



UNIVERSIDAD DE CHILE  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE DEMANDA EN EL SERVICIO DE  
URGENCIA DEL HOSPITAL CLÍNICO DE LA UNIVERSIDAD  
CATÓLICA**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

**BENJAMÍN ESTEBAN VÁSQUEZ GONZÁLEZ**

PROFESOR GUÍA:  
ALEJANDRA PUENTE CHANDÍA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
CAROLINA SEGOVIA RIQUELME  
MAURICIO BERNIER MORA

SANTIAGO DE CHILE  
2020

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL  
TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL  
POR: BENJAMÍN VÁSQUEZ GONZÁLEZ  
FECHA: ABRIL 2020  
PROFESOR GUÍA: ALEJANDRA PUENTE**

## **ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE DEMANDA EN EL SERVICIO DE URGENCIA DEL HOSPITAL CLÍNICO DE LA UNIVERSIDAD CATÓLICA**

El presente trabajo aborda el análisis y pronóstico de demanda en el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico UC, perteneciente a la Red de Salud UC Christus. El área con la que se trabajó es el Servicio de Urgencia, que atiende a 5.000 pacientes mensualmente aproximadamente y los separa por la especialidad Adulto, Pediatría y Traumatología. El principal problema de este servicio es la falta de información para tomar decisiones eficientes con respecto a la cantidad y turnos de médicos, ya que no se conoce el detalle de la demanda a atender ni tampoco el dinero que se pierde por abandono de esta debido a los altos tiempos de espera. Además, el tiempo de espera corresponde a uno de los ámbitos más importantes de la atención para el paciente.

El objetivo general de este trabajo es entregar una serie de modelos que predigan satisfactoriamente la demanda por especialidad de manera diaria y mensual. Los objetivos específicos son analizar la demanda histórica, diseñar una serie de modelos predictivos y realizar un análisis de colas para encontrar turnos eficientes y disminuir tiempos de espera. El marco conceptual que aborda este tema corresponde a la minería de datos. En este sentido, se utilizó la metodología KDD que consta de 5 pasos y dentro de ellos el más importante es el cuarto de estos, la minería de datos. En este apartado se obtuvo que la serie exponencial de 6 periodos es la que pronostica mejor tanto diaria como mensualmente para cada especialidad con un 18% y 9% de MAPE, respectivamente. Se recomienda actualizar mínimo una vez al mes estos pronósticos.

El Servicio de Urgencia se encuentra actualmente subdotado de médicos en la especialidad Adulto, donde se presentan tiempos cercanos a la hora y media de espera, alcanzando máximos de 4 horas. Debido a esto y de acuerdo al análisis de colas, se recomienda agregar 12 horas médico en turnos desde las 9 de la mañana hasta las 16 horas, para disminuir el tiempo de espera y aumentar la rentabilidad atendiendo a los posibles clientes fugados. El análisis del mes de agosto de 2018 indica que atendiendo a un 25% de la demanda fugada, el servicio ganaría 4 millones de pesos aproximadamente. Como recomendación, se recalca la importancia de un software que registre adecuadamente los tiempos de espera y atención para el trabajo futuro.

## **AGRADECIMIENTOS**

En primer lugar quiero agradecer a Dios por darme alegría, fuerzas y propósito, por mencionar unas de las tantas cosas que me ha dado, en toda mi vida y mi proceso educacional.

A mi familia por soportarme tantos años y en especial a Diego por pagarme el preuniversitario en tercero medio que me incentivó a iniciar un largo viaje de estudio.

A mi amigo de la vida Benja, por el mutuo crecimiento en la música y las ciencias que tuvimos en el colegio.

A mis amigos de carrera y ahora de vida por las jornadas de estudio y aguantarme, en algunas ocasiones, en los trabajos.

A mis compañeros de equipo de baby fútbol de la universidad, por disfrutar sobre todo como amigos en los torneos y lograr la mayor alegría deportiva de muchos al ganar la copa de la Escuela el año 2017.

A mi tutor de primer año de la universidad, Rodrigo Maripangui, por estar presente en todas y ayudarme en física.

A mis compañeros de tesis, por lograr un ambiente laboral de compañerismo único y musicalmente increíble.

A mis profesores guías por ayudarme y aconsejarme en la tesis.

A mis tutores en la Red Salud UC Christus. Ingrid por todos los consejos, guía, comida y sobre todo por aguantarme tanto. Francisco por la tremenda disposición en ayudar y colaborar con mi tesis.

Gracias a mis amigos y familia por estar en los buenos y sobre todo en los malos momentos.

# Tabla de contenido

Tabla de contenido .....	iii
Índice de figuras .....	v
Índice de tablas .....	vii
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>8</b>
<b>2. ANTECEDENTES DE LA SALUD EN CHILE .....</b>	<b>9</b>
2.1. Sistema de salud.....	9
2.2. Red Salud UC Christus.....	11
2.3. Servicio de Urgencia Red de Salud UC Christus .....	16
<b>3. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN .....</b>	<b>19</b>
3.1. Oportunidad de mejora .....	19
3.2. Hipótesis y alternativas de solución .....	24
3.3. Objetivos del proyecto .....	25
3.3.1. Objetivo general .....	25
3.3.2. Objetivos específicos .....	25
3.4. Alcances del proyecto.....	26
<b>4. MARCO CONCEPTUAL .....</b>	<b>26</b>
4.1. Literatura y antecedentes .....	26
4.2. Metodología.....	29
4.2.1. Minería de datos.....	32
4.2.1.1. Series de tiempo.....	32
4.2.1.2. Regresión lineal.....	34
4.2.2. Machine learning.....	35
4.2.2.1. Support vector machine .....	36
4.2.2.1.1. SVM y regresiones .....	37
4.3. Métricas de desempeño .....	39
<b>5. ANÁLISIS DE DEMANDA.....</b>	<b>40</b>
<b>6. PRONÓSTICO DE DEMANDA.....</b>	<b>52</b>
6.1. Series de tiempo .....	52
6.1.2. Suavización exponencial.....	54
6.1.3. Medias ponderadas.....	56

6.1.4.	Desagregación de pronósticos .....	58
6.1.5.	Comparación de resultados .....	59
6.2.	Regresiones lineales .....	60
6.2.1.	Modelo mensual .....	60
6.3.	Support Vector Machine.....	65
6.4.	Análisis de resultados.....	65
7.	<b>ANÁLISIS DE COLAS .....</b>	<b>68</b>
7.1.	Metodología.....	68
7.2.	Análisis de oferta y demanda .....	69
7.3.	Análisis de sensibilidad .....	75
7.4.	Evaluación económica .....	79
7.5.	Análisis de resultados.....	80
7.6.	Extrapolación del estudio .....	81
8.	<b>CONCLUSIONES .....</b>	<b>83</b>
9.	<b>TRABAJO FUTURO .....</b>	<b>85</b>
10.	<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>86</b>
11.	<b>ANEXOS .....</b>	<b>88</b>
11.1.	Red Salud UC Christus.....	88
11.2.	Análisis de demanda .....	89
11.3.	Análisis de colas.....	94

## Índice de figuras

Ilustración 1: Distribución de previsión de salud en Chile.....	10
Ilustración 2: Organigrama Red Salud UC Christus.....	12
Ilustración 3: Egresos hospitalarios años 2016 - 2018 .....	14
Ilustración 4: Consultas de urgencia años 2016 - 2018 .....	15
Ilustración 5: Proceso de atención en el servicio de urgencia .....	17
Ilustración 6: Organigrama servicio de urgencia .....	18
Ilustración 7: Distribución de tiempos de espera periodo 2014 - 2018 .....	20
Ilustración 8: Oferta de médicos en Urgencia agosto 2018.....	21
Ilustración 9: Resultados encuesta indaga año 2018 .....	22
Ilustración 10: Tasa de ocupación de box de atención en urgencia .....	23
Ilustración 11: Proceso servicio de urgencia .....	24
Ilustración 12: Resultado del ajuste de series de tiempo .....	29
Ilustración 13: Proceso KDD .....	30
Ilustración 14: Hiperplano con máximo margen.....	37
Ilustración 15: SVR con diferentes $\epsilon$ .....	38
Ilustración 16: Evolución de la demanda .....	42
Ilustración 17: Demanda urgencia sector público.....	43
Ilustración 18: Demanda sector público por tipo de establecimiento .....	44
Ilustración 19: Distribución de la demanda años 2017 y 2018 .....	45
Ilustración 20: Porcentaje de pacientes atendidos .....	46
Ilustración 21: Distribución de demanda diaria y horaria.....	47
Ilustración 22: Demanda por especialidad.....	48
Ilustración 23: Distribución demanda pediatría.....	49
Ilustración 24: Demanda por complejidad .....	49
Ilustración 25: Demanda mensual de hospitalizaciones.....	50
Ilustración 26: Distribución de hospitalizados por especialidad .....	51
Ilustración 27: Serie medias móviles demanda semanal agregada modelo $n=2$ ....	54
Ilustración 28: Serie exponencial demanda semanal agregada modelo $n=2$ .....	55
Ilustración 29: Serie medias ponderadas demanda semanal agregada $n = 3$ .....	57
Ilustración 30: Regresión test set demanda mensual agregada .....	61
Ilustración 31: Pronóstico demanda semanal agregada .....	62
Ilustración 32: Pronóstico diario de regresión en formato serie .....	63
Ilustración 33: Demanda por día de agosto .....	69
Ilustración 34: Demanda fugada por día .....	70
Ilustración 35: Llegada de pacientes atendidos Adulto lunes .....	71
Ilustración 36: Turnos médicos urgencia lunes agosto 2018.....	72
Ilustración 37: Modelo en Arena proceso de atención urgencia.....	74
Ilustración 38: Trasplantes de órganos sólidos 2007 - 2018 .....	88
Ilustración 39: Trasplantes de médula ósea 2007 - 2018 .....	88
Ilustración 40: Demanda urgencia en forma de serie .....	89
Ilustración 41: Demanda urgencia en hospitales públicos.....	89
Ilustración 42: Distribución por hora demanda fugada 2017 - 2018 .....	90
Ilustración 43: Distribución demanda de abril 2017 y 2018 .....	90
Ilustración 44: Distribución demanda de noviembre 2017 y 2018 .....	91
Ilustración 45: Demanda mensual agregada periodo de estudio.....	93
Ilustración 46: Distribución semanal de hospitalizados.....	93

<b>Ilustración 47: Distribución de hospitalizados por complejidad periodo 2014 - 2018</b>	<b>94</b>
<b>Ilustración 48: Llegada pacientes Traumatología sábado agosto 2018</b>	<b>94</b>
<b>Ilustración 49: Llegada de demanda total día lunes especialidad Adulto</b>	<b>95</b>

## Índice de tablas

Tabla 1: Establecimientos de salud en Chile periodo 2011 - 2015.....	10
Tabla 2: Hospitales en Chile periodo 2011 - 2015.....	11
Tabla 3: Ingresos brutos Red Salud UC Christus periodo 2015 - 2018.....	14
Tabla 4: Ejemplos de servicios por complejidad.....	17
Tabla 5: Tiempos de espera en Urgencia año 2018.....	19
Tabla 6: Métodos de pronóstico de demanda.....	27
Tabla 7: Error absoluto porcentual de la media (MAPE) para modelo mensual .....	28
Tabla 8: Métricas de desempeño a través del error de pronóstico.....	40
Tabla 9: Variables relevantes para análisis de demanda.....	41
Tabla 10: Variación demanda 2018 .....	44
Tabla 11: Resultados medias móviles .....	53
Tabla 12: Resultados suavización exponencial.....	55
Tabla 13: Ponderaciones de los periodos.....	56
Tabla 14: Resultados medias ponderadas .....	57
Tabla 15: Distribución diaria .....	58
Tabla 16: Distribución diaria de especialidad Pediatría.....	59
Tabla 17: Resultados mejor modelo de series de tiempo.....	60
Tabla 18: Comparación de modelos de regresión lineal.....	64
Tabla 19: Comparación de resultados en regresiones .....	64
Tabla 20: Resultados modelo Support vector machine .....	65
Tabla 21: Mejores modelos diarios por especialidad.....	66
Tabla 22: Mejores modelos mensuales por especialidad .....	67
Tabla 23: Mejores modelos semanales por especialidad .....	67
Tabla 24: Tiempos de espera por especialidad .....	72
Tabla 25: Distribución de tiempos de atención tercera semana agosto .....	73
Tabla 26: Tiempo de espera con demanda fugada.....	75
Tabla 27: Análisis sensibilidad turno 8 horas Adulto .....	76
Tabla 28: Análisis sensibilidad turno 10 horas Adulto .....	77
Tabla 29: Análisis sensibilidad turno 12 horas Adulto .....	77
Tabla 30: Análisis de sensibilidad con nuevos turnos de 12 horas .....	79
Tabla 31: Evaluación económica para diferentes escenarios .....	80
Tabla 32: Demanda años 2017 y 2018 .....	92
Tabla 33: Distribuciones finales de tiempo de atención.....	95

## 1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo se enfocará en el análisis y pronóstico de demanda en el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico de la Universidad Católica, el cual buscará mostrar el comportamiento histórico con los datos más relevantes para el Servicio de Urgencia, estudiar los modelos que mejor ajusten la demanda y realizar un análisis de colas para encontrar, en lo posible, una asignación correcta de médicos de acuerdo a la demanda que enfrenta.

Como motivación al trabajo, el área de la salud en Chile es un tema relevante y pendiente, de acuerdo a lo planteado por Goic (2015), ya que la inversión pública es baja comparada con países de la OCDE y tiene indicadores de salud bajos comparado con estos países, como por ejemplo la cantidad de enfermeros y hospitales por habitantes. Este trabajo mostrará los antecedentes principales de la salud en Chile, cómo funciona el sistema de salud y la participación de un actor privado en la salud en Chile como la Red de Salud UC Christus. Se trabajará en el Hospital Clínico de la UC y en este aspecto, se indagará en los problemas encontrados en el Servicio de Urgencia de este hospital, para señalar las hipótesis principales de estos y qué problemas se abordarán en este trabajo.

Posteriormente se señalará el objetivo principal de este proyecto, los objetivos específicos para poder lograr el objetivo principal y lo que se abarcará para poder solucionar el problema encontrado. Definidos los objetivos, se mostrará el marco conceptual, el que incluye la metodología, las herramientas pertinentes a usar y cómo evaluar el desempeño de estas herramientas.

Una vez se tengan los objetivos claros, el siguiente paso es analizar la demanda histórica de urgencia en el Hospital Clínico UC con variables e información relevante para este servicio. Se realizarán los primeros pronósticos con los modelos pertinentes a utilizar para el problema a solucionar. En esta parte se evaluará el mejor modelo de acuerdo a la métrica de desempeño escogida. Finalmente se realizará el análisis de colas para evaluar la asignación actual de oferta de médicos con respecto a la demanda y realizar un análisis de sensibilidad para llegar a una asignación eficiente de médicos. Se entregarán recomendaciones, conclusiones importantes y los pasos a seguir en el trabajo futuro en el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico de la Universidad Católica.

## 2. ANTECEDENTES DE LA SALUD EN CHILE

### 2.1. Sistema de salud

La Red Salud UC Christus y sus dependencias, forma parte del sistema de salud de Chile. El Observatorio Chileno de Salud Pública dice que este sistema “forma parte de la sociedad organizada y está integrado por un gran conjunto de entidades públicas y privadas (gubernamentales, no gubernamentales e informales), que directa o indirectamente se relacionan con el objetivo de promoción, prevención, cuidado o recuperación de la salud (...)”<sup>1</sup>. Además, la Superintendencia de Salud dice que el sistema de salud en Chile “está compuesto por un sistema mixto de atención integrado por el seguro público, que se denomina Fonasa, que es el Fondo Nacional de Salud, y uno privado denominado Isapre, Instituciones de Salud Previsional”.

Las entidades encargadas de la regulación del sistema de salud son: El Ministerio de Salud (MinSal), la Superintendencia de Salud y el Seremi de Salud. El Ministerio de Salud tiene como rol principal “La formulación, control y evaluación de planes y programas generales en materia de salud”. La Superintendencia de Salud tiene como rol “controlar a Isapres y Fondo Nacional de Salud y velar por el cumplimiento de las obligaciones que les imponga la ley (...)”. De acuerdo con el Ministerio de Salud, el Seremi tiene como rol “asegurar a todas las personas el derecho a la protección en salud ejerciendo las funciones reguladoras, normativas y fiscalizadoras (...)”. Estos son los actores estatales principales.

Este sistema se financia mediante tres principales fuentes: el Estado, las empresas, con un aporte obligatorio por ley de Accidentes del Trabajo y Enfermedades Profesionales, y las mismas personas que utilizan el servicio, mediante sus cotizaciones a las aseguradoras o pago directo por falta de cobertura. Con respecto a los seguros, existen cuatro organismos aseguradores. En primer lugar, está el Fondo Nacional de Salud, organismo público que entrega cobertura al 74,4% de la población del país<sup>2</sup>. En segundo lugar, están las Instituciones de Salud Previsional, instituciones privadas que cubren al 18,7% de la población. En tercer lugar, las Mutuales, instituciones privadas sin fines de lucro encargadas del tratamiento de accidentes de trabajo y enfermedades profesionales de la población. Finalmente se encuentran las Fuerzas Armadas (FF.AA) que cuentan con su propio sistema de previsión de carácter público, que cubre a las personas que son parte de las Fuerzas Armadas de Chile y sus cargas.

---

<sup>1</sup> <http://www.ochisap.cl/index.php/organizacion-y-estructura-del-sistema-de-salud/estructura-organizacional>

<sup>2</sup> Fonasa. Boletín de Estudios: Fonasa y seguros adicionales de salud, Edición 4 – septiembre 2017. Pág. 03

De acuerdo a los datos de la encuesta casen 2017, la distribución de las aseguradoras está fuertemente dominada por la aseguradora estatal Fonasa cubriendo el 78% de la población y seguida por las instituciones privadas. La distribución completa se muestra en la *Ilustración 1*.

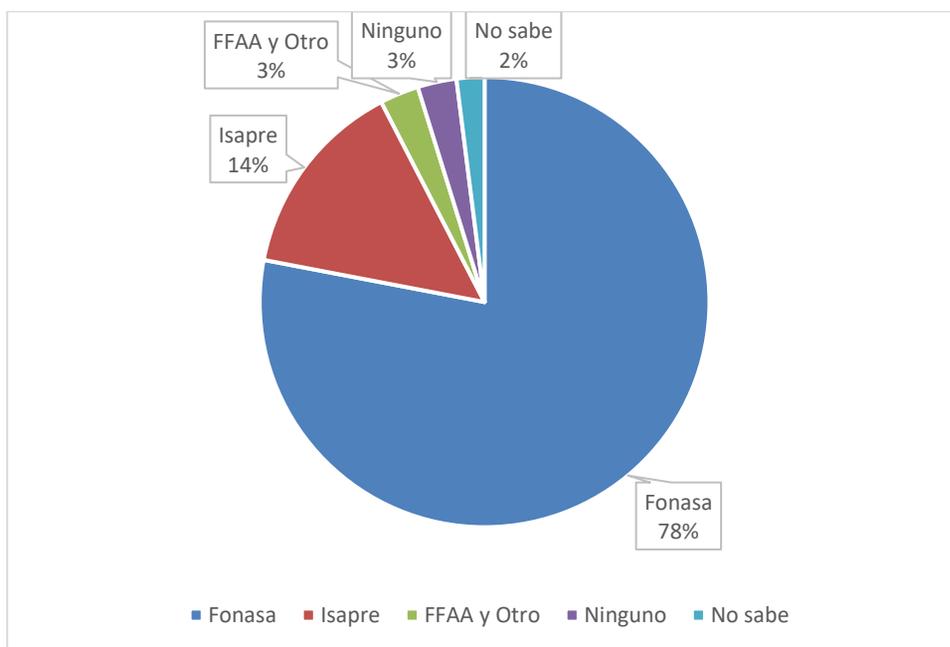


Ilustración 1: Distribución de previsión de salud en Chile

Con respecto a los establecimientos de salud, el Sistema Nacional de Servicios de Salud (SNSS) cuenta con hospitales de baja, mediana y alta complejidad, centros de atención ambulatoria de especialidades, centros de salud o de atención primaria y postas de salud rural. También están los hospitales de mutuales de empleadores, hospitales y clínicas privadas. De acuerdo a los datos obtenidos desde el Compendio Estadístico más reciente disponible elaborado por Instituto Nacional de Estadísticas el año 2017, la cantidad de establecimientos de salud en Chile está distribuida de la siguiente manera:

Tabla 1: Establecimientos de salud en Chile periodo 2011 - 2015

	2011	2012	2013	2014	2015
Establecimientos de salud	2.594	2.548	2.460	2.716	2.819
% Establecimientos públicos	96%	93,8%	93,7%	89,2%	88,2%
% Establecimientos privados	4%	6,2%	6,3%	10,8%	11,8%

Se observa en la *Tabla 1* que al año 2015, del total de establecimientos, solo el 11,8% corresponde a establecimientos privados y el 88,2% a establecimientos públicos.

Además, hay un crecimiento de establecimientos de salud en Chile y cada vez más establecimientos privados.

Tabla 2: Hospitales en Chile periodo 2011 - 2015

	2011	2012	2013	2014	2015
Hospitales	318	369	379	509	556
% Hospitales públicos	67%	56,9%	58,8%	42,2%	41,7%
% Hospitales privados	33%	43,1%	41,2%	57,8%	58,3%

Con respecto a los hospitales en Chile, en la *Tabla 2* se observa que estos han ido aumentando desde 2011 hasta 2015 notoriamente. Es importante notar también que la mayoría de los hospitales desde el 2014 corresponden a entidades privadas. Al año 2015 los hospitales privados ocupan el 58,3% del total y los hospitales públicos un 41,7%.

## 2.2. Red Salud UC Christus

La Red de Salud UC Christus es una de las instituciones privadas dentro del sistema de salud chileno que nace a comienzos de los años 1930 con el nombre de Red de Salud UC y el hito que da el punto de partida fue la construcción del Hospital Clínico de la Universidad Católica en Santiago Centro en el año 1937. Este Hospital Clínico nace con el fin de brindar a la Universidad Católica un recinto hospitalario en donde se pueda terminar la carrera de medicina y los pacientes puedan hospitalizarse allí. A lo largo de los años este Hospital se fue ampliando y la Red de Salud UC fue adquiriendo recintos colindantes y cercanos al Hospital con el fin de dotarlo con una mejor infraestructura y servicios complementarios. Paralelamente se fue adquiriendo centros médicos, unidades de tomas de muestras, se crearon departamentos, se inició la conexión en red de los laboratorios centrales y se fue cambiando la infraestructura tanto del Hospital como del barrio. El hito que marca un cambio en la Red de Salud es la alianza con Christus Health en el año 2012, una organización católica y sin fines de lucro que nace el año 1999 en Estados Unidos. Es una de las 10 instituciones católicas de salud privada más importantes de Estados Unidos y cuenta con operaciones en México, Colombia y Chile. Cuenta además, con aproximadamente 45 mil trabajadores, de los cuales 15 mil son médicos.

Con respecto a la misión de la Red de Salud UC Christus esta declara: “Nuestra misión es entregar a la persona y a su familia una atención de salud integral y de calidad que contribuya a su bienestar, respetando su dignidad e inspirada en principios cristianos, por equipos de gran calidad humana y excelencia profesional y académica”. La visión por su parte declara que es “ser la red de salud líder en Latinoamérica en la práctica clínica de excelencia y en el desarrollo de conocimientos para el cuidado de la

persona, basada en los valores de la Iglesia Católica, en colaboración con otras instituciones nacionales y extranjeras”. La estructura de la Red de Salud UC CHRISTUS se presenta el siguiente organigrama:

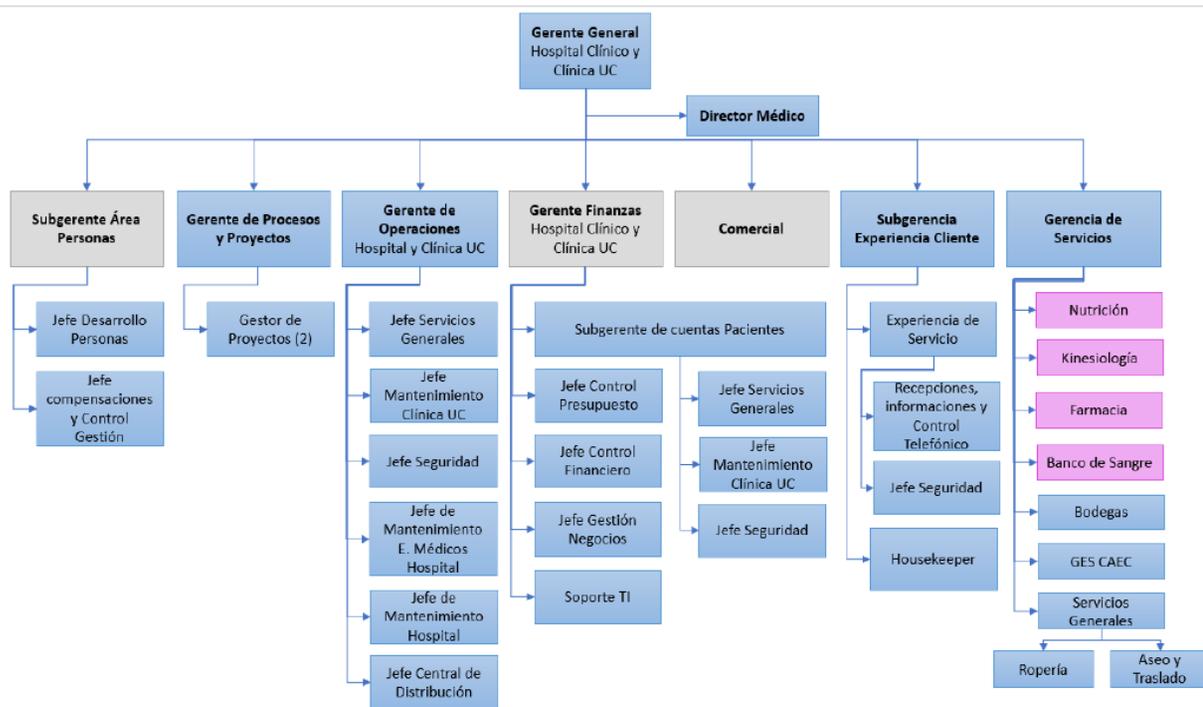


Ilustración 2: Organigrama Red Salud UC Christus

Este organigrama presenta la estructura de la Red de Salud UC Christus correspondiente a la zona centro de la red, en donde se encuentra el Hospital Clínico y la clínica UC, ubicada a pasos del hospital. Además, la Red cuenta con la clínica UC de San Carlos de Apoquindo, ubicada en Las Condes, cuyo organigrama se escapa del alcance de este trabajo. En este organigrama se destaca que hay un gerente general, director médico, Gerencia de Procesos y Proyectos, Gerencia de Finanzas y la subgerencia de Experiencia Cliente que se preocupan principalmente de mejorar el servicio a través de herramientas ingenieriles. Además, las áreas de color rosado tienen dependencia en la clínica de la Subdirección Médica y las áreas de color gris trabajan de forma transversal con el resto de la corporación Red Salud UC Christus.

Con el fin de acotar la caracterización, de ahora en adelante se hablará específicamente del Hospital Clínico UC, que es con el que se trabajó y en donde se realizó el trabajo. Los servicios que entrega este hospital son los siguientes:

- Cirugía
- Hospitalización
- Ambulatorio
- Urgencia

Estos servicios se llevan a cabo a lo largo de toda la infraestructura y subservicios correspondientes, como por ejemplo imagenología, toma de muestras, farmacia, etc. Los clientes del Hospital Clínico corresponden a cualquier persona que quiera atenderse en este, ya que si bien es una entidad privada, también recibe personas con la aseguradora pública de salud Fonasa.

Para poder dimensionar la actividad de la Red de Salud UC Christus y del Hospital Clínico UC, se presentan las siguientes cifras:

- 1 hospital y 2 clínicas
- 3 centros de salud familiar
- 23 centros de toma de muestras para exámenes en la Región Metropolitana
- 1000 médicos y 4000 personas trabajando actualmente aproximadamente

Con respecto a cifras específicas del Hospital Clínico se tienen la siguiente información del año 2017:

- 67.816 MM en ventas por ingresos
- Aproximadamente 32.000 egresos
- 66.393 consultas de urgencias
- 1.811 partos

El egreso Hospitalario corresponde a pacientes que abandonan el hospital después de ocupar una cama hospitalaria. El egreso puede darse por alta médica, traslado a otro establecimiento asistencial o fallecimiento. Con respecto a los ingresos, esto corresponde los pacientes que se hospitalizaron, fueron intervenidos o bien recibieron un tratamiento en el Hospital Clínico de la UC.

Uno de los grandes diferenciadores del Hospital Clínico de la UC es la calidad del servicio. La encuesta Indaga que utiliza el Hospital para evaluar la calidad del servicio destaca que los pacientes están muy conformes con el trato y la calidad de la atención del servicio. La excepción a esta percepción buena de servicio, es el proceso de ingreso, ya que en este proceso el tiempo de espera y de atención para la admisión

toman mucho más de lo que los pacientes esperan y es el peor indicador con un 75% de satisfacción.

Para conocer la evolución del desempeño del Hospital Clínico se procede a mostrar figuras de egresos hospitalarios, consultas de servicio de urgencias y de trasplantes. En la Tabla 3 se muestra las ventas desde el año 2015 hasta septiembre del año 2018:

Tabla 3: Ingresos brutos Red Salud UC Christus periodo 2015 - 2018

	2015	2016	2017	- Sept. 2018
Ingresos pacientes (Hospital)	64.373	65.997	67.816	54.123
Suministros a pacientes	40.477	44.910	52.765	41.501
Servicio ambulatorio	5.835	6.504	4.513	3.554
Suministros ambulatorios	224	262	363	428
Otros ingresos	3.725	4.325	1.242	2.106
Ingreso Bruto (MM)	114.634	121.998	126.698	101.713

Como se observa en la *Tabla 3*, los ingresos por los diferentes servicios han ido en aumento a través de los años, exceptuando *Otros ingresos*, el cual ha ido decayendo. A pesar de esto, este tipo de ingreso el año 2018 tuvo un aumento con respecto al año anterior pero aun así es bajo con respecto a los años 2015 y 2016. Cabe destacar también que el grueso de los ingresos de la Red de Salud UC Christus proviene de las actividades del Hospital Clínico UC, seguido por los insumos que se les proporciona a los pacientes.

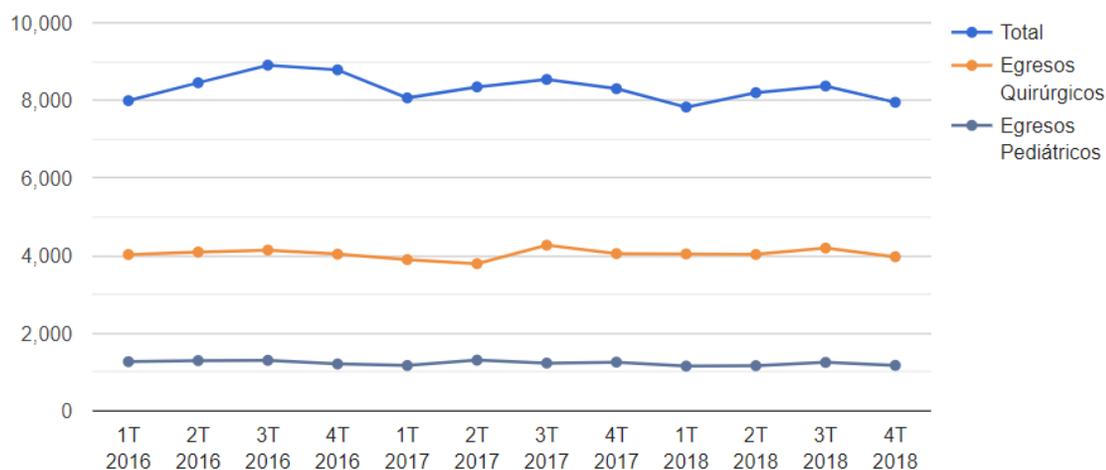


Ilustración 3: Egresos hospitalarios años 2016 - 2018

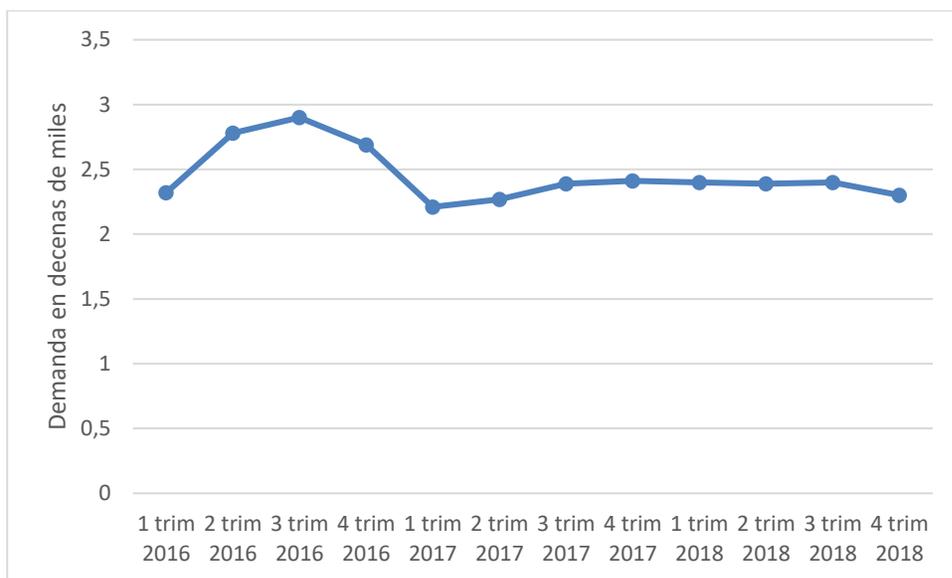


Ilustración 4: Consultas de urgencia años 2016 - 2018

En la *Ilustración 3* e *Ilustración 4* se muestran los egresos hospitalarios y las consultas de urgencia respectivamente. De estas figuras se observa que entre los años 2016 y 2018 hay un estancamiento en estas actividades e incluso un declive en el caso de las consultas de urgencia. Con respecto a lo egresos hospitalarios, esto está restringido por la capacidad de camas con la cuenta el hospital. En el caso del servicio de urgencia, este está restringido por los planes que las aseguradoras cuentan en asociación con la Red de Salud UC Christus. En los casos de las caídas de demanda, estas tienen relación directa con que se acabó un plan de Cruz Blanca (plan máster) con cobertura en el Hospital Clínico, entre otras razones. Si bien, se ha mantenido constantes o en declive la demanda en estos servicios, la Red de Salud UC Christus ha ido creciendo en otros servicios que los hacen ser pioneros en ciertas prestaciones, como lo son en trasplantes de órganos sólidos. Dentro de estos trasplantes se encuentra el trasplante de riñón, páncreas, pulmón, corazón, entre otros. Y también es pionera en trasplantes de médula ósea. Estas figuras corresponden a *Ilustración 38* e *Ilustración 39* disponibles en la subsección *Red Salud UC Christus* de la sección Anexos.

A pesar del declive de ciertos servicios mencionados anteriormente, los ingresos brutos de la Red de Salud UC Christus han ido en aumento a través de los años, como se observó en la *Tabla 3*. Esto ya que esta institución ha sabido diversificar sus actividades, lo que le ha permitido proveer ingresos desde diferentes servicios, convirtiendo así a esta red de salud en una institución muy solvente en el área de la salud. Es por esto que se encuentra en una etapa de consolidación, ya que su crecimiento es muy pequeño y paulatino. Como ellos mismos se definen, la Red de Salud UC Christus es la red de atención médica privada más importante del país, por su

calidad de servicio, prestaciones que solo se hacen en sus centros y por la cantidad de pacientes que atienden.

### **2.3. Servicio de Urgencia Red de Salud UC Christus**

La Red de Salud UC Christus define una emergencia médica como “cualquier condición de salud que requiera de atención médica en el lugar más próximo y con la disponibilidad adecuada para tratar el problema por el que el paciente consulta”. La Red de Salud UC Christus cuenta con dos centros de urgencia, correspondientes a la Clínica San Carlos de Apoquindo y el más grande, el Hospital Clínico, en donde se abordará el trabajo de investigación. Hay diferentes tipos de urgencia médica y este servicio cuenta con un equipo de médicos altamente calificados, la mayoría con certificación en la especialidad de Medicina de Urgencia.

Las personas atendidas en el Servicio de Urgencia corresponden a cualquier persona que requiera una atención inmediata de salud y prefiera atenderse en el Hospital Clínico, ya que este tiene planes tanto para aseguradoras privadas como para la aseguradora pública, Fonasa. Estas personas son categorizadas mediante el *triage*, que representa la evaluación rápida de los pacientes y su ubicación en la lista de espera para la atención médica. Esta evaluación indica que el servicio al paciente es categorizado como de baja, mediana o alta complejidad. Por ejemplo, fracturas o dolores corresponden a servicios de baja complejidad. Contusiones, náuseas y traumatismo en la cabeza como mediana complejidad. Dentro de los servicios de alta complejidad estarían amigdalitis aguda, sinusitis aguda, estado de asma, entre otros. Si bien puede que haya diagnósticos similares entre complejidades, el estado del paciente es el que gatillará la complejidad que se le asigna. Con respecto a las especialidades en la urgencia, estas son adulto, pediátrico y traumatológico.

Tabla 4: Ejemplos de servicios por complejidad

Baja	Mediana	Alta
Fiebres recurrentes	Fiebre no especificada	Paro cardiaco
Hiperventilación	Náusea y vómito	Dolor no especificado
Infecciones	Laringitis aguda	Infección aguda
Estados postquirúrgicos	Algunas fracturas	Convulsiones
Asma	Ataque de perro	Obstrucciones
Traumatismos superficiales	Algunas luxaciones	Diabetes con complicaciones
Luxaciones, torceduras o esguinces	Esquizofrenia	Traumatismos múltiples / no especificados
Algunas hemorragias	Trastornos mentales debido a ingestas	Contacto con aire y gases calientes
Algunos trastornos mentales	Dolores no especificados	Algunos estados de trastornos severos

El proceso de atención en el servicio de urgencia comienza cuando un paciente llega al hospital y solicita este servicio registrándose en el sistema. Luego es llamado para el diagnóstico, también conocido como *triage*, en donde se determina la gravedad del paciente y por lo tanto la prioridad. Se le solicita esperar para luego ser llamado por el doctor del servicio correspondiente. De acuerdo al diagnóstico del médico, puede ser derivado a tomar muestras o a pagar directamente, lo que corresponde a la salida del proceso de atención. Lo anterior, se observa en la Ilustración 5.



Ilustración 5: Proceso de atención en el servicio de urgencia

En este proceso de atención, un médico puede atender a varios pacientes a la vez, a quienes los coloca en diferentes boxes y esperan para continuar con la atención. Es aquí también, en los boxes, donde se queda esperando un paciente a que se desocupe una cama del servicio correspondiente cuando será hospitalizado. Por otro lado, los datos ingresados al sistema en la primera parte del proceso se guardan en el sistema Alert y se sincronizan con el sistema SAP. La estructura organizacional del Servicio de Urgencia se presenta en el siguiente organigrama:

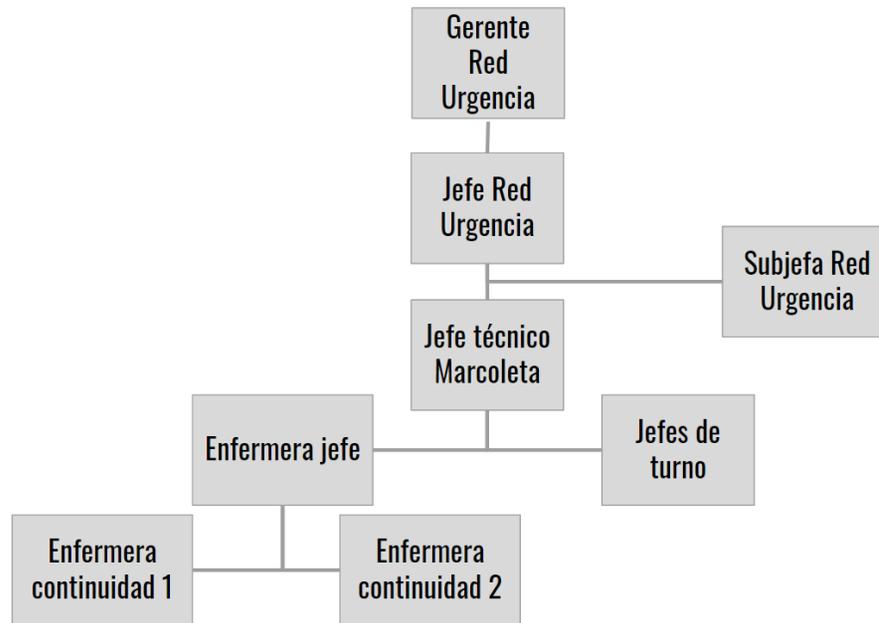


Ilustración 6: Organigrama servicio de urgencia

El Servicio de Urgencia cuenta con los siguientes trabajadores:

- 12 doctores: 7 en turno día y 5 en turno de noche
- 19 enfermeras: 10 en turno de día y 9 en turno de noche
- 17 técnicos de enfermería (TENS): 10 turno de día y 7 en turno de noche
- 16 cajeros: 9 en turno de día y 7 en turno de noche
- 8 auxiliares: 5 en turno de día y 3 en turno de noche

La principal regulación con la que cuenta el Servicio de urgencia es la Ley 19.650 o más conocida como Ley de Urgencia, la que declara que “la atención médica ante un hecho de tal envergadura debe ser inmediata e impostergable. Ninguna institución de salud puede negarle la atención rápida a una urgencia vital ni exigir garantías para otorgarla”<sup>3</sup>. Lo anterior aplica ante cualquier condición de salud o cuadro clínico que implique riesgo vital y/o secuela funcional grave para una persona.

<sup>3</sup> <https://www.leychile.cl/Navegar?idNorma=149846>

### 3. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN

#### 3.1. Oportunidad de mejora

La principal preocupación del Servicio de Urgencia del Hospital Clínico de la UC es la rentabilidad negativa que presenta actualmente. El año 2018 presentó pérdidas de \$376 MM aproximadamente en su operación antes de impuestos e intereses. A agosto de 2019 presenta un EBITDA de -\$353 MM. Solo con dinero obtenido en otras prestaciones anexas a urgencia (como imágenes, rayos, muestras de sangre y orina, etc.) es que mejora este número.

A partir de la situación mencionada, surge la preocupación de estudiar qué afecta las utilidades. Dentro de las posibles causas a este problema se encuentran la ineficiencia de este servicio o la baja demanda. Con respecto a lo último, se observó en la *Ilustración 4* que las consultas por el servicio de urgencia sufren una gran variabilidad a través del tiempo, haciendo difícil tener una capacidad de infraestructura, de recursos materiales y humanos acertada que satisfaga acertadamente esta demanda. Una de las principales consecuencias directas de no tener una capacidad adecuada a la demanda es el tiempo de espera de los pacientes para ser atendidos. La siguiente tabla muestra los tiempos de espera y de atención de los pacientes:

Tabla 5: Tiempos de espera en Urgencia año 2018

Complejidad	Media (espera triage)	Desviación (espera triage)	Media (espera atención)	Desviación (espera atención)
Alta	07:22	08:10	26:20	29:08
Mediana	07:43	07:59	45:31	47:28
Baja	10:07	11:02	29:42	32:57
Total	08:45	09:35	36:00	40:15

De esta tabla se puede observar en primer lugar que los tiempos de espera en promedio están en 40 minutos en total, considerando la espera de ingresar al diagnóstico (triage) y la espera de ingresar a la atención, sin considerar los tiempos de atención ni el tiempo que tiene que pasar por caja para pagar el servicio. La distribución de los tiempos de espera total, es decir, de espera en triage más el tiempo de espera para ser atendido con un doctor son las siguientes:

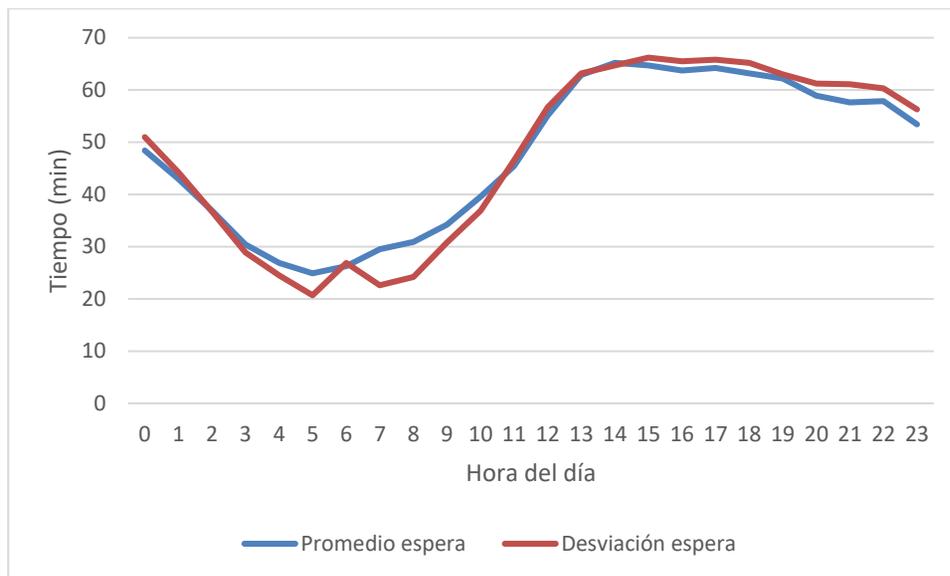


Ilustración 7: Distribución de tiempos de espera periodo 2014 - 2018

Se observa que la desviación estándar es mayor que la media en varios tramos del día para las diferentes complejidades. Esto quiere decir que hay pacientes que esperan muy poco y pacientes que esperan mucho tiempo para ser atendidos en un mismo periodo de tiempo. Además, la desviación estándar al ser tan alta, indica que hay pacientes que esperan aproximadamente un poco más 2 horas y otros pacientes que esperan un par de minutos. Esto tiene sentido para los pacientes de alta complejidad, ya que debiesen esperar menos y los de baja complejidad esperar más. Pero como se observó en la *Tabla 5*, los pacientes de baja complejidad esperan solo un par de minutos más en promedio que los pacientes de alta complejidad, dejando así con mayor tiempo de espera a los de mediana complejidad.

La demanda en el servicio de urgencia sigue una curva similar a la observada en la *Ilustración 7* y la oferta por parte del servicio de urgencia de médicos también aumenta cuando lo hace la demanda, lo que indica a priori que se tiene una asignación de médicos apropiada. La distribución de médicos se observa de la siguiente manera:

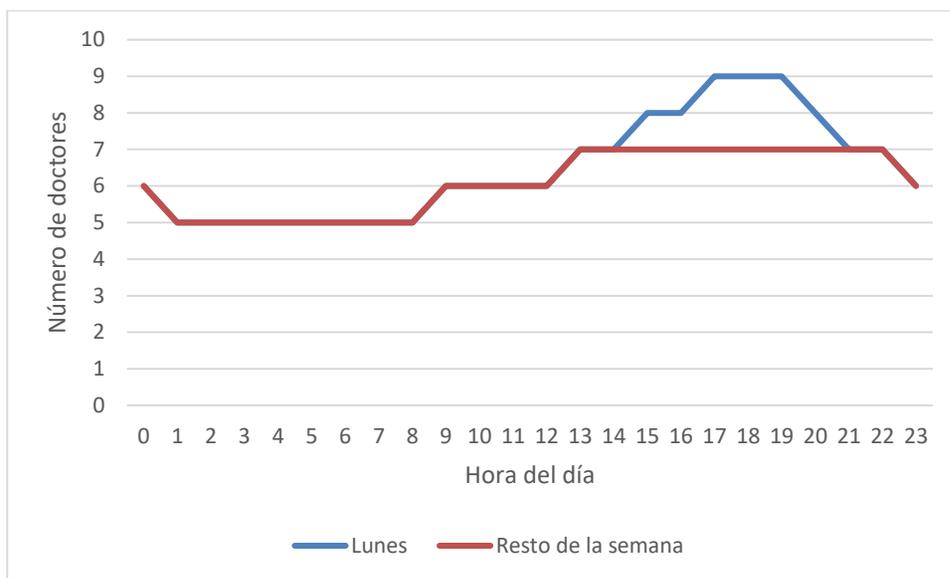


Ilustración 8: Oferta de médicos en Urgencia agosto 2018

La curva que sobresale en la *Ilustración 8* corresponde a la oferta de doctores los días lunes, donde aumenta la demanda con respecto a los otros días de la semana. Cabe mencionar que los doctores contabilizados corresponden a los doctores de las 3 especialidades y a algunos becados que reciben remuneración. Además, la oferta de médicos sigue una curva similar a la demanda por hora y tiempos de espera, lo que quiere decir que el servicio de urgencia maneja la información a grandes rasgos de la distribución de la demanda ya que en todos los días aumenta la cantidad de médicos desde las 9:00 horas y desde las 13:00 y de 17:00 a 21:00 horas, que es precisamente donde aumenta la demanda. A pesar de esto, la asignación de la flota de médicos no hace que los tiempos de espera disminuyan, si no que aumenten a medida que avanza el día. Esta gran suma de tiempo hace que los pacientes tengan una percepción de un mal servicio, lo que se ve reflejado en la encuesta Indaga que realiza el Hospital Clínico para medir la satisfacción de los pacientes, donde declaran que los altos tiempos de espera y atención son los peores indicadores del servicio y los más relevantes. La calidad del servicio afecta directamente en una mala reputación y en una posterior pérdida de demanda. El pronóstico de demanda y este análisis de asignación de médicos de acuerdo a la demanda no se realiza actualmente en el Servicio de Urgencia.

La encuesta Indaga, es una encuesta que se realiza a los pacientes que utilizan los diferentes servicios que ofrece la Red de Salud UC Christus. En ella se muestran varios ámbitos de evaluación del proceso de atención que se evalúan desde 1 al 100 en puntaje con 1 el peor puntaje y 100 el mejor. La *Ilustración 9* muestra los resultados de esta encuesta realizada el año 2018, donde se observa que el tiempo de espera es el ámbito mayor importancia (índice de prioridad) y el peor evaluado.

Ámbito Indaga	Resultado INDAGA	Indice de Prioridad
Espera hasta recibir atención sanitaria	38	1
Duración de la consulta	52	2
Información sobre retrasos y esperas	42	3
Enfermería le mantuvo informado	63	4
Espera para pruebas radiológicas	50	5
Rapidez de la admisión	38	6
Preparación del médico	69	7
Personal mantuvo informado a familiares	59	8
Amabilidad con la que trataron a familiares	70	9
Claridad del médico al explicar	66	10
Respeto con el que se ha sentido tratado	79	11
Privacidad durante admisión	57	12
Amabilidad de enfermeras y auxiliares	75	13
Amabilidad personas en recepción	57	14
El personal se identificó	60	15
El personal lo trató de manera amable y respetuosa	78	16
Limpieza de la zona de urgencia	72	17
Amabilidad en pruebas radiológicas	78	18
Trato respetuoso del médico	83	19
Amabilidad del médico	77	20

Ilustración 9: Resultados encuesta indaga<sup>4</sup> año 2018

En el servicio de urgencia hay pacientes que se registran, pasan por triage o incluso pasan por atención y abandonan el servicio por diferentes razones. Dentro de las razones más comunes se encuentran el tiempo de espera, costos y atención. La demanda fugada se distribuye en el día de la misma forma que la demanda atendida, con un aumento desde las 9:00 horas en adelante como se puede observar en la *Ilustración 42* disponible en sección *Red Salud UC Christus* de la sección Anexos. Esto tiene sentido ya que, como llegan más personas, aumenta el tiempo de espera y es más probable que más personas abandonen. Además, la mayor cantidad de abandono se produce donde hay más tiempo de espera (a partir de las 13:00 horas) y una de las razones por las que el paciente declara que abandona es precisamente por demora. El año 2018, el 6.8% de la demanda abandonó, lo que equivale a 2.735 personas y el gasto promedio de un cliente en el servicio de urgencia es de \$146.000, por lo que el Hospital Clínico de la UC deja de ganar \$399.310.000 solo por abandono, el que está fuertemente impulsado por tiempos de esperas elevados. Además, el costo por hora de médicos varía desde \$30.000 hasta \$40.000. Este análisis de costo/beneficio de agregar más horas médicos no se hace actualmente en el Servicio de Urgencia, por lo que se pierde una gran oportunidad de tener una asignación de recursos eficiente.

<sup>4</sup> Resultados del Servicio de Urgencia del Hospital Clínico UC

Se tiene por lo tanto que la demanda ha ido en declive, el tiempo de espera es elevado para los pacientes y hay una cantidad no menor de pacientes fugados. Esta situación indica que hay una oportunidad de mejora en el Servicio de Urgencia.

Con respecto a la eficiencia del servicio propiamente tal, un indicador que mide qué tan eficiente se está ocupando un recurso clave, es la tasa de ocupación de este recurso en su actividad. Se define la tasa de ocupación como la cantidad de tiempo ocupado dividido en la cantidad de tiempo disponible. En este caso, la tasa de ocupación de los boxes de atención cumple un rol fundamental ya que, si no se está usando, se está dejando de ganar dinero. A continuación, se muestra la tasa de ocupación de los boxes de atención en urgencia:

Hora día / Día Semana	Lun	Mar	Mie	Jue	Vie	Sab	Dom	
0	1	22,7%	18,4%	17,0%	21,4%	14,2%	12,4%	17,9%
1	2	30,1%	20,3%	22,1%	25,6%	17,2%	19,1%	22,1%
2	3	26,5%	22,4%	20,0%	23,5%	17,0%	18,4%	18,6%
3	4	18,9%	18,6%	17,7%	19,1%	17,7%	18,6%	17,2%
4	5	17,9%	16,1%	17,0%	19,1%	12,1%	18,2%	17,5%
5	6	17,7%	17,2%	15,9%	13,5%	11,0%	15,6%	15,6%
6	7	16,9%	15,2%	16,3%	11,4%	12,1%	13,5%	17,0%
7	8	17,7%	14,9%	17,5%	12,4%	12,1%	13,1%	15,6%
8	9	23,2%	20,7%	25,4%	17,9%	19,6%	19,1%	18,2%
9	10	34,8%	30,5%	31,0%	28,4%	28,9%	23,5%	20,5%
10	11	44,7%	35,7%	39,9%	39,9%	38,9%	33,1%	28,9%
11	12	53,0%	41,3%	47,1%	46,9%	43,6%	40,8%	33,1%
12	13	60,4%	45,2%	49,0%	55,7%	49,2%	46,4%	42,7%
13	14	63,4%	48,0%	50,8%	59,0%	53,4%	46,2%	45,2%
14	15	62,9%	53,4%	50,8%	64,3%	57,6%	45,9%	47,6%
15	16	66,9%	52,4%	56,9%	62,7%	59,0%	49,9%	52,9%
16	17	68,4%	52,4%	63,4%	58,5%	57,6%	51,0%	50,3%
17	18	68,9%	58,5%	58,3%	62,0%	61,1%	53,4%	49,2%
18	19	65,9%	58,0%	58,0%	59,9%	58,3%	51,7%	45,2%
19	20	63,9%	51,5%	54,8%	59,4%	55,9%	46,2%	41,0%
20	21	64,6%	55,7%	56,2%	53,1%	53,4%	44,8%	43,4%
21	22	51,5%	53,6%	48,5%	47,8%	45,9%	43,1%	41,7%
22	23	43,7%	39,6%	40,1%	40,6%	32,6%	35,4%	31,5%
23	24	31,3%	25,4%	25,4%	27,3%	20,0%	19,8%	21,2%

Ilustración 10: Tasa de ocupación de box de atención en urgencia

Se observa que los días lunes y miércoles desde las 12:00 horas hasta las 20:00 horas es donde se tiene la mayor ocupación, sumándose los demás días de la semana,

pero en un menor intervalo. Se observa además que, en todo este periodo, más de la mitad de la tasa de ocupación de los boxes, es menor al 50%, es decir, se utiliza la mitad del tiempo total disponible.

### 3.2. Hipótesis y alternativas de solución

Los altos tiempos de espera de los pacientes, por lo tanto, una percepción del servicio de mala calidad y los altos costos en recursos humanos que enfrenta este servicio, tienen dos posibles causas directas vistas anteriormente: Un proceso de servicio ineficiente y un pobre análisis de la demanda y de colas para una correcta asignación de médicos. Con respecto a la hipótesis de un servicio ineficiente, esta surge de un levantamiento preliminar del proceso del servicio y se encontró actividades que causan ruido. El macroproceso del servicio es el siguiente:

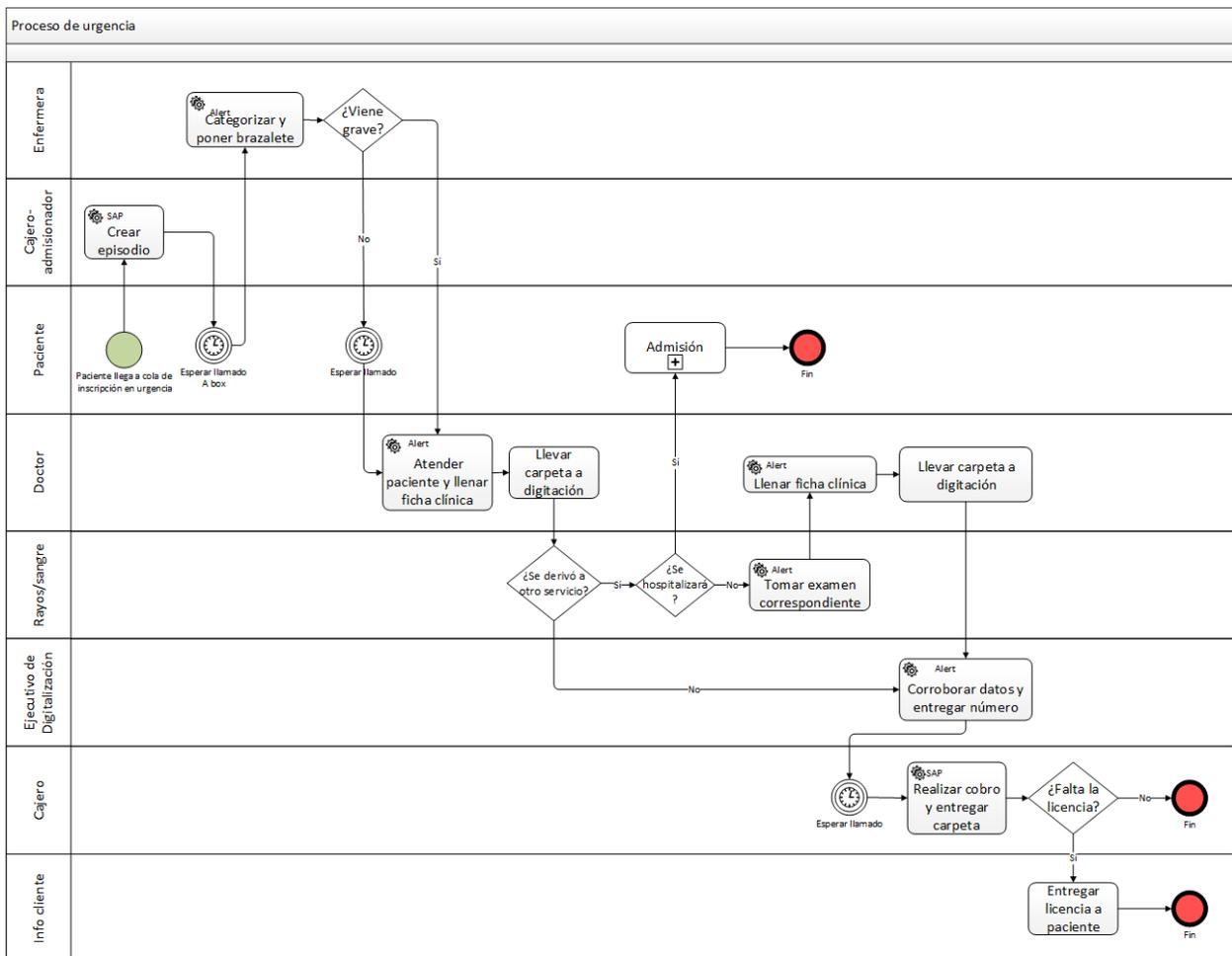


Ilustración 11: Proceso servicio de urgencia

En primer lugar, se observa que en el proceso interactúan muchos actores. Este servicio tiene dos softwares para guardar los datos, Alert y SAP, en vez de tener un solo software. Además, el doctor tiene muchas atribuciones que salen de su función

principal. Por ejemplo, tiene que llenar dos veces la ficha clínica del paciente en un computador, imprimirla y llevarla a un ejecutivo para que la digite de nuevo. Además, el proceso de admisión que se deriva desde la urgencia es un proceso que se realiza en otra parte del hospital y constituye un nuevo proceso con nuevos actores. Una de las últimas tareas de este proceso es el pago correspondiente al servicio entregado, lo que constituye un problema ya que hay un porcentaje estimado de 15% de personas que no pagan por el servicio, de acuerdo a una estimación desde el servicio de urgencia. Claramente este proceso de urgencia tiene actividades que causan ruido, son ineficientes y generan pérdidas.

Con respecto a la segunda hipótesis, el Servicio de Urgencia maneja a grandes rasgos el comportamiento de la demanda, pero no sus causas. Este se observa ya que al consultar al Servicio de Urgencia por qué hubo un importante declive en las consultas de urgencia visto en la *Ilustración 4*, no se tenía claro qué cambió y qué tipo de promoción afectó la demanda. Se maneja un estimado diario, pero no un comportamiento que se puede describir como una distribución ni tampoco un pronóstico de demanda. Esto tiene consecuencia vistas en la subsección anterior, pero la principal es la incapacidad de tomar decisiones informadas con respecto a la oferta de personal en el servicio y cuántas personas agregar para disminuir la demanda perdida. Además, una mala asignación del personal tiene como consecuencia altos tiempos de espera que traen como consecuencia a la vez una mala reputación del servicio del Hospital Clínico de la UC y pérdida de dinero por abandono de pacientes.

Este proyecto de investigación abordará el análisis y pronóstico de la demanda en el servicio de urgencia, lo que permitirá entregar un insumo de información al servicio que permitirá a su vez gestionar de manera eficiente los recursos humanos de acuerdo a la demanda.

### **3.3. Objetivos del proyecto**

#### **3.3.1. Objetivo general**

Entregar el o los modelos que ajusten mejor la demanda en el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico de la Universidad Católica para pronosticar la demanda en el corto y mediano plazo.

#### **3.3.2. Objetivos específicos**

- Realizar estudio de la demanda histórica del Servicio de Urgencia
- Desagregar demanda por especialidad

- Incluir datos de pacientes hospitalizados desde el Servicio de Urgencia
- Diseñar una serie modelos predictivos para la demanda
- Escoger los mejores modelos mediante un buen indicador
- Elegir una asignación eficiente de oferta de médicos de acuerdo a tiempos de espera a través de análisis de colas

### **3.4. Alcances del proyecto**

Los alcances del proyecto de investigación abarcarán el estudio de la demanda histórica en el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico de la Universidad Católica, la elección del mejor modelo de pronóstico para el Servicio de Urgencia y el análisis de colas para entregar diferentes posibilidades de turnos de acuerdo a las necesidades del servicio. Esto se alcanzará mediante la ejecución de diferentes modelos matemáticos y eligiendo el que reporta un menor error en su predicción.

Lo que no se abarcará necesariamente en este proyecto son los siguientes temas:

- Rediseño de proceso en el servicio de urgencia
- Gestión del cambio

El principal propósito es entregar un insumo de análisis en el servicio de urgencia del Hospital Clínico con respecto a la demanda y no un trabajo de desarrollo de cambios o de rediseño de los procesos.

## **4. MARCO CONCEPTUAL**

### **4.1. Literatura y antecedentes**

El contenido principal de este trabajo de investigación es el análisis, estudio y utilización de modelos que utilicen los datos de la demanda y las variables que afectan a esta en el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico de la Universidad Católica para pronosticar la demanda. Dentro de los métodos de pronóstico se encuentran aquellos cualitativos y cuantitativos. Dentro de los últimos, están los métodos causales y series de tiempos. Todo esto se resume en la *Tabla 6*:

Tabla 6: Métodos de pronóstico de demanda

Métodos cualitativos	Métodos cuantitativos	Ventajas	Desventajas
Estudio de mercado	Regresión lineal	Relación causal	Complejidad de selección de variables
Grupo de consenso	Series de tiempo: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Promedio móvil</li> <li>• Promedio móvil ponderado</li> <li>• Suavización exponencial</li> <li>• ARIMA</li> </ul>	Simplicidad: Modelo univariante	Pierde el factor explicativo causal
Delfos			
Analogía histórica			

Cabe destacar que las ventajas y desventajas de esta tabla corresponden solo a los métodos cuantitativos. Con respecto a los métodos cualitativos, estos son subjetivos, basado en opiniones y estimados y se utilizan principalmente para conocer preferencias de los usuarios en productos o servicios nuevos o mejorados. Esto claramente no tiene mucho sentido en la aplicación de este proyecto, el cual busca conocer el mejor modelo para predecir un dato duro en el corto plazo de cuántas personas se atenderán en el servicio de urgencia del Hospital Clínico de la UC.

El área del conocimiento que estudia este comportamiento es la minería de datos, la que permite analizar el comportamiento de los pacientes y poder predecirlo a través de los datos disponibles. Tal como se observa en la *Tabla 6* y de acuerdo a Chase, Jacob y Aquilano (2009) el primer acercamiento a modelos de estimación de demanda son las series de tiempo y regresión lineal (método causal). Las series de tiempo permiten predecir la demanda de acuerdo al comportamiento histórico y mediante diferentes modelos se puede dar mayor importancia a ciertos periodos pasados. La regresión lineal intenta explicar el comportamiento de la demanda mediante factores causales, como por ejemplo el día de consulta, mes, temperatura, calidad del aire, etc. Otros modelos más complejos tienen que ver machine learning, es

decir, aprendizaje de programas computacionales, tales como las redes neuronales y support vector machine. La fuente de estas temáticas corresponde a los cursos impartidos en el Departamento de Industrias de la Universidad de Chile como Aplicaciones de Probabilidades, Estadísticas e Introducción a la minería de Datos. Además, Géron (2019) indica que los programas de machine learning son más cortos que los programas tradicionales, fáciles de mantener y más precisos que estos. Bajo este contexto, los modelos de machine learning tienen mejor desempeño que los métodos tradicionales como series de tiempo y regresiones lineales, para ciertos casos.

La predicción de la demanda ha sido una fuente de estudio en diversos temas. Por ejemplo, dentro de los antecedentes relevantes a este proyecto está el trabajo realizado por Reveco, C. (2014) y su tesis realizada en el Servicio de Urgencia del Hospital Luis Calvo Mackenna<sup>5</sup>, que busca pronosticar la demanda de sus servicios de medicina y de cirugía. En este trabajo se utilizó métodos de pronóstico convencionales como regresión lineal y series de tiempo y además modelos de machine learning como redes neuronales y support vector machine aplicado a regresiones (SVR). El principal resultado se presenta en la *Tabla 7*.

Tabla 7: Error absoluto porcentual de la media (MAPE) para modelo mensual

	Regresión lineal	Medias móviles	Red neuronal	SVR
Demanda medicina	12.67%	7.53%	7.45%	<b><u>5.61%</u></b>
Demanda cirugía	6.54%	7.36%	8.99%	<b><u>5.09%</u></b>

El modelo que entregó el menor error absoluto porcentual de media (MAPE) y por lo tanto tiene mejor desempeño, fue el modelo de machine learning support vector regression, el cual se utilizó finalmente para pronosticar la demanda en el servicio de urgencia de manera mensual para ambos servicios.

Otro trabajo con respecto al pronóstico de demanda en urgencia que sirve como antecedente es el de Cárdenas, C., Sovier, C., Pérez, U. y González, Sergio. (2014). *Consultas de urgencia general y por causa respiratoria en la Red de establecimientos del Sistema Nacional de Servicios de Salud (SNSS): un modelo predictivo en el Servicio*

---

<sup>5</sup> Reveco, C. 2011. Pronóstico y Análisis de Demanda de la Sala de Urgencia del Hospital Luis Calvo Mackenna y Metodología para el Cálculo de Recursos Críticos.

de Salud de Chiloé. *Revista chilena de enfermedades respiratorias*. En este trabajo se busca pronosticar la demanda de urgencia en el Servicio de Salud de Chiloé utilizando modelos de series de tiempo. Una variación de los modelos de serie de tiempo considera parámetros para medir la estacionalidad de demanda (SARIMA). Un ejemplo de estacionalidad sería la temporada invierno, donde aumentan las consultas o en verano, donde en general decaen. Este trabajo utiliza este modelo de series de tiempo estacionales para predecir las consultas de urgencia. El resultado se presenta gráficamente con la demanda real y la pronosticada:

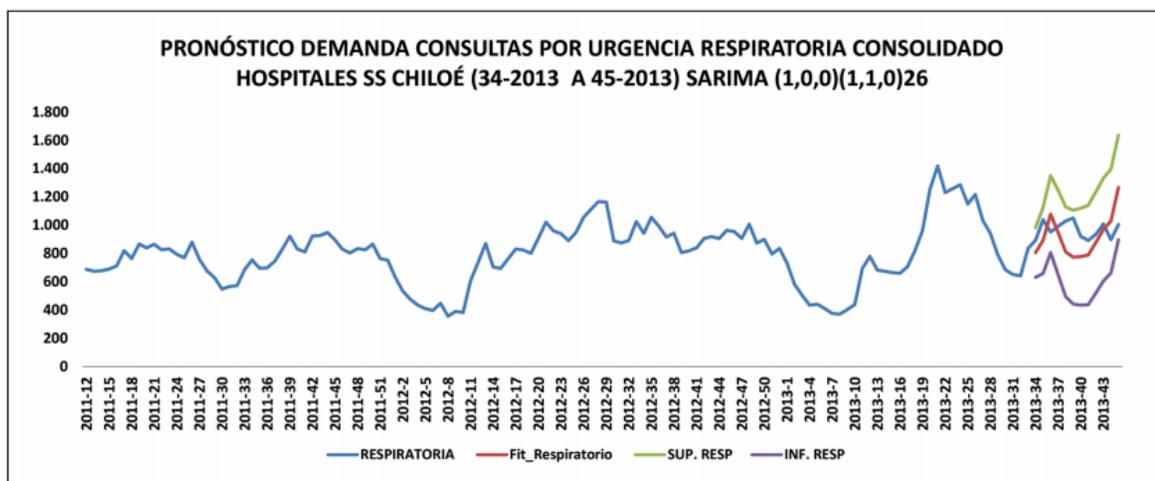


Ilustración 12: Resultado del ajuste de series de tiempo<sup>6</sup>

Este modelo es una serie temporal que considera un parámetro estacionario, autorregresivo, integrado y de medias móviles. De acuerdo con la Ilustración 12, se tiene un intervalo superior e inferior, con una banda de confianza de 95% y el ajuste entregado es la línea roja que está dentro de las cotas, que corresponde a la variable *Fit\_Respiratorio* y que indica una buena predicción. La especificación de los modelos presentados en esta subsección se mostrará en la subsección de minería de datos.

## 4.2. Metodología

De acuerdo a Dunhman (2002), al proceso de extracción de descubrimiento de información, patrones, conocimiento, etc. Se le ha atribuido diferentes nombres. El más común de estos nombres es “Descubrimiento de conocimiento en base de datos” o KDD

<sup>6</sup> Cárdenas, C., Sovier, C., Pérez, U. y González, Sergio, 2011. Consultas de urgencia general y por causa respiratoria en la Red de establecimientos del Sistema Nacional de Servicios de Salud (SNSS): un modelo predictivo en el Servicio de Salud de Chiloé.

por sus siglas en inglés. Si bien esto hace referencia al proceso de extracción de conocimiento de bases de datos estructuradas y no estructuradas, esto aplica también para extracción de conocimiento de datos que no necesariamente siguen una estructura, como lo es en el caso del Servicio de Urgencia, que tiene los datos en el software Alert y se exportan a un archivo Excel. Este proceso tiene cinco etapas y se muestran en la Ilustración 13.

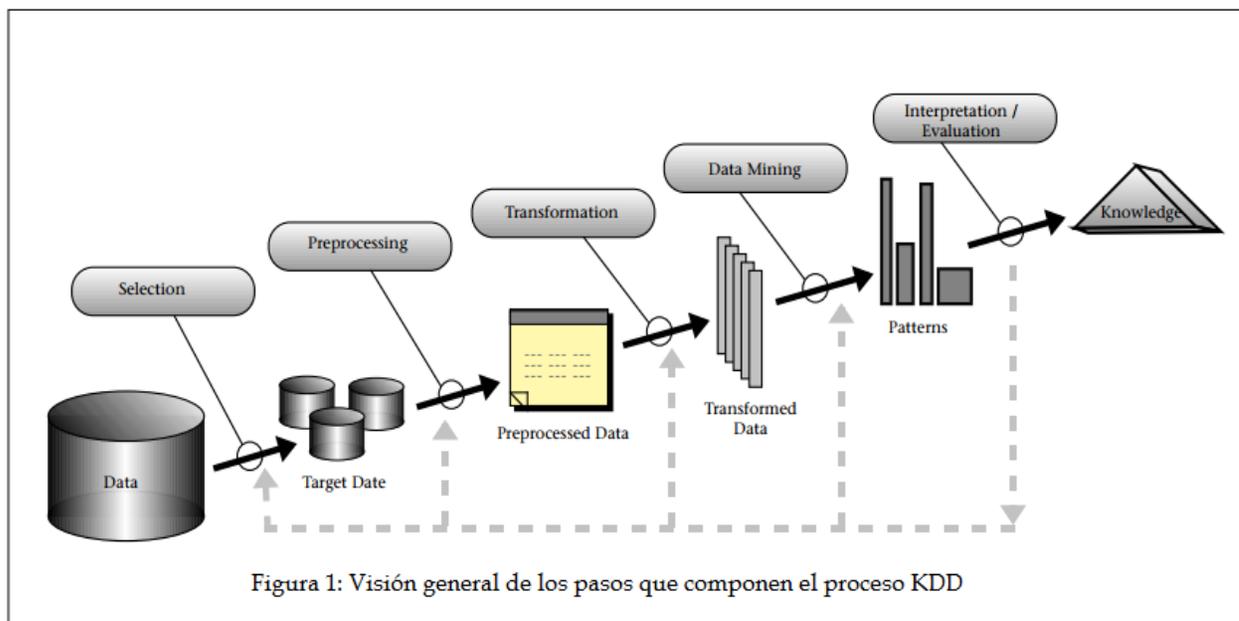


Ilustración 13: Proceso KDD

Antes de comenzar el proceso de selección se debe tener claro el objetivo del proceso KDD, las metas y conocimiento que se quiere obtener de este.

1. Selección de datos: La selección de datos tiene directa relación con el conocimiento que se quiere obtener de este proceso. Puede ser desde una base de datos hasta un par de unidades desde diferentes fuentes. Se puede seleccionar todo el conjunto de datos o una muestra representativa de este, sobre el cual se realiza el proceso de descubrimiento.
2. Preprocesamiento y limpieza de datos: En la etapa de preprocesamiento (preprocessing) se analiza la calidad de los datos, se aplican operaciones básicas como la remoción de datos ruidosos u outliers, se seleccionan estrategias para el manejo de datos faltantes o desconocidos, datos nulos, datos duplicados y técnicas estadísticas para su reemplazo. Los datos ruidosos u outliers son aquellos que sobrepasan un valor esperado o el rango de la mayoría de los datos. De acuerdo a Timarán-Pereira et al (2016) estos errores se deben a fallas humanas principalmente. Con respecto a los datos faltantes o

desconocidos, estos se pueden omitir eliminando esta observación o bien reemplazando con valores estadísticos como la media, mediana, moda, etc.

3. Transformación de los datos: En esta etapa se mejora la calidad de los datos con transformaciones que involucran ya sea reducción de dimensionalidad o creación de nuevos atributos en columnas, que servirán como variables útiles. Con respecto a la reducción de dimensionalidad, esto obedece netamente a la meta del proceso, eliminando columnas (variables) de datos que son insignificantes o redundantes al problema. La creación de nuevas variables obedece a la facilidad de trabajar con estas o simplemente como especificación de los modelos de minería de datos que se utilizarán en la siguiente etapa.
4. Minería de datos: En esta etapa se selecciona y utiliza uno o más modelos de minería de datos para la búsqueda de patrones, nueva información y obtener conocimiento a partir de estos. Las técnicas de minería de datos sirven para crear modelos predictivos o descriptivos. Los modelos predictivos se utilizan para estimar valores futuros y los descriptivos encuentran patrones o resumen los datos. Dentro de los modelos predictivos está la regresión y la clasificación. Cada algoritmo tiene su propia esencia, su propia manera de trabajar y obtener los resultados. La etapa siguiente de evaluación e interpretación entrega una mayor claridad de la información útil que se obtiene desde la minería de datos para el propósito planteado al comienzo de la etapa KDD. En específico para este trabajo, se comenzará utilizando los modelos presentados en antecedentes los cuales demostraron tener un buen desempeño.
5. Evaluación e interpretación: En esta etapa se procede a interpretar la información entregada y evaluarla. Es posible que se tenga que volver a etapas anteriores en caso de fallas o resultados incorrectos. Para la evaluación del desempeño de los modelos en una iteración o más del proceso KDD, se puede utilizar diferentes métricas de errores de la estimación, en donde el mejor modelo es aquel que presenta el menor error. Además, el conocimiento obtenido se consolida para incorporarlo en otro sistema o bien entregarlo a las partes interesadas (Timarán-Pereira et al).

Aplicando la metodología general al caso particular de este trabajo y con el fin de cumplir con los objetivos planteados, el trabajo se divide en 3 partes: Análisis de demanda, Pronóstico de demanda y Análisis de colas. De estas 3 partes, análisis de colas es la única que no utiliza el método KDD. Con respecto al pronóstico de demanda, este utiliza íntegramente el método KDD, donde resulta de vital importancia el uso de modelos predictivos en el paso 4 y de interpretación en el paso 5, esto ya que el objetivo general de este trabajo es evaluar los modelos predictivos y encontrar el que mejor se ajusta a la demanda del Servicio de Urgencia del Hospital Clínico. Como paso

anterior al pronóstico de demanda se realizará el análisis de demanda histórica, debido a que es de suma importancia conocer el comportamiento de la demanda para saber qué modelo predice mejor. Por ejemplo, si se tiene que en invierno la demanda aumenta en el Servicio de Urgencia, se podría utilizar una serie de tiempo estacional, ya que hay estaciones en la demanda, como se observó en la subsección *Literatura y antecedentes*. Para analizar la demanda, también se utiliza el método KDD exceptuando el paso 4, ya que no es necesario usar modelos de minería de datos para comprender el comportamiento de la demanda a través de gráficos y tablas. De este modo se tienen los datos ya procesados y un claro conocimiento de la demanda para el paso siguiente que es el pronóstico de la demanda.

Una vez que se tiene claro el comportamiento de la demanda y los modelos predictivos con mejor desempeño, el siguiente paso es evaluar la oferta de médicos con respecto a la demanda en el Servicio de Urgencia. Para lograr este objetivo se utiliza análisis de colas, parte 3 de la metodología general. El análisis de colas es el estudio matemático de las colas o líneas de espera dentro de un sistema. Un indicador de un buen desempeño en este ámbito es el tiempo de espera de los pacientes, que será el principal indicador para evaluar si se tiene una buena dotación de médicos para hacer frente a la demanda.

#### **4.2.1. Minería de datos**

Con respecto a la minería de datos, los modelos que cumplen con el objetivo del proyecto de investigación corresponden a modelos predictivos. El primer acercamiento a las técnicas predictivas clásicas en la literatura de acuerdo a Chase, Jacobs y Aquilano (2009) son las series de tiempo y la regresión lineal. Además, los antecedentes vistos en la subsección *Literatura y antecedentes*, específicamente en la *Tabla 7*, indican que el modelo de machine learning support vector machine presenta el mejor desempeño dentro de su análisis, por lo que se incluye en esta investigación.

##### **4.2.1.1. Series de tiempo**

Las series de tiempo son un conjunto de observaciones sobre valores que toma una variable cuantitativa en diferentes momentos del tiempo. Los datos se pueden comportar de diferentes formas a través del tiempo. Pueden tener una tendencia, ciclo o estacionalidad, por ejemplo (Chase, Jacobs y Aquilano). Una serie de tiempo se dice estacionaria cuando su media, varianza y covarianza no cambian a través del tiempo. Por otro lado, una serie no estacionaria es cuando sus características anteriores cambian a través del tiempo. Las componentes de una serie son las siguientes:

- Tendencia (T): Comportamiento predominante de la serie. Puede ser creciente, constante o decreciente.

- Ciclo (C): Caracterizado por oscilaciones de larga duración alrededor de la tendencia y sus factores no son claros.
- Estacionalidad (E): Es un movimiento periódico que se produce dentro de un periodo corto y conocido.
- Aleatoria (A): Movimientos erráticos que no siguen un patrón específico y que obedece a causas diversas.

Dentro de los métodos de pronóstico de series de tiempo hay principalmente cuatro que han sido usados con frecuencia y que van subiendo en complejidad:

1. Medias móviles: Este método indica que el pronóstico del siguiente periodo es explicado por el promedio de la demanda de  $n$  periodos pasados, con  $n$  un número dado. Se utiliza cuando la demanda no crece ni baja con rapidez y es estacionaria. Además, se utiliza para predecir tanto a corto como mediano plazo, es decir, hasta 2 años (Chase, Jacobs y Aquilano). Es útil también para eliminar las fluctuaciones aleatorias del pronóstico.

$$F_t = \frac{D_{t-1} + w_2 D_{t-2} + \dots + w_n D_{t-n}}{n} \quad (1)$$

Donde  $F_t$  representa el pronóstico para el periodo  $t$ ,  $D_{t-1}$  la demanda real en el periodo anterior y  $n$  la cantidad de periodos considerados para pronosticar.

2. Medias móviles ponderadas: A diferencia de las medias móviles que asignan a cada periodo anterior la misma importancia, este método permite asignar un ponderador diferente a cada periodo anterior considerado.

$$F_t = w_1 D_{t-1} + w_2 D_{t-2} + \dots + w_n D_{t-n} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (3)$$

Donde  $w_i$  representa el peso específico al primer periodo. Además, como restricción, estos tienen que sumar 1 y ser positivos como se muestra en la ecuación (3). Este método es útil cuando se considera que hay periodos específicos que puedan explicar de mejor la demanda pronosticada.

3. Suavización exponencial: Este método se utiliza cuando está la hipótesis de que el último periodo tiene mayor información con respecto a la demanda. La fórmula de este método es la siguiente:

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1}) \quad (4)$$

Donde  $\alpha$  es la constante de uniformidad de suavización y este debe ser pequeño para cambios pequeños en la demanda y grande para cambios grandes. Esta constante debe estar entre 0 y 1 y para testear qué número entrega mejor resultado, se puede ir tanteando o bien, resolver como problema de optimización.

4. ARIMA: Este método se utiliza cuando la serie no es estacionaria, es decir su media, varianza y covarianza cambian a través del tiempo. Un modelamiento para series no estacionarias es:

$$Y_t = \delta + Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

Donde  $\delta$  es una constante llamada drift,  $\epsilon_t$  es la componente del error (perturbación) que corresponde a una variable aleatoria con distribución normal de media 0, varianza constante y covarianza 0 e  $Y_{t-1}$  es la observación en el periodo anterior. Un modelo autorregresivo de orden  $p$ , considera la suma ponderada de las observaciones pasadas hasta un periodo  $p$  y un modelo de media móvil de orden  $q$  es la suma ponderada de los errores hasta el periodo  $q$ . Un modelo ARMA( $p,q$ ) es de la siguiente forma:

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (6)$$

Donde  $\phi_p Y_{t-p}$  corresponde a la parte autorregresiva de orden  $p$  y  $\theta_q \epsilon_{t-q}$  corresponde a la parte de medias móviles de orden  $q$ .

En caso de que una serie no sea estacionaria y se quiera hacer estacionaria, se debe diferenciar la serie  $Y_t$  a una serie estacionaria  $W_t$  y que esta obedezca a un proceso ARMA( $p,q$ ). Teniendo esto, se puede decir que  $Y_t$  responde a un proceso ARIMA( $p,q,d$ ) con  $d$  el orden de integración de la serie  $Y_t$ :

$$W_t = \delta + \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (7)$$

Cabe mencionar que el orden de integración se puede determinar mediante herramientas como el correlograma y test de raíz unitaria.

#### 4.2.1.2. Regresión lineal

Una regresión lineal es una relación funcional entre dos o más variables correlacionadas y se utiliza para pronosticar una variable en base a las otras. La relación entre las variables forma una recta y tiene la siguiente forma:

$$Y = a + bX \quad (8)$$

Donde  $Y$  es el valor de la variable dependiente,  $a$  corresponde a la secante,  $b$  la pendiente y  $X$  es la variable independiente, que puede ser un vector también. Cabe destacar que, en el análisis de series de tiempo,  $Y$  correspondería a la observación a pronosticar y las  $X$  son las unidades de tiempo. El método más común usado para ajustar una regresión lineal es el método de mínimos cuadrados, el cual minimiza la suma de los cuadrados de la distancia vertical entre cada punto de datos y el punto correspondiente a la recta. Para obtener los valores que minimizan el error, se debe resolver la siguiente ecuación:

$$\text{Min} \sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2 = \text{Min} \sum_i (a + b \cdot x_i - y_i)^2 \quad (9)$$

Donde  $Y_i$  corresponde a las observaciones e  $\hat{Y}_i$  a los valores del modelo. Como resultado de lo anterior se obtienen los valores del ajuste:

$$a = \frac{\sum_i y_i}{n} - b \cdot \frac{\sum_i x_i}{n} \quad (10)$$

$$b = \frac{n \cdot \sum_i x_i \cdot y_i - [(\sum_i x_i) \cdot (\sum_i y_i)]}{n \cdot \sum_i x_i^2 - (\sum_i x_i)^2} \quad (11)$$

La principal restricción de utilizar el pronóstico de regresión lineal es que supone que los datos pasados y los pronósticos futuros caen sobre una recta, o tienen una relación lineal entre las variables (Chase, Jacobs y Aquilano). Además, la regresión lineal se utiliza tanto para pronósticos de series de tiempo como para pronósticos de relaciones causales. Cuando la variable dependiente cambia como resultado del tiempo, se trata de un análisis de series de tiempo. Si la variable dependiente cambia en función de otra, se trata de una relación causal.

#### 4.2.2. Machine learning

Machine learning se define como la ciencia y el arte de la programación de los computadores para aprender desde los datos (Géron). De acuerdo a Samuel (1959) machine learning es el campo del conocimiento que le da la habilidad a los

computadores de aprender sin ser programados explícitamente. Dentro de los beneficios de utilizar esta técnica es que un algoritmo de machine learning puede simplificar la programación que requieren grandes cantidades de reglas. Además, hay ciertos problemas complejos que no tienen solución con técnicas convencionales ni se puede conseguir conocimiento a través de estos, sino solamente utilizando algoritmos de machine learning.

Los tipos de sistemas de machine learning se pueden clasificar de acuerdo a la cantidad y tipo de supervisión que se les da en el proceso de entrenamiento:

- Supervisado: Sistema en el que los datos de entrenamiento incluyen la solución deseada, llamadas etiquetas. Una tarea típica de un algoritmo supervisado es clasificación. Otras tareas típicas son las siguientes:
  - Regresión lineal
  - Regresión logística
  - K-vecinos más cercanos
  - Árboles de decisión y random forest
  - Redes neuronales
  - Support vector machine
  
- No supervisado: Los datos de entrenamiento no son etiquetados, es decir, el sistema trata de aprender “sin un profesor”. Algunas tareas no supervisadas son las siguientes:
  - Clustering
  - Reglas de asociación
  - Visualización y reducción de dimensión
  - Detección de anomalía y detección de novedad

Los sistemas supervisados son los más adecuados para predecir la demanda en base a información histórica, esto debido a que a los datos de entrenamiento son etiquetados con el output deseado, la demanda. De acuerdo a Reveco (2011), redes neuronales y support vector machine pueden predecir la demanda de buena manera. Este último registra un mejor desempeño en tareas de pronóstico de demanda hospitalaria.

#### **4.2.2.1. Support vector machine**

Support vector machine (SVM) es un set de métodos de aprendizaje supervisado usados para clasificación y regresión que se introdujo en 1992 por Bose, Guyon y Vapnik en la conferencia COLT-92. SVM puede ser definido como sistemas que usan

hipótesis de funciones lineales en un espacio dimensional muy alto, entrenados con un algoritmo de aprendizaje desde el análisis de optimización.

Dado los datos de entrenamiento, se puede etiquetar a las clases y entrenar un SVM para construir un modelo que prediga la clase de una nueva observación. Las observaciones son de la forma  $(\vec{x}_1, y_1), \dots, (\vec{x}_n, y_n)$  donde  $y_i$  corresponde a la etiqueta 1 o -1 y  $\vec{x}_n$  corresponde a una observación vista como un vector de dimensión  $p$ . Por lo tanto, se busca un hiperplano que pueda separar lo más posible a cada uno de estos datos. El vector que cumple con esto es de la siguiente forma:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} - b = 0 \quad (12)$$

La *Ilustración 14* muestra el hiperplano que maximiza el margen entre los datos.

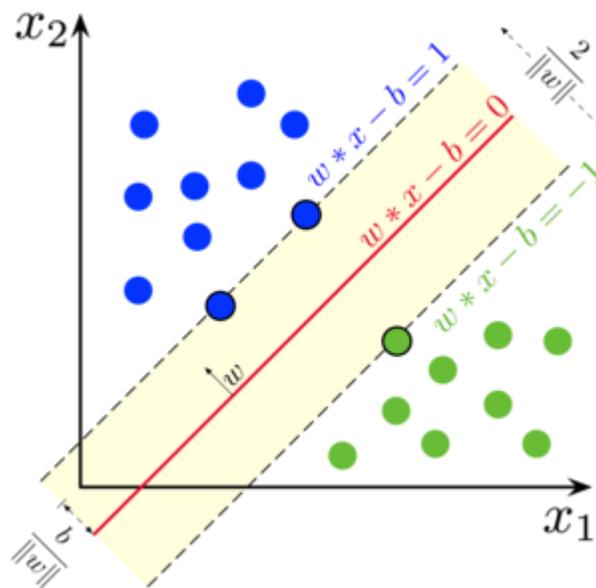


Ilustración 14: Hiperplano con máximo margen

En otras palabras y de acuerdo a Reveco (2012), SVM construye un hiperplano o conjunto de hiperplanos que puede utilizar un espacio de dimensión muy alta el cual puede ser utilizados en problemas de clasificación o regresión.

#### 4.2.2.1.1. SVM y regresiones

SVM es un algoritmo muy versátil ya que no solo soporta clasificación lineal y no lineal, sino también regresiones lineales y no lineales. Lo que busca SVM en regresiones es revertir el objetivo. En vez de ajustar el margen entre dos clases

limitando las restricciones de márgenes, support vector regression (SVR) ajusta la mayor cantidad de observaciones en el margen controlado por un hiperparámetro  $\epsilon$ .

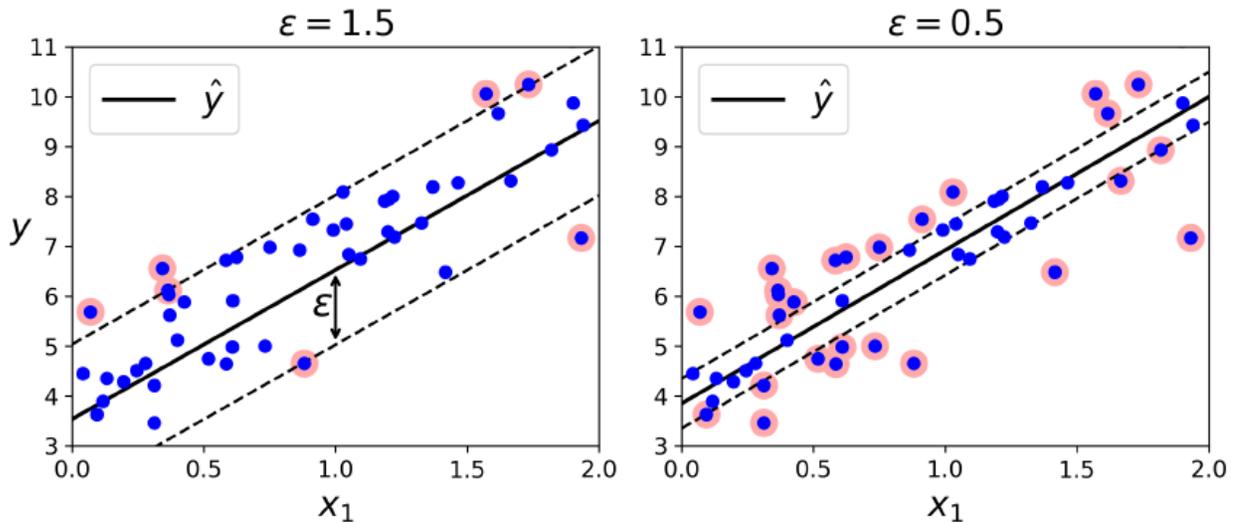


Ilustración 15: SVR con diferentes  $\epsilon$

SVR aplica una función de transformación a las observaciones originales correspondientes a  $\mathbf{R}^n$  a un espacio de dimensión superior, donde se desarrolla la regresión lineal. La optimización que se realiza es la siguiente:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \begin{aligned} (1) & 0 \leq \alpha_i^* \leq C \\ (2) & 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (14)$$

Como este problema de optimización puede ser no factible, se introducen unas variables de holgura para poder permitir errores mayores. Por lo tanto, la formulación de SVR queda de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i - f(\mathbf{x}_i, \omega) \leq \epsilon + \xi_i^* \\ f(\mathbf{x}_i, \omega) - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

Donde  $\xi_i, \xi_i^*$  representan las variables de holgura y  $C$  es un parámetro de penalización para regular la optimización. La solución de esta formulación corresponde al problema dual de acuerdo a Vapnik (1995) y es la siguiente:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_{sv}} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$$

$$s. t \quad (1) \quad f(x_i, w) - y_i \leq \epsilon$$

$$(2) \quad y_i - f(x_i, w) \leq \epsilon$$
(16)

$n_{sv}$  corresponde al número de vectores de soporte y  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$  es la función de kernel que puede ser lineal o polinomial. De acuerdo a Cherkassky & Ma (2004) la precisión del modelo depende de una buena elección de los parámetros  $C$ ,  $\epsilon$  y del kernel.

### 4.3. Métricas de desempeño

Para poder evaluar el desempeño de los modelos mencionados anteriormente y seleccionar aquel modelo que pronostica mejor se utiliza como métrica de desempeño el error en el pronóstico. El error de pronóstico, aplicado a este trabajo específicamente, es simplemente la diferencia entre la demanda real en el periodo  $t$  y la demanda pronosticada para ese mismo periodo:

$$E_t = D_t - Y_t$$
(17)

Una de las mejores formas de ver qué tan bien generaliza el modelo es separar los datos en dos sets: set de entrenamiento y un set de prueba, en donde se entrena el modelo con el set de entrenamiento y se prueba con el set de prueba. El error obtenido en los nuevos datos, es decir, el set de prueba, se llama error de generalización o error fuera de la muestra. Si el error de entrenamiento es bajo y el error fuera de la muestra es alto, significa que el modelo está sobre ajustado a los datos de entrenamiento.

De acuerdo a Géron (2019), es usual utilizar el 80% de los datos como set de entrenamiento y el 20% como set de prueba. Esto dependerá de los datos ya que, si el 1% de los datos como set de prueba son 100.000 observaciones, esto será suficiente para probar el modelo. Además, el error relevante a evaluar es el error fuera de la muestra, ya que replica el funcionamiento del pronóstico en la práctica (Hurtado, 2008).

Para comparar estos modelos a través del error de prueba hay diferentes métricas que se pueden utilizar, de las cuales destacan las siguientes dispuestas en la *Tabla 8*.

Tabla 8: Métricas de desempeño a través del error de pronóstico

Métrica	Fórmula
Error absoluto de la media (MAD)	$MAD = \frac{\sum_{t=1}^N  E_t }{N}$
Error absoluto Porcentual de la media (MAPE)	$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N  \frac{E_t}{Y_t} }{N}$
Error cuadrático de la media	$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N E_t^2}{N}$
Raíz del error cuadrático de la media (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N E_t^2}{N}}$

La ventaja de utilizar MAPE con respecto a las otras métricas es que esta mide el tamaño del error absoluto en términos porcentuales. El hecho que se estime una magnitud del error porcentual lo hace un indicador frecuentemente utilizado por los encargados de elaborar pronósticos debido a que el porcentaje es aplicable para diferentes escalas y modelos y es fácil de interpretar.

## 5. ANÁLISIS DE DEMANDA

Como se comentó en la subsección *Servicio de Urgencia Red de Salud UC Christus*, los datos registrados de la demanda se obtienen desde los sistemas SAP y Alert, los cuales son exportados a un archivo Excel para su análisis. La base de datos

cuenta con información desde enero del año 2013 hasta diciembre del año 2018. Las variables relevantes con las que se cuenta para el análisis de la demanda se resumen en la *Tabla 9*.

Tabla 9: Variables relevantes para análisis de demanda

Variable	Tipo
Fecha	Fecha
Día de la semana	Cadena
Complejidad	Cadena
Especialidad	Cadena
Hora de registro	Entero
Nota	Cadena

Las variables que tienen tipo *Cadena* contienen textos, y las variables tipo *Entero* contienen números enteros. La complejidad corresponde al diagnóstico que se realiza al paciente y es calificado en 5 intervalos de colores. Estos colores van del azul al rojo de menor a mayor complejidad, respectivamente. Esta variable se agrupa en tres valores categóricos: *Baja*, *Mediana* y *Alta*. Con respecto a la variable *Nota*, esta contiene información de si el paciente fue atendido, derivado, abandonó la consulta o se equivocó en el servicio. Este tipo de paciente está catalogado en la variable *Nota* como *Ni inscrito ni atendido*. De acuerdo a esta modificación, hay pacientes que son atendidos y su situación en complejidad queda como *Otro*, esto debido a que los pacientes pueden pasar a control directo con los doctores o bien no se registran en sistema generalmente por fallas de este.

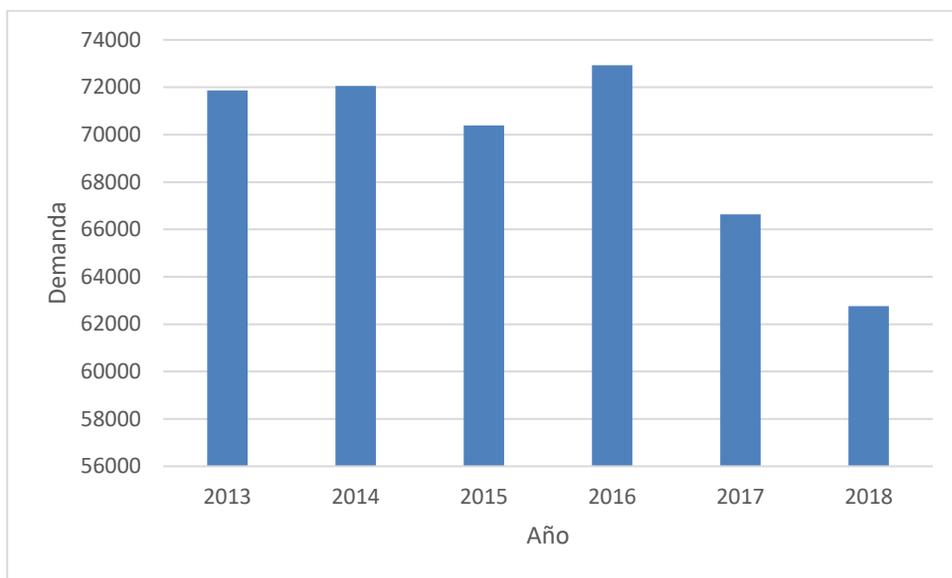


Ilustración 16: Evolución de la demanda

La demanda desde el año 2013 hasta el año 2018 tiene dos comportamientos notorios que inician el año 2013 y el año 2017. Esta se mantuvo relativamente constante desde el año 2013 al año 2016. Desde el año 2017 se observa un notorio decrecimiento en el promedio de la demanda, manteniéndose constante hasta 2018. La demanda en forma de serie se encuentra disponible en la *Ilustración 40: Demanda urgencia en forma de serie*, disponible en la subsección *Análisis de demanda* de Anexos. Se analizará la demanda desde el año 2017, ya que el comportamiento anterior a este no representa fielmente la realidad del servicio de urgencia actualmente. Además, se quitan los datos de las personas registradas erróneamente, los que corresponden a 729. De esta manera se trabaja con una base de datos limpia y significativa.

Una de las principales razones de este decaimiento tiene que ver con que se terminó un plan de la isapre Cruz Blanca que beneficiaba la atención en urgencia a los pacientes con esta previsión. Esto se observa en la caída de demanda de estos pacientes tanto en la Clínica San Carlos de Apoquindo como en el Hospital Clínico de la UC.

Para poder analizar si hay factores externos alterando la demanda, es necesario observar el comportamiento de la demanda en el sector privado y en el sector público. Este análisis permitirá saber si hay una tendencia a nivel país o sectorial. La evolución

de la demanda en los servicios de urgencias de los hospitales a nivel país se muestra en la Ilustración 17.

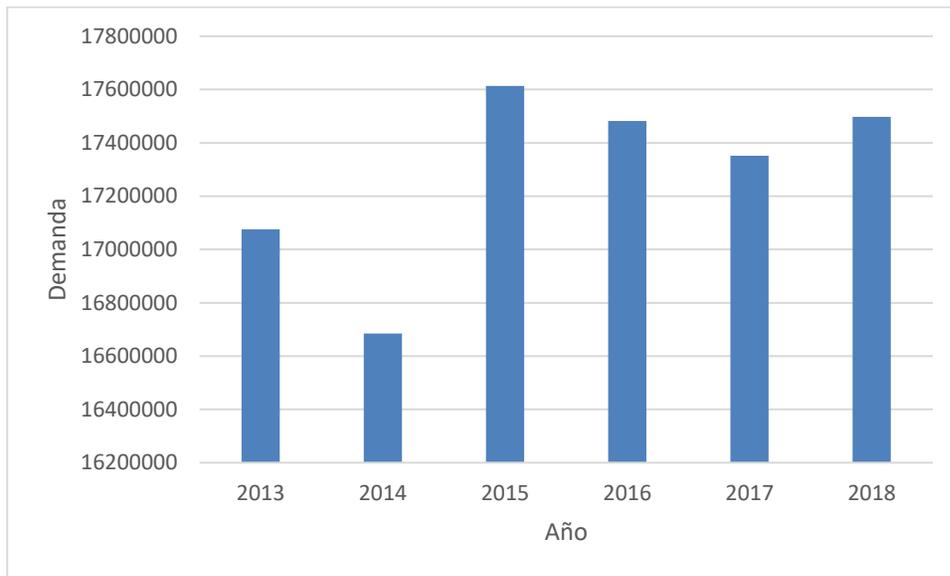


Ilustración 17: Demanda urgencia sector público

Se observa que la demanda en los servicios de urgencia de hospitales, Servicios de Atención Primaria de Urgencia (SAPU) y Servicios de Atención Primaria de Urgencia de Alta Resolutividad (SAR) se ha mantenido relativamente constante a través de los años 2015 a 2018. Esta tendencia no la ha tenido los hospitales, donde la demanda específica de urgencia en estos establecimientos ha decaído, como se puede observar en la *Ilustración 41: Demanda urgencia en hospitales* disponible en la subsección *Análisis de demanda* de Anexos.

La demanda por establecimiento, como hospitales, SAPU y SAR siguen una distribución de la siguiente forma:

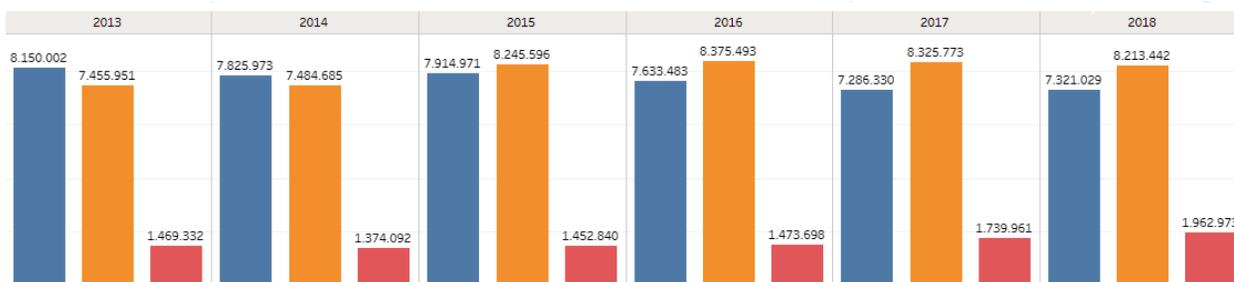


Ilustración 18: Demanda sector público por tipo de establecimiento

En esta ilustración las barras azules representan los hospitales, barras naranjas a los SAPU y barras rojas a los establecimientos SAR. Se observa que en los años 2013 y 2014 la mayoría de la demanda de urgencia se concentraba en hospitales. Desde el año 2015 hasta la actualidad la mayoría de la demanda se concentra en los establecimientos SAPU.

Con respecto a la demanda del sector privado y de la competencia directa del Hospital Clínico, se tiene el porcentaje de (de)crecimiento del año 2018 con respecto al año 2017 en los primeros meses del año, desde enero a mayo.

Tabla 10: Variación demanda 2018

Clínica	% variación
Tabancura	7,2%
U. de los Andes	3%
Santa María	-4%
Indisa	0,4%
San Carlos	-12,8%

Se observa que la mayoría de las clínicas tienen una tendencia leve a crecer, excepto la Clínica Santa María y la Clínica San Carlos de Apoquindo, esta última perteneciente a la Red de Salud UC Christus. Al igual que en el Hospital Clínico, la Clínica San Carlos ha bajado su demanda por la eliminación del convenio con los pacientes Cruz Blanca Master. La demanda en el servicio de urgencia de estas clínicas

depende en gran parte de los planes, seguros y convenios que manejan. Un ejemplo claro de esto es el convenio escolar que se estrenó en la clínica San Carlos el año 2019 y la participación de la demanda de los escolares subió de un 30% a un 44% aproximadamente.

Para analizar el comportamiento propio de la demanda que enfrenta el Servicio de Urgencia del Hospital Clínico UC se consideran los años 2017 y 2018. Esto debido a que es el comportamiento más reciente y por lo tanto es más probable que represente fielmente lo que sucede en la actualidad. En estos años la demanda sigue la siguiente distribución:

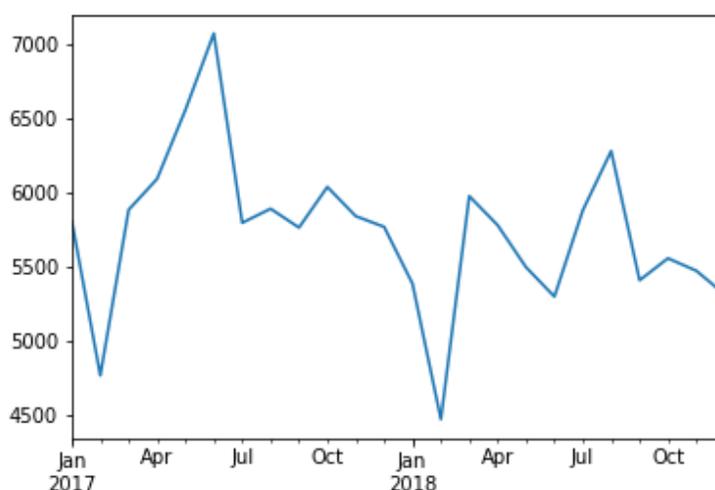


Ilustración 19: Distribución de la demanda años 2017 y 2018

La demanda de estos años es de 137.721 pacientes, considerando atendidos, abandonos y derivados. El detalle de esta distribución se encuentra en la *Tabla 32* disponible en la subsección *Análisis de demanda* de Anexos. Lo más destacado de esta ilustración es que el punto máximo se alcanza en junio del año 2017 y este mes el año siguiente representaría el segundo mes con menos demanda del año 2018, esto debido principalmente a que la demanda de urgencia a nivel país en Chile ese año fue mucho mayor en agosto que en junio, de acuerdo a datos del Departamento de Estadísticas e Información de Salud (2019). A pesar de esto, junio es el mes que concentra la mayor demanda en estos dos años del total con un 8.99% seguido por agosto y mayo con 8.84% y 8.76% respectivamente. Los valles que se observan corresponden al mes de febrero y de junio del 2018. Desde marzo hasta agosto es donde se alcanza la mayor demanda, esto debido a que en las estaciones de otoño e invierno aumentan las enfermedades virales y aquellas asociadas a cambios de temperatura.

Con respecto a la variable *Nota*, donde se registran las personas atendidas, derivadas a otros servicios y las que abandonaron, se tiene la siguiente distribución:

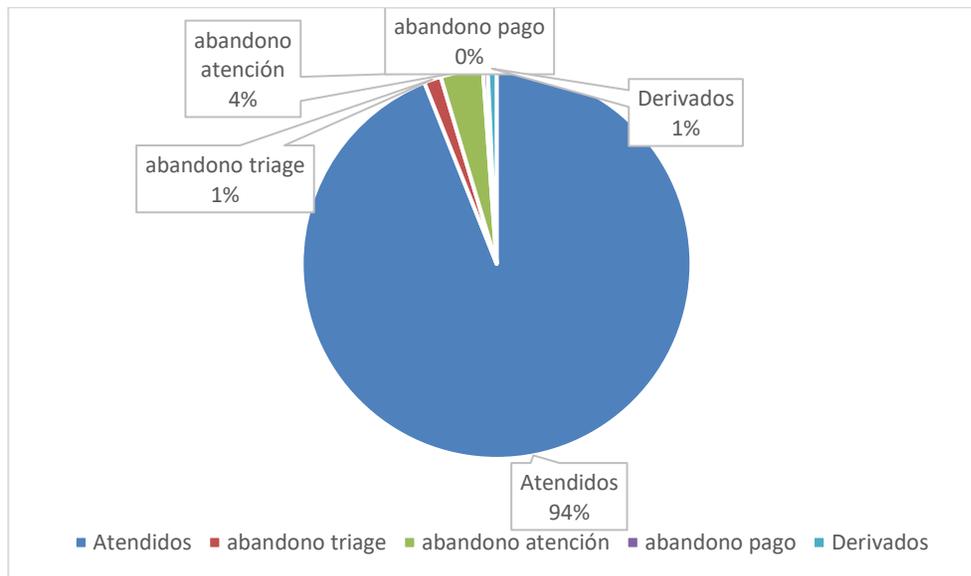


Ilustración 20: Porcentaje de pacientes atendidos

Los años 2017 y 2018, el 94% de las personas registradas realmente se atendieron y, por lo tanto, terminaron el proceso completo. 1% de la demanda, equivalentes a 2.076 personas, abandonaron antes de entrar al triage y 4% de la demanda, equivalentes a 5.176 personas, abandonaron después de terminar el triage y antes de entrar a la atención. El 1% de la demanda corresponde a pacientes derivados a otros servicios del hospital, lo que equivale a 1.076 personas. Además, hay 576 personas que se registran como *abandono* a pesar de haber estado en la atención con los doctores.

Con respecto a la distribución de la demanda por día de la semana y por hora, se muestran los siguientes histogramas de estas distribuciones:

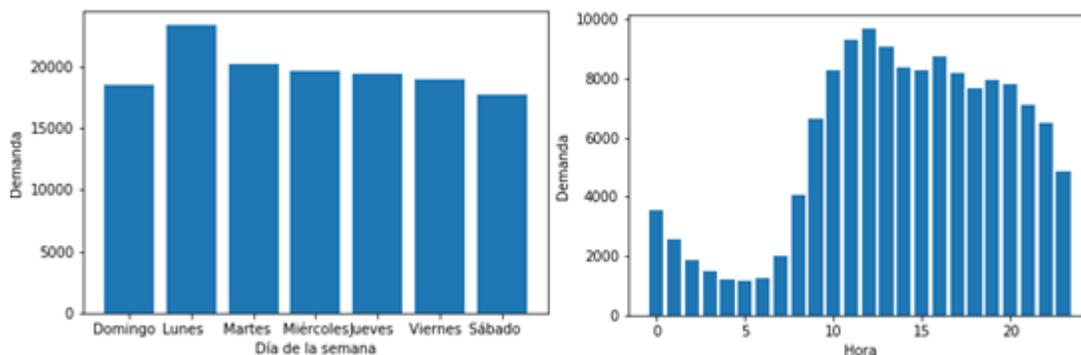


Ilustración 21: Distribución de demanda diaria y horaria

La mayor cantidad de demanda se concentra en el día lunes con 23.365 atendidos y el sábado, el menor, con 17.756. El máximo de demanda en un día promedio se alcanza a las 12:00 horas, donde aumenta fuertemente desde las 8:00 horas hasta llegar a este punto. Luego desciende y se mantiene relativamente constante hasta las 21:00 horas, hora en que comienza un descenso notorio en la demanda. Además, en la *Ilustración 42* se observa que la pérdida de demanda sigue una distribución similar a la de la demanda, esto debido a que mientras más gente solicita el servicio mayor serán el tiempo de espera promedio, como se observó en la subsección *Oportunidad de mejora*. Esto constituye un incentivo para abandonar el proceso.

La distribución mensual no sugiere ningún patrón obvio, ya que cada mes es diferente, como se vio anteriormente. En la *Ilustración 43* e *Ilustración 44* se observa la distribución de la demanda de abril y noviembre de los años 2017 y 2018. Si bien abril sugiere un patrón similar, la demanda difiere de un año a otro. Noviembre 2018 tiene un comportamiento notoriamente distinto a noviembre 2017 al final del mes. Cada mes en un mismo año es diferente y cada mes entre los años 2017 y 2018 se comporta diferente también.

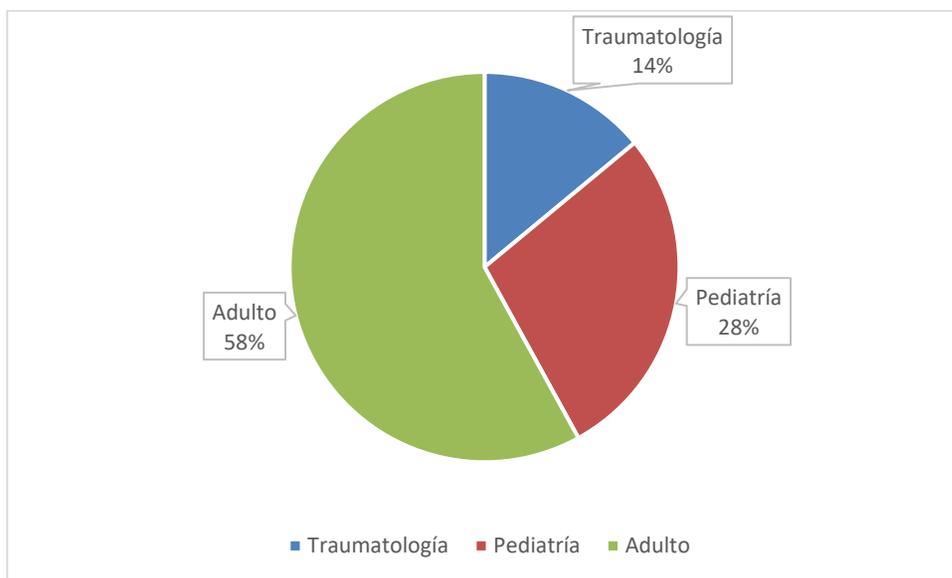


Ilustración 22: Demanda por especialidad

La especialidad más demandada en el servicio de urgencia es la de adulto con un 60%, lo que equivale a 82.871 adultos atendiéndose desde el año 2014 al año 2018. Posteriormente, se tiene que la especialidad de pediatría tiene un 27% de demanda y de traumatología 13%. Con respecto a la demanda por complejidad, y como se mencionó anteriormente, esta se registra en el sistema con color azul, verde, amarillo, naranja y rojo por nivel de urgencia, donde azul es la menos urgente y rojo el diagnóstico más urgente. Se agrupó esta información en complejidad baja, mediana y alta, donde el color azul y verde corresponden a complejidad baja, color amarillo a complejidad mediana y color naranja y rojo a complejidad alta en la base de datos.

La especialidad Adulto y Traumatología siguen la misma distribución en la semana que la demanda agregada, observada en la Ilustración 21, donde la mayor cantidad de demanda se recibe los días lunes y descende paulatinamente hasta el domingo. La especialidad Pediatría sigue una distribución diferente a las mencionadas anteriormente.

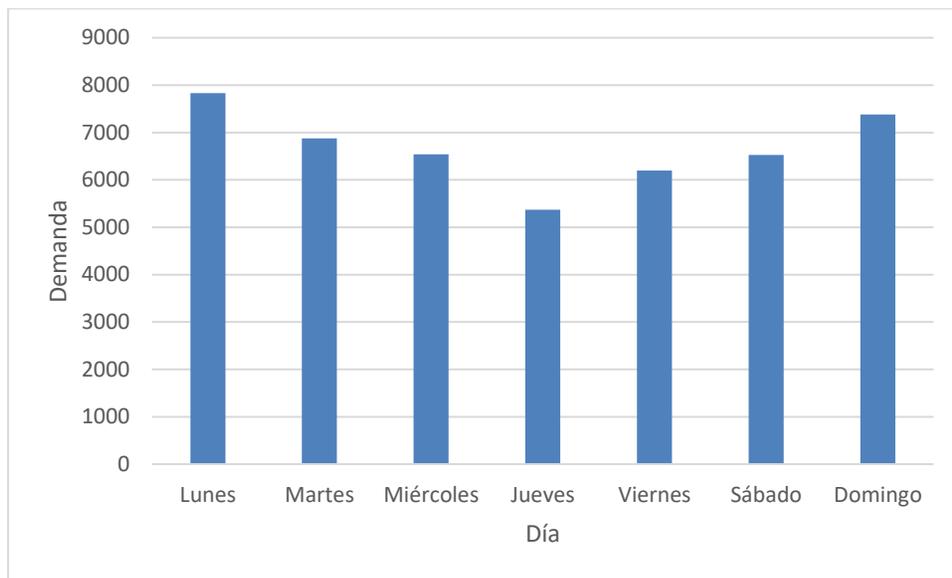


Ilustración 23: Distribución demanda pediatría

En este caso, en la complejidad de Pediatría los días domingos tiene una especial relevancia en la semana, siendo el segundo día en donde más se atiende a los niños, después de los días lunes. La distribución de la demanda por complejidad es la siguiente:

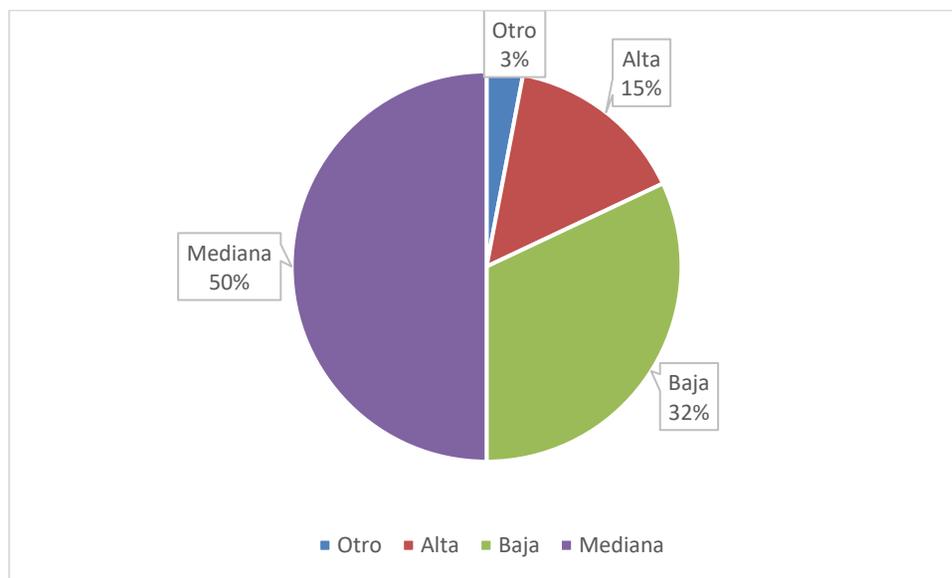


Ilustración 24: Demanda por complejidad

Se observa que la complejidad Mediana acapara la mitad de la demanda, seguido por la complejidad baja con un 32%, complejidad alta con un 15% y otro con un 3%. Los pacientes calificados en *otro* corresponden a personas que van a controlarse

directamente con los doctores o bien se cayó el sistema y no se pudo registrar correctamente su diagnóstico, pero sí su atención.

Con respecto a los pacientes hospitalizados desde el Servicio de Urgencia, en los años 2017 y 2018 el porcentaje de pacientes hospitalizados corresponde a un 12,5% de la demanda total. La serie de tiempo mensual de estos años es la siguiente:

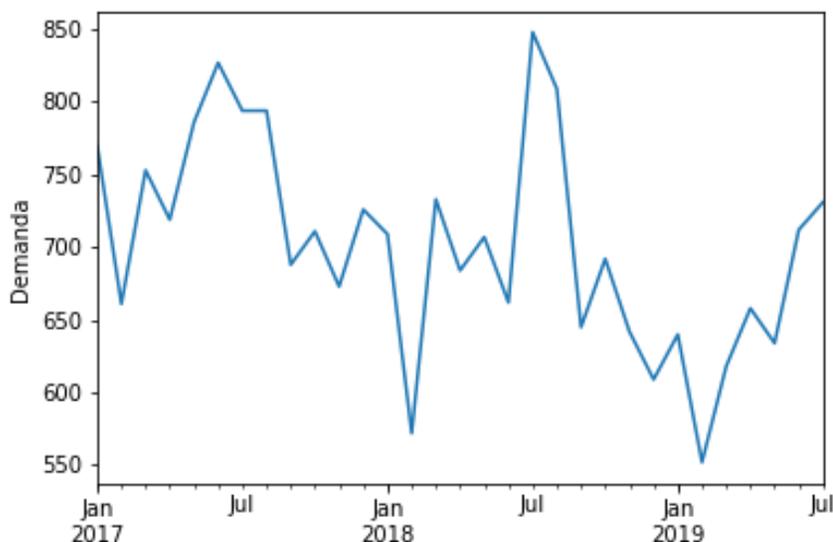


Ilustración 25: Demanda mensual de hospitalizaciones

Al igual que la demanda de urgencia, la demanda de hospitalizados tiene un comportamiento similar, lo que hace sentido, pues los hospitalizados son un subconjunto de la demanda de urgencia. Se observa que hay una caída de los hospitalizados en febrero y un alza en los meses de junio y julio, al igual que la demanda total en urgencia.

La distribución semanal de los pacientes hospitalizados sigue la tendencia de la demanda de urgencia, como se mencionó anteriormente, donde los primeros días de la semana concentran un mayor porcentaje y el fin de semana un menor porcentaje (ver *Ilustración 46* de la subsección *Análisis de demanda* de Anexos). Por otro lado, la distribución de los pacientes hospitalizados de acuerdo a la especialidad es la siguiente:

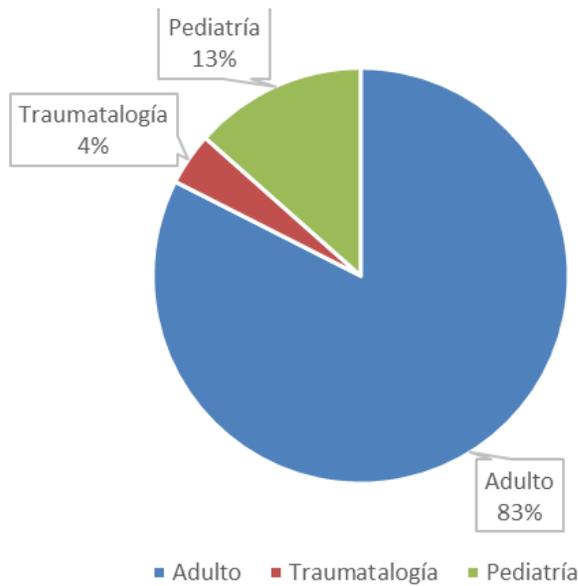


Ilustración 26: Distribución de hospitalizados por especialidad

Se observa que el 83% de los pacientes hospitalizados corresponden a la especialidad adultos, 4% a traumatología y 13% a pediatría. Con respecto a la complejidad de los hospitalizados, 5% vienen de ser clasificados como baja complejidad, 51% de mediana y 44% como se observa en la *Ilustración 47*.

## **6. PRONÓSTICO DE DEMANDA**

Los datos utilizados en el pronóstico corresponden a la demanda desde enero del año 2013 hasta julio del 2019. La información con respecto a las fugas está disponible desde el año 2017. Cabe destacar que el pronóstico de demanda corresponde a todas las personas que llegan al Servicio de Urgencia, incluyendo a los pacientes que por alguna razón abandonan el proceso antes de ser atendidos.

Para el pronóstico de la demanda los datos se agruparon mensual, semanal y diariamente para todos los modelos. Además, se separó la demanda por especialidad debido a la utilidad de esta información a la hora de tomar decisiones con respecto a la dotación de médicos especialistas. De este modo, se separó la demanda en demanda agregada, Pediatría, Adulto y Traumatología. También se consideró la proporción de los pacientes hospitalizados en cada pronóstico. Los resultados de cada modelo utilizado se presentan en dos columnas: error de la demanda agregada o total y error de la demanda de especialidades, la cual es el promedio del error del modelo utilizado en cada una de las especialidades.

### **6.1. Series de tiempo**

Los datos de la demanda se dejaron en forma de serie, solo con una columna que representa la demanda y las fechas como índice. Además, se probó con la media ( $n$ ) de 2, 3 y 6 periodos en todos los modelos para predecir la demanda del periodo actual.

#### **6.1.1. Medias móviles**

Los resultados de las medias móviles se presentan a continuación:

Tabla 11: Resultados medias móviles

Granularidad	Media (n)	MAPE Demanda agregada	MAPE Especialidades
Mensual	2	9,3%	11,9%
	3	9,8%	12,1%
	6	9,1%	11,2%
Semanal	2	5,5%	9%
	3	5,8%	9,4%
	6	7%	10,7%

Se observa que los mejores resultados, de acuerdo al menor error en el pronóstico MAPE, lo obtienen el modelo mensual agregado de 6 periodos y modelo semanal agregado de 2 periodos con 9,1% y 5,5% de error respectivamente.

El modelo diario se omite de esta tabla porque presenta errores del orden del 12%, lo que para ser demanda agregada es elevado comparado a los otros dos pronósticos. Además, el modelo diario se utilizará como método de comparación más adelante cuando se desagreguen los modelos semanales y mensuales a diario. Un mayor error en la estimación diaria se debe a que el modelo de serie de tiempo implica que la demanda de los días lunes es el promedio de la demanda del fin de semana, en el caso de medias móviles de 2 periodos. Esto subestima (sobrestima el fin de semana) de gran manera la demanda de los días de la semana, ya que la cantidad de demanda varía tanto en la semana como en fin de semana. En el modelo mensual suele ocurrir lo mismo, ya que hay meses contiguos que tienen mucha diferencia de demanda (febrero - marzo, agosto - septiembre, por ejemplo) que explican de manera equivocada la demanda actual.

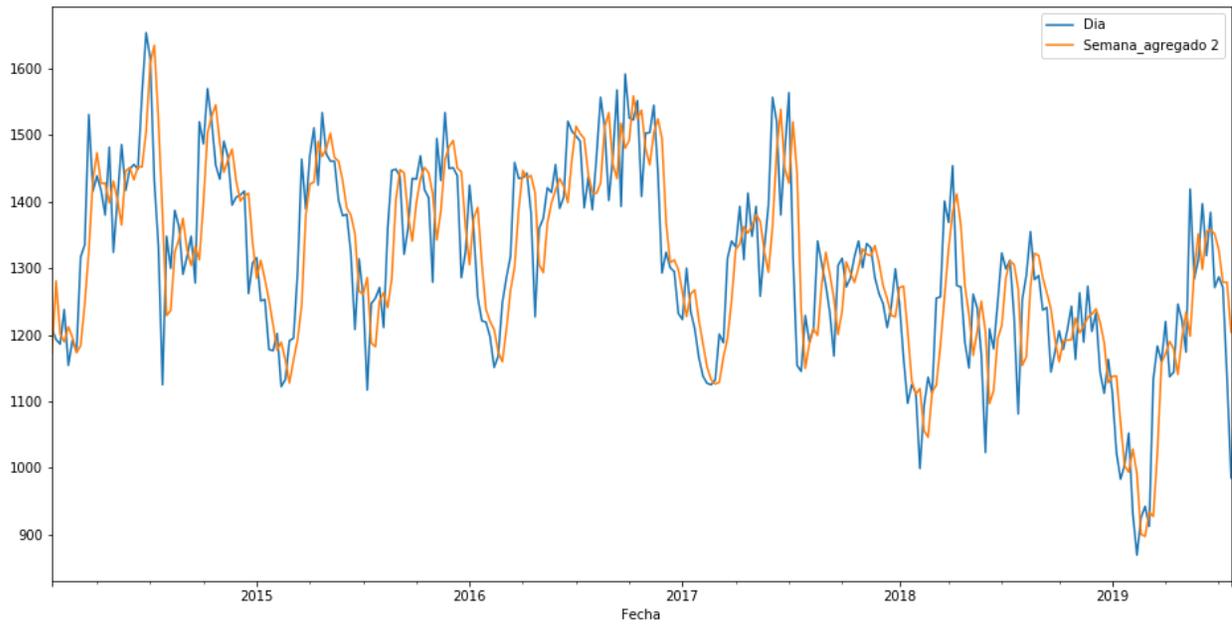


Ilustración 27: Serie medias móviles demanda semanal agregada modelo  $n=2$

### 6.1.2. Suavización exponencial

En este modelo, al igual que en el anterior, se obtuvo mejores resultados en el modelo semanal. Los resultados se presentan a continuación:

Tabla 12: Resultados suavización exponencial

Granularidad	Media (n)	MAPE Demanda agregada	MAPE Especialidades
Mensual	2	8,5%	11%
	3	8,7%	11%
	6	8,6%	11,1%
Semanal	2	5,2%	8,6%
	3	5,4%	8,8%
	6	6,3%	9,8%

En este modelo se obtienen mejores resultados en el modelo de 2 periodos en el caso del modelo mensual y en el caso del modelo semanal. Además, al igual que en el modelo de medias simples, se omite el modelo diario.

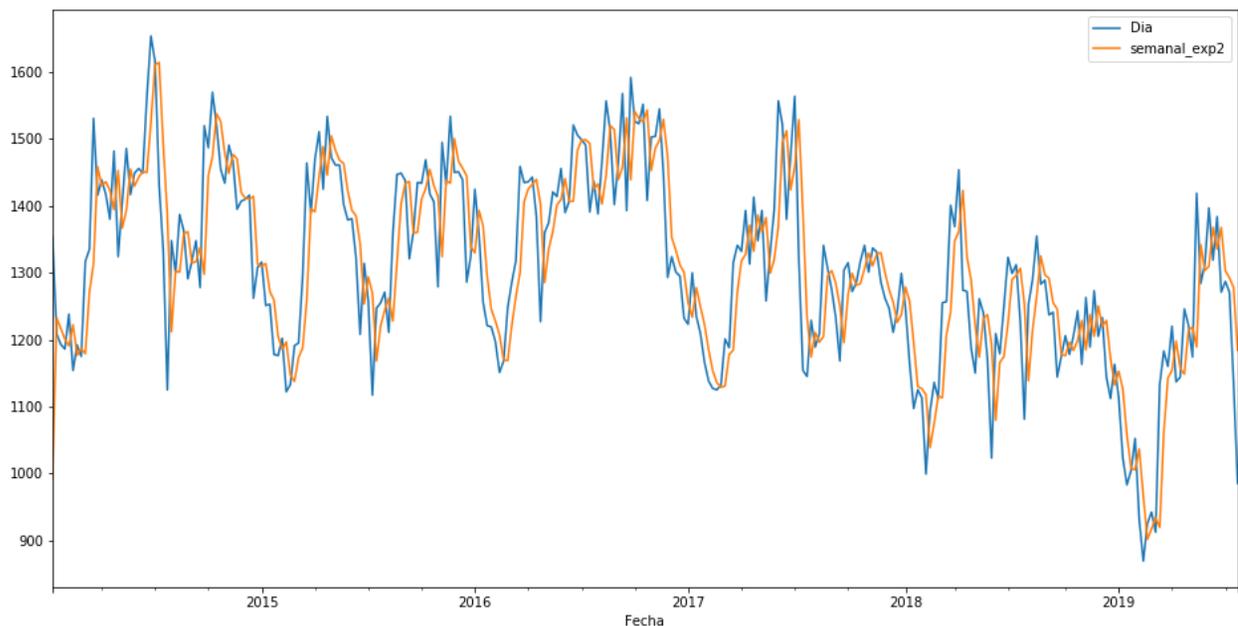


Ilustración 28: Serie exponencial demanda semanal agregada modelo n=2

### 6.1.3. Medias ponderadas

Para este modelo se separó la demanda en un periodo de entrenamiento y un periodo de prueba del modelo, con un 80% de los datos en el entrenamiento y el resto para la prueba, debido a que es el enfoque común en modelos de pronóstico, de acuerdo con Géron (2019). Además, en este modelo se utilizó un optimizador que busca encontrar los pesos óptimos para todos los periodos considerados. Por ejemplo, en una serie de medias de 2 periodos, hay un peso específico para periodo 1,  $w_1$  y otro para el periodo 2,  $w_2$ . Por lo tanto, el set de entrenamiento se utiliza para encontrar los pesos y el set de prueba para verificar qué tan bien predice el modelo con los pesos encontrados. Los modelos fueron los mismos usados anteriormente y los resultados de los pesos específicos son los siguientes:

Tabla 13: Ponderaciones de los periodos

Granularidad y modelo	Media (n)	W1	W2	W3	W4	W5	W6
Mensual Agregado	2	0	1	-	-	-	-
	3	0	1	0	-	-	-
	6	0	0	0	0	0	1
Semanal agregado	2	1	0	-	-	-	-
	3	0	0	1	-	-	-
	6	0	0	0	0	1	0

Como se observa en esta tabla, los pesos resultantes de la optimización indican que considerar solo 1 periodo en vez de los 2,3 o 6 es un mejor predictor para los siguientes periodos. Es decir, la demanda se explica mejor no como una ponderación de diferentes periodos, sino como la replicación de un cierto periodo anterior. Con respecto a los resultados de la predicción, estos se presentan en la *Tabla 14*:

Tabla 14: Resultados medias ponderadas

Granularidad	Media (n)	MAPE Demanda agregada	MAPE Especialidades
Mensual	3	11,5%	10,1%
	6	8,7%	9,2%
Semanal	3	6,6%	8,5%
	6	6,6%	8,3%

Los resultados de los errores indican que el modelo de medias ponderadas semanal de 6 periodos es el que mejor se desempeña en los pronósticos. Además, este modelo considera en sus pesos solamente el último periodo con un peso 1 lo que quiere decir que, por ejemplo para predecir abril, solo considera la demanda de marzo.

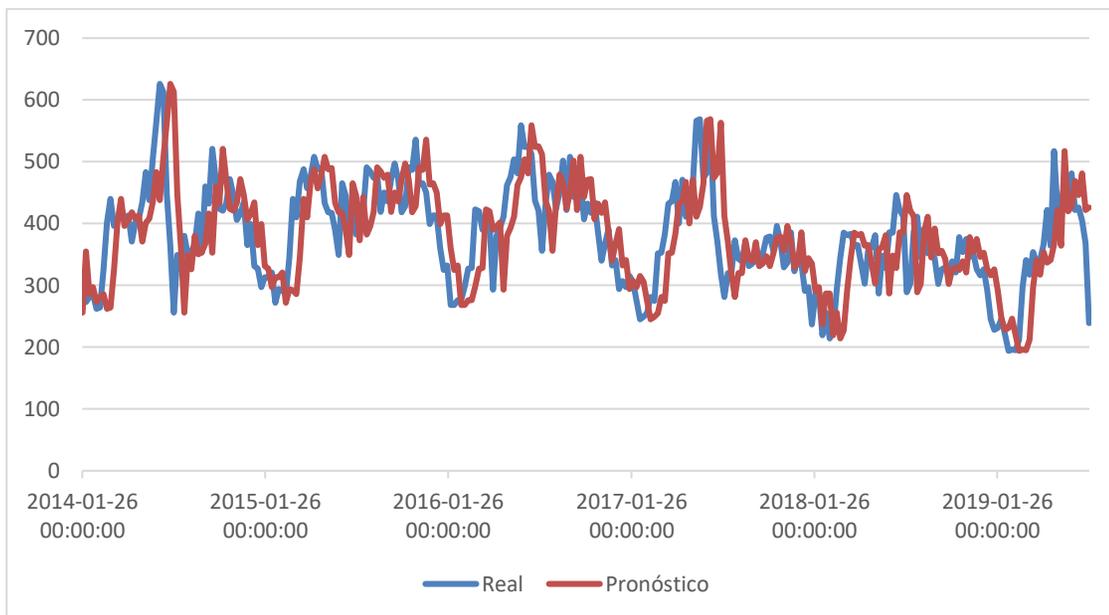


Ilustración 29: Serie medias ponderadas demanda semanal agregada n = 3

#### 6.1.4. Desagregación de pronósticos

En las subsecciones anteriores se determinó que el mejor pronóstico se obtiene de la demanda agregada y semanalmente agrupada. Debido a las características del Servicio de urgencia, el pronóstico de demanda debe estar dispuesto diariamente y por especialidad, para poder alinear esto con la correcta asignación de médicos especialistas. Para cumplir con lo anterior y desagregar la demanda, se obtuvo la distribución de la demanda diaria por mes y día de la semana, tomando como datos desde el año 2014 hasta el año 2018. De esta manera se obtienen una distribución de demanda para cada día de la semana de todos los meses. Por ejemplo, un día lunes de enero tiene un porcentaje de 16,7% de la demanda semanal, mientras que un lunes de febrero un 18,1%. La distribución de los primeros cinco meses se presenta en la *Tabla 15*.

Tabla 15: Distribución diaria

Mes/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
Enero	16,7%	15,3%	13,9%	13,7%	14%	13,4%	13%
Febrero	18,1%	14,9%	13,8%	13,6%	13,8%	12,7%	13,1%
Marzo	16,8%	14,3%	14,3%	14,6%	13,5%	12,9%	13,6%
Abril	16,2%	14,4%	15,2%	13,5%	13,4%	13,2%	14,1%
Mayo	17,2%	15,5%	14,1%	13,1%	14%	12,8%	13,3%

Una desventaja de este modelo de distribución es que no separa la distribución de semanas dentro de un mes, puesto que estas varían mucho y, por ejemplo, hay meses que tienen 4 o 5 semanas dependiendo del año, por lo tanto se prefirió no utilizarlas. Además de esta distribución diaria, se utilizó una distribución de especialidad en el caso de que la demanda esté agregada. Al igual que la distribución diaria, la distribución de especialidad se hizo de acuerdo al día de la semana y mes. Esta distribución se realizó para cada especialidad.

Para ilustrar lo anterior, la *Tabla 16* muestra como ejemplo la distribución de la especialidad Pediatría en los primeros meses:

Tabla 16: Distribución diaria de especialidad Pediatría

Mes/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
Enero	24,3%	22,9%	22,6%	24,6%	24,6%	26,7%	26,4%
Febrero	20,1%	21%	21,9%	21,3%	21,2%	24,1%	27,5%
Marzo	26,2%	26,6%	24,6%	25,4%	24,3%	25,5%	26,6%
Abril	27,7%	28%	27%	26,5%	29,5%	33,9%	35,5%
Mayo	33,7%	32,3%	28,6%	29,1%	29,2%	30,1%	34,1%

Se observa en esta tabla de distribución que a medida que avanzan los meses durante el año y los días durante la semana, la participación de Pediatría va aumentando, tomando un poco más de un 30% de las especialidades y de la demanda.

Es importante destacar que se utilizó los años 2014 al 2018 para obtener la distribución de especialidad y semanal para calibrar la función distribución y se probó con los datos del año 2019, hasta julio, para medir el error.

#### 6.1.5. Comparación de resultados

El mejor modelo de acuerdo al MAPE es la serie exponencial semanal con demanda agregada con un 5,2% de error, como se observó en las subsecciones anteriores y en la Tabla 12 más precisamente. Se aplicó la distribución diaria y por especialidad a este pronóstico. Además, se comparó este resultado con la serie exponencial diaria de cada especialidad para evaluar si la aplicación de esta distribución sigue siendo mejor que tener un pronóstico diario propiamente tal.

Los resultados de esta comparación se observan en la *Tabla 17*.

Tabla 17: Resultados mejor modelo de series de tiempo

Modelo	Granularidad	Adulto	Traumatología	Pediatría	Hospitalizaciones
Serie exponencial	Diaria	.15%	23,9%	16%	23,6%
Serie exponencial	Diaria (Semanal desagregada)	13,4%	33,4%	19,1%	20.2%

Se observa que en las especialidades Traumatología y Pediatría se obtiene un mejor desempeño en la serie diaria, mientras que en Adulto y Hospitalizaciones en la serie semanal desagregada. Además se observa que en la especialidad Traumatología hay una diferencia de más de 10% en el error.

## 6.2. Regresiones lineales

En los modelos de regresiones lineales se utiliza el mismo set de datos, pero esta vez desde el año 2013 hasta julio del 2019. Se agrupa la demanda mensual, semanal y diariamente para saber cuál es el modelo que pronostica mejor. Además, se utiliza la técnica de separación de la base de datos para tener un set de entrenamiento y un set de prueba. El set de entrenamiento y de prueba sigue una proporción de 80% y 20%, respectivamente.

Por otro lado, en todos los modelos se crean variables binarias o *dummies* para los meses, donde 1 indica que la demanda observada es en ese mes y 0 si la demanda observada no está en ese mes. En el caso del modelo diario, se generan las variables diarias como *lunes, martes, ..., domingo*. Cabe mencionar que no se considera el mes de abril ni el día miércoles en esta variable, ya que serán el caso base (o referencia) para las variables meses y días, respectivamente, debido a que representan el promedio mensual y diario de la demanda.

### 6.2.1. Modelo mensual

Para el modelo mensual se consideró las variables mensuales mencionadas anteriormente y además una variable que captura la demanda del mes anterior, es decir, ***Demanda***<sub>*t-1*</sub>. Se creó una variable que captura la demanda del mismo mes el año pasado, pero al no ser significativa se sacó del modelo. El modelo resultante fue el siguiente:

$$Demanda_t = \beta_0 + \beta_1 Demanda_{t-1} + \beta_2 Enero_t + \dots + \beta_{12} Diciembre_t \quad (18)$$

Las variables significativas de este modelo corresponden a la variable  $Demanda_{t-1}$ , *enero, febrero, marzo, julio, octubre* lo que quiere decir que son relevantes e influyen en la demanda positiva o negativamente.

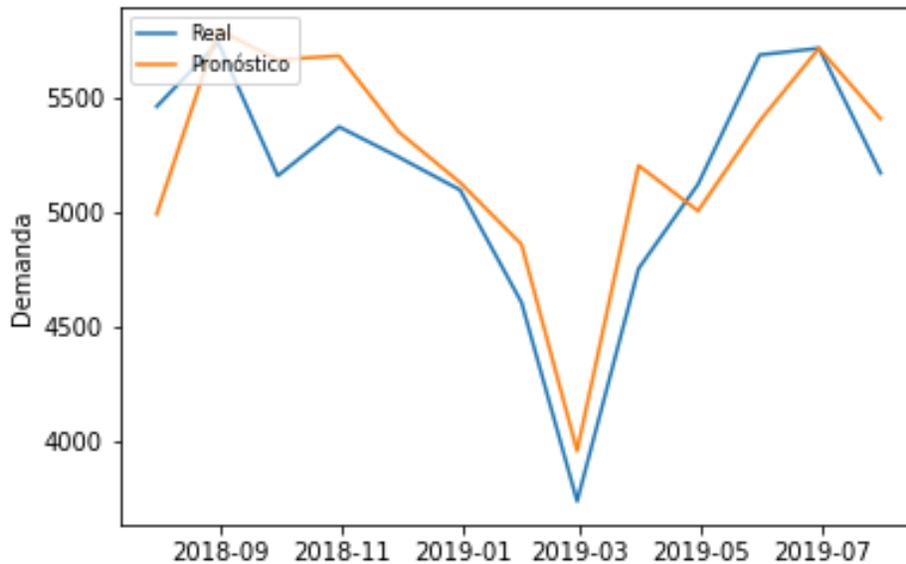


Ilustración 30: Regresión test set demanda mensual agregada

Este modelo reportó un error MAPE de entrenamiento de 4,6% y en el MAPE de prueba un 15,1%, lo que indica que se sobre ajustó a los datos y no pudo predecir igual de bien que en el set de entrenamiento.

### 6.2.2. Modelo semanal

Para el modelo semanal se escogió un modelo similar más una variable que incorpora la semana del mes anterior, es decir, una variable que rescata la demanda de la semana de 4 periodos atrás. El modelo es el siguiente:

$$Dem_t = \beta_0 + \beta_1 Dem_{t-1} + \beta_2 Dem_{t-4} + \beta_3 Enero_t + \dots + \beta_{13} Diciembre_t \quad (19)$$

Las variables significativas de este modelo corresponden a la variable  $Demanda_{t-1}$ ,  $Demanda_{t-4}$ , *enero, febrero, marzo y julio*.

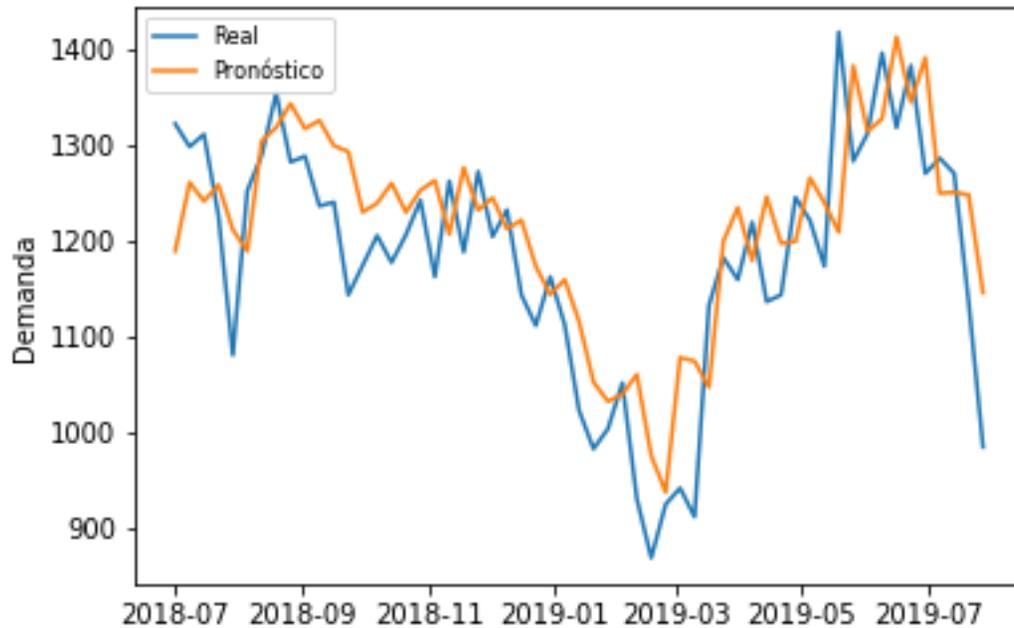


Ilustración 31: Pronóstico demanda semanal agregada

El desempeño de este modelo corresponde a un MAPE de 5,2% en el set de entrenamiento y un MAPE de 10,6% en el set de prueba para la demanda agregada.

### 6.2.3. Modelo diario

El modelo diario tiene la misma lógica de los modelos anteriores, incluyendo las variables que rescatan la demanda de 1 periodo y de 7 periodos atrás, las variables de los meses y las variables de los días: lunes, ..., domingo. El modelo quedó de la siguiente forma:

$$Dem_t = \beta_0 + \beta_1 Dem_{t-1} + \beta_2 Dem_{t-7} + \beta_3 Enero_t + \dots + \beta_{13} Diciembre_t + \beta_{14} Lunes_t + \dots + \beta_{19} Domingo_t \quad (20)$$

Las variables significativas de este modelo corresponden a la variable *lunes*, *sábado*,  $Dem_{t-1}$ ,  $Dem_{t-7}$ , *enero*, *febrero* y *diciembre*. El gráfico del pronóstico de la regresión en formato serie es el siguiente:

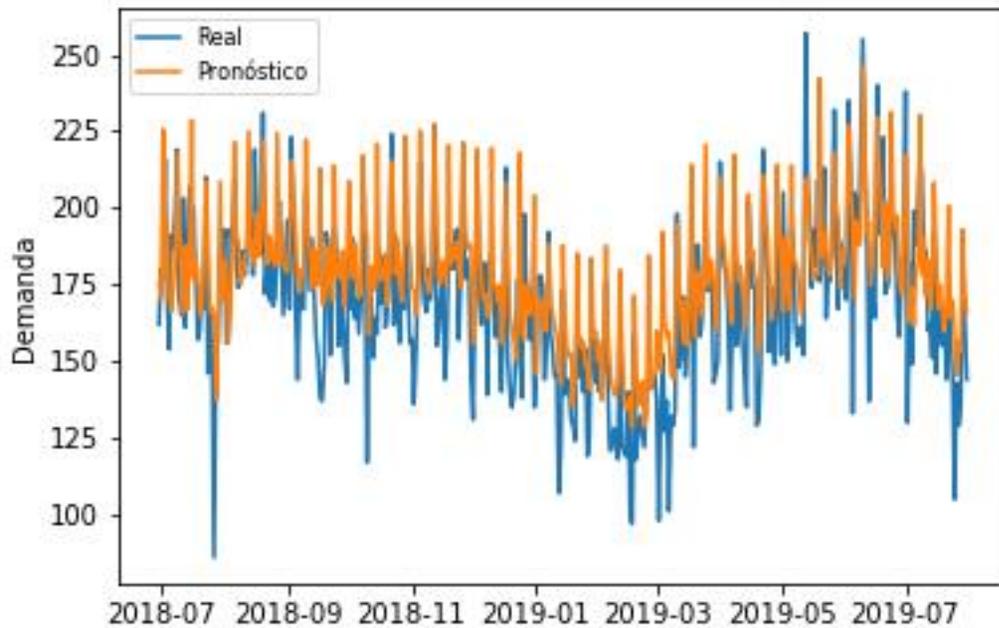


Ilustración 32: Pronóstico diario de regresión en formato serie

El desempeño de este modelo corresponde a un MAPE de 9,2% en el set de entrenamiento y un MAPE de 11% en el set de prueba para la demanda agregada. Para las especialidades estas tienen un MAPE de 13.7%, 35.2%, 16.9% y 24.9% para las especialidades de Adulto, Traumatología, Pediatría y Hospitalizados, respectivamente.

Si bien estos modelos no tienen un mal desempeño, exceptuando la especialidad Traumatología, se tiene un antecedente reciente sobre pronóstico de demanda utilizando regresiones. Este es un trabajo aun no publicado por parte del doctor José Ignacio Rodríguez, subdirector médico del Hospital Clínico UC y José Tomás Baudet, Ingeniero industrial. Este trabajo muestra un modelo similar al mostrado anteriormente pero que incorpora, además, una serie de variables explicativas específicas para la demanda. Algunas variables incluidas y que son significativas para el pronóstico de demanda son: *Invierno*, *Feriado*, *Fiestas patrias*, *Navidad*, *Año Nuevo* y *Súper Lunes*, además de las variables mostradas anteriormente. *Súper lunes* hace referencia a un lunes posterior a un feriado largo. Estas son algunas de las variables incluidas que se utilizó como segundo modelo para pronosticar.

La comparación del desempeño de estos modelos se representa en la *Tabla 18* donde modelo 1 corresponde al modelo con las variables básicas y modelo 2 al modelo basado en el antecedente de investigación de pronóstico que incluye estas nuevas variables explicativas ya mencionadas.

Tabla 18: Comparación de modelos de regresión lineal

Especialidad	MAPE modelo 1	MAPE modelo 2
Traumatología	35,2%	35,1%
Adulto	13,7%	13,4%
Pediatría	16,9%	16,8%
Hospitalizados	24,9%	23,5%

Los resultados de esta comparación de modelos en la regresión indican que no hay una diferencia significativa entre estos modelos, de acuerdo al MAPE. Por lo tanto, incluir estas variables no afectan de manera relevante los pronósticos, pero sí ayudan a entender el comportamiento de la demanda y los factores que la afectan.

#### 6.2.4. Comparación de resultados

El mejor pronóstico agregado se obtiene en el nivel semanal con un 10,6% y por lo tanto se desagrega esta demanda utilizando las funciones de distribución anteriormente descritas y se compara con las regresiones diarias de cada especialidad. Los resultados son los siguientes:

Tabla 19: Comparación de resultados en regresiones

Modelo	Granularidad	Adulto	Traumatología	Pediatría	Hospitalizaciones
Regresión	Diaria	.13,45%	35%	16,8%	23,5%
Regresión	Diaria (Semanal desagregada)	20%	45%	24%	27%

De esta tabla se observa que el modelo diario tiene mejor desempeño en todas las especialidades con respecto al modelo semanal desagregado. Además, es importante notar que el peor desempeño se obtiene en la especialidad Traumatología, esto debido a que es más difícil predecir los accidentes traumatológicos y además la demanda varía independiente de los días.

### 6.3. Support Vector Machine

Este modelo, como se vio en la sección 4.2.2.1 de support vector machine, intenta clasificar grupos mediante vectores que los hace distinguibles y optimiza la mayor distancia entre estos vectores para mejores resultados. En el caso aplicado a las regresiones, el modelo intenta que la mayor cantidad de datos estén dentro de estos vectores que son dados por la regresión.

Las variables de la regresión para SVR, son las mismas dadas en la sección de regresión, las que incluyen las variables meses, días, y variables que rescatan la demanda en periodos anteriores. Se probó con los kernel (formas o distribuciones posibles que pueden tener los datos) lineal y rbf. Los resultados de SVR están en la siguiente tabla:

Tabla 20: Resultados modelo Support vector machine

Granularidad	Kernel	MAPE Demanda agregada	MAPE Adulto	MAPE Tmt	MAPE Pediatría	MAPE Hosp
Mensual	Lineal	6,9%	8,5%	6,6%	10,8%	11,4%
Semanal	Lineal	7,8%	8%	14%	14%	10,2%
Diaria	Lineal	12,3%	14,7%	37,51%	17%	24,5%

### 6.4. Análisis de resultados

Los resultados de los modelos de pronóstico se resumen en la *Tabla 21*. Esta tabla presenta los resultados evaluados por especialidad y rescata los mejores modelos que se ajustan a la demanda diaria del Servicio de Urgencia mostrados en las subsecciones anteriores.

Tabla 21: Mejores modelos diarios por especialidad

Especialidad	Modelo	Error
Traumatología	Serie exponencial	23,9%
Adulto	Regresión lineal	13,4%
Pediatría	Serie exponencial	16%
Hospitalizados	Serie exponencial (semanal desagregado)	20,2%

Los resultados indican que la serie exponencial tiene un buen desempeño en el pronóstico de demanda del Servicio de Urgencia del Hospital Clínico. Solo en la especialidad Adulto la regresión de la demanda diaria tiene un mejor desempeño. Este modelo de serie exponencial, pronostica considerando un promedio de demanda de 6 periodos atrás, por lo que amortigua bien los cambios de demanda como los días lunes y fines de semana. Es importante destacar que las series diarias, en especial la serie exponencial, no puede pronosticar para varios periodos en adelante y llegaría a un único valor después de aproximadamente 7 días de pronóstico, esto ya que pronostica de acuerdo al pronóstico anterior y, por lo tanto, cada vez los pronósticos tienden a ser constantes. Es por esto, que también es relevante considerar la demanda mensual y semanal y poder usar las funciones de distribución, aunque tengan un peor desempeño.

Como se habló en el párrafo anterior, algunos modelos no se desempeñan bien con pronósticos muy alejados. Los modelos que tienen un buen desempeño mensual y semanalmente se muestran en la *Tabla 22*. Estos modelos son de utilidad cuando se quiere conocer la demanda un par de periodos más adelante, en el caso del pronóstico de la demanda mensual, hasta 3 meses y en el caso del pronóstico semanal hasta 4 semanas. Esto es recomendado ya que pasado estos periodos, la demanda comienza a ser constante y el error de pronóstico aumenta de manera significativa como se mencionó anteriormente.

Tabla 22: Mejores modelos mensuales por especialidad

Especialidad	Modelo	Error
Traumatología	SVM	6,6%
Adulto	Serie exponencial	5,5%
Pediatría	SVM	10,8%
Hospitalizados	Serie exponencial	6,4%

Tabla 23: Mejores modelos semanales por especialidad

Especialidad	Modelo	Error
Traumatología	Serie exponencial	10,1%
Adulto	Serie exponencial	5,5%
Pediatría	Serie exponencial	10,2%
Hospitalizados	Serie exponencial	8,1%

Es importante recalcar que estos modelos deben ser actualizados mínimo una vez por cada periodo y al inicio de este con la información de la demanda del periodo anterior. De esta manera los pronósticos tendrán mayor precisión.

Teniendo una idea del comportamiento y pronóstico de demanda, el siguiente paso, de acuerdo a la metodología, es analizar la oferta de médicos para hacer frente a la demanda y tratar de disminuir los tiempos de espera.

## **7. ANÁLISIS DE COLAS**

Esta sección busca responder a la problemática de los tiempos de espera elevados que presentan los pacientes en el Servicio de Urgencia a través del análisis de colas y simulación del proceso de atención. Los insumos de este análisis necesariamente son la demanda, lo que corresponde a las llegadas, la oferta de médicos en forma de turnos y la distribución de los tiempos de atención de los médicos por especialidad para poder conocer la capacidad de esta oferta de médicos.

Debido a que la demanda varía considerablemente de un mes a otro, este análisis se debe hacer para cada mes. El mes analizado y que servirá de ejemplo para los siguientes estudios es agosto, debido a que desde agosto del año 2018 se comenzó a registrar los turnos de los médicos de todas las especialidades. Además, en este año se cuenta con tiempos de espera y de atención, no así en el año 2019.

### **7.1. Metodología**

La metodología utilizada para estudiar el proceso de atención de un mes se divide en cuatro fases principalmente: Obtención de demanda, obtención de oferta, calibración del modelo y análisis de sensibilidad. La primera fase contiene principalmente los pasos:

- 1) Obtención de demanda promedio de agosto años 2018 y 2017
- 2) Evaluación de días de la semana con más y menos demanda y fugas

Luego de obtenido el comportamiento de la demanda y decidir qué días se evaluarán, por cada especialidad y cada día se realizó lo siguiente:

- 3) Obtención de tiempos de espera reales
- 4) Obtención de turnos de médicos
- 5) Obtención de la distribución de tiempos de atención de médicos

Ya teniendo la oferta y demanda, se procede a calibrar el modelo a través del software Arena:

- 6) Ajuste de tiempos de espera de la simulación a través de un ponderador en la distribución de tiempo de atención
- 7) Corroborar tiempos de espera simulados sean los tiempos reales

Obtenido el modelo en la forma AS IS, es decir, en su funcionamiento actual, se procede a hacer el análisis de sensibilidad ajustando la cantidad de médicos a través de turnos y horas.

- 8) Variación de horas y turnos de médicos que provea un mejor índice de horas médicos - disminución de tiempos de espera

## 7.2. Análisis de oferta y demanda

Como se mencionó en la subsección anterior, el mes escogido fue agosto, uno de los meses en donde la demanda en el Servicio de Urgencia aumenta con respecto a la mayoría de los demás meses. Se procedió a realizar una función que obtiene el promedio de la demanda de cada día de la semana. De este modo, por ejemplo, la demanda de un martes en este estudio corresponde al promedio de demanda de todos los martes de agosto del año 2017 y 2018. Esto se hace así con el fin de poder capturar un comportamiento de la demanda más estable y eliminar la posibilidad de ser un mes atípico. Los resultados de la demanda de agosto se muestran a continuación:

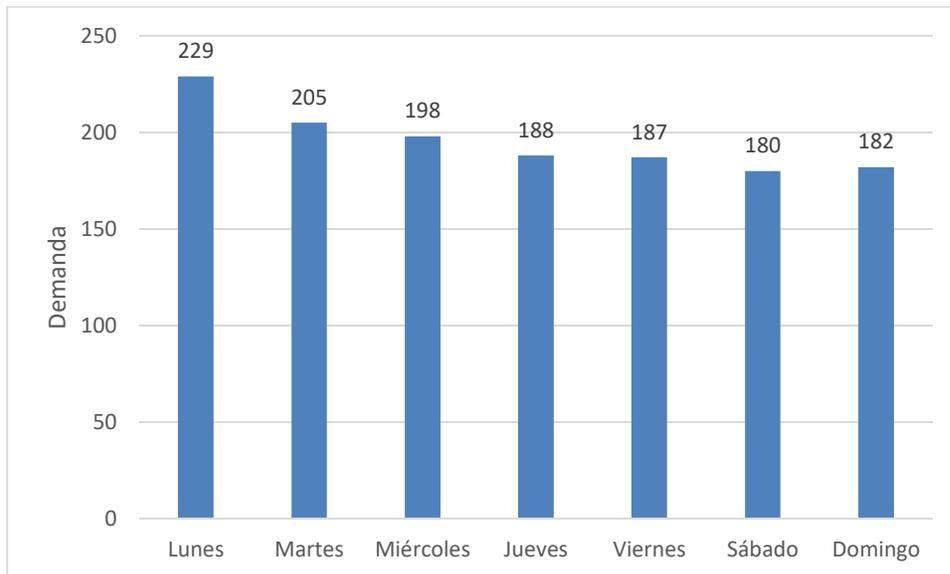


Ilustración 33: Demanda por día de agosto

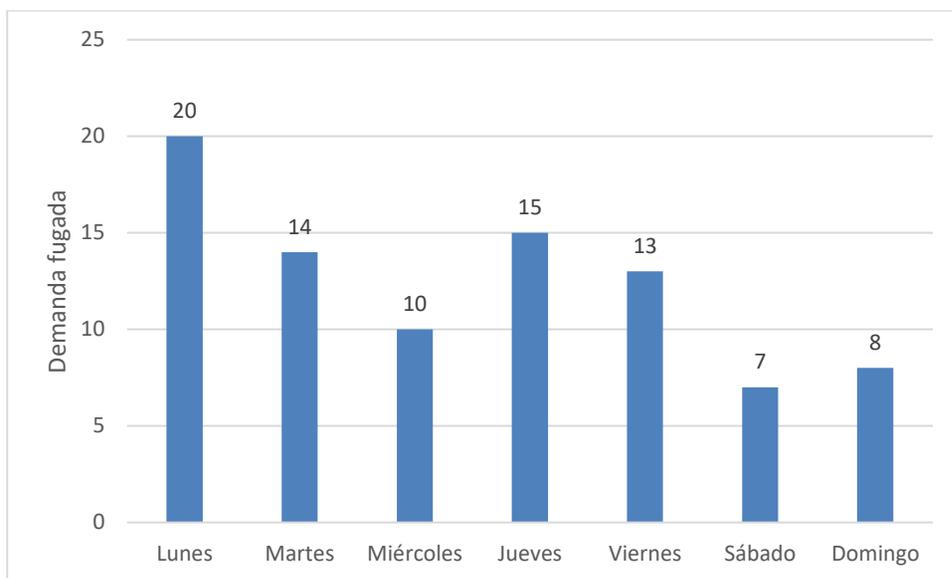


Ilustración 34: Demanda fugada por día

Como se observa en la *Ilustración 33* e *Ilustración 34*, los días lunes es el día que presenta mayor demanda y el sábado la menor, en promedio. Además, la mayor y menor cantidad de fugas también se presentan en estos días, por lo que se modelará y evaluará estos días. Es importante mencionar que, de la demanda fugada, el 90% corresponde a la especialidad Adulto y 10% a la especialidad Pediatría.

Para poder modelar el proceso de atención es necesario tener la demanda agrupada de manera horaria, es decir, agrupada por hora y que se toma como la llegada de pacientes. Esto se hace tomando el promedio de la demanda por cada hora, día y especialidad del mes de agosto. Un ejemplo de este formato se presenta en la *Ilustración 35*.

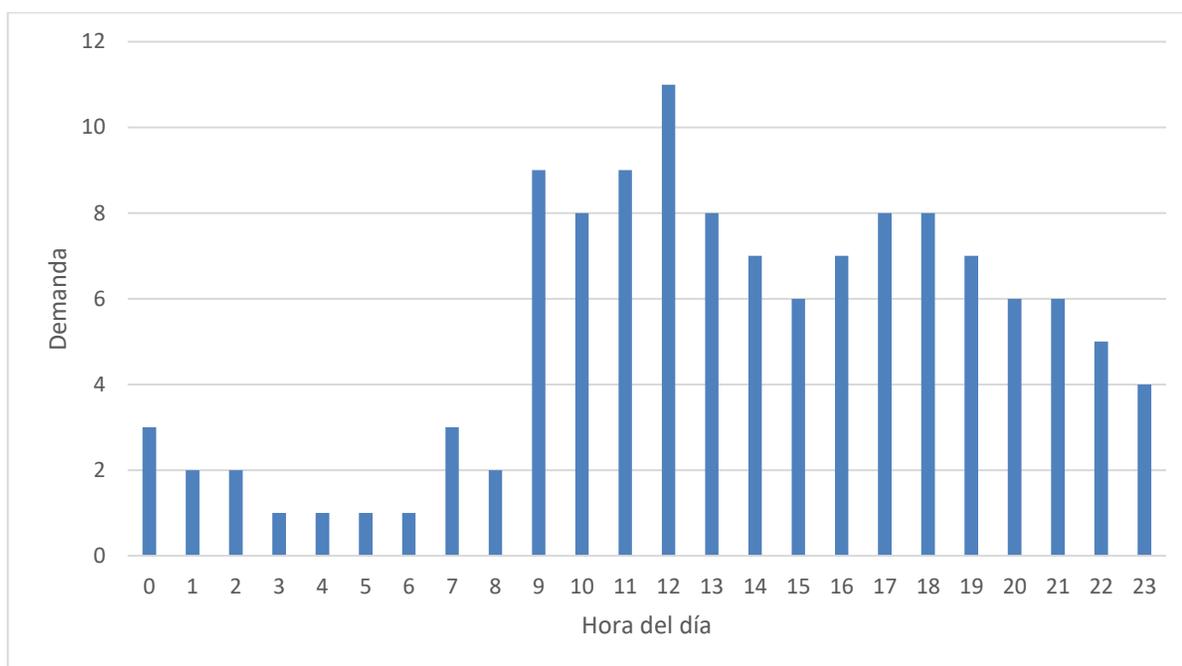


Ilustración 35: Llegada de pacientes atendidos Adulto lunes

Cabe destacar que este análisis considera la llegada de pacientes atendidos para calibrar la capacidad de atención y también se consideró la llegada de pacientes total, la que incluye a los pacientes fugados. Esta última consideración es importante, ya que mostrará el tiempo de espera asumiendo que se atiende a todos los que llegan al Servicio de Urgencia y además la cantidad de médicos eficiente para enfrentar esta demanda. Esto se hizo para cada especialidad los días lunes y sábado, días con menor y mayor demanda y fugas, respectivamente. Como modo de ejemplo del día sábado, la llegada de pacientes de la especialidad Traumatología de este día se muestra en la Ilustración 48 disponible en la subsección 11.3 de Anexos.

En el lado de la oferta, los turnos de médicos varían por especialidad y día. Por ejemplo, los lunes en la tarde, donde se presenta mayor demanda, aumenta la cantidad de médicos en Traumatología y en Pediatría, mientras que en la especialidad Adulto se mantiene la cantidad de médicos durante toda la semana en el mes de agosto. La Ilustración 36 muestra la oferta de médicos de un día lunes del mes de agosto.

Cabe destacar que estos turnos corresponden al año 2018, y la información de turnos de años anteriores no se registra, por lo que se trabaja con la oferta, distribución de atención y tiempos de espera de agosto de 2018 para la calibración del modelo. Solo la demanda se obtiene considerando los años 2017 y 2018.

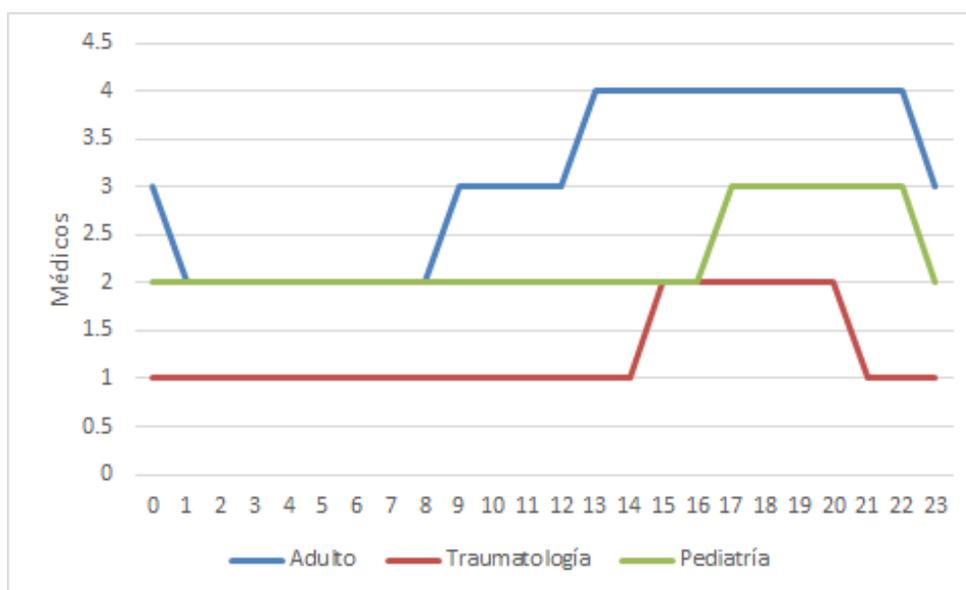


Ilustración 36: Turnos médicos urgencia lunes agosto 2018

En la *Ilustración 36* se observa que en la madrugada las especialidades de Pediatría y Traumatología tienen dos médicos atendiendo a pacientes y desde las 9 horas comienza a subir la dotación en la especialidad Adulto hasta llegar a 4 médicos a las 13 horas. Mientras que Pediatría y Traumatología permanecen en 2 y 1 médicos respectivamente, aumentando solo a 1 más desde las 14 horas. Cabe mencionar que estos médicos incluyen a los médicos becados, es decir, a los practicantes de medicina.

Con la demanda y oferta ya obtenidas, el siguiente paso fue calcular los tiempos de espera y distribución de los tiempos de atención, inputs para calibrar el modelo y dejarlo en su forma de funcionamiento real. Como los tiempos de atención son tan heterogéneos (esto debido a los diferentes tipos de pacientes y diagnósticos), se procede a tomar los tiempos de atención de la tercera semana de agosto, que suele ser la más representativa del mes.

Tabla 24: Tiempos de espera por especialidad

Especialidad	Espera lunes [min]	Espera sábado [min]
Traumatología	23 min.	27 min.
Adulto	75 min.	51 min.
Pediatría	27 min.	36 min.

Tabla 25: Distribución de tiempos de atención tercera semana agosto

Especialidad	Lunes	Sábado
Traumatología	5 + EXPO(70.6)	TRIA(5, 26.4, 219)
Adulto	8 + WEIB(150, 1.02)	2 + EXPO(129)
Pediatría	4 + 262 * BETA(0.73, 2.26)	4 + 195 * BETA(0.688, 1.47)

Se observa en la *Tabla 24* que el tiempo de espera de la especialidad Adulto asciende a 75 minutos en promedio, Traumatología y Pediatría tienen menos de 30 minutos de espera. El día sábado baja el tiempo de espera de especialidad Adulto, pero suben en las otras especialidades. En la *Tabla 25* se muestra las distribuciones de los tiempos de atención, obtenidas mediante Arena, las que corresponden al tiempo comprendido desde que entran al box de atención hasta que se les da el alta, lo que incluye derivación a otros servicios como imágenes o muestras. Es por esto que es necesario ponderar estas distribuciones para acercarse a los tiempos de atención y de esperas reales, sin considerar derivación. Se observa notoriamente la heterogeneidad de los tiempos de atención, debido tanto a la particularidad del diagnóstico como a la atención de los propios médicos.

Es importante recordar que estos tiempos de espera corresponden a los días lunes y sábado de la tercera semana de agosto. Debido a que no se puede tomar un promedio de distribuciones, se toma una semana representativa del mes, la que en general corresponda a la tercera semana.

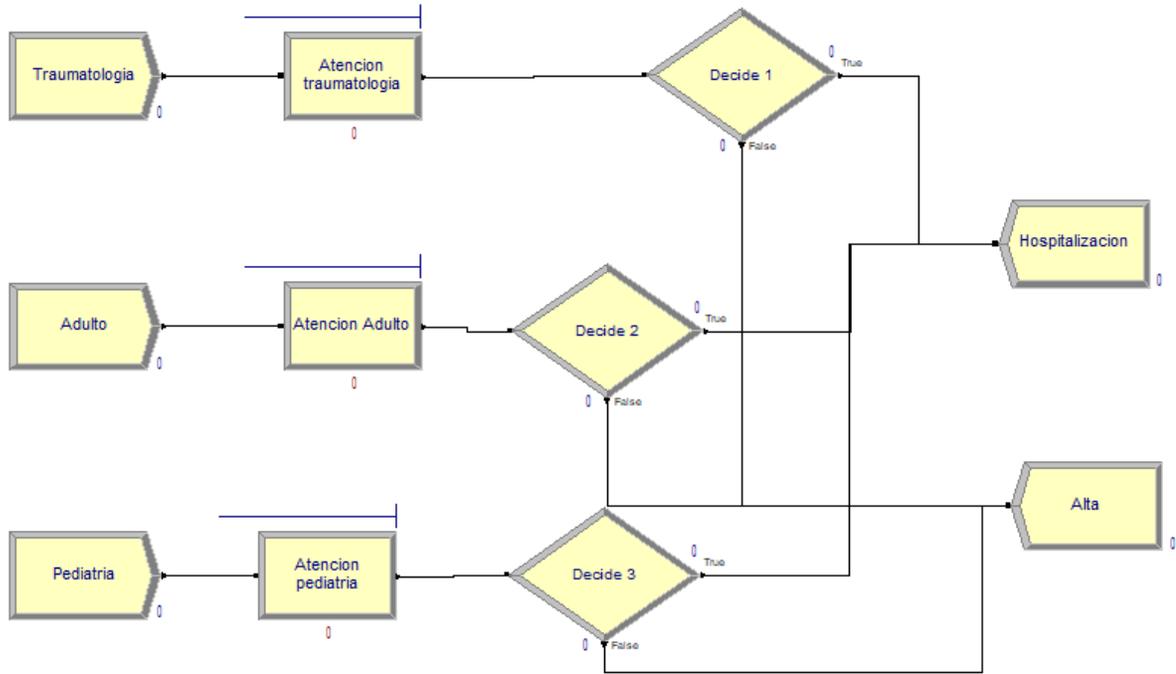


Ilustración 37: Modelo en Arena proceso de atención urgencia

Como se mencionó anteriormente, para acercarse a los tiempos de espera y atención reales es necesario ponderar las distribuciones de la *Tabla 25*. Esto se hizo mediante prueba y error manualmente hasta acercarse a los valores reales de tiempos de espera, mostrados en la *Tabla 24*, que es el parámetro evaluado. Las distribuciones finales con sus respectivas ponderaciones se presentan en la *Tabla 33* disponible en la subsección 11.3 de Anexos.

Con el modelo ya calibrado, se procede a poner como input las llegadas incluyendo a los pacientes fugados, para simular el tiempo de espera en el caso de que se atendiesen todos los pacientes que llegan al Servicio de Urgencia. Para ver gráficamente el aumento de demanda al considerar a los pacientes fugados, se presenta la *Ilustración 49*, disponible en la subsección 11.3 de Anexos, que muestra las llegadas promedio de un lunes de agosto. Los resultados de la simulación se muestran a continuación:

Tabla 26: Tiempo de espera con demanda fugada

Especialidad	Espera lunes atendidos [min]	Espera lunes con fuga [min]	Espera sábado atendidos [min]	Espera sábado con fuga [min]
Traumatología	23 min.	23 min.	27 min.	27 min.
Adulto	75 min.	115 min.	51 min.	71 min.
Pediatría	27 min.	39 min.	36 min.	40 min.

De la *Tabla 26* se observa que el tiempo de espera en la especialidad Adulto aumenta de 75 minutos a 115 minutos (un 53% de variación) y en Pediatría de 27 minutos a 39 minutos (44%) el día lunes. Con respecto al día sábado, el tiempo de espera aumenta en 20 minutos y 4 minutos en la especialidad Adulto y Traumatología, respectivamente. Esto tiene sentido ya que la demanda fugada corresponde en un gran porcentaje a la demanda Adulto, bajo porcentaje en Pediatría y nulo en el caso de Traumatología, como se mencionó anteriormente.

Es importante recordar que estos tiempos de espera son tiempos promedio de una atención diaria y puede no representar el tiempo de espera en horas con mayor demanda o con menor demanda durante el día. Además, dentro de la justificación del problema se vio claramente la gran variabilidad de estos tiempos llegando incluso a 3 o 4 horas de tiempo de espera. Por lo tanto, un aumento de un porcentaje en el tiempo promedio de espera es muy significativo en la evaluación, ya que indica un cambio brusco de tiempo de espera en algún o algunos horarios del día.

### 7.3. Análisis de sensibilidad

La solución que respondería al problema de abordar los tiempos de espera es la cantidad de médicos (oferta) disponible para atender la demanda. En el caso del Servicio de Urgencia, el mayor tiempo de espera y mayor fuga (que están directamente correlacionadas) corresponden a la especialidad Adulto, por lo que el análisis de sensibilidad se centrará en esta especialidad. Este análisis tendrá dos parámetros importantes: horario y cantidad de horas médico a agregar a la situación actual. La sensibilidad se observará en la disminución del tiempo de espera de la especialidad Adulto.

La primera cantidad de horas agregadas a evaluar es 8 horas, debido a que la mayoría de los turnos de la especialidad Adulto son de 8 horas. Además, se evaluará también agregar 10 y 12 horas médicos, que son la extensión de turnos usados en el Servicio de Urgencia. Esta cantidad de horas se evaluará en turnos desde las 8:00 de la mañana, que es donde comienza a llegar una mayor demanda. Además, el tiempo de espera obtenido en esta simulación (con más horas agregadas de médicos) se comparó con el tiempo de espera de la demanda total, que incluye a los pacientes fugados, y así obtener la variación del tiempo de espera (sensibilidad). En otras palabras, el tiempo de espera de comparación es el tiempo de espera que considera la demanda fugada, y no el tiempo de espera real. Por ejemplo, el tiempo de espera base sería 115 minutos y no 75 minutos, como se observó en la Tabla 26.

Las Tabla 27, Tabla 28 y Tabla 29 muestran los resultados de los tiempos de espera nuevos obtenidos agregando 8, 10 y 12 horas médicos, respectivamente, los días lunes y sábado.

Tabla 27: Análisis sensibilidad turno 8 horas Adulto

Turno	Lunes		Sábado	
	Tiempo de espera [min]	% Variación de tiempo	Tiempo de espera [min]	% Variación de tiempo
8 - 16	70	-39%	34	-52%
9 - 17	60	-48%	36	-49%
10 - 18	71	-38%	29	-59%
11 - 19	62	-46%	30	-58%
12 - 20	74	-36%	34	-52%
13 - 21	79	-31%	35	-51%
14 - 22	89	-23%	41	-42%

Estos resultados indican que, por ejemplo, agregando un médico en el turno de 8:00 a 16:00 horas se obtiene un tiempo de espera de 70 minutos, lo que disminuye un 39% este tiempo el día lunes (comparado con los 115 minutos). El mejor horario para agregar un médico sería de 9:00 a 17:00 hrs. el día lunes, de acuerdo a los resultados.

Tabla 28: Análisis sensibilidad turno 10 horas Adulto

Turno	Lunes		Sábado	
	Tiempo de espera [min]	% Variación de tiempo	Tiempo de espera [min]	% Variación de tiempo
8 - 18	64	-44%	28	-60%
9 - 19	54	-53%	30	-58%
10 - 20	66	-43%	26	-63%
11 - 21	58	-50%	29	-59%
12 - 22	72	-37%	32	-55%
13 - 23	78	-32%	34	-52%
14 - 24	89	-23%	41	-42%

Tabla 29: Análisis sensibilidad turno 12 horas Adulto

Turno	Lunes		Sábado	
	Tiempo de espera [min]	% Variación de tiempo	Tiempo de espera [min]	% Variación de tiempo
8 - 20	63	-45%	24	-66%
9 - 21	50	-57%	29	-59%
10 - 22	64	-44%	24	-66%
11 - 23	57	-50%	28	-60%
12 - 24	71	-38%	32	-55%
13 - 01	79	-31%	34	-52%
14 - 02	80	-30%	37	-48%

La primera observación importante que se observa es que los días lunes, se obtienen mejores rendimientos en los turnos que comienzan desde las 8:00 horas hasta 11:00 horas, logrando mejor disminución de tiempos de espera. El día sábado se observa este mismo comportamiento, pero de manera tenue y menos marcado que los días lunes.

El mejor horario para agregar un médico los días lunes es desde las 9:00 de la mañana, ya que este horario tiene una mejor disminución del tiempo de espera para todas las horas, con una disminución de 48%, 53% y 57% para 8, 10 y 12 horas agregadas, respectivamente. El día sábado tiene un leve cambio, ya que desde las 10:00 horas, agregar más hora-médico resulta con un mejor desempeño en la disminución del tiempo de espera. Esto puede ser un hecho particular en las consultas de ese día y no necesariamente un comportamiento fijo de los días sábado. Sin embargo esto no debiese ser objeto de otro análisis, ya que la lógica indica que si los lunes se disminuye los tiempos de espera en ese horario cuya demanda es mayor que los días sábados, los días sábados debiese disminuir de igual manera, acorde al día lunes.

Los turnos desde las 12:00, 13:00 y 14:00 horas, no muestran una disminución del tiempo de espera significativa, es más, a pesar de agregar más horas en los turnos, los porcentajes de variación se mantienen constantes (del orden del 30% para el día lunes y 50% para el día sábado). Esto es un indicio de que la cola se forma antes desde las 12:00 horas y el tiempo de espera total durante el día se explica mayoritariamente por la cola formada desde las 9:00 de la mañana. Por lo tanto aumentar las horas durante la tarde o la noche y no hacerlo durante la mañana no representa una mejoría en la disminución del tiempo de espera total.

Por otro lado, se realizó una serie de combinaciones de horas agregadas, creando turnos de 6 horas, para responder a los descubrimientos anteriormente mencionados. Por lo tanto, a modo de experimentación, se creó y agregó dos horarios, de 9:00 a 15:00 horas y de 10:00 a 16:00 horas. Esto se muestra en la *Tabla 30*.

Tabla 30: Análisis de sensibilidad con nuevos turnos de 12 horas

Turno	Médicos	Lunes		Sábado	
		T. de espera [min]	% Variación de tiempo	T. de espera [min]	% Variación de tiempo
9 - 15	2	44	-62%	22	-69%
9 - 15 y 10 - 16	2	31	-73%	22	-69%

Los resultados de estos nuevos turnos indican que se logra una disminución importante en el tiempo de espera de los pacientes, hasta de un 73% para el día lunes en el mejor de los casos. Además, se observa que con esta nueva combinación de turnos de 12 horas se logra un mejor desempeño que en los turnos tradicionales de 12 horas observados en la *Tabla 29*.

Por último, es de vital importancia recordar que el Servicio de Urgencia puede presentar grandes variaciones en la atención de pacientes, lo que influye directamente en el tiempo de atención y por lo tanto en el tiempo de espera de los demás pacientes. Tanto la particularidad del diagnóstico del paciente como la atención del médico son factores que no han sido estandarizados y pueden variar enormemente por cada individuo, por lo que este análisis está sujeto a este tipo de errores (a los de casos puntuales o extremos). A pesar de esto, en el marco global, se puede aplicar este análisis ya que se han considerado los promedios de los datos, con el fin de tener un análisis generalizable.

#### 7.4. Evaluación económica

En esta sección se evaluará la rentabilidad de agregar horas-médico al Servicio de Urgencia. En primer lugar, se asume que al reducir el tiempo de espera de los pacientes, estos no se fugarán, o al menos la mayoría no lo hará. Esto está sustentado en que la distribución de los abandonos, provista en la *Ilustración 42: Distribución por hora demanda fugada* *ilustración 42*, sigue la misma distribución que la demanda, es decir, mientras más demanda presenta el Servicio de Urgencia, hay mucha más probabilidad de fuga. Claramente el tiempo de espera influye fuertemente en eso. Además, como se observó en la subsección 3.1, específicamente en la *Ilustración 9* se indica que claramente el más importante y peor indicador en el proceso de atención del Servicio de Urgencia es el tiempo de espera. Por lo tanto, para la evaluación económica

se tomó 5 escenarios posibles en el aumento de demanda mejorando el tiempo de espera: 0%, 25%, 50%, 75% y 100% de la demanda fugada.

La demanda fugada del mes de agosto de 2018 fue de 492 y el 90% corresponde a la especialidad Adulto, por lo que el máximo de demanda agregada sería 443 pacientes. El gasto promedio de un paciente corresponde a \$146.000 y el costo por hora de un médico en el Servicio de Urgencia es de \$31.060. El resultado del análisis para los 31 días de agosto se muestra a continuación:

Tabla 31: Evaluación económica para diferentes escenarios

	Demanda 0%	Demanda 25%	Demanda 50%	Demanda 75%	Demanda 100%
Demanda agregada	0	111	222	332	443
Ganancia por demanda	\$0	\$16.206.000	\$32.412.000	\$48.472.000	\$64.678.000
Costo hora-médico (12 hrs)	\$11.554.320	\$11.554.320	\$11.554.320	\$11.554.320	\$11.554.320
Total	-\$11.554.320	\$4.601.680	\$20.857.680	\$36.917.680	\$53.123.680

Como se observa en la *Tabla 31*, el peor escenario representaría una pérdida \$11.554.320 para el Servicio de Urgencia. En el caso de que se acapare un 25% de la demanda fugada, esto ya representaría una ganancia de \$4.601.680. Dado los antecedentes entregados en esta sección, el caso más probable de demanda agregada estaría entre 50% y 100% siendo más probable acaparar el 75% de la demanda fugada. Esto se fundamenta en que en la base de datos con la que se trabajó, la mayor causal registrada de abandono era por tiempo de espera. Por lo tanto, el ingreso más probable sería de \$36.917.680 solo en el mes de agosto.

## 7.5. Análisis de resultados

De acuerdo a los resultados presentados en la subsección anterior, el óptimo de médicos corresponde a aquel que pueda reducir el tiempo de espera a menos de 30 minutos con la menor cantidad de estos. En el caso de que se implemente esta nueva asignación de médicos, los mejores indicadores para evaluar esta iniciativa son los

pacientes fugados y la utilización de médicos. Una consecuencia de que se haya mejorado el tiempo de espera y se ha ganado demanda es la disminución de pacientes fugados. Pero si se tiene una utilización muy baja del orden de 50%, quiere decir que hay médicos con mucho tiempo de ocio y puede no ser eficiente para la demanda real. Es por esto que es muy importante registrar los tiempos de atención en box, para poder tener información de la utilización y además para poder realizar futuros análisis con respecto a tiempo de atención por tipo de enfermedad o por tipo de médico, por ejemplo. Pacientes fugados y, en el caso de que se tenga, utilización de médicos, evaluarán el desempeño de asignación de médicos y permitirán un mejor análisis de colas para los meses posteriores.

Por otro lado, el análisis presentado en la sección *ANÁLISIS DE COLAS* está bajo el supuesto de que la infraestructura y los demás recursos en el proceso no son restricciones para la capacidad de atención. Es decir, hay suficientes boxes y enfermeros para enfrentar la demanda, lo que claramente no se puede asegurar y se escapa de este estudio de análisis de colas. Sin embargo, con respecto a la infraestructura el Servicio de Urgencia cuenta con 33 boxes por lo que agregar uno o dos médicos más no significaría una restricción en infraestructura. Es importante considerar, para análisis posteriores, la capacidad de atención de los enfermeros. Esto ya que la demanda puede estar restringida en algún punto por la capacidad de estos, a pesar de no ser un recurso crítico como un médico lo es en los servicios de urgencia.

Como última consideración, el disminuir los tiempos de espera en la atención de pacientes en el Servicio de Urgencia no solo representa un beneficio económico importante, sino un beneficio en la calidad del servicio que se ofrece. Los indicadores para medir la calidad del servicio es la Encuesta Indaga que realiza la Red de Salud UC Christus, por lo que al implementar la asignación de médicos recomendada en la subsección 7.3, se debe mirar también los resultados de esta encuesta.

## **7.6. Extrapolación del estudio**

El estudio provisto en esta sección es un estudio realizado específicamente para el mes de agosto y para realizar el análisis de sensibilidad para agosto de 2018. En el caso de realizar este análisis para cualquier mes del año 2020, se tiene que tomar los modelos en la sección 6.4 para obtener y actualizar la demanda pronosticada. Además, esta demanda se debe desagregar aún más y dejarla de manera horaria, como se vio en las subsecciones anteriores.

Obtenida la demanda, se tiene que seguir una metodología similar a la vista en la subsección *Metodología*. Los pasos a seguir son los siguientes:

1. Actualizar la demanda pronosticada
2. Desagregar la demanda de manera horaria, con una función provista en los modelos.
3. Buscar el mes a analizar en el año anterior para obtener:
  - 3.1 Turnos de médicos
  - 3.2 Tiempos de atención de los médicos
  - 3.3 Tiempos de espera
4. En el caso de que no esté disponible algunos de los datos del paso 3, buscar un mes del año anterior que tenga:
  - 4.1 Demanda mensual similar
  - 4.2 Turnos de médicos similares

Los puntos 3 y 4 son relevantes para poder mantener la aplicabilidad del análisis. Es importante que en el caso de no tener alguno de los datos del punto 3, estos se deben obtener desde otro mes que tenga una demanda mensual y turnos similares. Finalmente, los puntos que siguen son:

5. Calibrar el modelo a los tiempos espera
6. Realizar análisis de sensibilidad

El Servicio de Urgencia actualmente tiene un sistema de información desactualizado. Este sistema es Alert y desde el año 2019 no registra tiempos de espera ni de atención, como se mencionó en la subsección anterior. Esto resulta un inconveniente a la hora de analizar colas, evaluar desempeño y actualizar los análisis. Se recomienda por lo tanto, evaluar la adquisición de un sistema de información que registre tiempos de espera y de atención.

Por otro lado, este estudio es aplicable a cualquier servicio del Hospital que cumpla con 3 requisitos al menos: Tener una demanda constante (mayor a 0), un recurso que procese esta demanda y que se genere cola por la llegada de esta. De esta forma, se podría extrapolar este estudio al proceso de admisión o de despacho de medicamentos. En estos se generan cola de pacientes y de pedidos, respectivamente, por lo que se puede generar un análisis de colas para optimizar estos procesos.

## 8. CONCLUSIONES

De acuerdo a todos los antecedentes presentados en este trabajo, la primera conclusión con respecto a la Red de Salud UC Christus, es que esta está en un periodo de maduración, ya que sus ventas se mantienen relativamente constantes y por ende están en un camino correcto de optimizar sus procesos y generar nuevas estrategias para mantener su posición en el mercado.

El análisis de la demanda indica que el Servicio de Urgencia de la Red de Salud UC Christus está decayendo constantemente desde el año 2017. Si bien, esto se debe a que se eliminó un plan que conllevaba mayor demanda y este no era rentable, se comprobó que la demanda se puede controlar mediante planes de atención, debido a que la demanda en urgencia en el sector público se mantuvo y en el sector privado varió dependiendo de la institución. Esta responsabilidad recae en el área de marketing, encargada de elaborar planes para los pacientes. El correcto análisis de la rentabilidad de demanda es fundamental y se recomienda hacer un análisis de sensibilidad de la demanda al precio para tener planes rentables.

Con respecto a los modelos de pronóstico se observó y demostró que la serie exponencial de 6 periodos, tanto agrupada como en su forma diaria, presenta en general mejor desempeño por sobre la regresión lineal y support vector machine. Este resultado es diferente a los presentados en los antecedentes de pronóstico de demanda principalmente porque la demanda de urgencia del Hospital Clínico UC es sensible a los planes, convenios y precios, no así la demanda en centros de urgencia públicos. Una de las ventajas de que la demanda se ajuste mejor a la serie exponencial es que es sensible a los cambios bruscos de demanda, por lo que no se vería tan afectado a cambios importantes como un cambio de plan en la atención en urgencia. Además, con los acontecimientos recientes en Chile el pasado 18 de octubre, la demanda se vio afectada y violó uno de los supuestos de este trabajo, que es que se debe mantener en condiciones normales o constantes el Servicio de Urgencia para un buen pronóstico. A pesar de esto, la serie exponencial tendrá un desempeño aceptable para los meses siguientes. Con este resultado, se cumple el objetivo general de este trabajo.

En los antecedentes de este trabajo se observó que uno de los problemas principales de un paciente en general en el Hospital Clínico es el elevado tiempo de espera para atenderse en el servicio correspondiente. La fuga en el Servicio de Urgencia está altamente explicada por el tiempo de espera y el 90% de los fugados corresponde a la especialidad Adulto. Por lo tanto, se verificó que actualmente este servicio presenta una subdotación de médicos de la especialidad Adulto durante la

mañana y hasta las 14 horas aproximadamente. Agregando un turno de 12 horas mediante dos médicos se reduce el tiempo de espera a más de la mitad, evitando que se fugen. En este sentido, si se retiene el 25% de la demanda fugada (posición casi pesimista), ya es rentable en aproximadamente en 4 millones de pesos. Este análisis es extrapolable a otros procesos en donde haya demanda, recursos que procesen la demanda y que genere cola.

El sistema de registro que utiliza el Servicio de Urgencia actualmente está obsoleto, debido a la no continuación de contrato. Este sistema no registra tiempo de espera ni tiempo de atención. Para seguir en un proceso de mejora continua, estos datos son muy importantes, por lo que se recomienda fuertemente la inversión de un sistema de registro de datos del paciente. Esto permitirá la posibilidad de ofrecer un servicio más eficiente, rentable y de excelencia.

## 9. TRABAJO FUTURO

El rediseño de proceso es una herramienta muy útil para evaluar la eficiencia de procesos, como se mencionó en la sección *Hipótesis y alternativas de solución*. En este sentido, es necesario realizar un rediseño que incluya un análisis completo de la situación actual y detecte las tareas ineficientes. Como se observó en la *Ilustración 11*, el médico en el Servicio de Urgencia tiene muchas atribuciones que pueden resultar en tareas ineficientes, como por ejemplo, el trasladar las carpetas dentro del mismo servicio. Un proceso de atención ineficiente tiene como resultado un tiempo de espera elevado y por consecuencia a un tiempo de espera mayor. Luego de analizar la situación actual, el siguiente paso es generar un rediseño del proceso actual, tomando en cuenta las ineficiencias y buscando soluciones a estas. Es aquí donde pueden surgir soluciones del tipo tecnológicas, reasignaciones de trabajos o cambios en las responsabilidades de cargos, por ejemplo.

El resultado del estudio de modelos de pronóstico de este trabajo muestra que la serie exponencial es el modelo que mejor se ajusta a la demanda del Servicio de Urgencia y el que refleja de mejor manera los cambios bruscos de demanda en sus pronósticos. Debido a los acontecimientos de los últimos meses en Chile y el mundo, esto es una gran ventaja. Para aprovechar esta ventaja, es necesario recolectar y actualizar la demanda de manera semanal y mensual e ingresarlas al programa computacional entregado como anexo a este trabajo al Servicio de Urgencia. De esta manera se tendrán pronósticos más certeros de demanda, la cual últimamente y en particular en el Servicio de Urgencia de la UC, presenta un comportamiento cambiante.

Con respecto al análisis de colas, es necesario incorporar la información de restricciones y de indicadores de desempeño una vez que se apliquen las nuevas asignaciones de médicos. Esto permitirá un análisis muchos más robusto. En este sentido, el rediseño de procesos de negocios servirá como insumo para esto, ya que en este se observa la cantidad trabajadores, sistemas, infraestructura, entre otros, involucrados en el proceso. Como se observó en la *Análisis de resultados*, tanto trabajadores como infraestructura pueden representar restricciones en la capacidad de atención de demanda, por lo que su consideración en el análisis de colas resulta relevante. Para saber si la asignación de médicos recomendada es eficiente realmente, se puede utilizar el tiempo de utilización de médicos como métrica de desempeño. Para contar con esta, es necesario registrar el tiempo de atención en box. Esto se puede hacer incorporando esta opción al software de registro o bien actualizar el sistema de información del servicio para que tenga esta opción.

## 10. BIBLIOGRAFÍA

Goic, A. 2015. El Sistema de Salud de Chile: una tarea pendiente. [en línea] Revista médica de Chile. vol. 143, 6 <[https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0034-98872015000600011](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-98872015000600011)> [consulta: 30 agosto 2019]

Cárdenas, C., Sovier, C., Pérez, U. y González, Sergio. 2014. Consultas de urgencia general y por causa respiratoria en la Red de establecimientos del Sistema Nacional de Servicios de Salud (SNSS): un modelo predictivo en el Servicio de Salud de Chiloé. [en línea] Revista chilena enfermedades respiratorias. Vol. 30, n.3 <[https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0717-73482014000300002](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-73482014000300002)> [consulta: 6 septiembre 2019]

Pei, J., Kamber, M., & Han, J. 2005. Data Mining: Concepts and Techniques. 2ª ed. Illinois, Morgan Kaufmann. 134p.

Dunham, H. Margaret 2002. Data Mining Introductory and advanced topics. Texas, Pearson Education. pp 11-13

Parr Rud, O. 2001. Data Mining Cookbook - Modeling Data for Marketing, Risk, and Customer Relationship Management. Nueva York, John Wiley & Sons, Inc. 416p

Armstrong, S. 2001. Combining Forecasts. Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners. Pennsylvania, Kluwe Academic Publishers. 849p.

Adya, M., & Collopy, F. 1998. Journal of Forecasting. En: How effective are neural nets at forecasting and prediction? A review and Evaluation. Baltimore, John Wiley & Sons, Ltd. pp 481-495.

Velásquez, J. D., Olaya, Y., & Franco, C. J. 2010. Predicción de series temporales usando máquinas vectoriales de soporte. Ingeniare. Revista chilena de ingeniería, vol. 18 N° 1.

Chase, R., Jacobs, F. Roberts., Aquilano, Nicholas. 2009. Administración y pronóstico de la demanda. En: Administración de Operaciones Producción y cadena de suministros. 12ª ed. México D.F, McGraw Hill. pp. 466-513.

Timarán-Pereira, S. R., Hernández-Arteaga, I., Caicedo-Zambrano, S. J., Hidalgo-Troya, A. y AlvaradoPérez, J. C. (2016). El proceso de descubrimiento de conocimiento en bases de datos. En Descubrimiento de patrones de desempeño académico con árboles de decisión en las competencias genéricas de la formación profesional. Bogotá: Ediciones Universidad Cooperativa de Colombia. pp. 63-86.

Matich, Damián. 2001. Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones. Rosario, Argentina, Universidad Tecnológica Nacional.

Cherkassky, Vladimir., Ma, Yunkian. 2004. Practical Selection of SVM Parameters and Noise Estimation for SVM Regression. Minneapolis, Estados Unidos, Universidad de Minnesota.

Géron, Aurélien. 2019. Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2ª ed. California, Estados Unidos, O'reilly Media, Inc.

Donoso, A. 2016. Modelo de asignación de boxes para Hospital Clínico Universidad de Chile. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Santiago, Universidad de Chile. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

Reveco, C. 2011. Pronóstico y Análisis de Demanda de la Sala de Urgencia del Hospital Luis Calvo Mackenna y Metodología para el Cálculo de Recursos Críticos. Tesis de Magíster en Ingeniería de Negocios con Tecnologías de Información. Santiago, Universidad de Chile. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

## 11. ANEXOS

### 11.1. Red Salud UC Christus

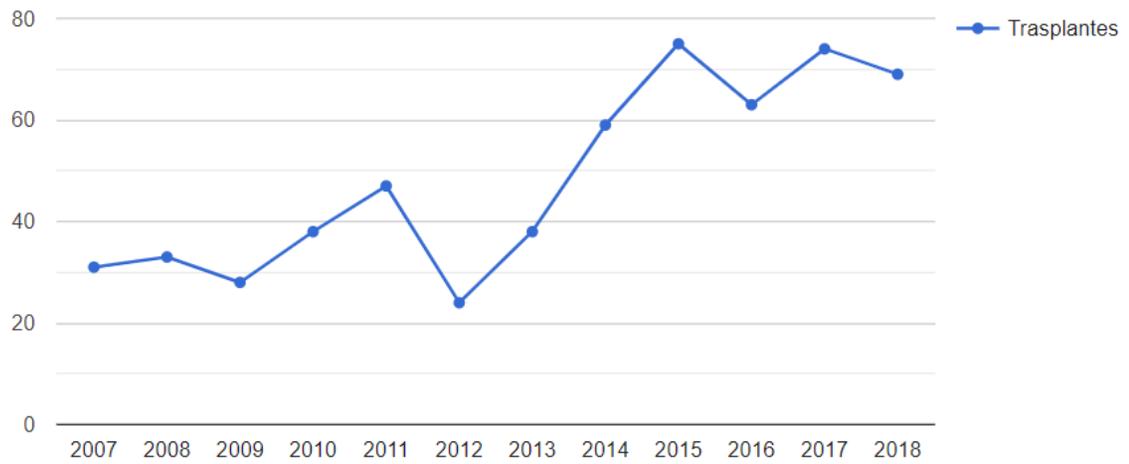


Ilustración 38: Trasplantes de órganos sólidos 2007 - 2018

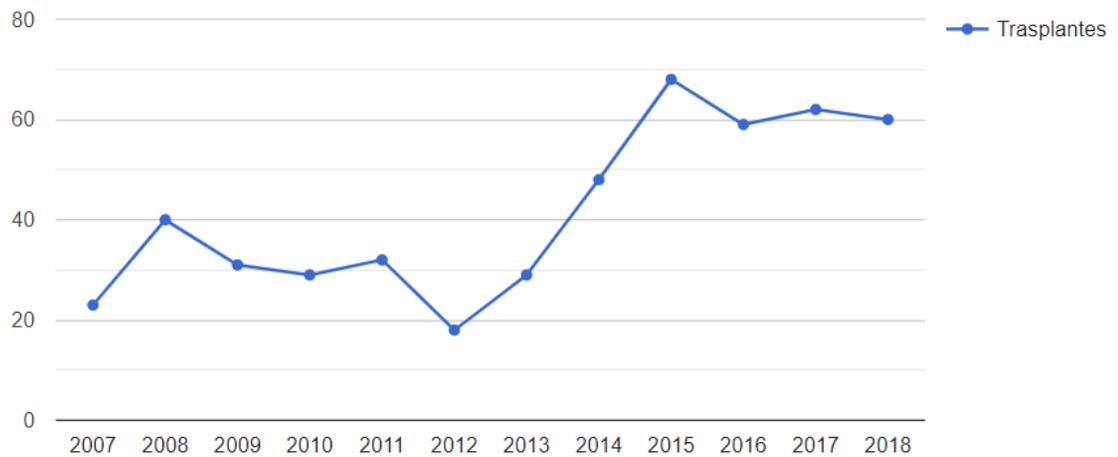


Ilustración 39: Trasplantes de médula ósea 2007 - 2018

## 11.2. Análisis de demanda

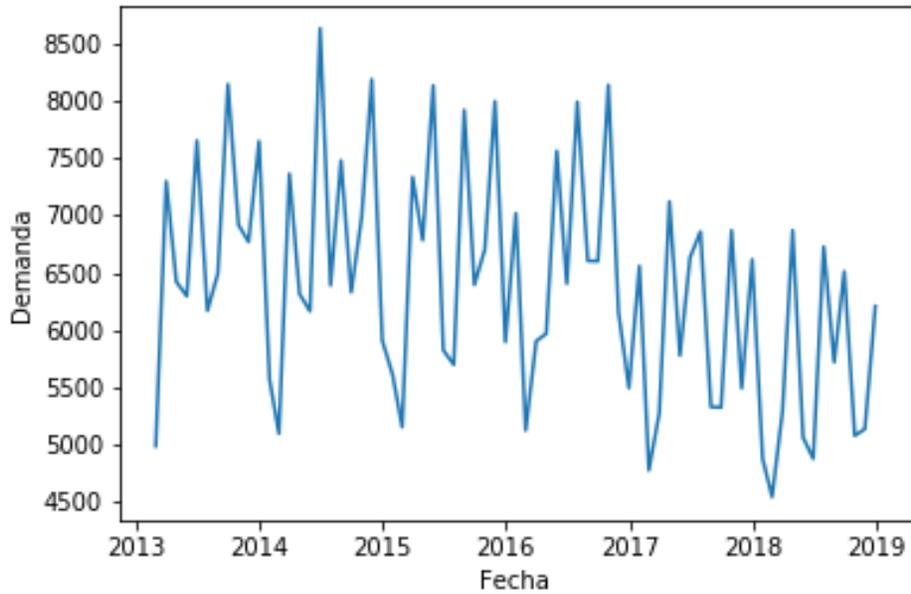


Ilustración 40: Demanda urgencia en forma de serie

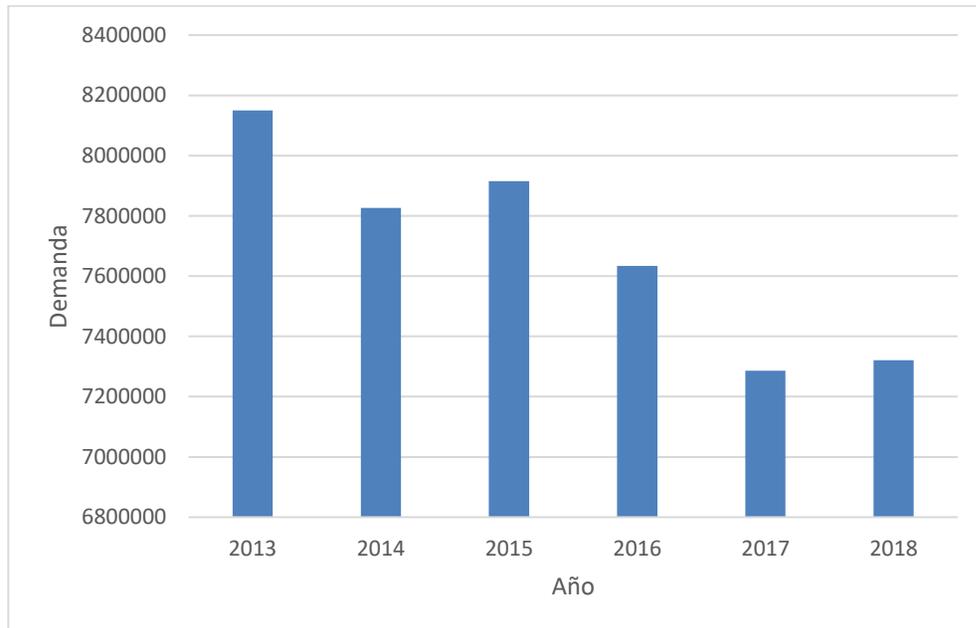


Ilustración 41: Demanda urgencia en hospitales públicos

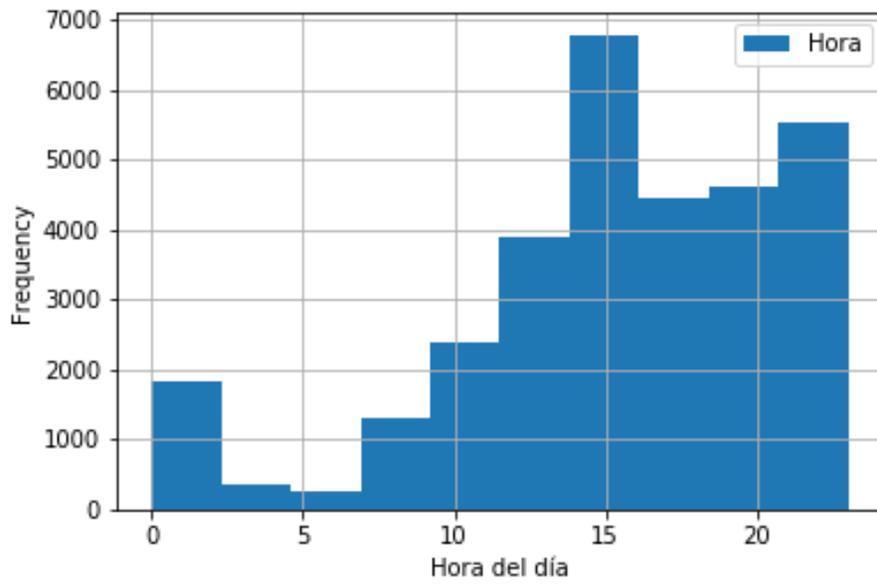


Ilustración 42: Distribución por hora demanda fugada 2017 - 2018

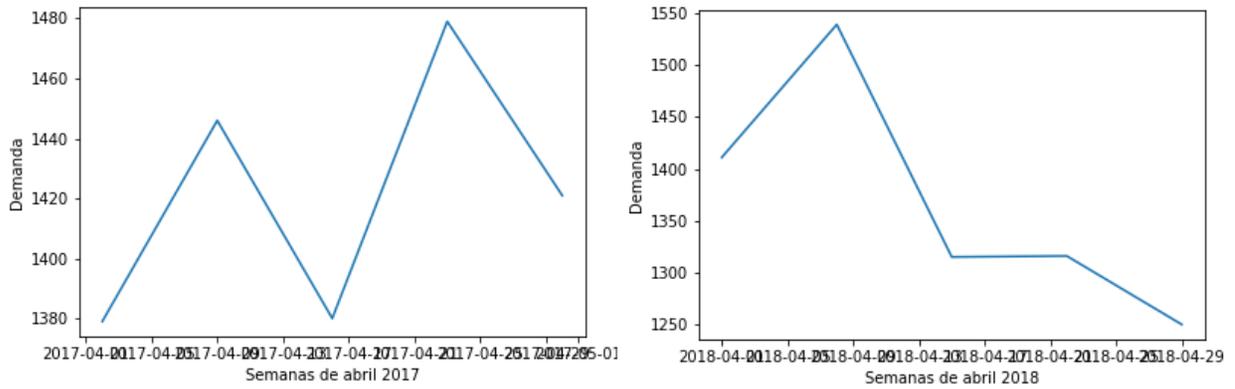


Ilustración 43: Distribución demanda de abril 2017 y 2018

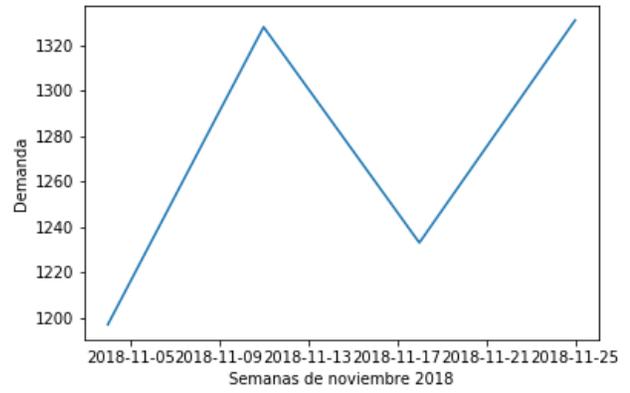
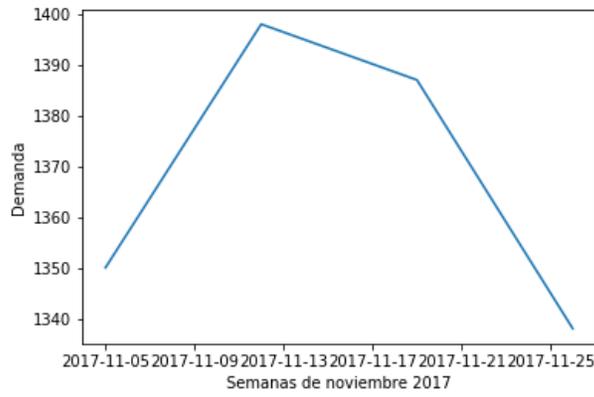


Ilustración 44: Distribución demanda de noviembre 2017 y 2018

Tabla 32: Demanda años 2017 y 2018

Mes	Demanda (2017)	% de demanda (2017)	Demanda (2018)	% de demanda (2018)	% demanda total
Enero	5810	8.14%	5391	8.12%	8.13%
Febrero	4773	6.69%	4478	6.75%	6.72%
Marzo	5889	8.26%	5981	9.01%	8.62%
Abril	6097	8.55%	5785	8.71%	8.63%
Mayo	6562	9.20%	5502	8.29%	8.76%
Junio	7077	9.92%	5304	7.99%	8.99%
Julio	5801	8.13%	5885	8.87%	8.49%
Agosto	5896	8.26%	6285	9.47%	8.84%
Septiembre	5769	8.09%	5414	8.16%	8.12%
Octubre	6043	8.47%	5562	8.38%	8.43%
Noviembre	5846	8.19%	5478	8.25%	8.22%
Diciembre	5774	8.09%	5319	8.01%	8.05%
<b>TOTAL</b>	<b>71337</b>	<b>100.00%</b>	<b>66384</b>	<b>100.00%</b>	<b>100.00%</b>

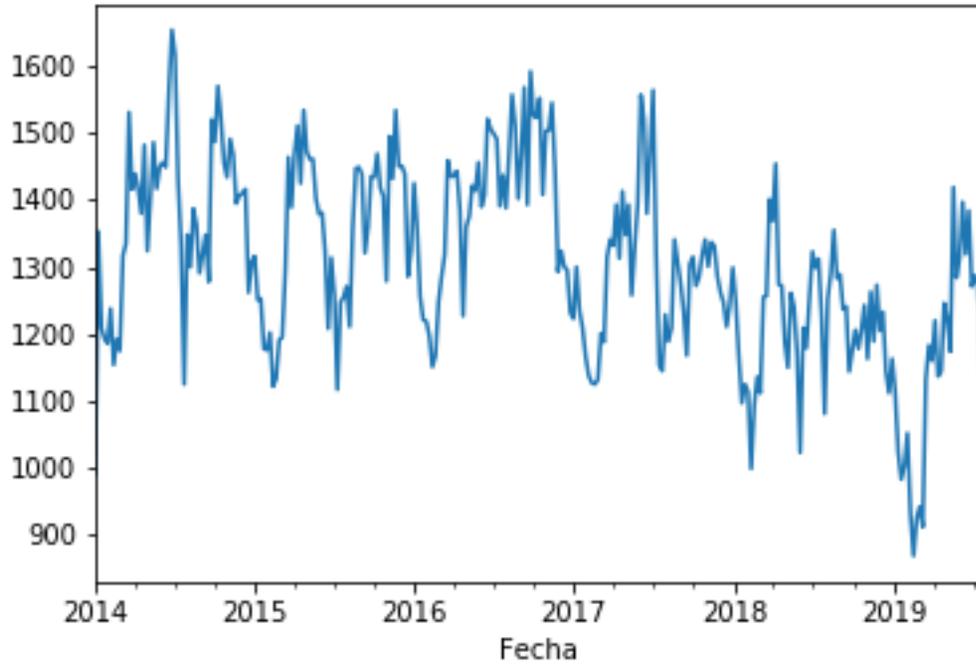


Ilustración 45: Demanda mensual agregada periodo de estudio

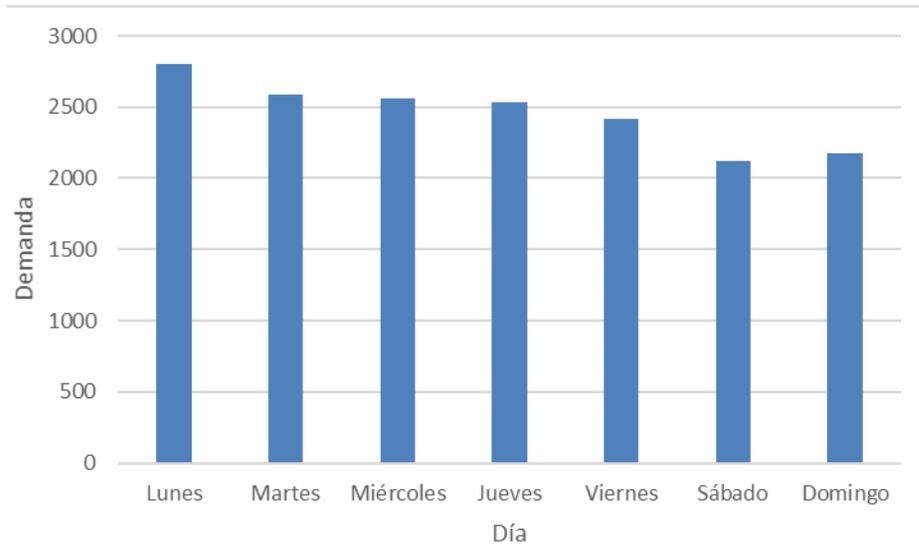


Ilustración 46: Distribución semanal de hospitalizados

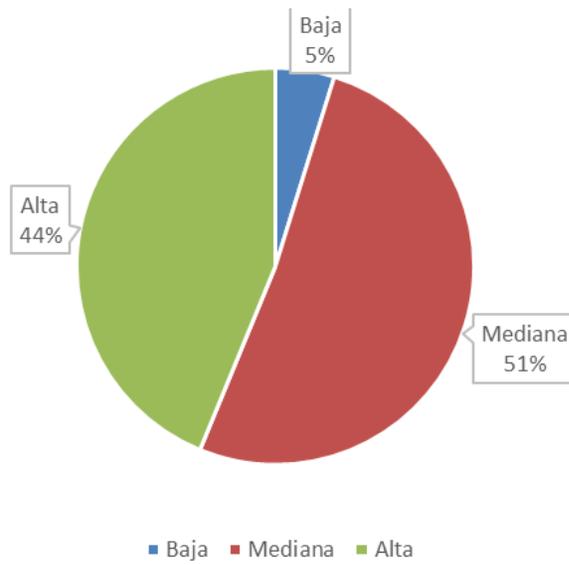


Ilustración 47: Distribución de hospitalizados por complejidad periodo 2014 - 2018

### 11.3. Análisis de colas

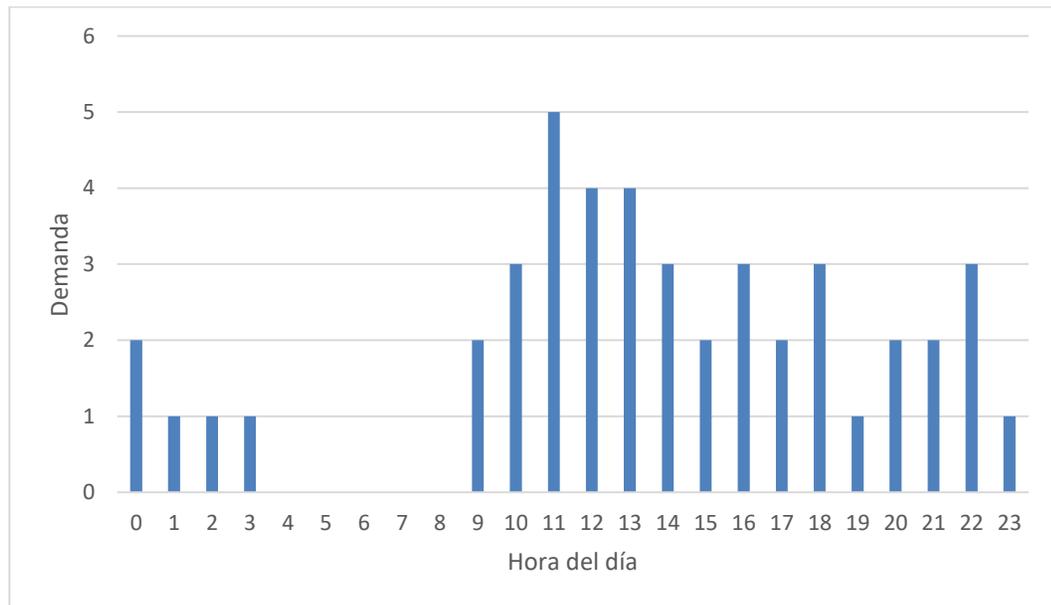


Ilustración 48: Llegada pacientes Traumatología sábado agosto 2018

Tabla 33: Distribuciones finales de tiempo de atención

Especialidad	Lunes	Sábado
Traumatología	$0.248165*(0.5 + \text{EXPO}(70.6))$	$0.26650*\text{TRIA}(5, 26.4, 219)$
Adulto	$0.206658*(8 + \text{WEIB}(150, 1.02))$	$0.28080*(2 + \text{EXPO}(129))$
Pediatría	$0.35589*(4 + 262 * \text{BETA}(0.73, 2.26))$	$0.56930*(4 + 195 * \text{BETA}(0.688, 1.47))$

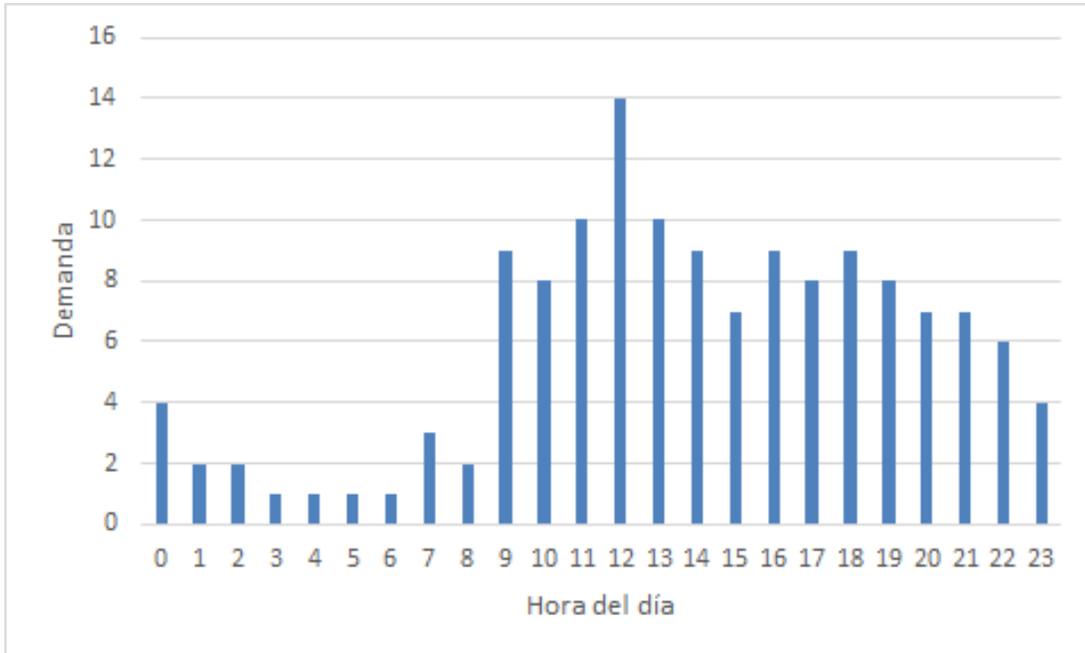


Ilustración 49: Llegada de demanda total día lunes especialidad Adulto