse durante el fin de semana, sin embargo, no pueden y deben acudir a la urgencia.

Gráfico 10: Histograma llegadas pacientes Categoría C3 por día de la semana



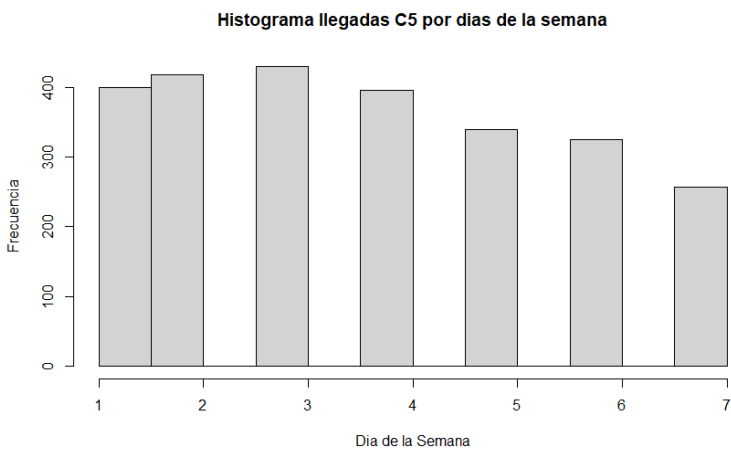
Para la categoría de pacientes C3 el comportamiento es similar al del C2 en cuanto a que un porcentaje de ellos prefieren no ir al hospital durante el fin de semana.

Gráfico 11: Histograma llegadas pacientes Categoría C4 por día de la semana



Los pacientes de la categoría C4 mantienen el mismo comportamiento observado en los pacientes C2 pero alargan el fin se mana incluyendo el viernes.

Gráfico 12: Histograma llegadas pacientes Categoría C5 por día de la semana



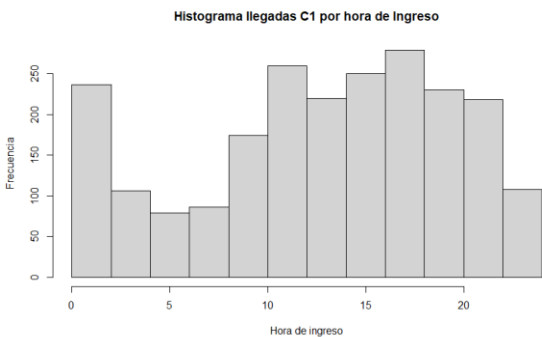
En las categorías C1 y C2 las llegadas al hospital son independiente del día de la semana. Mientras que en las categorías C3, C4 y C5 se observa una disminución de los casos los sábados y domingo. Estos pueden deberse a que los casos C3, C4 y C5 son los pacientes que posponen la búsqueda de atención el fin de semana y consultan durante la semana. Como en rigor estas categorías de pacientes no deberían atenderse en una urgencia, se puede

proponer dejar horas para consultas espontaneas los lunes y martes en la A.P.S. de modo de absorber esta demanda de pacientes.

Una vez comprendido el comportamiento de llegada de los pacientes de las distintas categorías durante la semana, se analizará su comportamiento de llegada durante el día. Esto para determinar si existen horas en las que concentran.

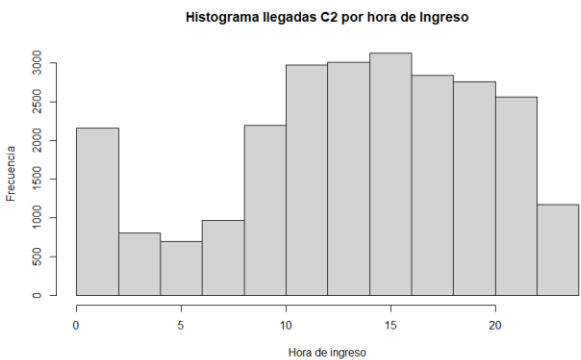
En el gráfico 13 se puede observar la distribución de llegadas de pacientes C1 al servicio de urgencia. Los pacientes comienzan a llegar a las nueve de la mañana y la demanda baja a las ocho de la noche, pero se aprecia un aumento a medianoche, que puede ser explicado por que después de las ocho de la tarde los pacientes están en sus casas tratando de recuperarse por sí mismos, pero se dan cuenta que en realidad tienen una urgencia y deciden ir a hospital.

Gráfico 13: Histograma llegada pacientes C1 por hora del día



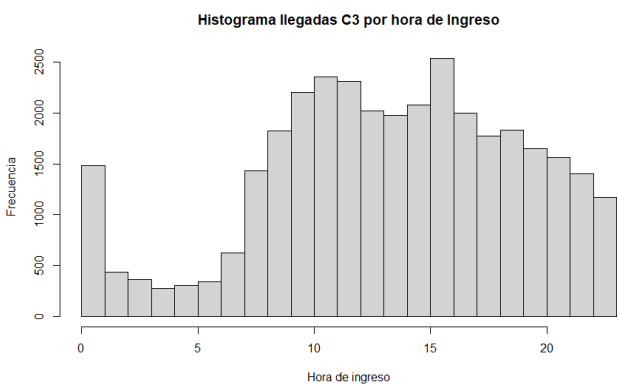
El comportamiento de los pacientes C2 se presenta en el gráfico 14 y es similar al de los pacientes C1, donde se aprecia una menor demanda entre 2 de la madrugada y las ocho.

Gráfico 14: Histograma llegada pacientes C2 por hora del día



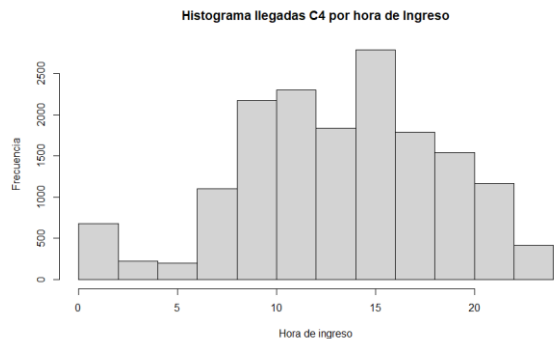
El comportamiento de los pacientes C3 se presenta en el gráfico 15, siendo similar al de las categorías anteriores, donde se aprecia una menor demanda entre 2 de la madrugada y las ocho.

Gráfico 15: Histograma llegada pacientes C3 por hora del día



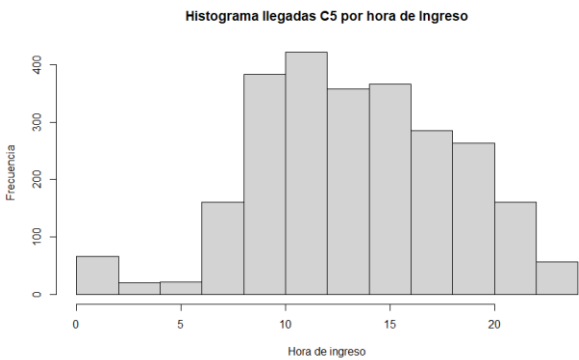
Los pacientes C4 concentran su demanda entre las ocho de la mañana y las ocho de la tarde con una moda a las tres de la tarde.

Gráfico 16: Histograma llegada pacientes C4 por hora del día



El comportamiento de los pacientes C5 se presenta en el gráfico 17 y es similar al de los pacientes C4, donde se aprecia una concentración de demanda entre 8 de la madrugada y las ocho de la noche.

Gráfico 17: Histograma llegada pacientes C5 por hora del día



Es interesante el caso de la hora en que los pacientes deciden ir a la urgencia, los pacientes C3, C4 y C5 van temprano (entre las 8 de la mañana y hasta el mediodía). Lo que se puede deber a que saben que van a tener que esperar, mientras que los pacientes C1 y C2 llegan después de las 10 AM, lo que se puede deber a los accidentes de tránsito o laborales y presiones laborales.

Luego se calculó los 20 diagnósticos más frecuentes por categoría. Estos diagnósticos dan cuenta del 47,7% de las consultas en el servicio de urgencia para quienes son clasificados como C1; 32,1 % para los clasificados como C2; 41,9% para los clasificados como C3; 54,1% para los C4 y 76,8% para los C5.

Tabla 11: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C1

Diagnóstico	Frecuencia	Porcentaje
INFARTO AGUDO DEL MIOCARDIO, SIN OTRA ESPECIFICACION	333	14,8
INSUFICIENCIA RESPIRATORIA AGUDA	98	4,4
INFARTO CEREBRAL, NO ESPECIFICADO	91	4,0
EDEMA PULMONAR	60	2,7
DOLOR EN EL PECHO, NO ESPECIFICADO	49	2,2
CONSULTA, NO ESPECIFICADA	47	2,1
OTRAS CONVULSIONES Y LAS NO ESPECIFICADAS	44	2,0

INSUFICIENCIA CARDIACA CONGESTIVA	39	1,7
OTROS SINTOMAS Y SINTOMAS QUE INVOLUCRAN LA FUNCION COGNOSCITIVA Y LA CONCIENCIA Y LOS NO ESPECIFICA	35	1,6
OTRAS CONSULTAS ESPECIFICADAS	32	1,4
HIPOGLICEMIA, NO ESPECIFICADA	30	1,3
PARO CARDIACO, NO ESPECIFICADO	29	1,3
BLOQUEO AURICULOVENTRICULAR COMPLETO	26	1,2
TAQUICARDIA SUPRAVENTRICULAR	26	1,2
HEMORRAGIA GASTROINTESTINAL, NO ESPECIFICADA	25	1,1
HIPERPOTASEMIA	24	1,1
INFECCION DE VIAS URINARIAS, SITIO NO ESPECIFICADO	23	1,0
TAQUICARDIA PAROXISTICA, NO ESPECIFICADA	21	0,9
EPILEPSIA, TIPO NO ESPECIFICADO	20	0,9
INFARTO AGUDO TRANSMURAL DEL MIOCARDIO DE OTROS SITIOS	20	0,9
Total	739	47,7

En la categoría C1 el infarto agudo del miocardio representa un 14,8% de las consultas de urgencia, seguido, pero a una distancia significativa por insuficiencia respiratoria aguda (4,4%) infarto cerebral (4%).

Tabla 12: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C2

Diagnóstico	Freq	Porcentaje
CONSULTA, NO ESPECIFICADA	938	3,7
INFECCION DE VIAS URINARIAS, SITIO NO ESPECIFICADO	760	3,0
DOLOR ABDOMINAL LOCALIZADO EN PARTE SUPERIOR	740	2,9
DOLOR EN EL PECHO, NO ESPECIFICADO	635	2,5
SUPERVISION DE EMBARAZO NORMAL NO ESPECIFICADO	564	2,2
OTRAS CONSULTAS ESPECIFICADAS	464	1,8
DOLOR LOCALIZADO EN OTRAS PARTES INFERIORES DEL ABDOMEN	437	1,7
INFARTO CEREBRAL, NO ESPECIFICADO	433	1,7
COLICO RENAL, NO ESPECIFICADO	349	1,4
INSUFICIENCIA CARDIACA CONGESTIVA	319	1,3
FIEBRE, NO ESPECIFICADA	276	1,1
HEMORRAGIA GASTROINTESTINAL, NO ESPECIFICADA	267	1,1

TRAUMATISMO DE LA CABEZA, NO ESPECIFICADO	264	1,0
INFARTO AGUDO DEL MIOCARDIO, SIN OTRA ESPECIFICACION	263	1,0
EMBARAZO CONFIRMADO	252	1,0
ANEMIA DE TIPO NO ESPECIFICADO	242	1,0
APENDICITIS, NO ESPECIFICADA	239	0,9
INSUFICIENCIA RESPIRATORIA AGUDA	232	0,9
CEFALEA	221	0,9
OTRAS CONVULSIONES Y LAS NO ESPECIFICADAS	216	0,9
Total	8.111	32,1

En la categoría C2 llama la atención que consulta, no especificada (3,7%) y otras consultas especificadas (1,8%). Si sumamos ambas podríamos indicar que 5,5% de los pacientes C2 fue a la Unidad de Emergencia por una consulta. Si recordamos la tabla 8 que muestra el destino de los pacientes post atención, el 56% de los pacientes C2 son derivados a A.P.S. (9%) o domicilio (46%), lo que refuerza la idea de contar con disponibilidad para consultas espontaneas en A.P.S.

Tabla 13: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C3

Diagnóstico	Freq	Porcentaje
CONSULTA, NO ESPECIFICADA	2622	7,7
SUPERVISION DE EMBARAZO NORMAL NO ESPECIFICADO	1636	4,8
DOLOR LOCALIZADO EN OTRAS PARTES INFERIORES DEL ABDOMEN	1034	3,0
DOLOR ABDOMINAL LOCALIZADO EN PARTE SUPERIOR	966	2,8
EMBARAZO CONFIRMADO	937	2,8
SUPERVISION DE EMBARAZO DE ALTO RIESGO, SIN OTRA ESPECIFICACION	868	2,6
INFECCION DE VIAS URINARIAS, SITIO NO ESPECIFICADO	848	2,5
PULPITIS	677	2,0
OTRAS CONSULTAS ESPECIFICADAS	568	1,7
FRACTURA DE LA EPIFISIS INFERIOR DEL RADIO	485	1,4
RINOFARINGITIS AGUDA (RESFRIADO COMUN)	459	1,4
ESGUINCES Y TORCEDURAS DEL TOBILLO	419	1,2
APENDICITIS, NO ESPECIFICADA	414	1,2

COLITIS Y GASTROENTERITIS NO INFECCIOSAS, NO ESPECIFICADAS	411	1,2
DIARREA AGUDA	346	1,0
NAUSEA Y VOMITO	340	1,0
COLICO RENAL, NO ESPECIFICADO	332	1,0
CEFALEA	300	0,9
FRACTURA DEL MALEOLO EXTERNO	279	0,8
CONSTIPACION	269	0,8
Total	14.210	41,9

En la categoría C3 la suma de consulta, no especificada (7,7%), supervisión de embarazo normal no especificado (4,8%), embarazo confirmado (2,8%) y otras consultas especificadas (1,7%) es 17,1%. Lo que refuerza la hipótesis que los pacientes en esta categoría están buscando una solución a un problema médico. Pero también puede deberse a un problema de registro. Adicionalmente, 7.2% están relacionadas con consultas por gestación que las usuarias no están logrando resolver en la A.P.S.

Tabla 14: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C4

Diagnóstico	Freq	Porcentaje
CONSULTA, NO ESPECIFICADA	2.046	12,6
PULPITIS	972	6,0
RINOFARINGITIS AGUDA (RESFRIADO COMUN)	638	3,9
EMBARAZO CONFIRMADO	626	3,9
SUPERVISION DE EMBARAZO NORMAL NO ESPECIFICADO	625	3,9
DOLOR LOCALIZADO EN OTRAS PARTES INFERIORES DEL ABDOMEN	456	2,8
OTRAS CONSULTAS ESPECIFICADAS	396	2,4
INFECCION DE VIAS URINARIAS, SITIO NO ESPECIFICADO	345	2,1
EMBARAZO (AUN) NO CONFIRMADO	266	1,6
AMENAZA DE ABORTO	261	1,6
COLITIS Y GASTROENTERITIS NO INFECCIOSAS, NO ESPECIFICADAS	237	1,5
ABORTO RETENIDO	229	1,4
FARINGITIS AGUDA, NO ESPECIFICADA	229	1,4
CONSTIPACION	219	1,4
EXAMEN MEDICO GENERAL	219	1,4

DIARREA AGUDA	217	1,3
BRONQUITIS AGUDA, NO ESPECIFICADO	210	1,3
NAUSEA Y VOMITO	207	1,3
INFECCION VIRAL, NO ESPECIFICADA	194	1,2
FIEBRE, NO ESPECIFICADA	171	1,1
Total	8.763	54,1

En la categoría C4 llama la atención consulta (12,6%), resfriado común (3,9%), embarazo confirmado (3,9%), supervisión de embarazo normal (3,9%), otras consultas especificadas (2,4%) y embarazo (aún) no confirmado (1,6%) lo que suma 28,3%.

Tabla 15: Veinte Diagnósticos con mayor frecuencia en categoría C5

Diagnóstico	Freq	Porcentaje
CONSULTA, NO ESPECIFICADA	449	17,5
EMBARAZO CONFIRMADO	272	10,6
DOLOR LOCALIZADO EN OTRAS PARTES INFERIORES DEL ABDOMEN	226	8,8
EMBARAZO (AUN) NO CONFIRMADO	167	6,5
OTRAS CONSULTAS ESPECIFICADAS	146	5,7
EXAMEN MEDICO GENERAL	136	5,3
EXAMEN GINECOLOGICO (GENERAL) (DE RUTINA)	103	4,0
VAGINITIS,VULVITOS Y VULVOVAGINITIS EN ENFERMEDADES INFECCIOSAS Y PARASITARIAS CLASIFICAD.OTRA PARTE	77	3,0
MENSTRUACION IRREGULAR, NO ESPECIFICADA	53	2,1
HEMORRAGIA VAGINAL Y UTERINA ANORMAL, NO ESPECIFICADA	49	1,9
MASTODINIA	46	1,8
INFECCION DE VIAS URINARIAS, SITIO NO ESPECIFICADO	39	1,5
DOLOR PELVICO Y PERINEAL	37	1,4
SUPERVISION DE EMBARAZO NORMAL NO ESPECIFICADO	30	1,2
AMENAZA DE ABORTO	29	1,1
ABORTO RETENIDO	24	0,9
RINOFARINGITIS AGUDA (RESFRIADO COMUN)	23	0,9
DISMENORREA, NO ESPECIFICADA	22	0,9
OTRO ABORTO COMPLETO O NO ESPECIFICADO, SIN COMPLICACION	21	0,8
EMBARAZO ECTOPICO, NO ESPECIFICADO	19	0,7
Total	1.968	76,8

Al analizar los diagnósticos más frecuencia por categoría, llama la atención que para las categorías C2, C3, C4 y C5 la primera causa es “Consulta, no especificada” lo que puede reflejar la dificultad que existe en el *triage* para realizar un prediagnóstico, un problema en el registro o una necesidad de atención no cubierta en la A.P.S.

Al analizar el proceso de atención en la Unidad de Emergencia se determinó que los principales problemas están en el tiempo de espera y la salida, en especial si el paciente debe trasladarse a una unidad del recinto y requiere una cama. Se realizó un ejemplo de tablero de control en Power BI que permite monitorear, en tiempo real, el funcionamiento de la unidad de emergencia y su pronóstico de requerimiento de camas. Con esta información se podrá tomar decisiones para mejorar el flujo de atención.

4.3 Propuesta de un Sistema de Información de Optimización Multiobjetivo para la Derivación de Pacientes de la Unidad de Urgencias

En el tratamiento de COVID-19, el sistema sanitario funcionó por primera vez como un único sistema. Enviaban a los pacientes al hospital más cercano que tuviera camas y respiradores disponibles. Esta buena experiencia llevó a los y las políticos a pensar que esto debía hacerse para tratar todo tipo de enfermedades. Pero algunos tratamientos médicos son más complejos, utilizan recursos especiales que son caros y no se guardan en grandes reservas. Además, en la mayoría de los hospitales chilenos no existen sistemas de inventario, por lo que es difícil saber si el hospital cuenta con los recursos necesarios para tratar a un determinado paciente. En Chile, por una ley llamada de transparencia, el proceso de compra de todas las instituciones públicas es largo y costoso, ya que requiere la aprobaciones y tiempos de llamados, esto de acuerdo con el monto de la adquisición. Por lo tanto, incluso si un paciente es

enviado a un hospital que tiene una cama disponible, puede tomar mucho tiempo para tratar a ese paciente, y esto puede disminuir la productividad del hospital. La respuesta obvia para resolver el problema de dónde tratar a un paciente es construir un modelo multiobjetivo. Hay que responder a algunas preguntas de investigación:

- I. ¿Cuánto tiempo de tratamiento se ahorrará si se envía al paciente a un hospital óptimo?
- II. ¿Cuál es el coste logístico de esta solución?

Un hospital necesita maximizar el número de pacientes que atiende y al mismo tiempo minimizar el tiempo del paciente en el hospital. Cuanto menos tiempo tarde el hospital en recuperar a un paciente, menor será el coste de hospitalización. El primer objetivo es la razón de ser de un hospital en una zona geográfica, poder satisfacer la demanda local, pero ello no puede ir en detrimento de la salud de la comunidad. Cuanto más tiempo pasa, innecesariamente, un paciente en un hospital, más riesgo tiene de contraer infecciones hospitalarias, y la capacidad del hospital para atender a otros pacientes disminuye.

El modelo parte del supuesto que el paciente se estabiliza en un servicio de urgencias, tras lo cual puede ser derivado a A.P.S., domicilio u hospitalizado. En la actualidad, si un paciente debe ser hospitalizado, se hace en el mismo hospital donde se realiza la atención de urgencia. Pero el tratamiento de COVID-19 nos enseñó que el paciente puede ser hospitalizado en diferentes lugares, dependiendo de la disponibilidad de recursos para tratar la enfermedad. Estos aprendizajes fueron incluso a través de la propuesta de Constitución chilena (Conoce El Texto Sobre El Derecho a La Salud Que Pasa Al Borrador de La Nueva Constitución | Colegio Médico, s.f.), que aboga por un sistema integrado de salud. El tratamiento de COVID-19 es algo fácil desde el punto de vista de los recursos, básicamente hay que

contabilizar la cama y el respirador. Pero a medida que la pandemia disminuye, los hospitales en Chile comienzan a tratar otras patologías que son más complejas, estas patologías necesitan medicamentos especiales, médicos especialistas y exámenes de imagenología, los cuales no están en una base de datos nacional, por lo que quien toma la decisión no conoce su disponibilidad. Uno de estos recursos es la ambulancia para el traslado del paciente desde la Unidad de Emergencia a un hospital. Para el modelo propuesto se asumirá que existen ambulancias disponibles en caso de necesidad. Aun así, la realidad en Chile es distinta, en una comuna importante de Santiago hay 1 ambulancia por cada 175.000 habitantes (Woolley, 2016). La recomendación internacional es tener 1 ambulancia por 70.000 personas (Ministerio de Salud, 2018). La disponibilidad de camas, la disponibilidad de material médico necesario para el tratamiento y la disponibilidad de médicos especialistas se tratarán como un tiempo para conseguir estos recursos.

El modelo de optimización ha permitido optimizar el número de pacientes atendidos y al mismo tiempo minimizar el tiempo del paciente dentro del hospital.

Maximizar pacientes atendidos

$$\text{Max } h(x) = \sum x_i \text{ where } x_i = \begin{cases} 0 & \text{if not accepted} \\ 1 & \text{if accepted} \end{cases}$$

a. Minimizar tiempo de paciente dentro del hospital

$$\text{Min } f(x) = \sum \alpha_i + \sum \beta_i + \sum \gamma_i$$

donde:

α_i = tiempo en habilitar una cama

β_i = tiempo en disponer de los recursos para intervención

γ_i = tiempo de traslado

Es importante considerar este objetivo ya que, en la situación actual, los pacientes son estabilizados en la Unidad de Urgencias y, en su caso, ingresados en ese mismo hospital. Esto suponiendo que los recursos estén disponibles. Pero el sistema hospitalario sólo es capaz de detectar que un recurso está disponible cuando el recurso debe aplicarse al paciente. Si un recurso no está disponible, el responsable de la unidad hospitalaria debe solicitarlo a la Directiva Médica para que pueda ser adquirido. Dada la ley que rige las compras de los sistemas públicos en Chile. El proceso de compra, considerando el tiempo y las personas involucradas, puede superar el valor de los recursos a adquirir. Mientras que la decisión de comprar el recurso hoy se toma cuando el recurso se necesita, no obstante, la decisión se tomó cuando el paciente ingresó al hospital.

$\sum x_i \leq 1$ Restricción: el paciente puede ser enviado aun solo hospital.

Este problema de optimización múltiple se resolvió utilizando NSGA2 ejecutado en un algoritmo en R. El modelo contenía ocho hospitales en Chile que fueron geolocalizados.

Tabla 16: Localización geográfica de hospitales

Hospital	Longitud	Latitud
1	-32.6218898	-70.7178519
2	-33.409271	-71.1460237
3	-33.4298202	-70.6151266
4	-23.659083	-70.3962191
5	-32.8296171	-70.596389
6	-26.3445423	-70.6167299
7	-37.4734851	-73.3482112
8	-23.1020056	-70.4466922

En la tabla 17 se estiman los tiempos que le tomará al cada hospital realizar las distintas etapas de la intervención.

Tabla 17: *Tiempos etapas de atención*

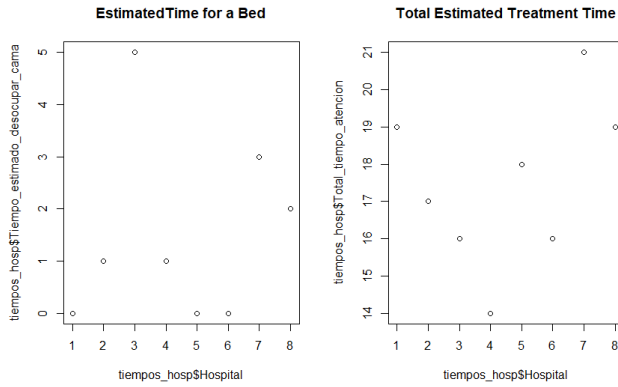
Hospital	Tiempo habilitar cama [Días]	Tiempo toma exámenes [Días]	Tiempo Procedimiento [Días]	Tiempo Total [Días]
1	1	6	12	19
2	0	10	12	22
3	1	1	11	13
4	1	4	1	6
5	4	1	11	16
6	2		14	21
7	2	2	7	11
8	1	4	11	16

Los actuales sistemas de gestión hospitalaria no proporcionan la información necesaria para tomar la decisión de aceptar a un nuevo paciente. Se conoce la información sobre camas vacías, pero no está claro cuándo se vacían las camas, incluso si el médico que está tratando al paciente conoce esta información. Se desconoce la disponibilidad de recursos médicos. Por lo cual, se propone crear un sistema que contenga la información sobre las camas disponibles y las camas que deben quedar libres. Se necesita otro sistema que indique la disponibilidad de recursos y los tiempos de suministro, en caso de que no estén disponibles. Para dar a la dirección del hospital la opción de comprometerse a comprar los recursos que faltan, antes de que el paciente ingrese en el hospital.

Se comparan tres escenarios. El primer escenario es que el paciente espere una cama en el hospital donde está la unidad de urgencias. El segundo escenario consiste en trasladar al paciente al hospital con menos tiempo de espera para una cama, y el tercer escenario consiste en trasladar al paciente según el resultado de la optimización.

Se modelaron 8 hospitales y se asignaron números aleatorios a las variables asociadas con los distintos tiempos.

Gráfico 18: Tiempos etapas de intervención

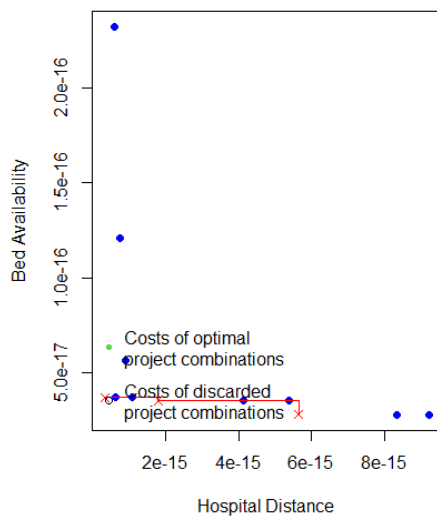


Por ejemplo, si un paciente está en el hospital 3 en el primer escenario, permanecerá en ese hospital tendrá un tratamiento estimado de 13 días.

En el segundo escenario, el paciente será trasladado al hospital 2, donde hay una cama disponible. El tiempo total de tratamiento será de 22 días.

Para el tercer escenario, se construyó un modelo en R utilizando la librería MCO, el modelo busca un hospital más cercano con disponibilidad de cama, y se resolvió utilizando la función NSGA2 con 200 generaciones. El frente de Pareto está presente en el gráfico.

Gráfico 19: Frontera de Pareto



Si se analizan los tres escenarios, queda claro que la decisión de trasladar al paciente no hace sino aumentar la variabilidad del sistema. Los resultados no siempre son una disminución del tiempo de tratamiento, en algunos casos, el resultado puede ser que el paciente sea enviado a un hospital que tardará más que el hospital original, en el tiempo total de tratamiento.

Los sistemas sanitarios adoptaron distintos enfoques para tratar la gran demanda provocada por la crisis de COVID19. Chile optó por un sistema sanitario integrado, pero muchos países utilizaron sistemas *Lean* para aumentar su capacidad y calidad. Para utilizar un sistema sanitario integrado, recomendamos un modelo multiobjetivo para decidir en qué hospital debe ser tratado el paciente, no obstante, se necesita mucha información para tomar una buena decisión.

Para aumentar la calidad y la capacidad, recomendamos buscar más en sistemas *Lean* y estudiar la cadena de suministro para la gestión sanitaria aplicada en Chile.

4.4 Modelo para la optimizar el flujo de la atención de pacientes.

Una vez entendido el proceso de atención de urgencia se propone un modelo de variables que debe monitorear la jefatura de la Unidad de Emergencia para evitar detener el flujo; como lo indica la teoría de las restricciones, debe actuar como el tambor del proceso.

Las variables relevantes para la gestión y el control del flujo en el servicio de urgencia entonces son:

- Número de pacientes en la sala de espera por categoría. Esta información hoy es desconocida.

- Tiempo promedio de espera por categoría. Esta variable es relevante para el servicio de urgencia y para los pacientes, en especial los de categorizados en C3, C4 y C5 ya que podrán decidir si quedarse en el servicio de urgencia o ir a la A.P.S
- Paciente en la sala de urgencia con el mayor tiempo de espera por categoría. Esta variable también puede ayudar a pacientes a decidir si quedarse a esperar, volver en otro horario o ir a A.P.S.
- Número de boxes con pacientes estabilizados en espera de cama o ambulancia. Esta variable también debe ser compartida con la administración del hospital para ayudar a gestionar camas necesarias.
- Número de camas esperadas a necesitar. Esta variable se puede calcular $(0,68*C1 + 0.35*C2 + 0,19*C3 + 0.05*C4 + 0.01*C5)$.
- Tiempo total de estancia de pacientes por categoría. Esta es una variable de gestión que permitirá saber el avance en la gestión del flujo de pacientes.

En la actualidad estas variables no son monitoreadas en tiempo real, por lo que es muy difícil regular el tránsito de los pacientes.

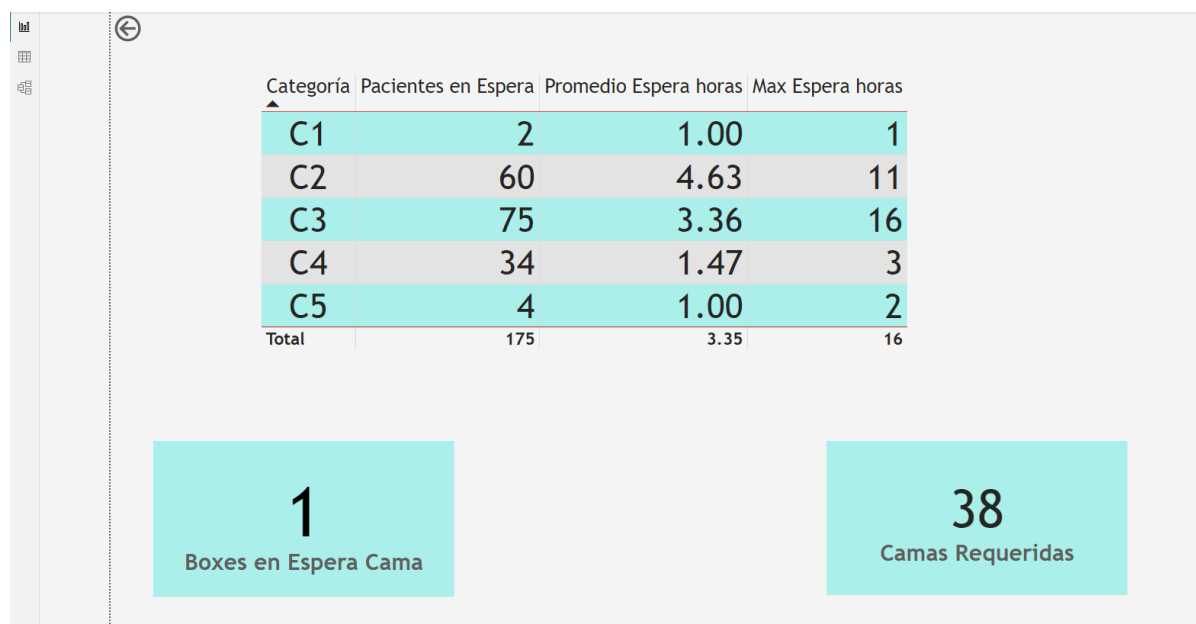
Se debe observar que en el modelo planteado se intenta evitar que los pacientes queden hospitalizados en los boxes de atención de urgencia indicando al jefe de la unidad cuantas camas se espera necesitar para así hacer las gestiones para habilitar las camas. Al conversar de este modelo con funcionarios del Hospital de Talca, me sugirieron ampliar el pronóstico de camas detallando cuantas eran pediátricas, lo cual que es imposible de realizar con los datos obtenidos, ya que no está la información de la edad de los pacientes.

Por otro lado, no se propone una respuesta a la demanda de pacientes C3, C4 y C5, debido a:

- El error que existe en la categorización es posible categorizar a un paciente C3 y en realidad era C1.
- Se debe estudiar si los pacientes C3, C4 y C5 van al servicio de emergencia dado una ineficiencia en la A.P.S. Puede que se requiera de hora de atención espontaneas en A.P.S. En este punto es importante destacar que la dependencia de la A.P.S es municipal. Pueda que exista un problema de financiamiento.

Para operacionalizar el modelo propuesto se crea un tablero de control en Power BI.

Figura 8: Propuesta de nuevos indicadores



El tablero de control es simple dado a que no recoge todas las variables que el servicio de urgencia debe gestionar sino solo las propuestas a raíz del análisis realizado en esta tesis. Existen otras variables que el Ministerio de Salud exige reportar.

5. CONCLUSIONES

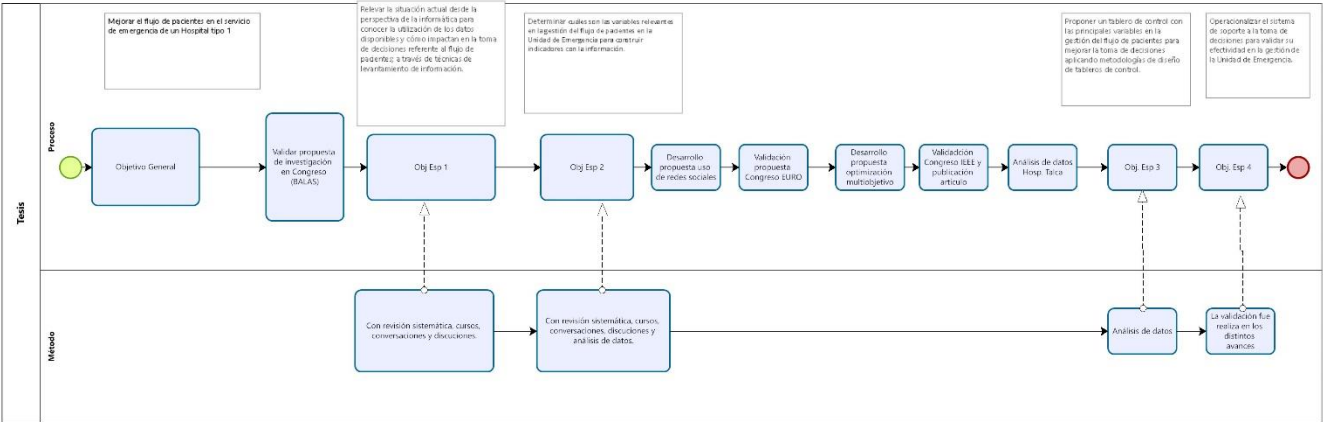
El primer objetivo relevar la situación actual desde la perspectiva de la informática para conocer la utilización de los datos disponibles y cómo impactan en la toma de decisiones referente al flujo de pacientes; a través de técnicas de levantamiento de información. En el servicio de emergencia de los hospitales en Chile se registra información referente al ingreso y flujo de los pacientes. Sin embargo, esta información no es visualizada en tiempo real por lo que no se toman decisiones ocupando la información disponible.

El segundo objetivo específico determinar cuáles son las variables relevantes en la gestión del flujo de pacientes en la unidad de emergencia para construir indicadores con la información; a través de revisión de literatura y complementada con entrevistas semi-estructuras a distintos jefes de servicios de unidades de emergencia de hospitales tipo 1 en Chile. En un comienzo existía la hipótesis que el flujo estaba afectado por la disponibilidad de los insumos médicos, sin embargo, se determina que el flujo está afectado por una deficiencia en el *triage*, lo que provoca desconfianza en los pacientes junto con la inhabilidad de poder trasladar a los pacientes estables que requieren hospitalización por falta de camas. La falta de camas provoca que los pacientes se queden “hospitalizados” en el servicio de emergencia afectando los boxes disponibles para la atención.

Se cumple con el tercer objetivo específico proponer un tablero de control con las principales variables en la gestión del flujo de pacientes para mejorar la toma de decisiones aplicando metodologías de diseño de tableros de control. El tablero se construye en Power BI con la información disponible en el sistema pero que ahora puede ser visualizada en tiempo real.

Operacionalizar el sistema de soporte a la toma de decisiones para validar su efectividad en la gestión de la unidad de emergencia. El recorrido de la tesis se describe en la figura 9.

Figura 9: Recorrido tesis



Habiendo cumplido los objetivos específicos se logra mejorar el flujo de pacientes en el servicio de emergencia de un Hospital tipo 1 (alta complejidad y centro de referencias de hospitales de mejor complejidad) en Chile, minimizando el tiempo de atención a los pacientes mediante la optimización los recursos disponibles a través del desarrollo de un SSD.

El *triage* es la información que se utiliza para priorizar el ingreso los boxes de emergencia y dado que la espera es mayor a lo deseado y las patologías evolucionan se propone contar con un *triage* dinámico, esto es mediante dispositivos tipo banda inteligentes monitorear a los pacientes que están en la espera. La información de los dispositivos se enviará a un sistema el que al detectar cambios en pulso, temperatura corporal u oxígeno en la sangre emitirá una alerta. Para probar esta idea se propone desarrollar un experiencia donde voluntarios suban sistemáticamente la información de salud que le

entrega sus dispositivos a un sistema el que mediante inteligencia artificial le recomiende visitar a un médico.

La salida de la unidad de emergencia es más compleja debido a la necesidad de camas de hospitalización o ambulancia si el paciente debe ser trasladado a otro recinto hospitalario de mayor complejidad. Pero no se puede perder de vista a los pacientes que se les estabiliza y son remitidos a sus hogares dada la baja certeza que existe en el *triage*. A estos pacientes se les debe ofrecer una banda inteligente y un sistema para que puedan ser monitoreados remotamente.

6. REFERENCIAS

- Abdelaziz, A. M., Alarabi, L., Basalamah, S., & Hendawi, A. (2021). A multi-objective optimization method for hospital admission problem—a case study on COVID-19 patients. *Algorithms*, 14(2), 1–14.
<https://doi.org/10.3390/a14020038>
- Aguilera, X., Castillo, C., Covarrubias, T., Delgado, I., Fuentes, R., Gómez, M. I., & Soto, M. (2019). *ESTRUCTURA Y FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA DE SALUD CHILENO*.
- Al-Refaie, A., Fouad, R. H., Li, M. H., & Shurrab, M. (2014). Applying simulation and DEA to improve performance of emergency department in a Jordanian hospital. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 41, 59–72.
<https://doi.org/10.1016/j.simpat.2013.11.010>
- Alsiddiky, A., Awwad, W., bakarman, K., Fouad, H., Hassanein, A. S., & Soliman, A. M. (2020). Priority-based data transmission using selective decision modes in wearable sensor based healthcare applications. *Computer Communications*, 160, 43–51. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.05.039>
- Al-Zuheri, A., Vlachos, I., & Amer, Y. (2021). APPLICATION OF LEAN SIX SIGMA TO REDUCE PATIENT WAITING TIME: LITERATURE REVIEW. *International Journal for Quality Research*, 15(1), 241–258.
<https://doi.org/10.24874/IJQR15.01-14>
- Anderson, S., Pearo, L. K., & Widener, S. K. (2008). Drivers of service satisfaction: Linking customer satisfaction to the service concept and customer characteristics. *Journal of Service Research*, 10(4), 365–381.
<https://doi.org/10.1177/1094670508314575>
- Artaza, O., Barría, M. S., Fuenzalida, A., Nuñez, K., Quintana, A., Vargas, I., Venegas, C., & Vidales, A. (2016). *Modelo de gestión de establecimientos hospitalarios*. 9, 88.
- Arteaga, Ó., Beyer, H., Martínez, S., Santelices, E., Velasco, C., & Villarino, S. (2017). Propuesta de modernización y fortalecimiento de los prestadores estatales de servicios de salud. *Cep*, 23.
- Benner, M. J., & Tushman, M. L. (2001). *EXPLOITATION, EXPLORATION, AND PROCESS MANAGEMENT: THE PRODUCTIVITY DILEMMA REVISITED*.
- Bittencourt, O., Verter, V., & Yalovsky, M. (2018). Hospital capacity management based on the queueing theory. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 67(2), 224–238.
<https://doi.org/10.1108/IJPPM-12-2015-0193>
- Bolton, R. N., Gustafsson, A., Mccoll-Kennedy, J., Sirianni, N. J., & Tse, D. K. (2014). Small details that make big differences: a radical approach to consumption experience as a firm’s differentiating strategy. *Journal of Service Management*, 25, 253–274. <https://doi.org/10.1108/JOSM-01-2014-0034#sthash.00sJ4wol.dpuf>
- Busch, C., Blickle, M., Schmidt, B., Sievers, L. K., & Pfitzer, C. (2021). Sars-cov-2 in pediatric inpatient care: Management, clinical presentation and utilization of healthcare capacity. *Healthcare (Switzerland)*, 9(9).
<https://doi.org/10.3390/healthcare9091190>
- Chase, R., Jacobs, R., & Aquilano, N. (2007a). *Administracion de Operaciones*.
- Chase, R., Jacobs, R., & Aquilano, N. (2007b). *Administracion de Operaciones*.

- Cildoz, M., Ibarra, A., & Mallor, F. (2019). Accumulating priority queues versus pure priority queues for managing patients in emergency departments. *Operations Research for Health Care*, 23. <https://doi.org/10.1016/j.orhc.2019.100224>
- Daly, A., Teeling, S. P., Ward, M., Mcnamara, M., & Robinson, C. (2021). The Use of Lean Six Sigma for Improving Availability of and Access to Emergency Department Data to Facilitate Patient Flow. *Public Health*, 18, 11030. <https://doi.org/10.3390/ijerph>
- Derlet, R. W., & Richards, J. R. (2008). Ten solutions for emergency department crowding. *The Western Journal of Emergency Medicine*, 9(1), 24–27.
- Dong, A., Guo, J., & Cao, Y. (2021). Medical Information Mining-Based Visual Artificial Intelligence Emergency Nursing Management System. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/4253606>
- Fagefors, C., Lantz, B., & Rosén, P. (2020). Creating short-term volume flexibility in healthcare capacity management. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(22), 1–18. <https://doi.org/10.3390/ijerph17228514>
- ¿FONASA o Isapre? - Orientación en Salud. Superintendencia de Salud, Gobierno de Chile. (n.d.). Retrieved September 19, 2023, from <http://www.supersalud.gob.cl/difusion/665/w3-article-6444.html>
- Goy, A., Nishtar, S., Dzau, V., Balatbat, C., & Diabo, R. (2019). *Health and healthcare in the Fourth Industrial Revolution: Global Future Council on the Future of Health and Healthcare 2016-2018*.
- Grönroos, C. (2007). Service Management and Marketing. In *European Journal of Marketing* (Vol. 15). <https://doi.org/10.1108/EUM00000000004874>
- Gupta, A., & Katarya, R. (2020). Social media based surveillance systems for healthcare using machine learning: A systematic review. In *Journal of Biomedical Informatics* (Vol. 108, p. 103500). Academic Press Inc. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103500>
- Haywood-Farmer, J., & Nollet, J. (1985). Productivity In Professional Services. *The Service Industries Journal*, 5(2), 169–180. <https://doi.org/10.1080/02642068500000024>
- I. Sistema de Salud en Chile. (2021).
- Improta, G., Borrelli, A., & Triassi, M. (2022). Machine Learning and Lean Six Sigma to Assess How COVID-19 Has Changed the Patient Management of the Complex Operative Unit of Neurology and Stroke Unit: A Single Center Study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(9). <https://doi.org/10.3390/ijerph19095215>
- Jain, V. K., Kumar, S., & Fernandes, S. L. (2017). Extraction of emotions from multilingual text using intelligent text processing and computational linguistics. *Journal of Computational Science*, 21, 316–326. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.01.010>
- Katsaliaki, K., & Mustafee, N. (2011). Applications of simulation within the healthcare context. *Journal of the Operational Research Society*, 62(8), 1431–1451. <https://doi.org/10.1057/jors.2010.20>
- Kedziora, D., & Smolander, K. (2022). *Responding to Healthcare Emergency Outbreak of COVID-19 Pandemic with Robotic Process Automation (RPA)*. <https://hdl.handle.net/10125/80092>

- Kenyon, C. C., Hill, D. A., Henrickson, S. E., Bryant-Stephens, T. C., & Zorc, J. J. (2020). Initial effects of the COVID-19 pandemic on pediatric asthma emergency department utilization. *Journal of Allergy and Clinical Immunology: In Practice*, 8(8), 2774-2776.e1. <https://doi.org/10.1016/j.jaip.2020.05.045>
- Koufteros, X. (2008). The human element in airline service quality: Contact personnel and the customer. *Article in International Journal of Operations & Production Management*. <https://doi.org/10.1108/01443570810895267>
- Kuaban, G. S., Kumar, R., Soodan, B. S., & Czekalski, P. (2020). A multi-server queuing model with balking and correlated reneging with application in health care management. *IEEE Access*, 8, 169623–169639. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3024259>
- La cuarta revolución industrial*. (n.d.).
- Lee, & Howard. (2014). Paging Dr. Watson: IBM's Watson Supercomputer Now Being Used in Healthcare. *Journal of AHIMA*, 85(5), 44–47.
- Leite, Higor, Lindsay, Claire and Kumar, M. (2020). COVID-19 outbreak: implications on healthcare operations. *TQM Journal*, 33(1), 247–256.
- Liu, Z., Rexachs, D., Epelde, F., & Luque, E. (2017). An agent-based model for quantitatively analyzing and predicting the complex behavior of emergency departments. *Journal of Computational Science*, 21, 11–23. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.05.015>
- Lozada, J. O. (2014). *Investigación Aplicada: Definición, Propiedad Intelectual e Industria*.
- Lyng, H. B., Macrae, C., Guise, V., Haraldseid-Driftland, C., Fagerdal, B., Schibevaag, L., Alsvik, J. G., & Wiig, S. (2022). Exploring the nature of adaptive capacity for resilience in healthcare across different healthcare contexts; a metasynthesis of narratives. *Applied Ergonomics*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2022.103810>
- Mahomed, S. (2018). Healthcare, artificial intelligence and the Fourth Industrial Revolution: Ethical, social and legal considerations. *South African Journal of Bioethics and Law*, 11(2), 93. <https://doi.org/10.7196/sajbl.2018.v11i2.664>
- Mathur, P. (2014). Automated surveillance systems for health care associated infections: Need of the hour. In *Indian Journal of Medical Microbiology* (Vol. 32, Issue 1, pp. 3–5). <https://doi.org/10.4103/0255-0857.124285>
- McCaughey, D., Erwin, C. O., & DelliFraine, J. L. (2015). Improving capacity management in the emergency department: A review of the literature, 2000-2012. *Journal of Healthcare Management*, 60(1), 63–75. <https://doi.org/10.1097/00115514-201501000-00011>
- McLaren, T. S., Head, M. M., & Yuan, Y. (2004). Supply chain management information systems capabilities. An exploratory study of electronics manufacturers. *Information Systems and E-Business Management*, 2(2–3), 207–222. <https://doi.org/10.1007/s10257-004-0035-5>
- Mendling, J., Vom Brocke, J., Daniel, F., di Milano, P., Søren Debois, I., Dumas, M., Dumas, M., La Rosa, M., Solti, A., Singh, M. P., Leopold, H., Recker, J., Reijers, H. A., Rinderle-ma, S., Schulte, S., Weber, B., Weidlich, M., Weber, I., Van Der Aalst, W., ... Zhu, L. (2018). Blockchains for Business Process Management-Challenges and Opportunities. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 9(1). <https://doi.org/10.1145/3183367>
- Miranda, M. (2012). *Estudio UC: 62 de los aranceles Fonasa cubre menos del valor real de la prestación - LaSegunda.com*.

- Mollema, L., Harmsen, I. A., Broekhuizen, E., Clijnk, R., De Melker, H., Paulussen, T., Kok, G., Ruiter, R., & Das, E. (2015). Disease detection or public opinion reflection? content analysis of tweets, other social media, and online newspapers during the measles outbreak in the Netherlands in 2013. *Journal of Medical Internet Research*, 17(5). <https://doi.org/10.2196/jmir.3863>
- Mora, G. (2018). Siglo XXI economía de la información: gestión del conocimiento y Business Intelligence, el camino a seguir hacia la competitividad. *SIGNOS - Investigación En Sistemas de Gestión*, 10(2), 161–174. <https://doi.org/10.15332/s2145-1389.2018.0002.09>
- Morley, C., Unwin, M., Peterson, G. M., Stankovich, J., & Kinsman, L. (2018). Emergency department crowding: A systematic review of causes, consequences and solutions. *PLOS ONE*, 13(8), e0203316. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0203316>
- Neill, D. B., & Heinz, H. J. (2012). *HEALTH New Directions in Artificial Intelligence for Public Health Surveillance*. www.computer.org/intelligent
- Nguyen, M., Corbin, C. K., Eulalio, T., Ostberg, N. P., Machiraju, G., Marafino, B. J., Baiocchi, M., Rose, C., & Chen, J. H. (2021). Developing machine learning models to personalize care levels among emergency room patients for hospital admission. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 28(August), 2423–2432. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocab118>
- Nuruzzaman ELMO, M., Khadeer Hussain, O., & Nuruzzaman, M. (2018). A Survey on Chatbot Implementation in Customer Service Industry through Deep Neural Networks IntelliBot View project SLA assurance for Cloud services View project A Survey on Chatbot Implementation in Customer Service Industry through Deep Neural Networks. *2018 IEEE 15th International Conference on E-Business Engineering (ICEBE)*. <https://doi.org/10.1109/ICEBE.2018.00019>
- Objetivos y metas de desarrollo sostenible - Desarrollo Sostenible*. (n.d.). Retrieved September 19, 2023, from <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>
- Ortíz-Barrios, M. A., & Alfaro-Saiz, J. J. (2020). Methodological approaches to support process improvement in emergency departments: A systematic review. In *International Journal of Environmental Research and Public Health* (Vol. 17, Issue 8). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/ijerph17082664>
- Pardede, A. M. H., Mawengkang, H., Zarlis, M., Tulus, T., Maulita, Y., Fauzi, A., & Novriyenni, N. (2018). Framework for patient service queue System For Decision Support System on Smart Health Care. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7(2.13 Special Issue 13), 337–340. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i2.13.16915>
- Pilati, F., & Tronconi, R. (2023). Multi-objective optimisation for sustainable few-to-many pickup and delivery vehicle routing problem. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2220826>
- Pinhanez, C. (2008). Service systems as customer-intensive systems and its implications for service science and engineering. *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 1–10. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2008.389>
- Raghupathi, W., & Raghupathi, V. (2014). *Big data analytics in healthcare : promise and potential*. 1–10.

- Ricciardi, C., Ponsiglione, A. M., Converso, G., Santalucia, I., Triassi, M., & Improta, G. (2020). Implementation and validation of a new method to model voluntary departures from emergency departments. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 18(1), 253–273. <https://doi.org/10.3934/MBE.2021013>
- Schwab, K. (2016). The Fourth Industrial Revolution: what it means and how to respond. *World Economic Forum*, 1–7.
- Shahnaz, A., Qamar, U., & Khalid, A. (2019). Using Blockchain for Electronic Health Records. *IEEE Access*, 7, 147782–147795. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2946373>
- Sistemas y Servicios de Salud - OPS/OMS | Organización Panamericana de la Salud*. (n.d.). Retrieved September 21, 2023, from <https://www.paho.org/es/sistemas-servicios-salud>
- Souza, D. L., Korzenowski, A. L., Alvarado, M. M., Sperafico, J. H., Ackermann, A. E. F., Mareth, T., Scavarda, A. J., Gargiulo, P., & Giansanti, D. (2021). *healthcare A Systematic Review on Lean Applications' in Emergency Departments*. <https://doi.org/10.3390/healthcare>
- Tang, L., Bie, B., & Zhi, D. (2018). Tweeting about measles during stages of an outbreak: A semantic network approach to the framing of an emerging infectious disease. *American Journal of Infection Control*, 46(12), 1375–1380. <https://doi.org/10.1016/j.ajic.2018.05.019>
- Tapscott, A. (2017). La revolución blockchain Descubre cómo esta nueva tecnología transformará la economía global. *Deusto*, 1, 439.
- Toussaint, J. S., & Correia, K. (2018). *Why Process Is U.S. Health Care's Biggest Problem*.
- Tran, T., & Lee, K. (2016). *Understanding Citizen Reactions and Ebola-Related Information Propagation on Social Media*. ASONAM. <http://www.cdc.gov/vhf/ebola/outbreaks/2014-west-africa/previous-case->
- Trkman, P. (2010). The critical success factors of business process management. *International Journal of Information Management*, 30, 125–134. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2009.07.003>
- Velázquez-Guzmán, M. A., Morales-Hernández, A. E., Fonseca-Carrillo, I., & Brugada-Yáñez, A. (2017). Correlación clínica del triage con el diagnóstico clínico de ingreso y egreso realizado en los pacientes que acuden al servicio médico de urgencias de un hospital privado. *Medicina Interna de Mexico*, 33(4), 466–475.
- Welch, S. J., Asplin, B. R., Stone-Griffith, S., Davidson, S. J., Augustine, J., & Schuur, J. (2011). Emergency department operational metrics, measures and definitions: Results of the second performance measures and benchmarking summit. *Annals of Emergency Medicine*, 58(1), 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.annemergmed.2010.08.040>
- Yadav, R. K., & Dabhade, N. (2013). *Service marketing triangle and GAP model in hospital industry*. 8, 77–85. <https://doi.org/10.18052/www.scipress.com/ILSHS.8.77>
- Yaduvanshi, D., & Sharma, A. (2019). Application of Queuing Theory to Optimize Waiting-Time in Hospital Operations. *OPERATIONS AND SUPPLY CHAIN MANAGEMENT*, 12(3), 165–174.
- Yang, D. Y., Wang, K. H., & Kuo, Y. T. (2011). Economic application in a finite capacity multi-channel queue with second optional channel. *Applied Mathematics and Computation*, 217(18), 7412–7419. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2011.02.031>
- Zambrano S., & Alvarado F. (2011). 2. *Surgimiento y evolución de la ingeniería industrial*.

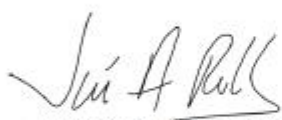
Anexo 1: Presentación en Congreso Balas



June 09th 2020

Certificate of Participation

We hereby certify that **Leopoldo López** has participated in the Management III session and been a valuable part of this year's Doctoral Colloquium of the **Business Association of Latin American Studies Conference**.


José Antonio Robles Flores
Doctoral Colloquium Chair


Ricardo E. Buitrago R.
BALAS Conference Chair


Sergio Olavarrieta
BALAS President

BALAS Doctoral Colloquium 2020





Prof. Leopoldo Lopez

Universidad de Talca
Parcela 15
3460000 Talca
Maule
Chile

Athens, July 15, 2021

Certificate of Attendance

This is to certify that

Prof. Leopoldo Lopez

attended the 31st European Conference on Operational Research (EURO 2021), in Athens, Greece from the 11th to the 14th of July, 2021., presenting the following paper, co-authored with Dr. Lorena Bearzotti, Dr. Raymundo Forradelas, :

Use of social networks to forecast demand in a Health System

Sincerely,

Nikolaos Matsatsinis
Conference Chair of the Organising Committee of the 31st European Conference on Operational Research (EURO 2021)

Anexo 3: Presentación Congreso ISMCR 2022

THIS IS YOUR REGISTRATION CONFIRMATION

ISMCR 2022 International Symposium on Measurement and Control of Robotics 2022 Sep 28, 2022 8:00 AM - Sep 30, 2022 11:00 PM (CT) Houston, TX	
NAME Leopoldo Lopez	EMAIL llopez@utalca.cl
CONFIRMATION CODE 83J2QYHF	

Registration Summary

OPTION GROUP	OPTION	PRICE	SUBTOTAL
Registration Options	Authors ONLINE - By August 1st	110.00 USD	110.00 USD
		SUBTOTAL	110.00 USD
		FEE	6.60 USD
		TOTAL	116.60 USD

Registration Type

Authors ONLINE - By 1 August

Payment History

DATE	TRANSACTION	AMOUNT	CURRENT BALANCE
Jul 27, 2022 9:37 AM	Order Placed	116.60 USD	116.60 USD
Jul 27, 2022 9:37 AM	Payment Processed (0584)	-116.60 USD	0.00 USD

Eventleaf Online Event Registration Management Platform
www.eventleaf.com

© 2022 Jolly Technologies Inc. All rights reserved.



Proposal for a Multi-objective Optimization Information System for Referral of Patients from the Emergency Unit

Leopoldo López Lastra
Escuela de Ingeniería
Informática Empresarial
Universidad de Talca
Talca, Chile
llopez@utalca.cl

Lorena Bearzotti
Escuela de Construcción y Transporte
Pontificia Universidad Católica de
Valparaíso
Valparaíso, Chile
lorena.bearzotti@pucv.cl

Raymundo Forradellas
Doctorado Ingeniería Industrial
Universidad Nacional de Cuyo
Mendoza, Argentina
kike@uncu.edu.ar

Abstract—This paper presents a multi-objective modeling process that formulates a system under various constraints so that its performance can be optimized. In this approach, different objectives are formulated individually first and combined with (priority parameters) together into a single objective function that serves as the main part of an optimization problem. Operational constraints are identified to further restrict the solution space into a finite set of feasible solutions that can be searched and evaluated in a reasonable timeframe.

The workability of this multi-objective modeling process is demonstrated in the hospital system in Chile where efficiency is modeled under the constraints of operational capability that relies on available supply and the replenishing behavior. The operational data are collected and used as inputs to the modeling process, and the optimized replenishing behavior is determined so that the efficiency of having as many patients as possible under the availability of necessary supplies can be obtained for automating the operational process.

Keywords—Multi-Objective optimization, emergency unit, and healthcare information system.

I. INTRODUCTION

The Emergency Unit represents the first form of admission to a hospital. In the Chilean public system, once a patient is stabilized in the Emergency unit she has no way of choosing the Hospital that will treat them, which makes hospitals behave as monopolies with few incentives to improve their internal processes.

Therefore the Healthcare Ministry has intervened in the system with regulations that seek to encourage the improvement of hospital processes. One of the new regulations, implemented in 2002, makes the payment to hospitals by a Diagnosis-Related Group (GRD), which allows for forming groups of patients that individually have common patterns and characteristics. By identifying groups of patients, it is possible to standardize clinical care processes to treat certain pathologies and make hospital work more efficient." [1]. This same study estimates "efficiency differences in hospital spending in 56 hospitals analyzed... ranging between 3% and up to 93% between the most efficient facilities compared to the least efficient concerning their equivalent expenditure per discharge."

Although no information explains the difference between the benefits provided by the different hospitals, the newspaper *Diario el Mostrador* in 2019 warned that "the workers of the San José Hospital denounced that basic

laboratory supplies are missing to carry out emergency tests... and that they are experience contamination of the supplies necessary to perform ophthalmological operations." [1]

The lack of medical supplies may be the main cause of the difference in productivity of the different hospital services. When a hospital runs out of a supply, it must buy it, but given the law and the existing hospital debt in Chile, this purchase is slowed down, forcing the patient to wait in a hospital bed, which has an a proximity daily cost of US\$100. This only adds cost and makes the care and recovery of the patient more expensive, in addition, it increases the risk of contracting a nosocomial infection.

In the Covid-19 management, an integrated network of hospitals was established. Patients were hospitalized where there were resources to available. The main decision variable being the availability of ICU beds and mechanical ventilators. This care system can be extended to the other morbidities that the care network deals with, but then a support tool must be created for the decision to accept a patient in a hospital. This system must interoperate with other hospital systems, although in Chile there is a delay in the implementation of information systems in public hospitals, it is expected that this condition will be solved in the short term. In the rest of the world, this proposed system can also be applied so that, regardless of the health system, the evidence agrees that the patient should be recovered in the shortest possible time [2].

II. BACKGROUND

In dealing with Covid-19 the healthcare system worked for the first time as one system. They send patients to the nearest hospital that had beds and ventilators available. This good experience led the political thinkers that this should be done to treat all kinds of illnesses. But some medical treatments are more complex, they use special resources that are expensive and are not kept in large stocks. Also, there are no inventory systems in most Chilean hospitals, so it is difficult to know if the hospital has the necessary resource to treat a particular patient. In Chile, by a law called of transparency, the purchase process of all public institutions is long and expensive. Therefore, even though if a patient is sent to a hospital that has a bed availability it can take a long amount of time to treat that patient, and this can lower the hospital productivity. The obvious answer to solve the problem of where to treat a patient is to build a multi-

objective model. There are some research questions to be answered:

RQ1. How much treatment time will be saved if the patient is sent to an optimal hospital?

RQ2. What is the logistical cost of this solution?

III. LITERATURE REVIEW

Identifying the correct hospital for a patient is not an easy task [3]. To adequately solve this problem we must know the patient's health status, and the hospital's care capacity in terms of beds, supplies, and human resources available. Abdelaziz et al. (2021) propose a multi-objective model to assign patients with Covid-19 to a hospital depending on their care capacity.

Most of the existing literature regarding the Emergency Unit seeks to optimize the Emergency care process, this is done [4] by discrete events simulation. The solutions seek to improve coordination and efficient use of resources. Another discrete event simulation is proposed to reduce the waiting time in the Emergency Unit [5]. Nguyen developed a model using machine learning to estimate the need for ICU beds and Non-ICU [6] beds according to the demand and the Electronic Medical Records of patients admitted to the Emergency Unit. However, in Chile, the use of the electronic medical record is not yet widely spread among public hospitals, and it is assumed that the resources to care for patients exist, which is not fully met either.

For their part, [7] uses discrete event simulation to analyze the patient flow and propose a divided and parallel flow.

The difficulty that the Emergency Unit has is not only internal but that patients stay in the attention boxes waiting for hospital beds[8].

An optimization system that is useful in the healthcare context must receive and send information to other parts of the healthcare system. The objective of interoperability in information systems is to connect applications and data so that the information is always available and accessible to facilitate the workflow of the professionals [9].

There are different protocols of common communication architectures and standards to achieve interoperable systems in medical systems, an example is Health Level 7 (HL7) [10].

IV. MULTI-OBJECTIVE MODEL FOR THE ADMISSION OF A PATIENT TO THE HOSPITAL

A hospital needs to maximize the number of patients it serves and at the same time minimize the patient's time in the hospital. The less time the hospital takes in recovering a patient the lesser the inpatient cost. The first objective is the *raison d'être* of a hospital in a geographical area, to be able to meet local demand, however, this cannot be detrimental to the health of the community. The longer a patient spends in a hospital unnecessarily, the more risk he/she has of contracting hospital-acquired infections, and the hospital's ability to care for other patients decreases.

The model presented assumes that the patient is stabilized in an Emergency Department, then the patient can be realized or hospitalized. At present, if a patient must be hospitalized this will be done in the same hospital. But the

treatment of Covid-19 taught us that the patient can be hospitalized in different places depending on the availability of resources to treat the disease. These learning went even through the Chilean Constitution proposal [11], which advocates for an integrated health system. Covid-19 treatment is somewhat easy resource-wise, basically bed and ventilator must be accounted for. But as the pandemic decreases, hospitals in Chile are starting to treat other pathologies which are more complex, these pathologies need special medications, medical specialists, and imaginary exams, which are not in a national database, so the decision-maker does not know their availability. One of these resources is the ambulance for the transfer of the patient from the Emergency Unit to a Hospital. For the model proposed it will be assumed that there are ambulances available if needed. Even though the reality in Chile is very different, in a major district in Santiago there is 1 ambulance per 175,000 people [12]. The international recommendation is to have 1 ambulance for 70,000 persons [13]. The availability of beds, availability of medical supplies required for treatment, and availability of specialist doctors will be treated as a time to get these resources.

The optimization model has optimized the number of patient served and at the same time minimize the patient's time inside the hospital.

a. Maximize patients served

$$\text{Max } h(x) = \sum x_i \text{ where } x_i = \begin{cases} 0 & \text{if not accepted} \\ 1 & \text{if accepted} \end{cases}$$

b. Minimize the patient's time inside the Hospital

$$\text{Min } f(x) = \sum \alpha_i + \sum \beta_i + \sum \gamma_i$$

Where:

α_i = time to vacate a bed

β_i = time to supply resources needed

γ_i = ambulance transfer time

This objective is important to consider since, in the current situation, patients are stabilized in the Emergency Unit and, if applicable, admitted to that same hospital. This is assuming that the resources are available. But the hospital system is only capable of detecting that a resource is in stock when the resource must be applied to the patient. If a resource is not available, the hospital unit manager must request it to the Medical Directive so it can be purchased. Given the law that governs the public systems purchases in Chile, this purchase process is slow and expensive. The purchase process, considering the time and people involved, can exceed the value of the resources to be acquired. While the decision to purchase the resource today is made when the resource is needed, the decision was made when the patient was admitted to the hospital.

Restriction:

$$\sum x_i \leq 1, \text{ the patient can be sent to one hospital.}$$

This multi-optimization problem was solved using NSGA2 run in an algorithm in R. The model contained eight hospitals in Chile that were geolocated.

Table 1 – Table with Hospital's Location

Hospital	Longitud	Latitud
1	-32.6218898	-70.7178519
2	-33.409271	-71.1460237
3	-33.4298202	-70.6151266
4	-23.659083	-70.3962191
5	-32.8296171	-70.396389
6	-26.3445423	-70.6167299
7	-37.4734851	-73.3482112
8	-23.1020056	-70.4466922

In a table 2, we assume dates for the availability of different resources needed.

Table 2 – Table of Attention Time

Hospital	Time to a bed available [Days]	Exams time [Days]	Procedure Time [Days]	Total Time [Days]
1	1	6	12	19
2	0	10	12	22
3	1	1	11	13
4	1	4	1	6
5	4	1	11	16
6	2		14	21
7	2	2	7	11
8	1	4	11	16

A. Multi-objective optimization

In healthcare it is often necessary to optimize several different objective functions to determine the best outcome. Multi-Objective Optimization is the correct tool for this kind of problem [14].

A Pareto optimal solution cannot be improved "without adversely affecting at least one other objective" [15]. "The set of all Pareto optimal solutions is called the Pareto optimal set. The corresponding objective vectors are said to be on the Pareto front" [15]. One of the algorithms used to find a Pareto Front is NSGA-II [16].

B. Genetic algorithm (GA)

Optimization problems can be solved with a Single-solution based metaheuristic algorithms [17], which may get stuck in a local optimum [18], or by a Genetic algorithm (GA) that tries to mimic the biological evolution process. These algorithms show more than one possible solution [19].

The basic elements of GA are chromosome representation, fitness selection, and biological-inspired operators [20]. Chromosomes are strings that take the value

of one or zero [21]. Chromosomes are considered as points in the solution space [22].

The solution must reduce the variability of the process "Lean Six Sigma (LSS) is a method originally used to improve the capability of business processes; it combines lean manufacturing/lean enterprise and relies on a collaborative team effort to improve outcomes by systematically removing waste and variations" [23].

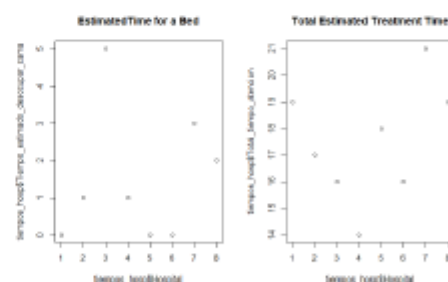
Lean six sigma has been used in The Netherlands for healthcare process improvement due to the Covid-19 crisis. [24]. But the Netherlands is just one example, many countries used Lean concepts to help their health systems cope with the demand that the pandemics brot. [25]

C. The Proposed Solution

Current hospital management systems do not provide the necessary information for the decision to accept a new patient. The information about empty beds is known but it is not clear when beds are getting empty, even though the doctor who is treating the patient knows this information. The availability of medical resources is unknown. It is proposed to create a system that contains the information on the available beds and the beds that must be vacated. Another system is required, this system should indicate the availability of resources and supply times in case they are not available. To give the hospital management the option of committing to buy the missing resources before the patient is admitted to the hospital.

Three scenarios are compared. The first scenario is that the patient waits for a bed in the hospital where the emergency unit is. The second scenario is to move the patient to the hospital with the least waiting time for a bed, and the third scenario is to move the patient according to the optimization result.

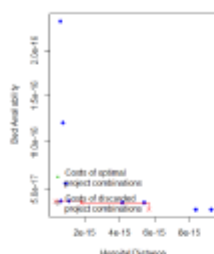
It was model 8 hospitals and random numbers were assigned



For example, if a patient is in hospital 3 in the first scenario, he will stay in that hospital and will have an estimated 13 days in the treatment.

In the second scenario, the patient will be moved to hospital 2 where there is a bed available. The total treatment time is going to be 22 days.

For the third scenario, a model in R was built using the MCO library, the model seeks a closer hospital with bed availability, and was solved using the NSGA2 function with 200 generations. The Pareto front is present in the graph.



Looking into the three scenarios in it is clear that the decision to move the patient only increases variability in the system. The results are not always a decrease in the treatment time, in some cases, the result could be that the patient can be sent to a hospital that will take a longer time than the original hospital in the total treatment time.

There were different approaches taken by healthcare systems to treat the high demand caused by the Covid-19 crisis. Chile opted for an integrated healthcare system, but there were a lot of countries that used Lean systems to increase their capacity and quality. To use an integrated healthcare system, we recommend a multi-objective model to decide in which hospital the patient must be treated, but there is a lot of information that is needed to take a good decision.

To increase quality and capacity we recommend more search in Lean systems and to study the supply chain for healthcare management applied in Chilean.

V. DISCUSSION

Sending patients to a hospital that can treat them properly is a nice idea, but it is risky. Hospitals can learn fast that they are more efficient if they treat fewer pathologies, so there is an incentive for developing time specialties health centers. Local hospitals serve the community and patients have a better recovery if they are near their families. The political focus should be that the hospital has all the resources needed.

In the current Chilean situation allocation of patients to hospitals can introduce variability to the system therefore this policy can decrease the healthcare quality. The focus of the policy should be that the local hospitals have the resources to satisfy the demand. The care must be standardized, and purchases must be done as needed in a time a costly way.

REFERENCES

- [1] "Los problemas financieros de los hospitales públicos que tienen a Matías al borde de una crisis sanitaria - El Mostrador." <https://www.elmostrador.cl/detalle/2019/08/12/los-problemas-financieros-de-los-hospitales-publicos-que-tienen-a-matias-al-borde-de-una-crisis-sanitaria/> (accessed Oct. 09, 2021).
- [2] C. I. Cabrera, A. Y. Ning, Y. Cai, and B. D'Anza, "Systematic Review of Telehealth Cost Minimization for Patients and Health

- Systems in Otolaryngology," *Laryngoscope*, vol. 131, no. 8, pp. 1741–1748, 2021, doi: 10.1002/lary.29321.
- [3] A. M. Abdelaziz, L. Alarabi, S. Basalamah, and A. Headawi, "A multi-objective optimization method for hospital admission problem—a case study on COVID-19 patients," *Algorithms*, vol. 14, no. 2, pp. 1–14, 2021, doi: 10.3390/a14020038.
- [4] Z. Liu, D. Ratsch, F. Epelde, and E. Luque, "An agent-based model for quantitatively analyzing and predicting the complex behavior of emergency departments," *J. Comput. Sci.*, vol. 21, pp. 11–23, 2017, doi: 10.1016/j.jocs.2017.05.015.
- [5] A. Al-Rafiah, R. H. Fouad, M. H. Li, and M. Shurrah, "Applying simulation and DEA to improve performance of emergency department in a Jordanian hospital," *Simul. Model. Pract. Theory*, vol. 41, pp. 59–72, 2014, doi: 10.1016/j.simpat.2013.11.010.
- [6] M. Nguyen *et al.*, "Developing machine learning models to personalize care levels among emergency room patients for hospital admission," *J. Am. Med. Informatics Assoc.*, vol. 28, no. August, pp. 2423–2432, 2021, doi: 10.1093/jamia/ocab118.
- [7] R. Kourad *et al.*, "Modeling the impact of changing patient flow processes in an emergency department: Insights from a computer simulation study," *Oper. Res. Heal. Care*, vol. 2, no. 4, pp. 66–74, 2013, doi: 10.1016/j.orhc.2013.04.001.
- [8] S. Bartlett and D. M. Fatorich, "Emergency department patient preferences for waiting for a bed," *EMA - Emerg. Med. Australas.*, vol. 21, no. 1, pp. 25–30, 2009, doi: 10.1111/j.1742-6723.2008.01147.x.
- [9] L. Cardoso, F. Martins, F. Portela, M. Santos, A. Abellia, and J. Machado, "The next generation of interoperability agents in healthcare," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 11, no. 5, pp. 5349–5371, 2014, doi: 10.3390/ijerph110505349.
- [10] L. Cardoso, F. Martins, and M. Santos, "Interoperability in Health Care," *IGI Glob.*, vol. 7, pp. 689–714, 2018.
- [11] "Conoce el texto sobre el Derecho a la Salud que pasa al borrador de la Nueva Constitución | Colegio Médico." <https://www.colegiomedico.cl/conoce-el-texto-sobre-el-derecho-a-la-salud-que-pasa-al-borrador-de-la-nueva-constitucion/> (accessed Jun. 16, 2022).
- [12] S. C. Woolley, "Automating power: Social bot interference in global politics," *First Monday*, vol. 21, no. 4, Apr. 2016, doi: 10.5210/fm.v21i4.6161.
- [13] Ministerio de Salud, "Modelo Nacional Sistema de Atención Médica de Urgencia SAMU," *Gob. Chile*, p. 46, 2018.
- [14] C. Pike-burke, "Multi-Objective Optimization," pp. 1–6.
- [15] P. Ngatchou, A. Zarei, and M. A. El-Sharkawi, "Pareto multi objective optimization," *Proc. 13th Int. Conf. Intell. Syst. Appl. to Power Syst. ISAP'05*, vol. 2005, pp. 84–91, 2005, doi: 10.1109/ISAP.2005.1599245.
- [16] Y. Yusoff, M. S. Ngadiman, and A. M. Zain, "Overview of NSGA-II for optimizing machining process parameters," *Procedia Eng.*, vol. 15, pp. 3978–3983, 2011, doi: 10.1016/j.proeng.2011.08.745.
- [17] L. M. R. Rare, B. A. Wardijono, Y. I. Chandra, and Latifah, "A comparison study of three single-solution based metaheuristic optimization for stacked auto encoder," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1192, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012066.
- [18] K. C. Ha, C. W. Tsai, and M. C. Chiang, "A Multiple-Search