ANEXO N°45 INFORME FINAL

Serie Proyectos de Investigación e Innovación

Superintendencia de Seguridad Social Santiago - Chile

INFORME FINAL

Proyecto Estimación de Demanda
298-2023

Autor: Instituto Sistemas Complejos de Ingeniería
Año publicación: 2024

Este trabajo fue seleccionado en la Convocatoria de Proyectos de Investigación e Innovación en Prevención de Accidentes y Enfermedades Profesionales 2023 de la Superintendencia de Seguridad Social (Chile), y fue financiado por la Asociación Chilena de Seguridad con recursos del Seguro Social de la Ley N°16.744 de Accidentes del Trabajo y Enfermedades Profesionales.

SUPERINTENDENCIA DE SEGURIDAD SOCIAL

SUPERINTENDENCE OF SOCIAL SECURITY

La serie Proyectos de Investigación e Innovación corresponde a una línea de publicaciones de la Superintendencia de Seguridad Social, que tiene por objetivo divulgar los trabajos de investigación e innovación en Prevención de Accidentes y Enfermedades del Trabajo financiados por los recursos del Seguro Social de la Ley 16.744.

Los trabajos aquí publicados son los informes finales y están disponibles para su conocimiento y uso. Los contenidos, análisis y conclusiones expresados son de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es), y no reflejan necesariamente la opinión de la Superintendencia de Seguridad Social.

Si requiere de mayor información, sobre el estudio o proyecto escriba a: investigaciones@suseso.cl.

Si desea conocer otras publicaciones, artículos de investigación y proyectos de la Superintendencia de Seguridad Social, visite nuestro sitio web: www.suseso.cl

The Research and Innovation Projects series corresponds to a line of publications of the Superintendence of Social Security, which aims to disseminate the research and innovation work in the Prevention of Occupational Accidents and Illnesses financed by the resources of Law Insurance 16,744.

The papers published here are the final reports and are available for your knowledge and use. The content, analysis and conclusions are solely the responsibility of the author (s), and do not necessarily reflect the opinion of the Superintendence of Social Security.

For further information, please write to: investigaciones@suseso.cl.

For other publications, research papers and projects of the Superintendence of Social Security, please visit our website: www.suseso.cl.

Superintendencia de Seguridad Social Huérfanos 1376
Santiago, Chile.

ÍNDICE

Proyecto Estimación de Demanda

Autores:
Francisca González Cohens
Rocío Ruiz Moreno
José Miguel González Cohens
Leonardo Peña
Cristián Arroyo Mejías

I. Resumen ejecutivo 5
II. Palabras clave 6
III. Introducción y antecedentes 6
III.1 Contexto general 6
III.2 El caso de ACHS 6
IV. Definición del problema, pregunta de investigación o desafío de innovación, objetivos 8
IV.1 Definición del problema 8
IV.1.1 Las alternativas 8
IV.1.2 El enfoque escogido 8
IV.2 Desafío de innovación 9
IV.3 Objetivos del proyecto 10
V. Revisión de la literatura o experiencias relevantes 10
V.1 La predicción de demanda y optimización de horas médicas en la literatura: una introducción 10
V.2 Trabajo previo ACHS: Predicción de demanda para centros de atención primaria 11
VI. Descripción de la metodología 15
VI.1 Metodología general 15
VI.2 Metodología EDA 16
VI.3 Metodología de predicción de demanda 17
VI.3.1 Selección y prueba de modelos 17
VI.3.1.1 Modelos Clásicos 17
VI.3.1.2 Modelos Avanzados 18
VI.3.1.3 Evaluación de modelos 19
VI.4 Metodología de optimización 22
VII. Resultados 23
VII.1 EDA, definición de fuentes de datos y caso de uso 23
VII.1.1 EDA del CAA 25
VII.1.2 EDA de la Urgencia 93
VII.1.3 Introducción de covariables 106
VII.1.4 Definición de fuentes de datos 114

VII.1.5 Definición de foco del caso de uso 115
VII.2 Predicción de demanda para la Urgencia y el CAA 116
VII.2.1 Comparación y selección de modelos de predicción de demanda para la Urgencia 116
VII.2.1.1 Modelos para la Urgencia por completo 116
VII.2.1.2 Modelos desagregados según clasificación de gravedad a la llegada, o triage 128
VII.2.1.3 Discusión de resultados predicción demanda Urgencia 129
VII.2.1.4 Recomendaciones para ACHS en cuanto a Urgencia ..129
VII.2.2 Comparación y selección de modelos de predicción de demanda para el CAA. 130
VII.2.2.1 Modelos para una UT proveniente del mismo CAA: Primera aproximación 133
VII.2.2.2 Modelos para el CAA como un todo: Segunda aproximación 142
VII.2.2.3 Discusión de resultados predicción demanda para CAA 154
VII.3 Modelamiento del problema de optimización para la Urgencia y el CAA 156
VII.3.1 Modelamiento de optimización de Urgencias 157
VII.3.1.1 Introducción 157
VII.3.1.2 Modelamiento Base 158
VII.3.1.3 Modificaciones del Modelo 163
VII.3.1.4 Implementación 169
VII.3.1.5 Palabras finales modelamiento Urgencia 175
VII.3.2 Modelamiento de optimización del CAA 176
VII.3.2.1 Introducción 176
VII.3.2.2 Modelamiento Base 177
VII.3.2.3 Modificaciones del Modelo 181
VII.3.2.4 Implementación 186
VII.3.2.5 Palabras finales modelamiento CAA 190
VIII. Recomendaciones para Sistema de Seguridad y Salud en el Trabajo 191
IX. Conclusiones 192
X. Referencias 193

I. Resumen ejecutivo

Este informe aborda la predicción de demanda y optimización de horas médicas en servicios de urgencia (demanda no agendada) y consultas ambulatorias (CAA) (demanda agendada) para la Asociación Chilena de Seguridad (ACHS), con el objetivo de mejorar la asignación de recursos y la calidad de atención.

En el caso de la urgencia, se demostró que modelos como Neural Prophet capturan con precisión patrones estacionales y temporales en la mayoría de los casos, logrando métricas aceptables. Sin embargo, picos de demanda en horarios atípicos, como la medianoche, representan un desafío que no fue resuelto con los datos disponibles. Se recomienda continuar utilizando Neural Prophet y explorar nuevos factores exógenos para mejorar la precisión, además de abordar los problemas técnicos del modelo TFT para futuras aplicaciones.

Para el CAA, la predicción se complicó debido a que los datos reflejan una demanda sesgada por la disponibilidad de oferta. Sorprendentemente, el modelo SARIMAX, más tradicional, superó en desempeño a algoritmos avanzados como redes neuronales profundas. Esto evidencia que las estacionalidades y patrones de la demanda son relativamente simples. Se recomienda obtener datos más representativos de la demanda real, como los intervalos sugeridos por los médicos para controles, antes de explorar nuevamente modelos avanzados.

Además, se realizó un modelamiento de optimización para ambas unidades, tipo *scheduling* para la Urgencia y tipo asignación de bloques horarios al CAA, considerando restricciones estándar y específicas, además de recomendaciones para la implementación (ya que no se obtuvieron datos para resolver la implementación). Se enfatiza que la optimización debe considerar no sólo la eficiencia operativa, sino también el bienestar del personal médico, integrando descansos adecuados y una carga laboral equilibrada. Una planificación efectiva garantizará un sistema sostenible que priorice tanto la calidad del servicio como la salud de quienes lo brindan.

II. Palabras clave

Medicina del trabajo, Hospital, Centro Médico, Oferta y demanda, Inferencia estadística, Análisis estadístico, Modelo Matemático, Series temporales, Optimización, Aplicación informática, Recursos Humanos

III. Introducción y antecedentes

III.1 Contexto general

La ACHS debe planificar con días de anticipación cuántas horas médicos tendrá disponible para atender pacientes, lo cual es una tarea compleja, más aún considerando que existen 2 tipos de pacientes, aquellos que agendan cita previamente y aquellos que llegan al centro de salud sin una cita, pero esperando ser atendidos. Cabe preguntarse entonces, ¿Cómo anticipar la cantidad de horas médicas que se necesitarán para atender a ambos tipos de pacientes para cada centro, en cada bloque del día y para cada tipo de prestación? En general, estimar la cantidad de citas agendadas y las horas médicas que se necesitarán es una tarea relativamente estándar. Sin embargo, estimar la cantidad de pacientes que llegarán sin cita (generalmente de mayor gravedad) es una tarea compleja que, de ella, se decidirá cuántas horas se asignan a cada tipo de pacientes con tal de optimizar el recurso hora-médico.

El problema es de gran relevancia ya que, al tener una planificación óptima, se pueden tener grandes beneficios al maximizar la capacidad de atención a los pacientes, con el efecto que esto trae a la calidad de la prestación de servicio y en el uso eficiente de recursos.

III.2 El caso de ACHS

La ACHS es una institución privada sin fines de lucro que administra el seguro obligatorio de los trabajadores de las empresas afiliadas a esta. Cuenta con una amplia red a lo largo del país donde los trabajadores afiliados y sus familias pueden acceder a prestaciones de diferente tipo, dando prioridad a aquellas dolencias de carácter ocupacional, sin perder de vista la integridad de los trabajadores en todos los ámbitos de su vida. Adicionalmente, posee un giro especial donde le puede brindar servicios a la comunidad no adherida a la ley 16.744 (seguro obligatorio), a un costo menor al del mercado privado, lo que se considera como retribución a la comunidad general [1].

El presente proyecto se enfoca en el Hospital del Trabajador, centro de salud de alta complejidad de la ACHS que recibe las derivaciones de más complejidad de todos los centros de salud de la misma a lo largo de todo el país. Principalmente recibe derivaciones a sub especialidades quirúrgicas y no quirúrgicas, así como también cuenta con una urgencia con atención 24/7.

El Hospital del Trabajador (HT) cuenta con 4 áreas de operación: El Centro de Atención Ambulatoria (CAA), el Centro Médico (CEM), la Urgencia y el Servicio de Evaluación Laboral (SEL). Adicionalmente, cuenta con 6 servicios transversales que pueden ser utilizados por cualquiera de esas áreas de operación: laboratorio, hospitalización, pabellón quirúrgico, imagenología, unidad de quemados y vacunatorio.

El CEM, por su parte, es aquella unidad que brinda servicios a la comunidad, es decir, pacientes no amparados por la ley de accidentes y enfermedades profesionales pueden acceder a servicios clínicos a menor costo. El SEL corresponde a aquella unidad donde las empresas derivan a sus empleados o futuros empleados para la evaluación ocupacional requerida por el empleador para la contratación o viajes específicos.

Enfocado directamente en la misión de la ACHS y la razón de por qué fue creada en en 1958, el CAA recibe pacientes derivados desde centros de salud de mediana y baja complejidad en el país a subespecialidades, mientras que la Urgencia atiende accidentes laborales como no laborales de pacientes ley (aunque jamás se negaría atención a un paciente no ley que arribe en emergencia). Aquellos pacientes que son derivados al CAA deben agendar una hora con su especialista para recibir la atención requerida, por lo que a esta demanda de servicios se le llama demanda programada. Por otro lado, y considerando la naturaleza de las emergencias, es que la demanda de servicios percibida por la Urgencia, es llamada demanda espontánea.

Como se puede apreciar, estas últimas dos unidades operacionales cumplen con los requerimientos mencionados al inicio de este informe, es decir, estimar demanda agendada y no agendada, que además tenga relación con el *core* de la ACHS.

IV. Definición del problema, pregunta de investigación o desafío de innovación, objetivos

IV.1 Definición del problema

IV.1.1 Las alternativas

El equipo contraparte ACHS presentó 5 distintos desafíos abordables en este fondo:

- Demanda de Urgencias
- Demanda de insumos (Medicamentos, prótesis e insumos de pabellón)
- Demanda servicios complementarios (Pabellón quirúrgico, hospitalización)
- Demanda del CAA
- Demanda del SEL

De estas alternativas, la primera y la penúltima concuerdan con el análisis realizado en párrafos anteriores, demanda espontánea y programada (respectivamente) para pacientes ley en el HT. Mientras que las otras alternativas, si bien importantes, se escapan del *scope* de este proyecto. La segunda y tercera, si bien corresponden a 2 de los 6 servicios transversales y por tanto usados por el CAA y la Urgencia, no corresponden a demandas de pacientes por horas médicas, sino por insumos y recursos, lo que se escapa del enfoque de este proyecto. De otro modo, la demanda SEL no corresponde al scope central ni de la ACHS ni del proyecto, además de que los servicios demandados no son necesariamente horas médicas.

IV.1.2 El enfoque escogido

El objetivo de este proyecto considera la estimación de demanda y optimización de prestaciones médicas. La SUSESO define una prestación médica como: "Las prestaciones médicas corresponden a la ejecución de acciones de salud que persiguen como resultado final confirmar un diagnóstico, efectuar un tratamiento y realizar el seguimiento de un determinado problema de salud." [2]. Bajo esta definición, una prestación médica puede ser cualquier atención y servicio que se entregue en pos de subsanar el problema de salud de un individuo, por lo que se trata de un término sumamente amplio que es necesario delimitar para el correcto desarrollo del presente proyecto.

De este modo, considerar todas las posibles prestaciones médicas que un individuo puede recibir no es factible dentro del

período del proyecto. Considerar todas las prestaciones médicas posibles supone incluir todas las áreas de un hospital de alta complejidad como lo es el HT, algo que se escapa tanto del *scope* del proyecto, como del nivel de financiamiento adjudicado, y el tiempo asignado para el mismo.

Siendo consistentes con lo expresado en los párrafos anteriores, las dos macro prestaciones que se considerarán corresponden a dos desafíos presentados por la contraparte ACHS, son la prestación de atención médica ambulatoria en el CAA y la prestación de atención de urgencias (esta última sin considerar las derivaciones a otras unidades que surjan de esta prestación particular). De esta manera, se trabajará la estimación de demanda de horas médico y la optimización de la malla médica de la forma:

- Programada para el CAA
- Espontánea para la Urgencia

Durante el desarrollo del proyecto, y a partir de la exploración de los datos entregados que se detalla en la siguiente sección, es que se estudiará la factibilidad de granuralización de la estimación de demanda programada, la cual dependerá netamente de contar con la información de la especialidad o subespecialidad que se consulta, y que se tengan suficientes observaciones para cada una que asegure la confiabilidad de los modelos a aplicar.

Finalmente, es importante señalar que no se consideró someter el estudio a evaluación ética ante un comité especializado ya que la contraparte proporcionó un ambiente seguro y protegido con una copia anonimizada de la base de datos de atenciones para ambas unidades, donde además los usuarios entregados al equipo tuvieron acceso limitado a la data que se utilizaría única y exclusivamente para el proyecto. Al estar los datos anonimizados, protegidos, en un ambiente de la organización dueña de ellos, y con imposibilidad de descargarlos, no se consideró necesaria la autorización ética por cuanto el proyecto cumple con los 4 principios de la Bioética de Beauchamp y Childress.

IV.2 Desafío de innovación

A diferencia de la predicción de demanda para un servicio de urgencias o un policlínico comunes, la ACHS tiene la particularidad de atender única y exclusivamente patologías ocupacionales, lo que la hace única y desafiante. La literatura en general considera estimaciones de demanda y optimizaciones para servicios públicos y privados mixtos, pero no enfocados en salud ocupacional. Es por esto que este problema es innovador en sí,

presenta una oportunidad de mostrar las similitudes y diferencias que existen entre ambos sistemas, tanto en la capacidad de predicción como en los ahorros posibles dada la optimización.

La Urgencia, por su parte, tiene la ventaja de tener un subconjunto de patologías que atiende, y particularmente enfocado en traumas, lo que puede hacer más sencilla la predicción de la demanda, e incluso la consideración de variables exógenas particulares, como la tasa de desempleo o la ocupación de los distintos sectores productivos.

El CAA, por el otro lado, consiste también en un policlínico particular y probablemente más complejo que un policlínico tradicional, debido a la coexistencia de múltiples especialidades que se encargan de diferentes patologías, utilizando los mismos recursos físicos de forma simultánea. Finalmente, el que sea un centro de referencia nacional lo hace atractivo por cuanto estimar su demanda y optimizar los recursos podría beneficiar a pacientes de todo el país.

IV.3 Objetivos del proyecto

Objetivo General: Desarrollo de un modelo de estimación de demanda que sea capaz de predecir con precisión la demanda total de pacientes para cada día según diferentes prestaciones médicas para cada centro.

Objetivo Específico 1: Desarrollar un modelo de estimación de demanda que considere: tipo de demanda (si es de pacientes agendados o no agendados), tipos de prestaciones, bloque del día, y lugares de atención.

Objetivo Específico 2: Optimizar la malla médica según la estimación de demanda de los tipos de prestaciones, bloque del día, y lugares de atención.

V. Revisión de la literatura o experiencias relevantes

V.1 La predicción de demanda y optimización de horas médicas en la literatura: una introducción

La predicción de demanda en servicios de salud es un área que lleva años siendo estudiada. En particular, predecir la demanda de prestaciones de salud es algo que se remonta a más de

20 años atrás. Forjuoh et al., en (2001) [3] hicieron una comparación de una grilla de predicción de citas con las citas verdaderamente realizadas en un hospital de EEUU. Si bien las técnicas utilizadas eran sencillas, dieron paso a complejizar la estimación de demanda en servicios de salud, incorporando actualmente técnicas avanzadas de estadística tradicional, aprendizaje de máquinas (machine learning -ML-), o incluso una mezcla de ambas.

Las tendencias actuales de predicción de demanda en atención de salud muestran, en efecto, el uso mixto de diferentes técnicas matemáticas, donde dependiendo de las características de cada problema, se escoge el modelo que mejor se comporta. Klute et al. (2019) [4] utilizaron 20 modelos tradicionales de aprendizaje de máquinas (ML) y mixtos en su estudio, encontrando que tanto para demanda cíclica y con tendencia marcada, como cíclica sin tendencia, el modelo XGBoost de ML, era el que mejor predecía la demanda. Por otro lado, autores como Hyndman y Athanasopoulos (2018) [5] y Triebe et al. (2020) [6] han incursionado los últimos años en desarrollar nuevos entornos para algoritmos de predicción, los cuales pueden ser aplicados en distintos escenarios y contextos, de forma gratuita.

El poder contar con un sistema de predicción de demanda en un centro de salud conlleva beneficios significativos para la planificación y calidad del servicio. Esto puede ser visto bajo la perspectiva que, contemplar un número estimado de pacientes a atender, permite considerar mejores planificaciones del personal médico, distribuyendo con mayor precisión en aquellos periodos de mayor necesidad. Esto mismo puede ser visto desde la gestión de los insumos requeridos para la atención de pacientes, donde prever la cantidad de materiales o suministros requeridos, se traduce en un mejor manejo de recursos. Estos elementos combinados contribuyen a un mejor nivel de servicio para el paciente, disminuyendo los tiempos de espera y garantizando una atención de calidad, lo que fortalece la eficiencia operativa y la satisfacción global del paciente.

V.2 Trabajo previo ACHS: Predicción de demanda para centros de atención primaria

Comprendiendo que la ACHS ya cuenta con un desarrollo de predicción de demanda para los centros de atención primaria ambulatoria a lo largo del país, resulta natural iniciar por un proceso de exploración de datos y modelos a partir de los avances ya realizados. Así, se comenzó por estudiar los datos y modelos

usados por la ACHS anteriormente con el fin de comprender mejor el problema y ser capaces de replicar lo ya realizado, pero esta vez en el HT, y luego, a partir de ese entendimiento y replicación, proponer nuevos modelos que mejor se adapten a los datos del HT y mejoren así la predicción. Este proceso está vinculado a comprender el flujo de trabajo de estos algoritmos; comenzando por la exploración y manejo de datos, seguido por determinar qué modelos son empleados en cada fase del proyecto, el proceso de configuración de estos mismos y los resultados obtenidos hasta la fecha. En específico, estos pasos son detallados según:

- **Datos**
  - Extracción y preparación de los datos.

    La implementación de un algoritmo predictivo requiere que la información a utilizar esté en un formato adecuado para los objetivos del proyecto. En el caso de la predicción de la demanda de servicios de salud, los datos son extraídos de las diferentes bases de carga asistencial histórica, donde, cada entrada es sometida a un proceso de extracción, limpieza, agrupación por características de sede y adaptación a formatos correspondientes.

    A partir de las bases proporcionadas por el equipo ACHS, se puede comprender el nivel de detalle del trabajo aplicado en la definición de estas bases. Esto permite establecer diversas líneas de trabajo y estudio, considerando diferentes variables y características de controles y prestaciones.

  - Agregaciones por periodo temporal.

    Dentro del flujo de trabajo, se contempla la posibilidad de agregar las llegadas de pacientes en diferentes ventanas temporales, como horas, días, semanas o meses. Esta técnica, comúnmente utilizada en el análisis de series de tiempo, reduce la complejidad y esfuerzo necesario para estudiar características de las series y predecir sin comprometer la calidad del resultado. El equipo ACHS opta por la agrupación diaria para garantizar un volumen suficiente de datos para la correcta ejecución de sus modelos.

  - Manejo de Feriados.

    Si bien muchos los modelos de predicciones de series temporales permiten considerar automáticamente el uso de feriados, el acercamiento utilizado por la contraparte consiste en la creación de una base dedicada, respaldada por la librería Holidays de Python, proporciona flexibilidad en la definición de días hábiles según criterios adicionales, como incluir feriados no observados, como la víspera del año nuevo del 31 de diciembre.

- Distinción de periodos Covid.

  Dada la necesidad de ajustar las prioridades de ingreso y atención de pacientes a nivel nacional, especialmente aquellos de índole laboral, durante la pandemia del virus SARS-CoV-2, se incluye una distinción de los días dentro de este periodo en la base de días del año. Esto permite que los modelos consideren adecuadamente este contexto anómalo al realizar predicciones.

- Manejo de datos atípicos (outliers).

  Considerando que en contextos reales es posible encontrarse con situaciones atípicas, como un aumento inesperado en la llegada de pacientes en el servicio de Urgencias tras un accidente en una fábrica, es prudente la identificación y tratamiento de outliers para evitar que los modelos se vean sesgados por eventos extraordinarios. Si bien existen muchos criterios para identificar estos valores de forma automática, el sistema actualmente implementado utiliza el z-score, una métrica basada en dispersión estadística para detectar valores anómalos.

- **Modelos Empleados**

  - Neural Prophet

    Introducido por Triebe et al. en 2021, Neural Prophet es presentado como una extensión al conocido modelo Prophet de Facebook (Meta) incorporando el uso de Redes Neuronales [6]. Al igual que el algoritmo en el que se basó, este se especializa en la predicción de series de tiempo, especialmente por el análisis automático de estacionalidades y tendencias, potenciando algoritmos especializados de aprendizaje de máquinas. En el contexto del proyecto analizado, este es empleado en la predicción de demanda espontánea y programada en los centros de salud.

  - Random Forest

    Propuesto por Tin Kam Ho en 1995 [7], Random Forest corresponde a un modelo de aprendizaje basado en árboles de decisión, utilizado principalmente en labores de regresión y clasificación. Debido a su efectividad y trayectoria, Random Forest es ampliamente estudiado en la literatura, convirtiéndose en un referente en el área de Machine Learning. De forma similar a N. Prophet, Random Forest es implementado en la predicción de la programación

de visitas programadas.

- **Configuración de Modelos**

  - Variables adicionales

    Una de las virtudes de los algoritmos de pronóstico modernos radica en permitir la inclusión tanto de series temporales adyacentes (pronóstico multivariado [8]) como de variables auxiliares, para mejorar el poder predictivo del modelo. Estas variables que pueden ser obtenidas de la misma serie como auto-regresores o pueden ser extraídas de fuentes externas, como distancia hasta un día de descanso o factores climáticos [9], presentan un espacio de oportunidad para dilucidar características no observadas y aumentar la precisión del modelo. Si bien el equipo ACHS consideró el uso de algunas de estas, especialmente en Neural Prophet, optaron por no emplearlas debido a la carga que podrían imponer a la infraestructura computacional, afectando los plazos establecidos para los procesos de predicción.

  - Calibración de Hiperparametros.

    Adicionalmente, el equipo ACHS contempló la configuración de los algoritmos mediante un sistema automatizado de optimización de hiperparámetros los cuales, en palabras sencillas, corresponden a las calibraciones de los modelos que dictaminan el ajuste del sistema a las características específicas de una instancia, permitiendo incrementar el desempeño. Este enfoque, implementado a través de una búsqueda de grilla con mejoras de ejecución por poda de configuraciones dominadas basada en el framework Optuna, permite ajustar el desempeño de cada modelo de manera específica a cada uno de los centros de salud.

- **Evaluación de Modelos**

  - Métricas de desempeño

    Habitualmente, el desempeño de los modelos predictivos es evaluado a partir de la precisión del pronóstico, comparando los valores predichos con los reales. En el contexto del proyecto, se mide la diferencia en las llegadas previstas a los centros de salud con las realmente realizadas, calculando el error absoluto medio porcentual (MAPE) por centro, a nivel mensual. Analizando los últimos resultados obtenidos, es posible corroborar que el estado actual del sistema ha alcanzado valores de error cercanos al 0.02%.

- Impacto Real

  Más allá del valor numérico del desempeño de un modelo, tener conocimiento del impacto real de una predicción resulta crucial para una organización. Según las discusiones con la contraparte, el perjuicio por una mala estimación de llegada de pacientes se vincula principalmente con la planificación de personal médico, el cual es contratado según la cantidad esperada de pacientes a nivel mensual. Distribuir erróneamente la cantidad de médicos puede perjudicar tanto al paciente como a la red asistencial, no pudiendo satisfacer la demanda por servicios de salud en caso de contar con menos profesionales, como también por los costo monetario y costo de oportunidad por contar con más médicos de lo necesario.

VI. Descripción de la metodología

VI.1 Metodología general

La ACHS cuenta con un repositorio de datos y plataforma para el desarrollo de soluciones tecnológicas que utilicen dichos datos. Incluso, cuenta con módulos especiales para acceder a los desarrollos en forma de usuario y planificador. Es por esto que no se requerirá consolidar una base de datos, ni tampoco desarrollar una tecnología para correr los modelos o acceder a ellos. Por el contrario, será la ACHS quien le entregue acceso controlado a los datos anonimizados al equipo desarrollador de esta propuesta, y enseñe a utilizar el ambiente de desarrollo que posee. Por lo tanto, y una vez obtenido los accesos necesarios, se comenzará con la búsqueda del o los modelos de predicción de demanda que presenten el error mínimo (RMSE) o que tengan las mejoras métricas (diferentes para cada tipo de modelo, pero típicamente accuracy, precision, recall, AUC, ROC, y %MAPE) para cada tipo de demanda (con y sin cita previa). Dependiendo de la cantidad de instancias de entrenamiento con las que se cuente (datos), en caso de que se cuente con más de 10.000 instancias de entrenamiento se va a privilegiar un algoritmo de deep learning, en caso contrario se buscará uno de machine learning.

A partir de estos modelos de predicción y de variables extraídas de la base de datos consolidada, como cantidad de médicos, largo de jornada, valor hora,, costo de oportunidad de perder a un paciente, entre otras; se buscará el mejor modelo de optimización que sea capaz de traducir el problema real en un problema matemático. Del mismo modo, de existir diversos modelos o enfoques que entreguen un valor óptimo, se escogerá aquel que entregando el menos costo, sea más factible de implementar.

Finalmente, se entregarán una serie de recomendaciones y guía final y una propuesta de difusión de resultados.

VI.2 Metodología EDA

Se sostuvieron reuniones de trabajo, explicación de desafíos, utilización de herramientas definidas por la ACHS, y comprensión de los modelos previamente utilizados, junto a datos disponibles.

Dichas reuniones fueron fundamentales para definir los 2 desafíos a abordar, los cuales se alinean con los objetivos declarados como general y específico de este proyecto. Asimismo, fueron fundamentales para acceder y entender la data disponible, y aprender a usar las herramientas tecnológicas presentadas por la ACHS como sus herramientas preferidas para el desarrollo. Cabe recalcar que usar desde un principio las herramientas y los ambientes de trabajo usados por la ACHS, permitirá correr los modelos sin necesidad de extraer las bases de datos, y habilitar los modelos desarrollados para producción sin necesidad de montar un ambiente nuevo.

Para cada uno de los sub objetivos de este hito, se realizaron acciones diferentes. En concreto:

- Análisis Exploratorio de Datos (EDA) Inicial y definición de fuentes de datos a utilizar: Se estudian las variables de interés por cada conjunto de datos y se analizan las componentes principales de las series de tiempo descritas por la llegada de pacientes.

- Construcción de Base de Datos de carga asistencial para la exploración de los primeros modelos y definición de oportunidades de trabajo: A partir de lo explorado en el EDA, se filtran las bases de datos y realizan cruces de interés para adecuar formato a los modelos a implementar. En este se identifican oportunidades.

- Definición de foco del caso de uso: Se estudió las propuestas entregadas por la ACHS mediante cruce de objetivos con los objetivos planteados en el proyecto y aquellos financiados por SUSESO según adjudicación del fondo.

VI.3 Metodología de predicción de demanda

En general se siguió un enfoque tradicional que comprende una revisión de la literatura con el fin de conocer qué modelos se han usado para problemas o entornos similares. Con ello, se definió un set preliminar de modelos a testear, los cuales son detallados en los siguientes párrafos, pero en general la aproximación tomada para probarlos fue desde el más sencillo al más complejo. Esto usualmente se usa para evitar complejizar un problema que podría tener una solución más sencilla que además utilice menos recursos computacionales. Para cada modelo se hizo optimización de hiper parámetros, se probó con diferentes temporalidades, y se fueron agregando regresores y variables exógenas en la medida que aportan información luego de ir probando caso a caso, para luego comparar los resultados respectivos. Finalmente, se incorporaron las covariables descritas como relevantes en el EDA para cada modelo, y se evaluó si su incorporación mejora la predicción.

VI.3.1 Selección y prueba de modelos

VI.3.1.1 Modelos Clásicos

Se inició con modelos clásicos y básicos, como ARIMA [10], [11]. ARIMA es un modelo estadístico utilizado para analizar y predecir series temporales, es decir, datos ordenados cronológicamente, como ventas mensuales, temperaturas diarias o cotizaciones.

¿Qué hace ARIMA?

- **A**uto**R**egressive (AR): Usa relaciones entre los valores pasados de la serie para predecir futuros, representado por el parámetro p.
- **I**ntegrated (I): Hace que la serie sea estacionaria eliminando tendencias a través de diferencias, representado por el parámetro d.
- **M**oving **A**verage (MA): Modela el error de predicción basándose en errores pasados, representado por el parámetro q.

¿Para qué sirve?

ARIMA es ideal para:

1. **Capturar tendencias** y patrones a corto y mediano plazo en series temporales.
2. **Predecir valores futuros** en series con patrones consistentes (sin estacionalidad).

3. **Modelar relaciones lineales** en datos que dependen principalmente de su propio historial.

Dado su simplicidad y efectividad en series temporales univariadas. ARIMA fue probado dividiendo los datos en dos periodos: pre-COVID y post-COVID para la Urgencia, para observar cómo la pandemia afectó la demanda y ajustar el modelo en consecuencia; mientras que para el CAA se probó con la serie completa, dado que el valle producido por la pandemia no fue tan relevante como para la urgencia.

Con respecto a ARIMA, SARIMAX agrega una S, que se refiere a Season, por lo que es capaz de captar patrones estacionales [12], lo cuál puede ser útil en este caso dada la naturaleza del problema, donde hay una época dónde estadísticamente se genera más patologías de cierto tipo que en otra. SARIMAX usa los mismos parámetros que ARIMA, y adiciona 4 parámetros específicos para modelar la estacionalidad:

- **P:** Orden autorregresivo estacional.
- **D:** Diferenciación estacional.
- **Q:** Orden de media móvil estacional.
- **S:** Período de estacionalidad (ej., 12 para datos mensuales o 7 para datos semanales).

También SARIMAX agrega la X que denota que se pueden incluir variables exógenas, por lo que permite probar cómo ciertas variables que en ARIMA no se podían agregar afectan la predicción, ofreciendo mayor flexibilidad en la captura de patrones estacionales y efectos externos.

VI.3.1.2 Modelos Avanzados

Se probaron modelos avanzados que son más sofisticados y ampliamente utilizados en este tipo de problemas. A continuación se comenta al respecto de los modelos avanzados escogidos.

Para el CAA de decidió usar el modelo LSTM (Long Short-Term Memory) [10], [11]. Corresponde a un tipo de red neuronal recurrente, eficaz en la captura de patrones no lineales y dependencias a largo plazo en los datos temporales, capaces de ir aprendiendo qué olvidar y qué recordar desde el inicio de la serie y a través de toda la red, por eso son útiles en series temporales que cuentan “una historia”, así como también en NLP (natural language processing).

Se ha visto que la performance de este algoritmo puede ser mejorada al añadir capas previas de convolución que funcionan identificando patrones de subsecciones de los datos en ventanas de tiempo específicas, ya que las redes convolucionales son algoritmos que van observando subconjuntos sucesivos de datos de tamaño fijo y van aprendiendo para extraer cierto tipo de

características de ellos. Es por esto que se le agregó una Red Neuronal Convolucional (CNN: *Convolutional Neural Network*).

La ventaja de agregar una CNN a un LSTM es que ayuda aún más en la captura de patrones complejos y es capaz de extraer de forma efectiva características de los datos, sobre todo de aquellos datos que relatan acontecimientos [4], [13], lo que es fundamental para un problema complejo como lo es el CAA.

PROPHET (sólo Urgencia) y NEURAL PROPHET (ambos) fueron seleccionados por su capacidad para manejar estacionalidades y días festivos, además de ofrecer una implementación sencilla y rápida. Finalmente, se probó el modelo TFT (Temporal Fusion Transformer) [14] para la Urgencia, conocido por su capacidad de integrar diversas series temporales y factores externos de manera eficiente, siendo robusto para predecir datos complejos y variables.

VI.3.1.3 Evaluación de modelos

ARIMA y SARIMAX proporcionan resultados rápidamente y son interpretables, pero tienen limitaciones para capturar relaciones no lineales y dependencias a largo plazo. LSTM ofrece una gran capacidad para manejar secuencias largas y no lineales, aunque requiere más datos y recursos computacionales para su entrenamiento. PROPHET y NEURAL PROPHET son fáciles de ajustar y entender, y funcionan bien con estacionalidades y efectos de calendario, pero pueden no capturar toda la complejidad de los datos. TFT sobresale en su capacidad para manejar múltiples entradas de series temporales y es especialmente útil cuando se requiere modelar interacciones complejas entre variables, aunque es el más complejo de implementar.

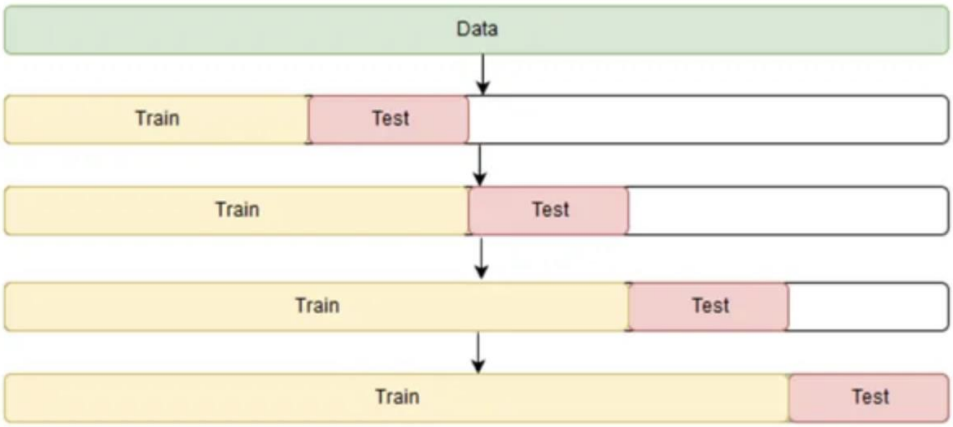
A continuación, se hace un cuadro comparativo resumen con las ventajas y desventajas de cada modelo avanzado, con el fin de fundamentar su elección para ser probados:

Modelo	**Ventajas**	**Desventajas**
LSTM	• Excelente en la captura de dependencias a largo plazo en datos secuenciales. • Flexible para diferentes tipos de datos secuenciales • Capaz de aprender relaciones complejas y no lineales.	• Requiere grandes cantidades de datos y poder computacional. • Difícil de interpretar. • Entrenamiento intensivo y más lento.

Prophet	• Fácil de usar y ajustar. • Muy interpretable, ya que descompone la serie en componentes claros (tendencia, estacionalidad, eventos). • Rápido y eficiente, incluso con conjuntos de datos más pequeños.	• Limitado en la captura de relaciones complejas y no lineales. • Menos preciso en series temporales altamente complejas. • No maneja datos multivariados de manera efectiva.
Neural Prophet	• Mejora la capacidad de capturar patrones complejos en comparación con Prophet. • Mantiene parte de la interpretabilidad de Prophet al descomponer la serie en componentes, con flexibilidad adicional. • Permite modelar relaciones no lineales mediante la integración de redes neuronales.	• Más complejo de ajustar y entrenar que Prophet. • Puede ser más propenso al sobreajuste si no se usa correctamente. • Requiere más recursos computacionales que Prophet, pero menos que LSTM o TFT.
TFT	• Captura relaciones complejas en datos multivariados mediante mecanismos de atención. • Altamente interpretable para un modelo de red neuronal, gracias al mecanismo de atención. • Eficaz para manejar datos multivariados con covariables estáticas y dinámicas.	• Muy complejo y computacionalmente costoso. • Requiere una gran cantidad de datos para entrenar eficazmente. • Difícil de implementar y ajustar debido a su complejidad.
LSTM con CNN	• Captura de patrones complejos • Extracción efectiva de características (CNN reduce la complejidad de los datos y LSTM se enfoca en las relaciones temporales relevantes). • Aplicaciones diversas	• Alta complejidad y costo computacional • Dificultad en la interpretación • Es difícil ajustar hiper parámetros • Riesgo de sobreajuste

Tabla 1: *Resumen modelos aplicados junto a sus pros y contras.*

Para evaluar la efectividad de cada modelo, se adoptó un **enfoque incremental de datos**, utilizando la técnica de **validación cruzada en series temporales**, como lo muestra la Figura 1. Esta metodología permite evaluar el rendimiento de los modelos en diferentes periodos temporales, incrementando gradualmente la cantidad de datos utilizados para el entrenamiento y utilizando subconjuntos más recientes para la validación. Esto asegura que los modelos estén bien calibrados para pronosticar datos futuros y manejen adecuadamente la dependencia temporal, lo que es crucial en la predicción de la demanda en un entorno hospitalario.



Esquema 1: *Esquema del enfoque incremental de datos y técnica de validación cruzada.*

Finalmente, para evaluar y comparar los modelos, se utilizaron métricas que permiten evaluar el poder predictivo de estos modelos, donde se escogió MAE (Mean Absolute Error) y RMSE (Root Mean Squared Error) debido a la naturaleza de la variable a predecir, y MAPE (Mean Absolute Percentage Error) debido a su facilidad de interpretación.

El MAE permite una interpretación directa de los resultados debido a que es un error promedio absoluto y mantiene las mismas unidades que los valores originales que se buscan predecir. Por otro lado, el RMSE eleva al cuadrado los errores antes de promediarlos, lo que tiene un impacto directo en los errores más grandes (más sensible a distintas distribuciones). El MAPE, por su parte, es de fácil interpretación puesto que está en porcentaje, aunque tiene la desventaja de sobreestimar el error en caso de valores reales y predichos muy pequeños. El MAE a diferencia del MAPE no depende de la escala de los datos; para el caso del MAPE los valores pueden cambiar considerablemente cuando se cambiaba la agregación a una más fina, por ejemplo de semanas a días, o de días a horas, debido a la escala de los datos: datos más cercanos a 0 (lógico para particiones de tiempo más finas) producen pérdida de comparabilidad.

VI.4 Metodología de optimización

Por el lado de la optimización de recursos médicos, se ha adoptado la misma metodología de trabajo por cada una de las unidades de trabajo del proyecto. En estas, se inicia describiendo la situación a abordar, tomando en consideración aspectos específicos del área y tomando en cuenta los resultados y aprendizajes obtenidos de las fases previas del proyecto. Esto permite contextualizar el problema y formular un modelo de optimización lineal a utilizar.

Seguido a esto, se presenta una formulación inicial, en la que cada unidad de trabajo adopta un enfoque de calendarización alineado con modelos comúnmente empleados en la literatura. Estos son definidos y especificados según las necesidades y características particulares de su área, estipulando las necesidades basales a considerar por cada problemática a resolver, tanto las sugeridas por artículos propios del Estado del Arte como solicitudes descritas por la contraparte. Del mismo modo, en esta sección se establece el criterio a optimizar, siendo en ambos escenarios una minimización del costo económico asociado a las calendarizaciones propuestas, buscando así eficiencia en la asignación de recursos.

Conociendo ya una formulación base, la sección siguiente introduce modificaciones al modelo, las cuales están diseñadas para ofrecer mayor flexibilidad y permitir que la organización adapte la formulación a metas o requisitos específicos, generando así un valor agregado en el proceso de optimización. Las modificaciones permiten que el modelo responda a necesidades operativas adicionales y contemple posibles escenarios futuros.

Finalmente, se discuten metodologías enfocadas en la implementación de los modelos diseñados. Si bien no se contempla una evaluación explícita de instancias en programas especializados, las metodologías sugeridas buscan facilitar la resolución de instancias prácticas de interés para la organización, cuya taxonomía y volumen de decisiones a tomar podrían resultar difíciles de manejar mediante métodos tradicionales. Estas metodologías se adaptan al contexto y los intereses de la organización, asegurando que el proceso de implementación sea eficiente y ajustado a necesidades reales.

VII. Resultados

VII.1 EDA, definición de fuentes de datos y caso de uso

Teniendo acceso a los sistemas informáticos Microsoft Azure y DataBricks del equipo ACHS para la creación de algoritmos y almacenamiento de resultados, el paso a seguir está asociado a analizar y comprender los distintos conjuntos de datos disponibles y facilitados por el equipo ACHS, quienes en su infraestructura computacional brindan acceso de información anonimizada para resguardar el bienestar de los pacientes. En particular, de los ingresos y controles al CAA y los ingresos de la Urgencia. Los primeros estarían diferenciados por tipo de consulta, ya sea la proveniencia del paciente o la unidad de tratamiento en la cual recibe la atención, mientras que los segundos, corresponden a demanda espontánea de urgencias en general, las cuales estarían clasificadas según el sistema de categorización de la atención de urgencia, triage.

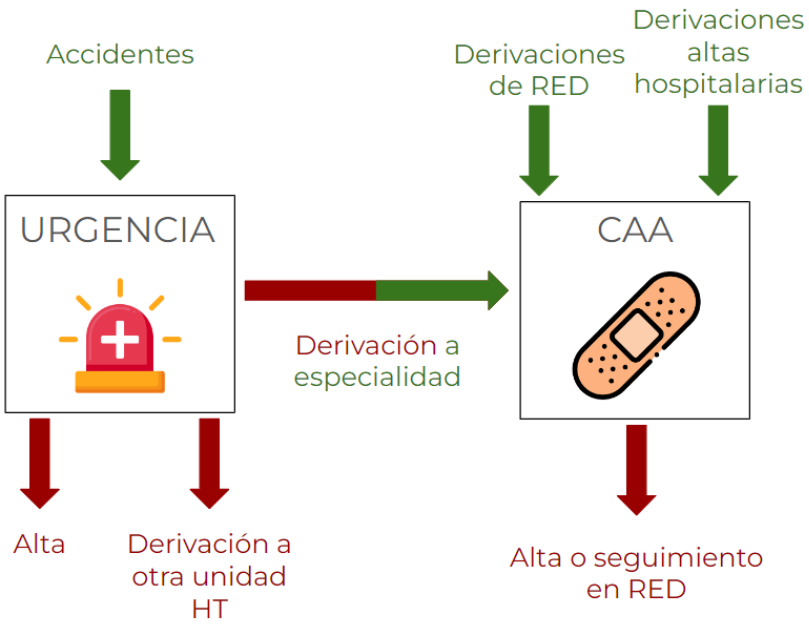
En específico, las bases a considerar corresponden a diferentes hitos del proceso de atención de un paciente, iniciando por la recepción de Tickets Ambulatorios generados al momento de llegada al centro de salud, obtenido de `tickets_atencion_ambulatoria_fucyt`). Seguido de la gestión de movimientos y admisiones de pacientes según tipo de ingreso (agendado o espontáneo), causa de atención y padecimientos (obtenido de `bt_movimientos_fucyt` y `bt_episodio_siniestro_fucyt`), además de la información de controles según su tratamiento específico (obtenido de `reporte_cu0045_controles_fucyt`).

Teniendo definidas las bases de datos con las cuales se trabajará, el procedimiento a seguir corresponde a analizar estos datos, de modo tal de comprenderlos, comprender con qué información se cuenta, qué tipo de tendencias y/o comportamientos tienen las variables, e incluso buscar covariables que podrían explicar el comportamiento de las anteriores, con el fin de, en la sección siguiente, transformar las variables necesarias y adecuarlas a los objetivos del proyecto.

Se trabajará entonces con 2 bases de datos finales para realizar pronóstico: una dedicada al CAA, con demanda agendada, y otra dedicada a Urgencias, con demanda no agendada.

Para comprender los flujos de proveniencia y egreso de pacientes relevantes para las dos unidades de estudio, se añade el Esquema 2, donde se establece además una relación entre ambas

unidades. Donde es la urgencia la que puede derivar parte de su demanda al CAA.



Esquema 2: *Diagrama de flujo de ingresos y proveniencia, así como de egresos y destino de pacientes para las unidades a estudiar.*

La urgencia recibe flujo desde accidentes de trabajo o de trayecto laboral, principalmente de la Región Metropolitana. Como una unidad de Urgencia es una unidad de resolución inmediata y derivación, puede derivar a diferentes unidades de acuerdo a la gravedad de los pacientes. Por otro lado, el CAA es todo lo contrario. El CAA recibe múltiples derivaciones de pacientes que necesitan consulta con especialista en medicina interna, traumatología, cirugía o psiquiatría proveniente de los diferentes de centros en red de la ACHS, así como también derivaciones de altas hospitalarias (pacientes que estaban hospitalizados en el HT) y de la Urgencia, mientras que sólo tiene una forma de egreso: el alta (o seguimiento a largo plazo en red). Es frecuente que las patologías asociadas a ser tratadas en el CAA necesiten múltiples atenciones, es por esto que se tiene la primera visita por siniestro y derivación (ingreso al CAA), mientras que el resto de las visitas se consideran como "controles" (continuación del tratamiento de ese ingreso).

Después de conversaciones con el equipo de CAA, se aclaró que las citas en la categoría denominada "Ingresos", en la base proporcionada por el mandante, corresponden a las primeras consultas en las especialidades de Psiquiatría, Neurología y algunas de Fisiatría (desde 2023). Esto se debe a un manejo interno que más bien relaciona la categoría con la duración de las citas: se denomina "ingreso" a una cita de 40 minutos y "control" a una cita de 20 minutos. Por lo tanto, ya que solo

estas especialidades requieren más tiempo en su primera visita, son las únicas que poseen “Ingresos”.

Para los fines de este proyecto, de acuerdo a la definición presentada, hemos ajustado la base de datos y nos referiremos a la primera atención de cualquier especialidad como “ingreso” o “primera cita” de aquí en adelante.

Si bien en el CAA un ingreso es un primer control de un siniestro y se entiende que la prestación demandada es la misma: una hora médico, sí se hará una diferenciación de ambos tipos de entradas en muchos de los análisis que se muestran a continuación, debido a la naturaleza de su demanda. Por un lado el ingreso es una derivación directa, sea por el mecanismo que sea, mientras que el control es una derivación indirecta que depende de distintos factores que el ingreso, lo que podría ser relevante a la hora del pronóstico de la demanda. Mientras el ingreso depende de la derivación de la demanda de unidades externas (RED, Urgencia y Altas hospitalarias), la gravedad del paciente y la patología específica por la que se deriva; el control depende de la patología, la exigencia de periodicidad que establece el especialista, e indirectamente de esa primera derivación. Por lo tanto, y con fines exploratorios, se separarán ambos tipos de entrada en la medida de los posible. Sin embargo, se debe tener cuidado al sacar conclusiones de ingresos en particular, ya que la cantidad de datos es mucho menor a la de los controles. Esto será siempre considerado en el modelamiento, y es un hecho que estará subyacente en el análisis a continuación.

VII.1.1 EDA del CAA

La base `reporte_cu0045_controles_fucyt` se utilizará para analizar eventos asociados al CAA. Esta base corresponde a controles de pacientes en diferentes unidades del HT, y se divide según tipo u origen del incidente que conlleva a su consulta, lo cual incluye pacientes ley, pacientes no ley, venta de servicios complementarios (VSC) o también pacientes derivados del Instituto de Seguridad Laboral (ISL). En ese sentido, la sección relevante para este proyecto es únicamente la pacientes ley, es decir, aquellos que ingresan al CAA.

Si bien tanto un ingreso como un control tienen la misma naturaleza de demanda agenda, el cómo cada una de ellas se comporta para la predicción de su demanda sí debe ser diferenciada, esto a pesar de que, como se verá en los párrafos siguientes, los ingresos tienen menos observaciones.

A continuación, se presenta un análisis de la base de datos filtrada de interés, sus variables e introducción de covariables de interés.

Resumen de la base de datos del CAA

Esta base, reporte_cu0045_controles_fucyt, cuenta con 4.315.835 observaciones y 67 columnas referentes a características de las visitas (como por ejemplo el tipo de siniestro, la procedencia de la derivación o el tipo de atención, es decir, si es ingreso o control), de la patología de consulta (por ejemplo, la unidad de tratamiento), y del paciente en sí (como por ejemplo, el tipo de seguro y el sexo). Del total de observaciones, sólo 490.084 están asociadas al CAA del HT, las cuales se obtienen al filtrar por la columna UO_ServicioDesc, con el valor "UNIDAD SERVICIO ATENCION AMBULATORIA".

De todas las observaciones del CAA, se mantienen sólo los pacientes ley, excluyendo a aquellos pacientes provenientes del ISL y los asociados a VSC, debido a que no corresponden al tipo de servicios prestados de interés. Así, luego de filtrar, la base de datos para la estimación de demanda del CAA contiene 431.845 observaciones totales.

Tipo de observación	**Núm. de observaciones**	**Proporción**
Ingreso	72.097	16,7%
Controles	359.748	83,3%

Tabla 2: *Cantidad y proporción de Controles e Ingresos CAA (2018 - 2024 act.)*

La serie de tiempo del CAA

Utilizando la base de datos de cantidad de ingresos / controles agregados a lo largo del tiempo, se puede visualizar el primer análisis de series de tiempo. La Figura 1 muestra, tal como se mencionó, todas las observaciones del CAA, ya sean controles o ingresos.

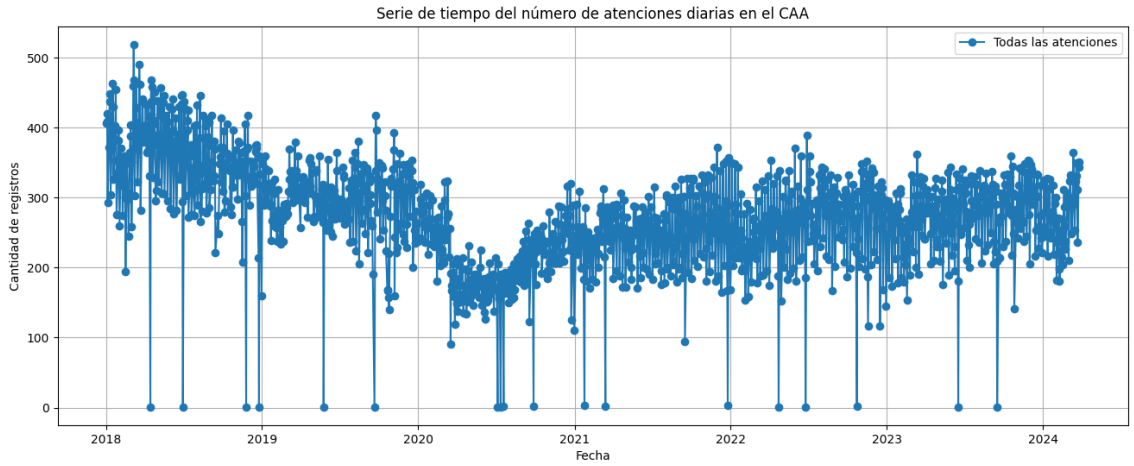


Figura 1: *Serie de Tiempo + Controles e Ingresos CAA (2018 - 2024 act.)*

La pandemia de SARS-CoV-2 entre los años 2020 y 2021 es de los primeros fenómenos que llaman la atención, donde se observa una clara disminución en las atenciones realizadas. Llama la atención, de todas formas, que previo a la pandemia ya se observaba una disminución paulatina de las atenciones. Otro de los fenómenos que saltan a la vista son los cortos periodos de tiempo con cantidad de atenciones visualmente anómalas, los cuales son una cantidad positiva pero muy cercana a 0 en comparación al resto de las observaciones de la agregación, y la mayoría de estas ocurren un fin de semana. Esto puede deberse a controles extraordinarios un fin de semana, errores de ingreso de datos, fines de semana largos, u otro motivo.

La serie de tiempo de los controles

Con el fin de observar si los controles y los ingresos se comportan de forma similar o diferente, a continuación se muestra la serie de tiempo de cada uno.

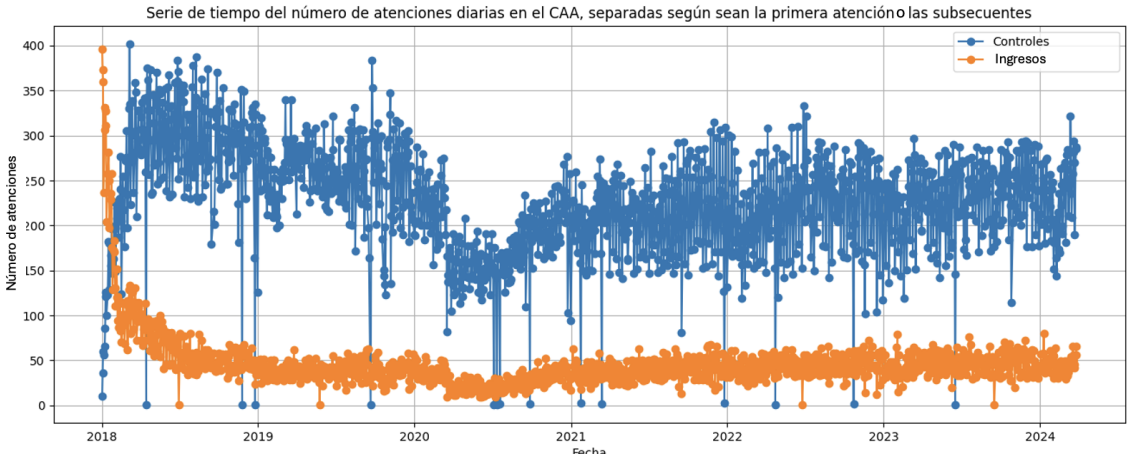


Figura 2: *Serie de Tiempo diferenciada – Controles e Ingresos CAA (2018 – 2024 act.)*

La Figura 2 muestra la misma serie anterior pero separando los controles de los ingresos (primer control de cada paciente) donde a primera vista se confirma la gran diferencia entre ingresos y controles, lo que es esperable ya que los ingresos corresponden al primer control de un grupo de controles de un mismo paciente por siniestro. Acá se aprecia también que son los controles los más influyentes para estas observaciones visualmente anómalas mencionadas en el párrafo anterior, lo cual tendría sentido en el caso que estas correspondan a fines de semana largo con controles extraordinarios (poco probable asignar un primer control para un paciente en un horario extraordinario).

La serie de tiempo de los ingresos

Para poder observar de mejor manera la serie de tiempo para el caso de los ingresos, se aísla dicha serie en la Figura 3.

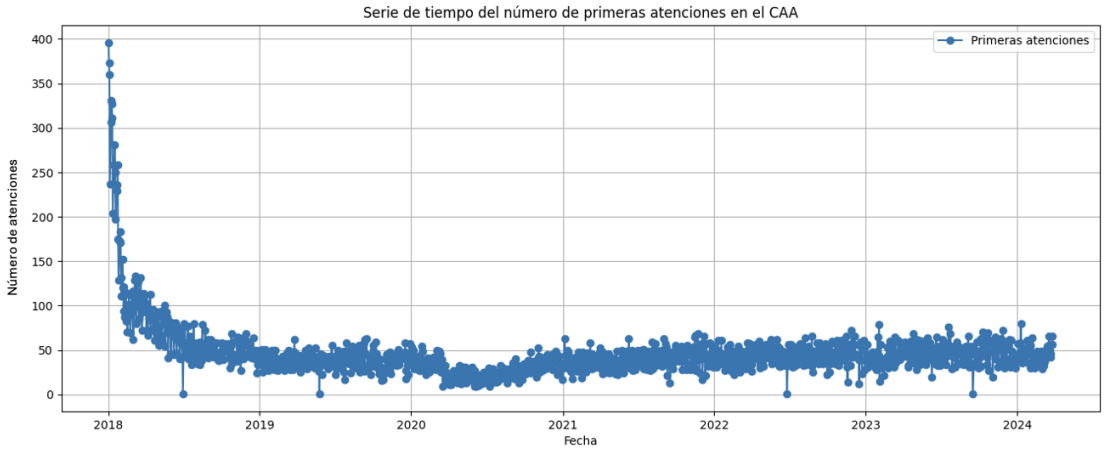


Figura 3: *Serie de Tiempo - Ingresos CAA (2018 - 2024 act.)*

En esta serie se observa un fenómeno ligeramente distinto en el periodo correspondiente al SARS-CoV-2 en comparación a los controles. Si bien la serie de ingresos también presenta una caída durante aquel período, este no es tan notorio como el observado desde mediados del año 2018. Lo anterior posiblemente tiene varias explicaciones. Por un lado, el HT en este periodo tuvo procesos de remodelación [15], [16], y por lo tanto, se vio capacidad de atención limitada (donde seguramente se priorizó a aquellos pacientes que ya habían ingresado y debían terminar sus controles). Por otro lado, es probable que la mayoría de las atenciones al inicio de la serie estudiada sean consideradas como ingresos dado como se definieron estos ingresos, aun cuando quizás no lo sean. En otras palabras, es probable que la falta de historia del pasado haya sesgado aquellas primeras observaciones.

Tendencia y estacionalidad de la serie de tiempo

Estas propiedades pueden ser testeadas de manera estadística e identificadas de forma gráfica en distintas ventanas de tiempo y en distinta frecuencia de agregación. Para una primera observación, se modela la descomposición de las series temporales en cuestión como modelos aditivos, pero también pueden ser modelados de manera multiplicativa.

En la Figura 4 se observa la descomposición de la serie de tiempo de controles, y en la Figura 5 de los ingresos. La tendencia para ambas series de tiempo se condice con lo mencionado

en los párrafos previos. Otro factor importante que se observa en las tendencias es que los ingresos disminuyen su nivel previo al punto de inflexión en 2018, mientras que los controles luego de la pandemia recuperan un nivel dentro de todo estable, pero de todas formas un poco inferior a lo que se observaba previo a esta. La razón de esto será estudiada con covariables que pudieren alterarse con la pandemia, como la empleabilidad.

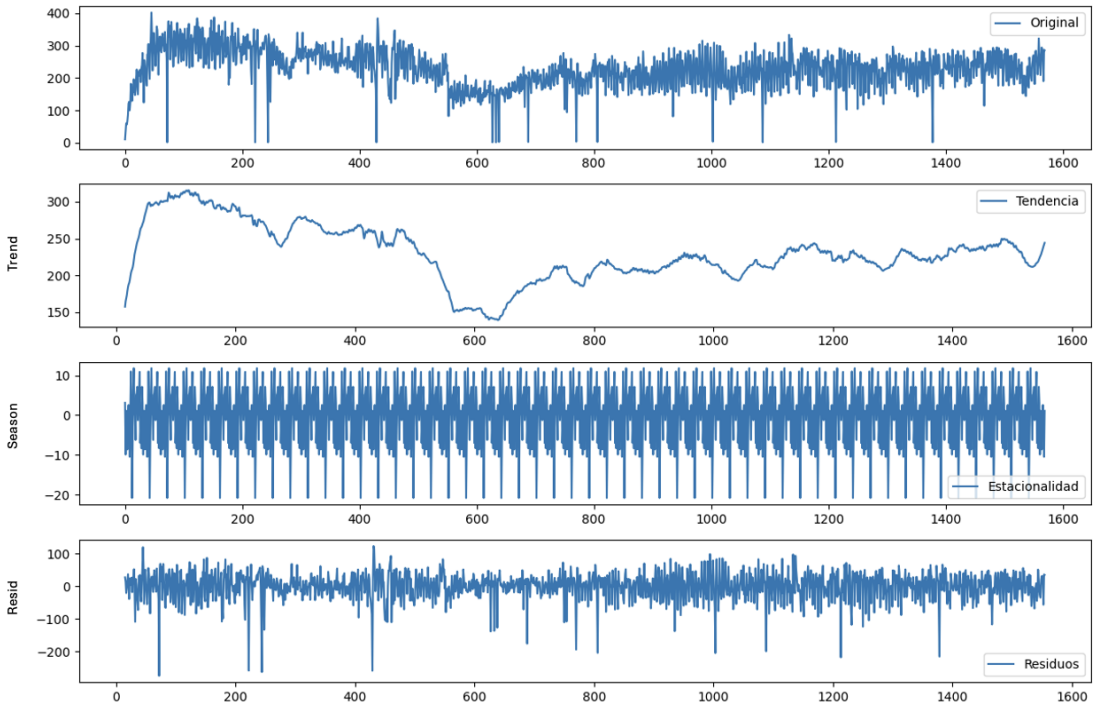


Figura 4: *Componentes Temporales - Controles CAA (2018 - 2024 act.)*

En cuanto a las estacionalidades, para el caso de los controles e ingresos parece haber una periodicidad bastante clara.

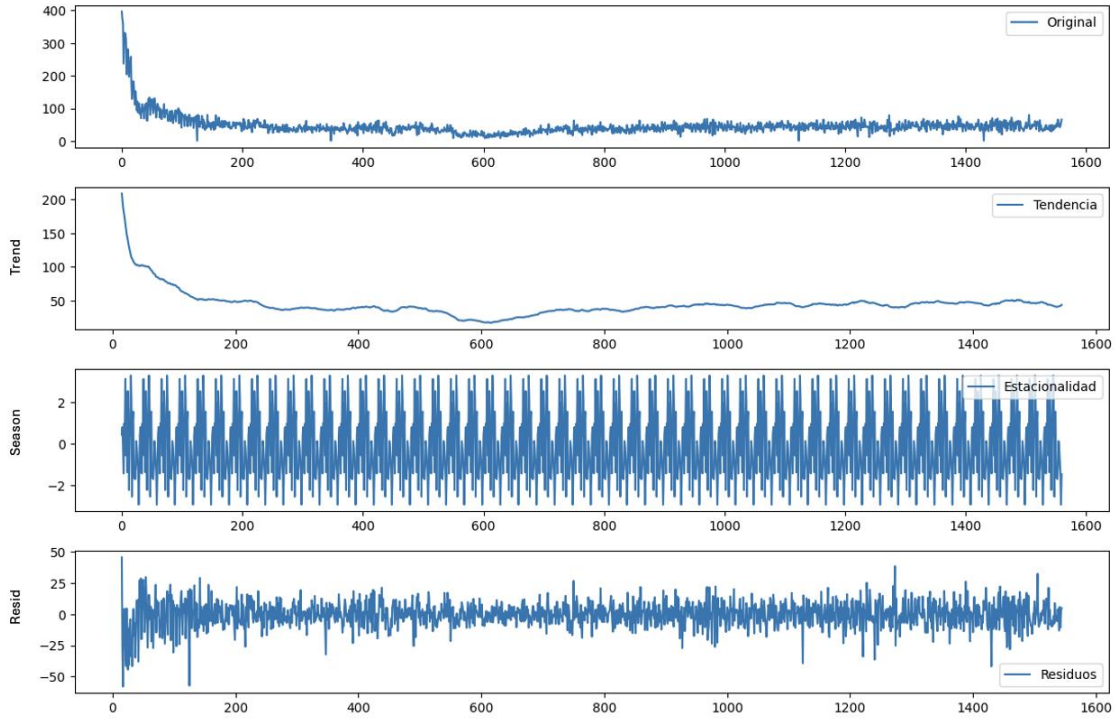


Figura 5: *Componentes Temporales - Ingresos CAA (2018 - 2024 act.)*

Distribución de la demanda según agregación de períodos

Un factor importante a la hora de decidir el nivel de agregación para los períodos a utilizar es la distribución de la cantidad de visitas para cada una de estas ventanas. La primera de las agregaciones a analizar es la por bloque de horas. En la Figura 6 se observan los gráficos de caja para cada una de las horas disponibles en la base de datos para los controles únicamente, ya que no hay datos suficientes en los ingresos para observar algún comportamiento. Existen controles en todas las horas del día, lo que puede deberse a errores o simplemente outliers de situaciones especiales. Se ve un claro comportamiento durante el día. Existen muy pocos controles tanto al comienzo de la jornada como al final de esta. También una disminución clara en la ventana usual de bloques de colación.

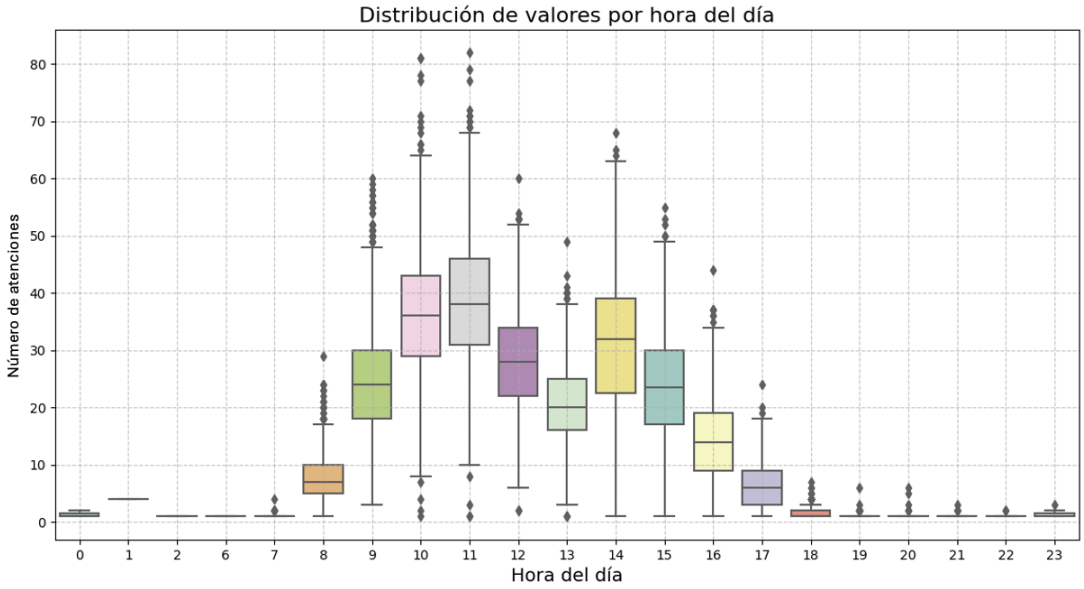


Figura 6: *Diagramas de Caja (hora) - Controles CAA (2018 - 2024 act.)*

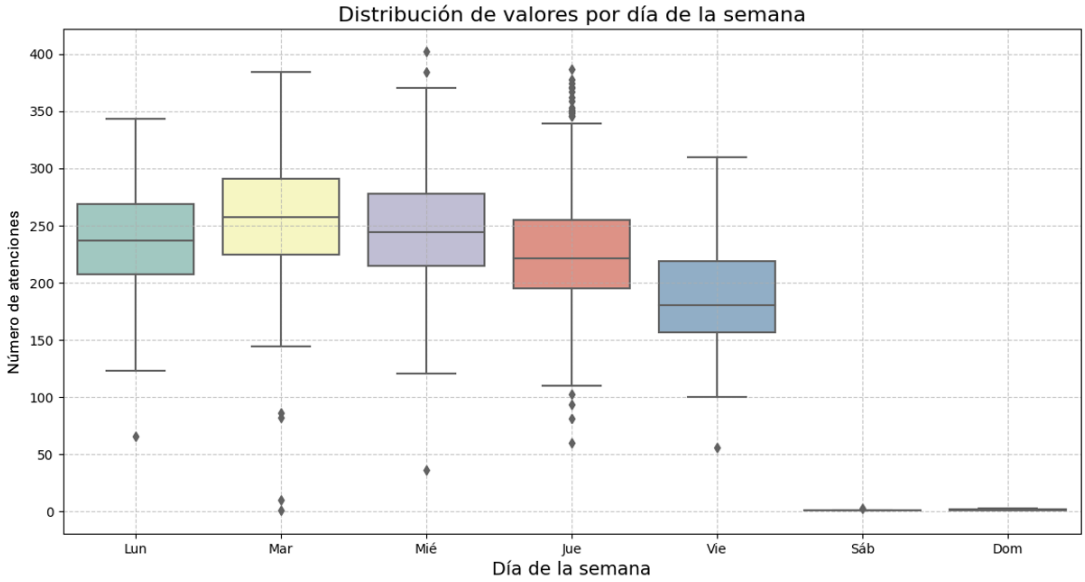


Figura 7: *Diagramas de Caja (día semana) - Controles CAA (2018 - 2024 act.)*

En las Figuras 7 y 8 se hace un análisis similar, pero para una agregación por día de la semana. Nuevamente se observan los casos anómalos en días sábado/domingo con cantidades positivas de controles cercanas a 0, y algunos para el día sábado en el caso de los ingresos. Existe una subida en la cantidad de controles en los días martes y miércoles, siendo el día con menos demanda el viernes. Algo similar ocurre en el caso de los ingresos, pero con un número similar de atenciones de lunes a jueves, siendo el viernes el día de menor demanda.

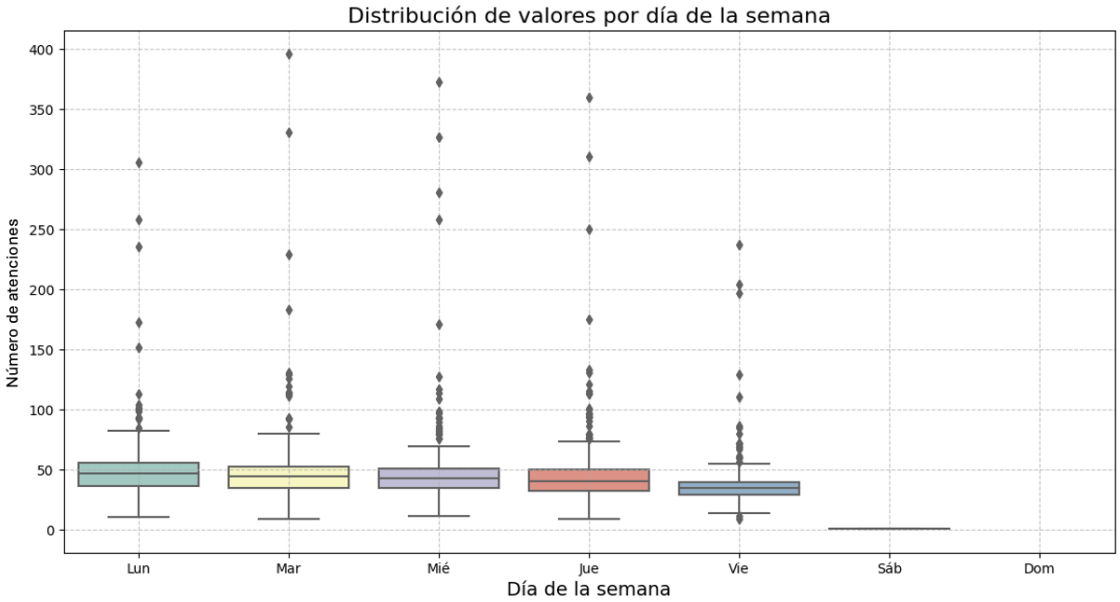


Figura 8: *Diagramas de Caja (día semana) - Ingresos CAA (2018 - 2024 act.)*

En las Figuras 9 y 10 se observan gráficos de caja para la distribución de los distintos meses presentes en toda la base de datos. Para el caso de los ingresos, se aprecia una cantidad relativamente constante durante todo el año. En cuanto a los controles, el análisis es similar, las medias se mantienen similares a lo largo del año, donde la variación de los cuartiles parece ser más relevante que las medias. Los meses de verano e invierno parecen serlos menos demandados, mientras que los meses con mayor variación parecen ser abril y julio.

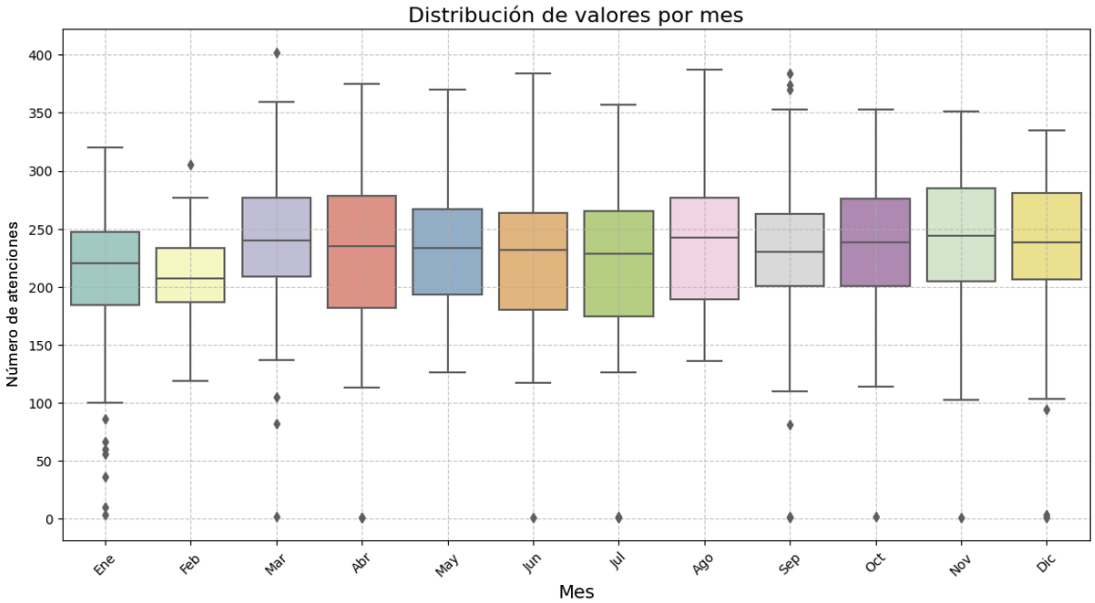


Figura 9: *Diagramas de Caja (mes) - Controles CAA (2018 - 2024 act.)*

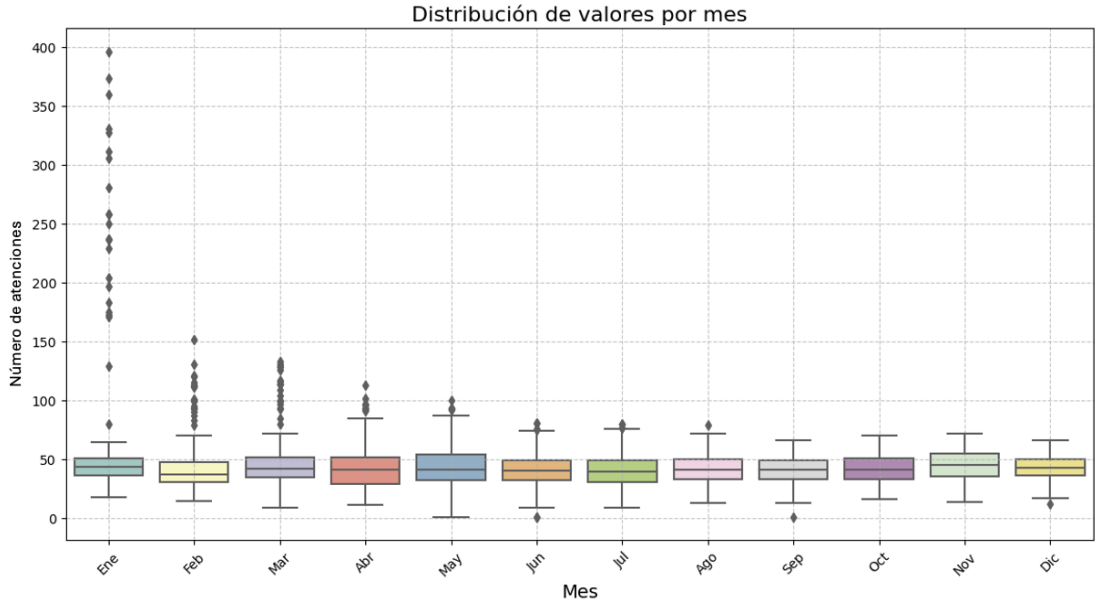


Figura 10: *Diagramas de Caja (mes) – Ingresos CAA (2018 – 2024 act.)*

Dado que existe una clara tendencia en la cantidad de ingresos/controles en distintos bloques horarios y día, parecen ser viables estas dos alternativas de agregación temporal para el pronóstico de demanda futura.

Categorización de la demanda según territorio de procedencia

Se analizará si es que existe estacionalidad con respecto a las sedes desde las que procede una paciente al ser derivado al CAA. Para esto, se pueden utilizar distintas alternativas de variable asociada a ubicación de procedencia, como lo son `Sede_Anterior` (100 categorías), `Agencia_Anterior` (34 categorías) y `Territorio_Anterior` (6 categorías). Sin embargo, dado que existen 100 categorías para la primera de estas variables, el análisis visual se vuelve imposible, además de que las categorías de `Agencia_Anterior` y `Territorio_Anterior` ya tienen información de distintas zonas del país, por lo que debería poder ser posible observar temporalidades asociadas a industrias que tienen mayor presencia en ciertas localidades.

Para este análisis se considera el total de demanda en el CAA; es decir, ingresos más controles como demanda total; y no se consideran los años de pandemia: 2020 y 2021, debido a que la exploración y el análisis serán visuales, e incluir dichos años podría sesgar la exploración visual. Sin embargo, y a pesar que no se incluyan esos años en este análisis, estos años seguirán siendo considerados para otros análisis, así como también para los modelos a desarrollar.

El análisis comienza para la variable con menos categorías, Territorio_Anterior. En la siguiente tabla se presenta la cantidad de observaciones y el porcentaje del total correspondientes a cada territorio presente en la base de datos de demanda del CAA.

Territorio Anterior	**Total de observaciones**	**Proporción**
HT	316.070	73,96%
METRO	66.722	15,61%
NORTE	23.511	5,50%
SUR	21.001	4,91%
CENTRO ASIST AGENCIA APOYO VIRTUAL	31	0,01%
TELEMEDICINA	10	0,00%

Tabla 3: *Cantidad y proporción de ingresos y controles al CAA según territorio de procedencia (2018 - 2024 act.)*

Se puede observar que el HT es el principal territorio que deriva pacientes al CAA, lo que puede deberse a distintos tipos de controles de una misma persona dentro del HT, por ejemplo, además de los pacientes provenientes de la urgencia y alta hospitalaria. Existen derivaciones dentro de la misma región metropolitana hacia el CAA también, con lo que el territorio total dentro de la región metropolitana (incluyendo al HT) es la mayor fuente de derivaciones hacia el CAA, con un 89.57% proviniendo desde algún lugar de la región metropolitana. Existe una demanda no menor también desde la zona norte y sur del país, pero en conjunto apenas llegan a ser un 10.41% de la demanda. Dicho esto, para el análisis futuro se podría hacer una separación entre zonas de la región metropolitana como categorías, para lograr ver comportamientos comparables a zona norte y sur. No obstante, al ocupar el HT la gran mayoría de la demanda, el impacto esperado de distintos lugares de la región metropolitana no debería generar un gran impacto en la serie temporal de la demanda.

Teniendo en cuenta la gran diferencia de órdenes de magnitud entre los distintos territorios de orígen, se analizan a continuación las series temporales de cada territorio anterior (T.A.) en términos de porcentaje anual de cada una, con respecto al total anual de cada grupo.

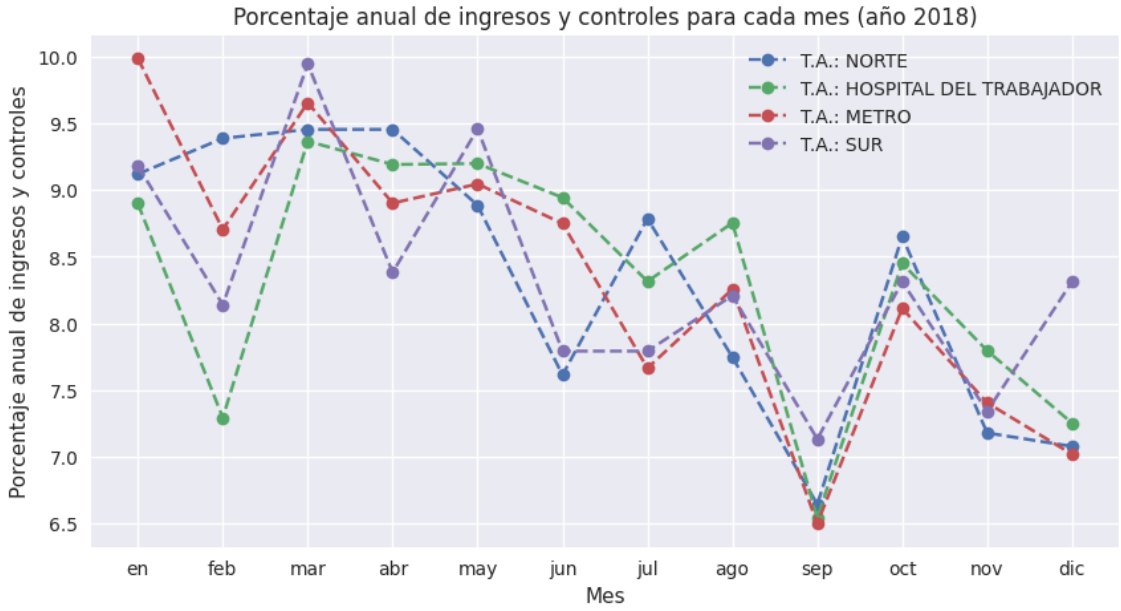


Figura 11: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA para el año 2018.*

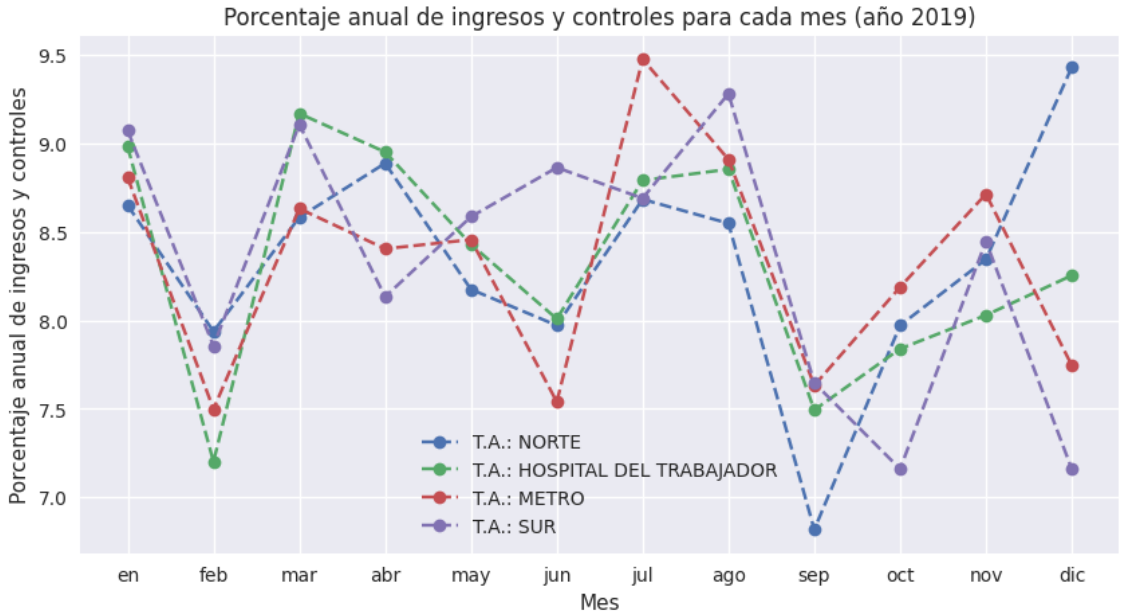


Figura 12: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA para el año 2019.*

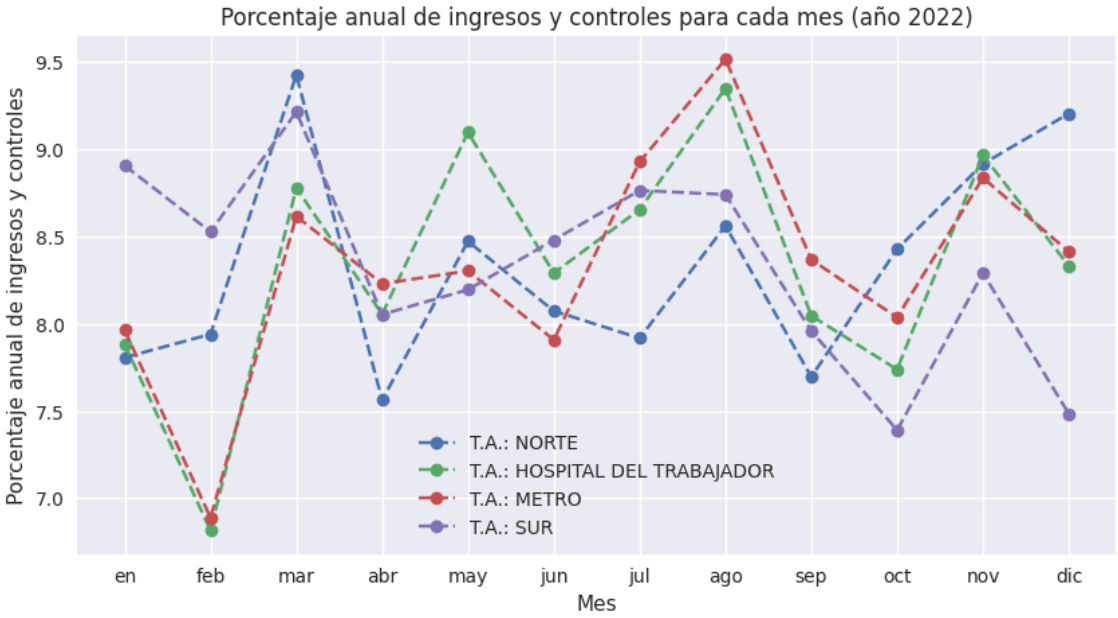


Figura 13: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA para el año 2022.*

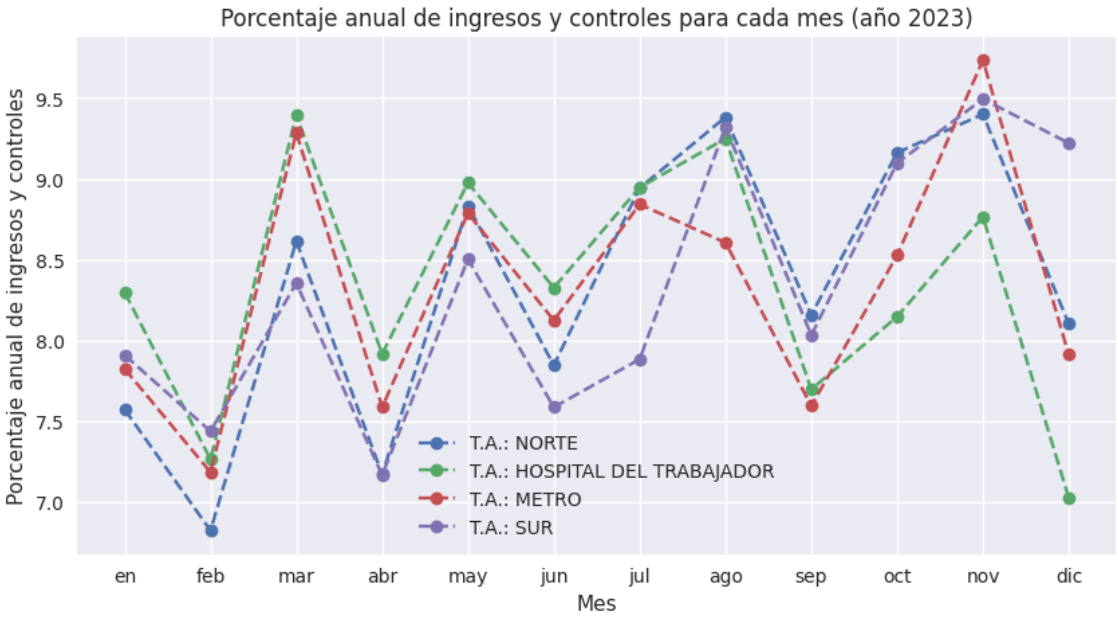


Figura 14: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA para el año 2023.*

Si bien existen diferencias notorias en ciertos años y meses para los distintos territorios, no se mantiene la misma diferencia a través de los distintos años, por lo que no se puede asegurar que exista alguna estacionalidad atribuíble a un territorio de origen en específico. Es más, estos datos parecen principalmente confirmar el comportamiento agregado de las series de tiempo sin la separación, como lo es la consistente bajada de demanda existente los meses de febrero, septiembre, y las subidas

consistentes de demanda en el mes de marzo, pero no parecen revelar ninguna información suficientemente relevante del territorio.

Dado que pueden existir diferencias con respecto a otras agregaciones temporales, a continuación se presentan gráficos del promedio de demanda de cada uno de los territorios de origen, agrupados según año y día de la semana.

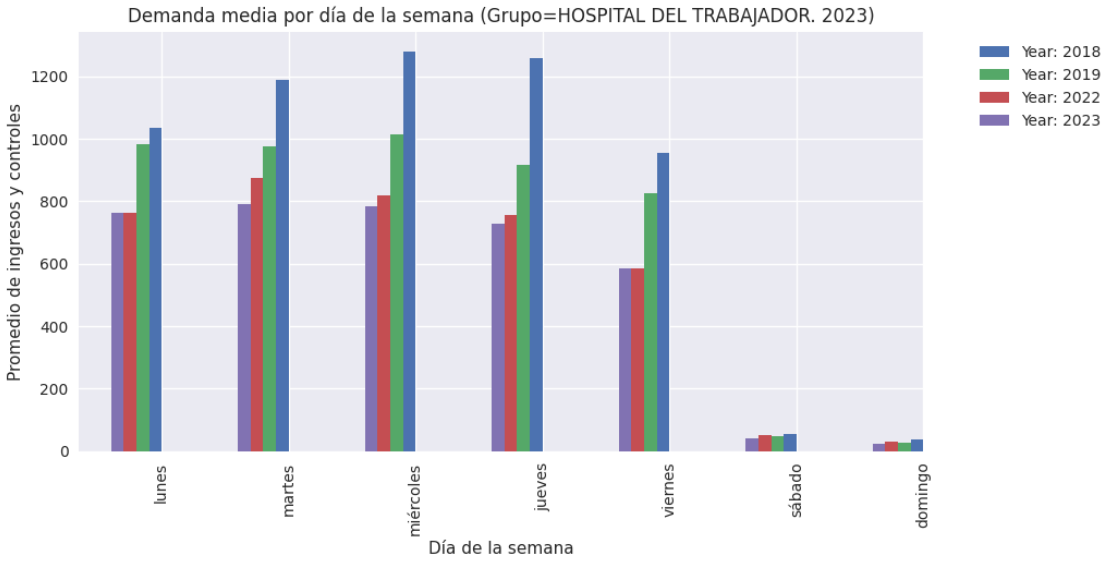


Figura 15: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, según territorio anterior: Hospital del Trabajador.*

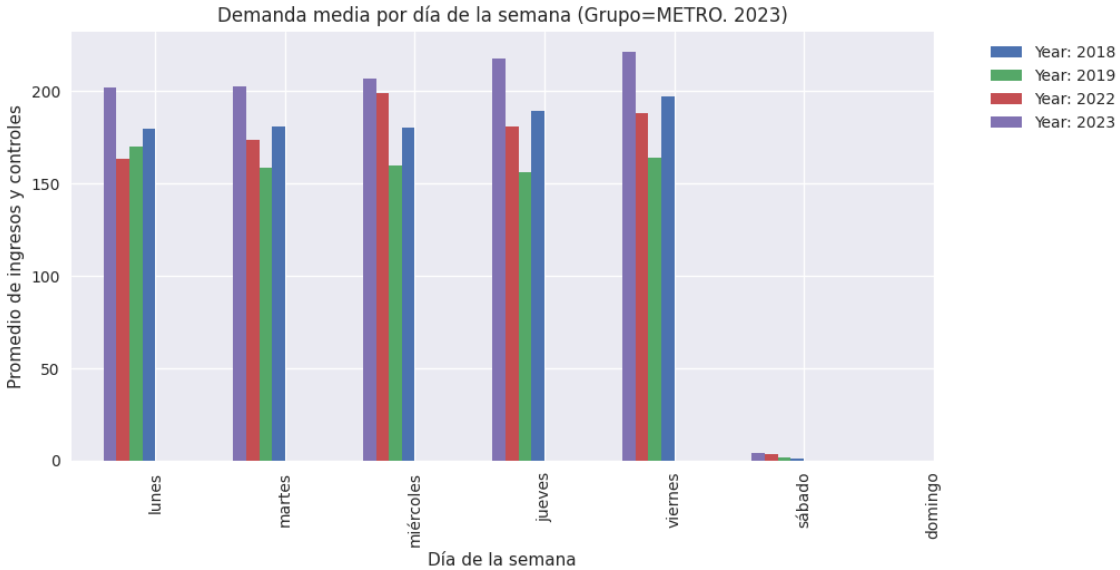


Figura 16: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, según territorio anterior: Metropolitano.*

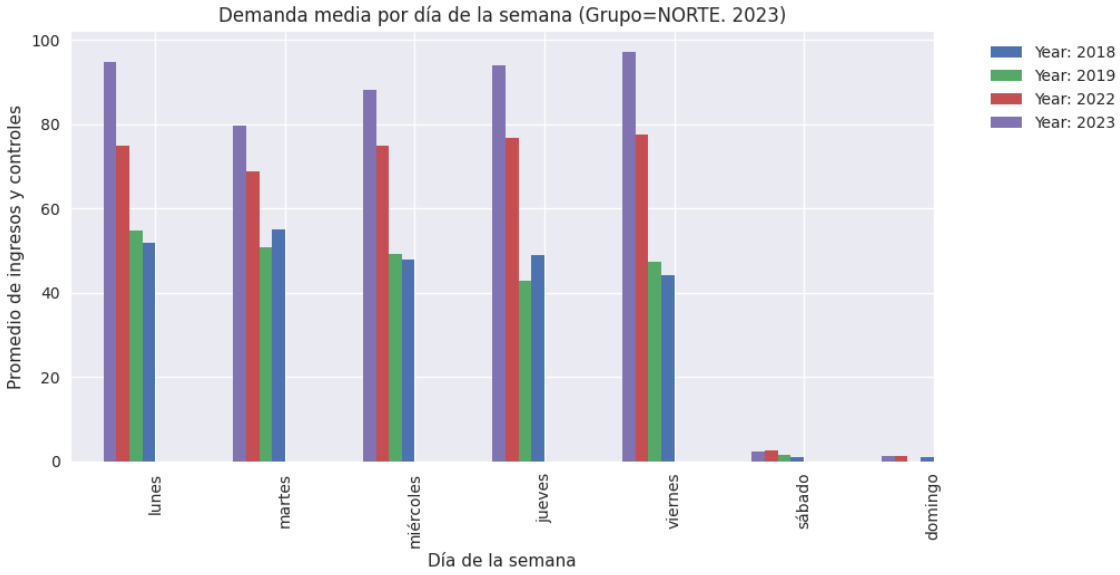


Figura 17: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, según territorio anterior: Norte.*

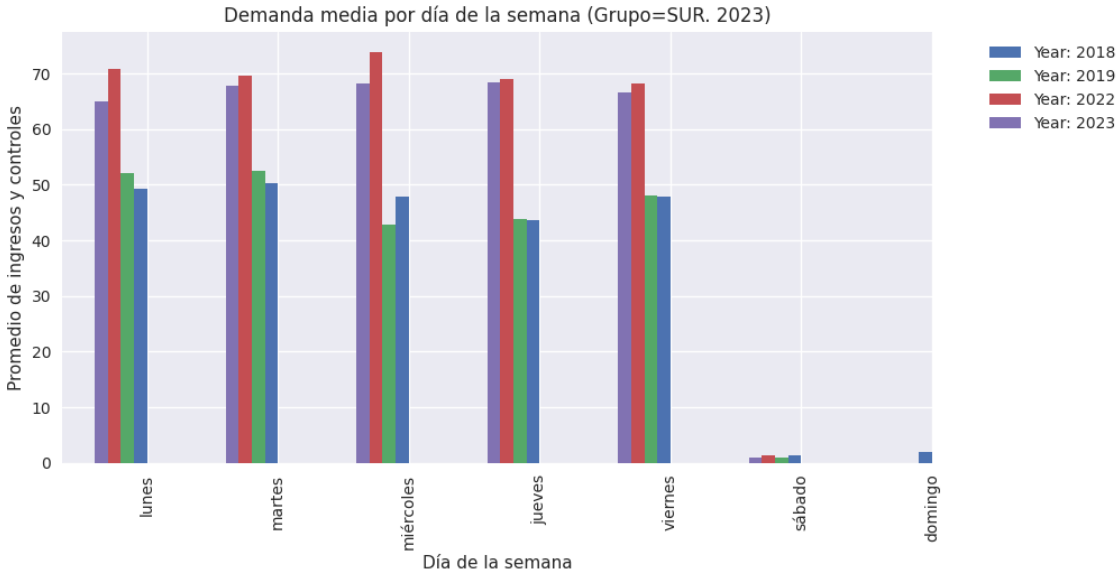


Figura 18: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, según territorio anterior: Sur.*

Nuevamente, no parece haber diferencias concluyentes entre territorios. Existen algunos patrones que se mantienen por los primeros dos años como en el caso del HT, pero esto cambia en los últimos años. Debido a esto, y a lo que se mencionó al inicio de esta sección, se explora una desagregación más detallada: separar por grupos de agencia anterior; es decir, según la columna `Agencia_Anterior`. Existen algunas agencias anteriores repetidas, por algunas diferencias de texto, con lo que la demanda se separa finalmente en 32 grupos. En la siguiente tabla se muestra cada

una de estas agencias, con el total de demanda entre 2018 y 2023, además de el porcentaje del total de la demanda en el CAA asociado a cada una de ellas, para poder ver el aporte de cada una de ellas de forma general.

Agencia Anterior	Demanda	Porcentaje
UNIDAD SERVICIO ATENCION AMBULATORIA	287491	67.27%
UNIDAD SERVICIO ATENCION DE URGENCIA	28606	6.69%
LA FLORIDA/PUENTE ALTO	10647	2.49%
ALAMEDA/MAIPU	10112	2.37%
SANTIAGO/SAN MIGUEL	8915	2.09%
VALLES DEL MAIPO	8865	2.07%
RUTA DEL SOL	7405	1.73%
TALCA/CURICO	7223	1.69%
PARQUE LAS AMERICAS	6398	1.50%
EGAÑA/LAS CONDES	6130	1.43%
LIBERTADORES	6050	1.42%
ELQUI	4613	1.08%
RANCAGUA	4510	1.06%
VIÑA DEL MAR/VALPARAISO	4048	0.95%
SAN VICENTE/SAN FERNANDO	3643	0.85%
LOS ANGELES	3353	0.78%
CHILLAN	2738	0.64%
ARAUCO/CONCEPCION	2578	0.60%
ACONCAGUA	2495	0.58%
OSORNO/VALDIVIA	2034	0.48%
ANTOFAGASTA	1466	0.34%
PROVIDENCIA	1452	0.34%
COPIAPO	1430	0.33%
TEMUCO	1303	0.30%
COYHAIQUE/PUERTO MONTT	962	0.23%
IQUIQUE	934	0.22%
ARICA	589	0.14%
CALAMA	531	0.12%
CHILOE	463	0.11%
MAGALLANES	347	0.08%
UNIDAD SERVICIO HOSPITALIZACION	10	0.00%
UNIDAD SERVICIO APOYO TRATAMIENTO	4	0.00%

Tabla 4: *Cantidad y proporción de ingresos y controles del CAA según agencia de procedencia*

Se evidencia nuevamente que la mayoría de datos son controles provenientes del Hospital del Trabajador, con un 67.27% de estos controles provenientes del mismo CAA. Sin embargo, si es que existen patrones considerables en más de alguna agencia anterior relacionados a temporalidad u otros factores, puede seguir siendo determinante a la hora de hacer predicciones de demanda futura, dado que en conjunto siguen teniendo una proporción considerable de la demanda total.

Teniendo en cuenta la gran cantidad de agencias y lo complejo que es poder visualizar tantas agregaciones, además de su desagregación año a año, se decide incluir en este informe sólo aquellos gráficos en los que se se observe de manera clara patrones de cambio en lo que respecta a la demanda, para algún nivel de agregación.

En los siguientes gráficos se observa el porcentaje mensual del total de demanda anual de cada tupla de la forma "(agencia anterior, año)"; es decir, se toma el total de demanda de una de estas tuplas y también la demanda mensual de cada una, para luego sacar la proporción de cada mes con respecto al total. El fin de esto es poder visualizar en un mismo nivel a los distintos años, para observar de manera clara los patrones de cambio, que es lo que realmente importa en este análisis.

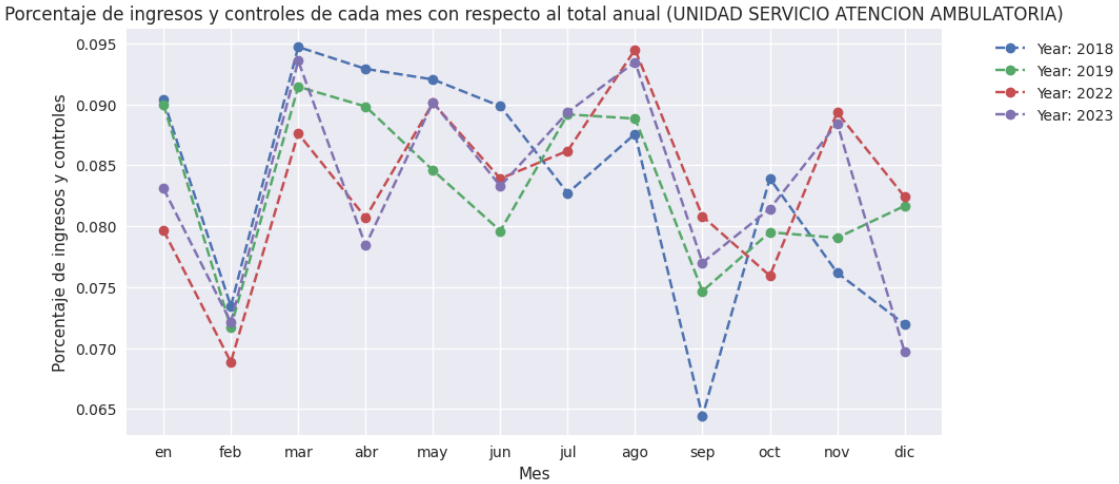


Figura 19: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente del mismo CAA.*

Detalle: Existe disminución notoria en febrero, seguida de un aumento notorio en marzo. Leve disminución en abril y junio. En agosto parece haber otro peak. En septiembre disminuye de manera drástica la demanda.

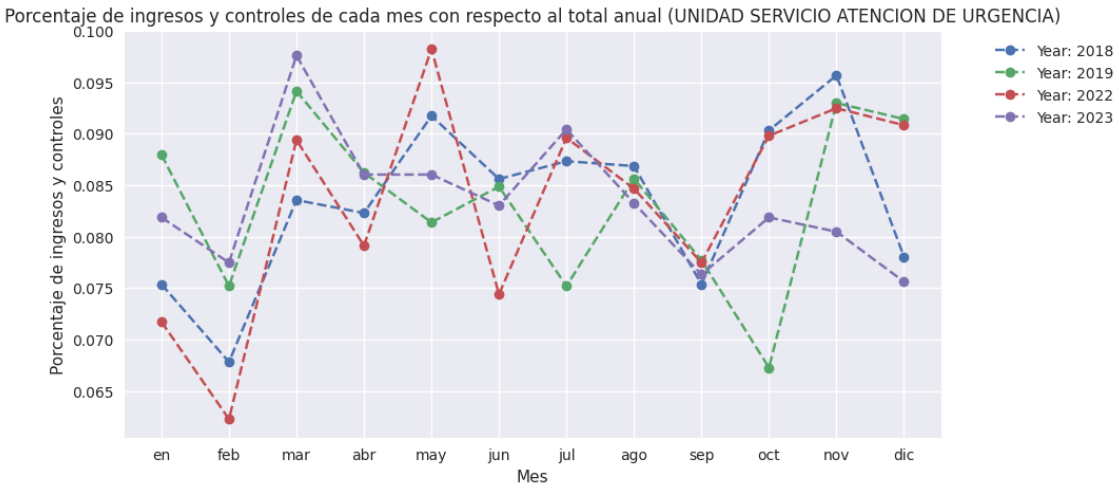


Figura 20: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente del servicio de urgencias.*

Detalle: Existe un valle notorio en febrero y septiembre, tal como en los gráficos anteriores asociados al HT.

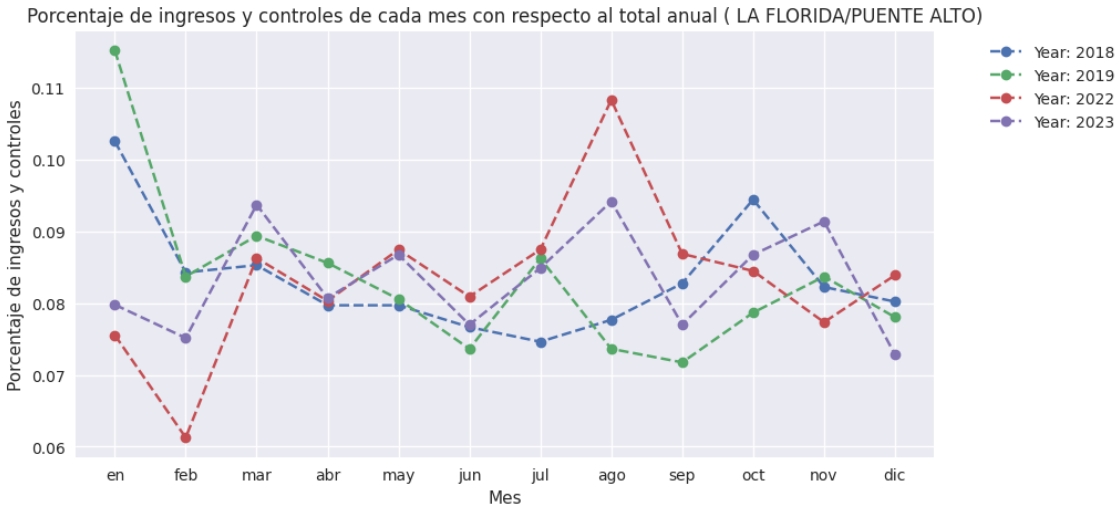


Figura 21: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia La Florida/Puente Alto.*

Detalle: Existe un valle notorio en febrero, mientras que se mantiene relativamente estable la demanda en marzo-junio.

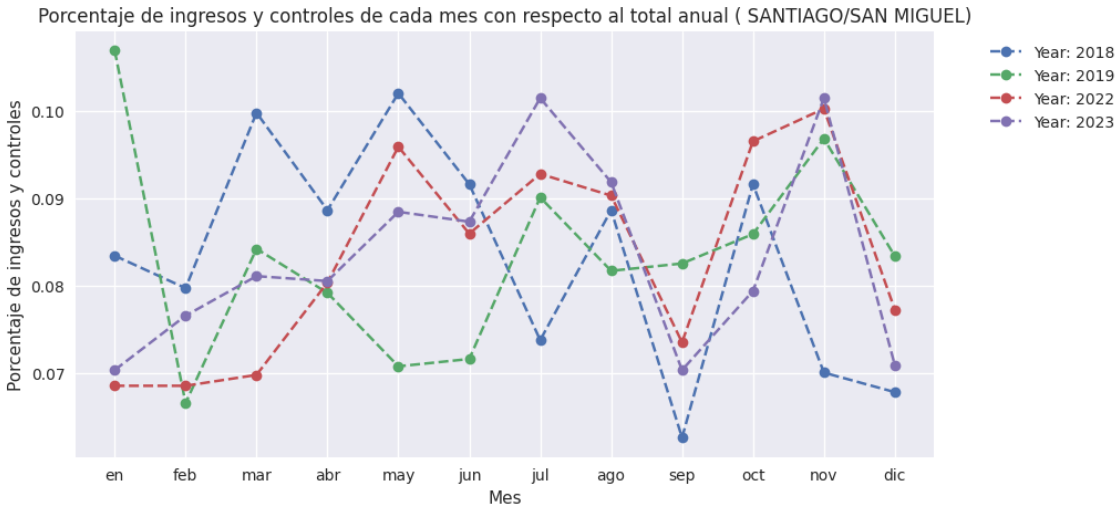


Figura 22: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Santiago/San Miguel.*

Detalle: Existe un valle notorio en septiembre y otro también en diciembre.

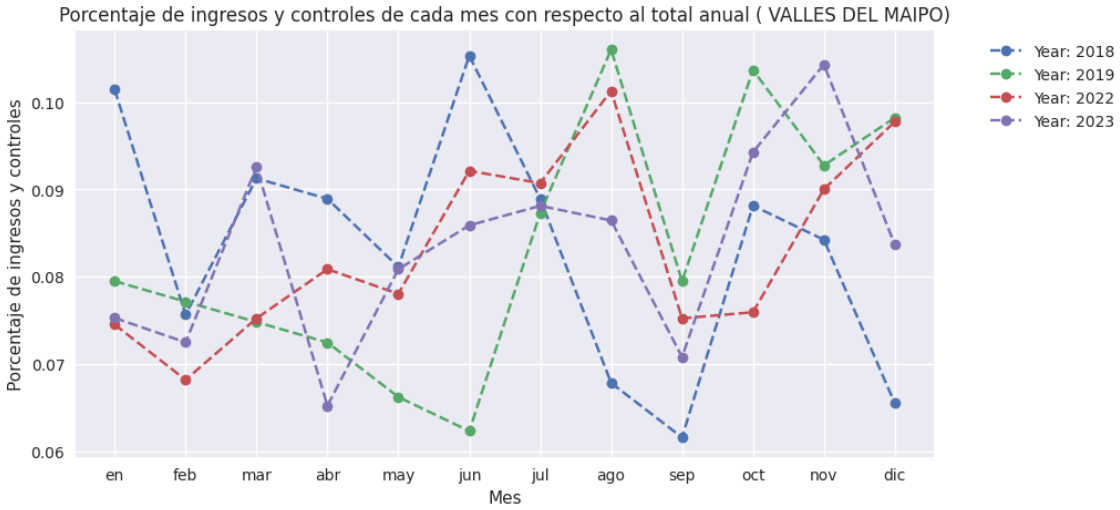


Figura 23: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Valles del Maipo.*

Detalle: Existe un valle notorio en febrero y también en el mes de septiembre.

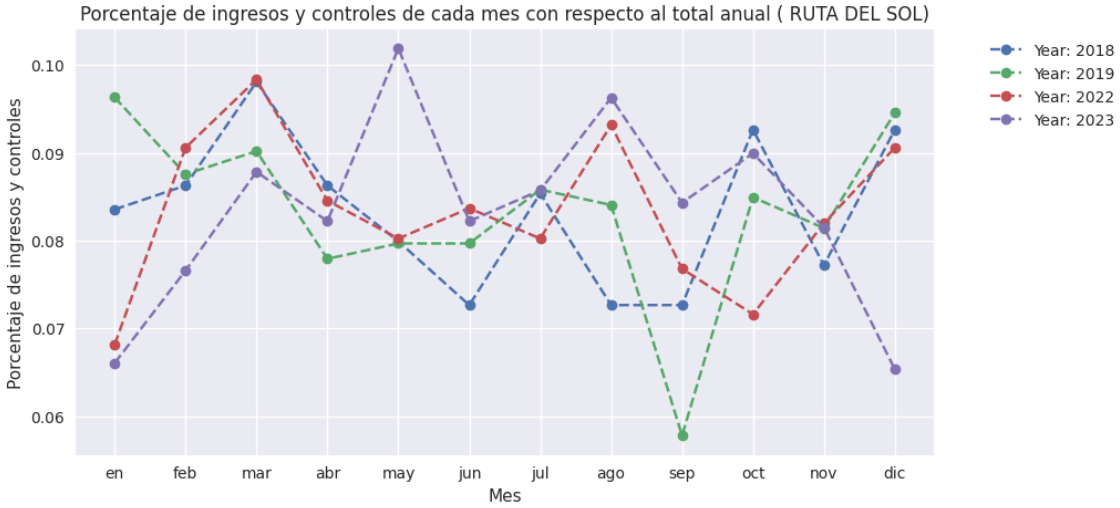


Figura 24: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Ruta del sol.*

Detalle: Existe una subida notoria en el mes de marzo, mientras que el valle de febrero no parece verse como en otras agencias de origen.

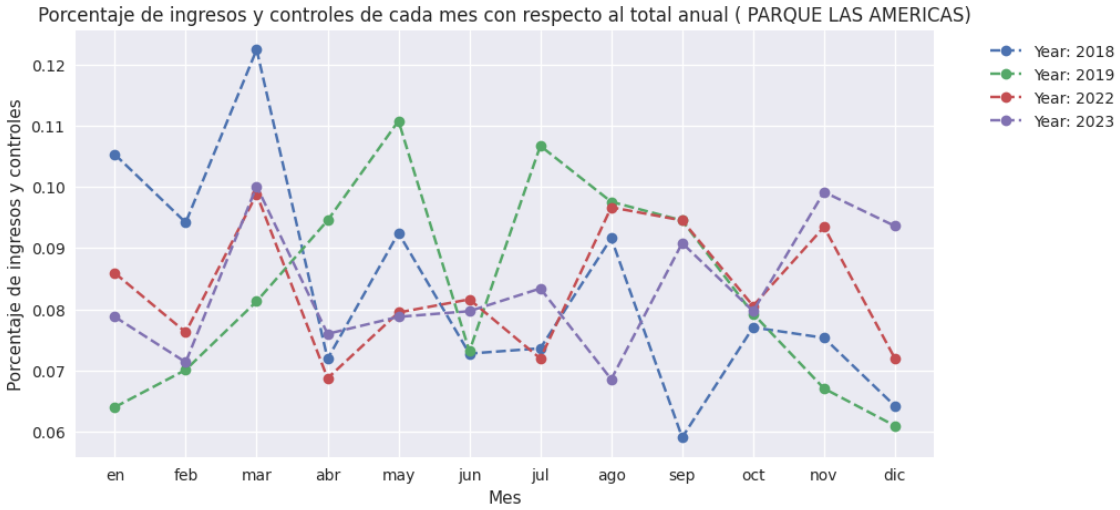


Figura 25: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Parque Las Americas.*

Detalle: Existe una subida notoria de la demanda en marzo, mientras que una disminución notoria en el mes de diciembre.

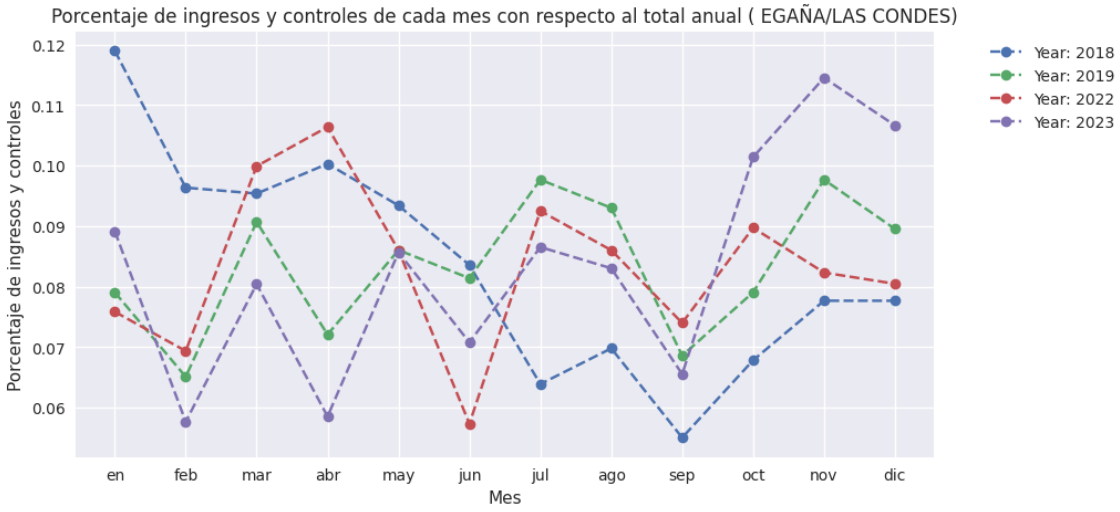


Figura 26: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Egaña / Las Condes.*

Detalle: Existe un valle notorio en febrero, junio y lo que parece ser una especie de doble peak en julio-agosto, con otro valle en septiembre. Además, se observa una subida notoria en octubre-noviembre.

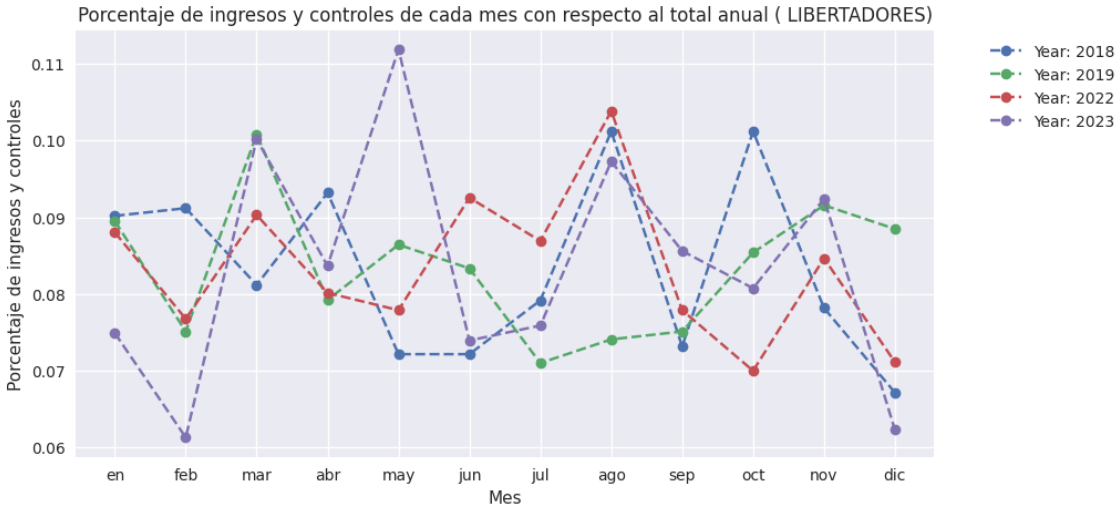


Figura 27: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Libertadores.*

Detalle: Existe un peak notorio en agosto y, por otro lado, una bajada notoria de la demanda en diciembre.

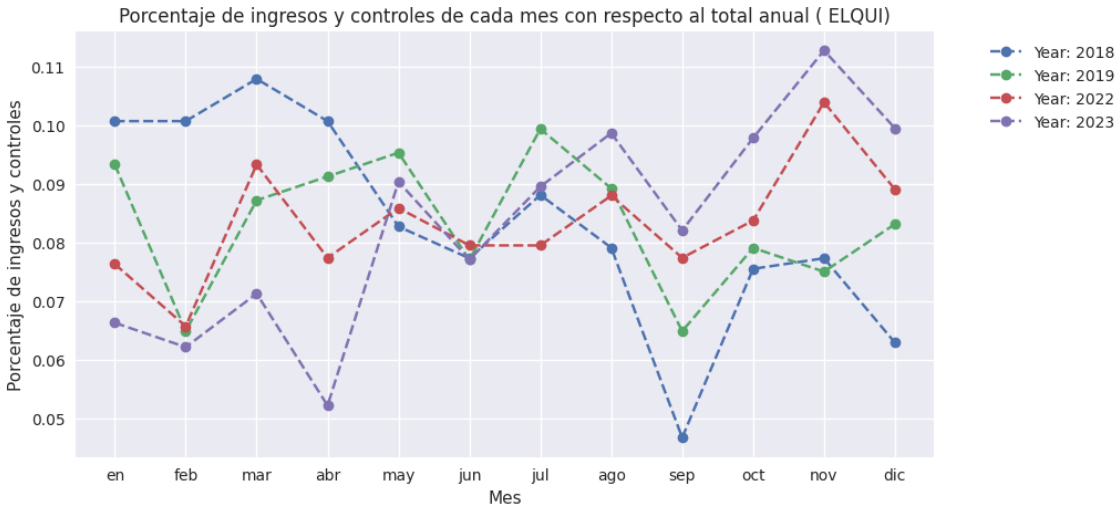


Figura 28: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Elqui.*

Detalle: Existe una disminución notoria en febrero, junio y septiembre. Además, aparentemente existe un aumento entre octubre y noviembre.

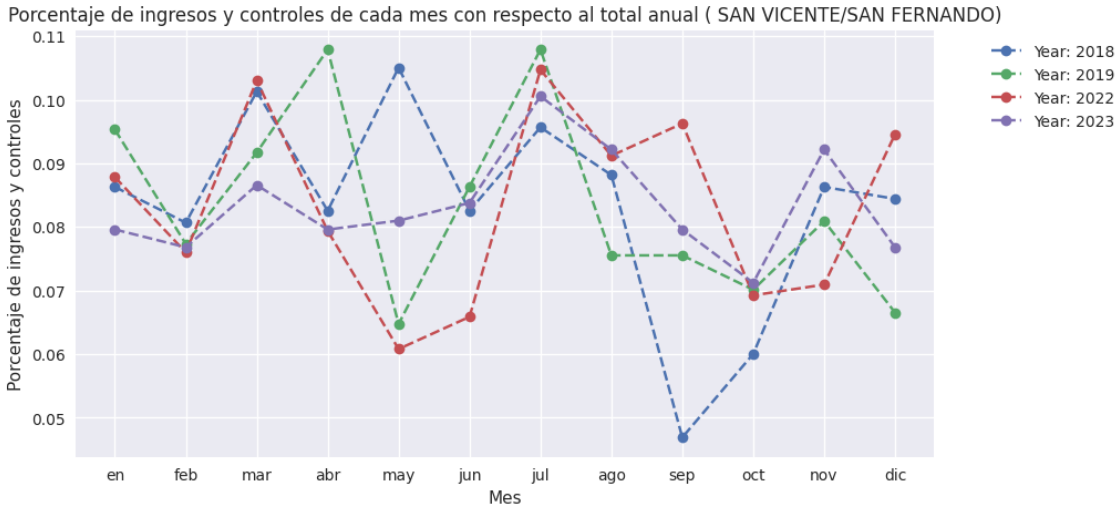


Figura 29: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia San Vicente / San Fernando.*

Detalle: Existe un valle notorio en febrero, mientras que se observa un peak en marzo. Existe otro aumento notorio en julio, para luego observar una disminución entre septiembre y octubre.

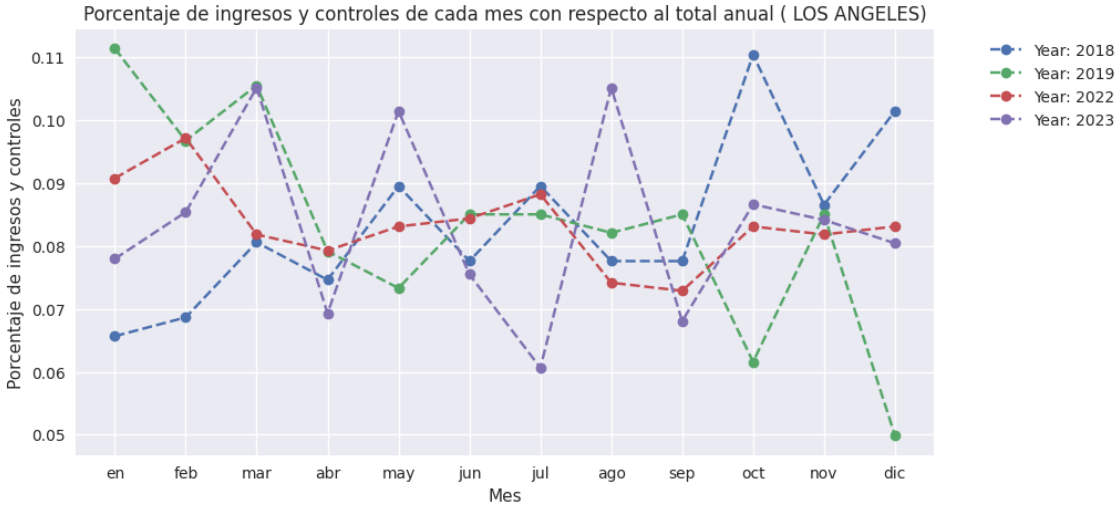


Figura 30: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Los Ángeles.*

Detalle: Parece existir un aumento de la demanda desde enero hasta marzo, con un valle notorio en abril. También parece observarse una estabilidad entre los meses de agosto y septiembre.

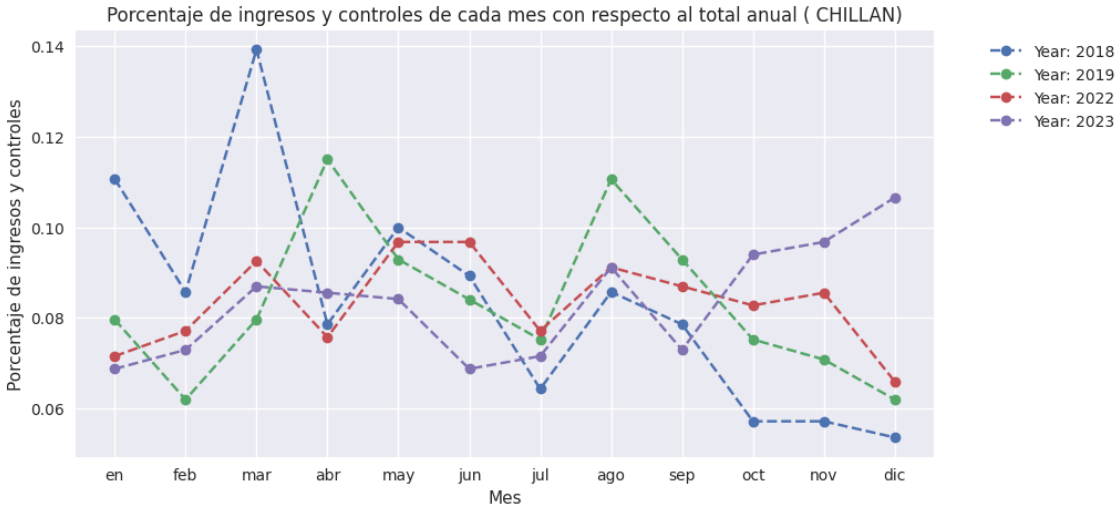


Figura 31: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Chillán.*

Detalle: Existe un valle notorio en los meses de febrero y julio. Además, existe un peak en agosto, con una disminución de la demanda entre septiembre y octubre. La demanda parece mantenerse relativamente estable entre los meses de octubre y noviembre.

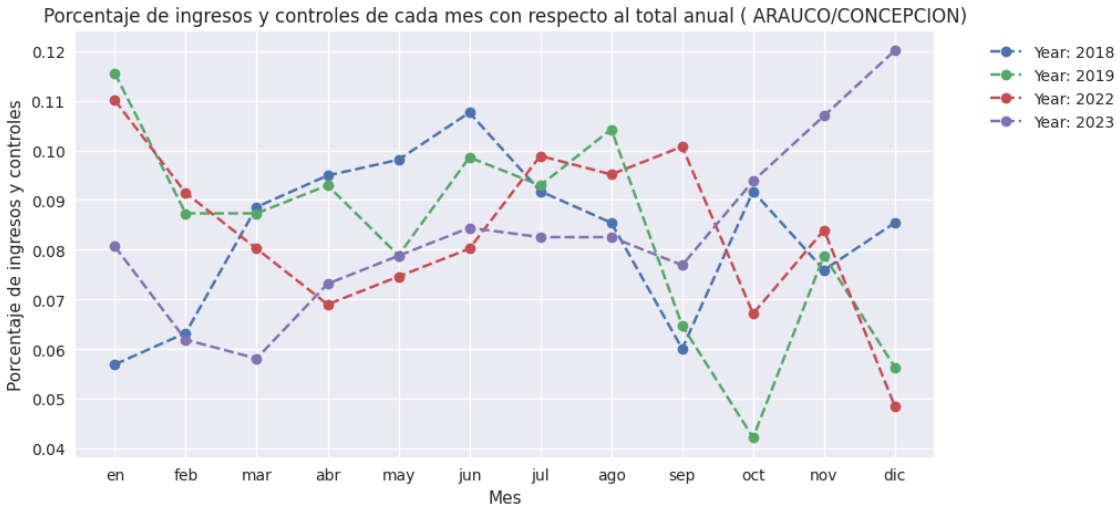


Figura 32: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Arauco / Concepción.*

Detalle: Se observa una subida relativamente estable entre los meses de abril y junio.

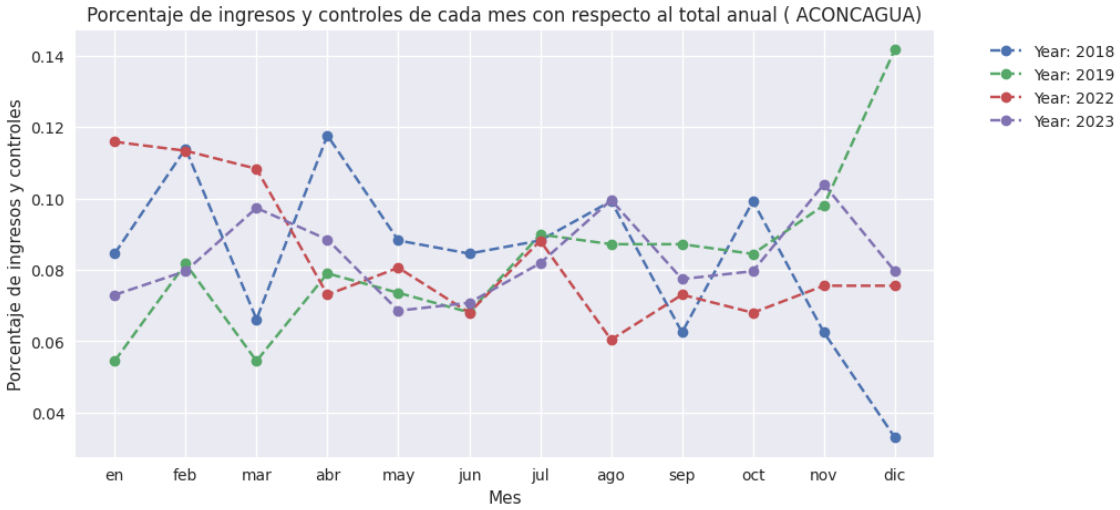


Figura 33: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Aconcagua.*

Detalle: Al contrario de otros gráficos, parece existir un peak en febrero. Existe también un aumento relativamente estable entre los meses de mayo y junio, con un aumento leve en julio.

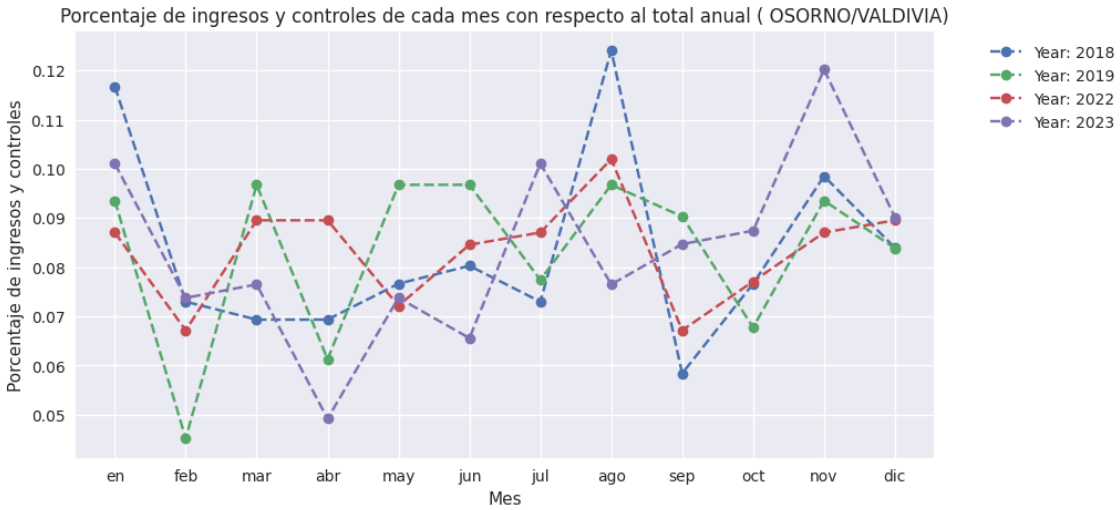


Figura 34: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, proveniente de la agencia Osorno / Valdivia.*

Detalle: Existe un valle notorio en el mes de febrero, mientras que en el mes de noviembre se observa un claro aumento de la demanda.

En general, a través de los distintos gráficos anteriores para las distintas agencias de origen, se puede observar que sí parecen existir distintos patrones de la demanda; por lo tanto, considerar esta variable como una variable adicional podría mejorar en cierta medida algún modelo predictivo. Sin embargo, al ser solo agencias y meses puntuales los casos en los que se observan patrones notorios, quizás se deba construir una variable binaria que capture solo eventos de este tipo; es decir, para cada agencia de origen, asignar un valor a los meses en que se observan patrones notorios, aunque se debe evaluar si esta modificación realmente vale la pena para casos tan específicos. Adicionalmente, y tal como se menciona al inicio de este capítulo, incluir esta variable debe hacerse con cuidado, puesto que los patrones observados corresponden a ingresos.

Para ver un nivel de agregación temporal distinto, se observa en los siguientes gráficos distintos valores para tuplas de la misma forma que antes, pero para los distintos días de la semana.

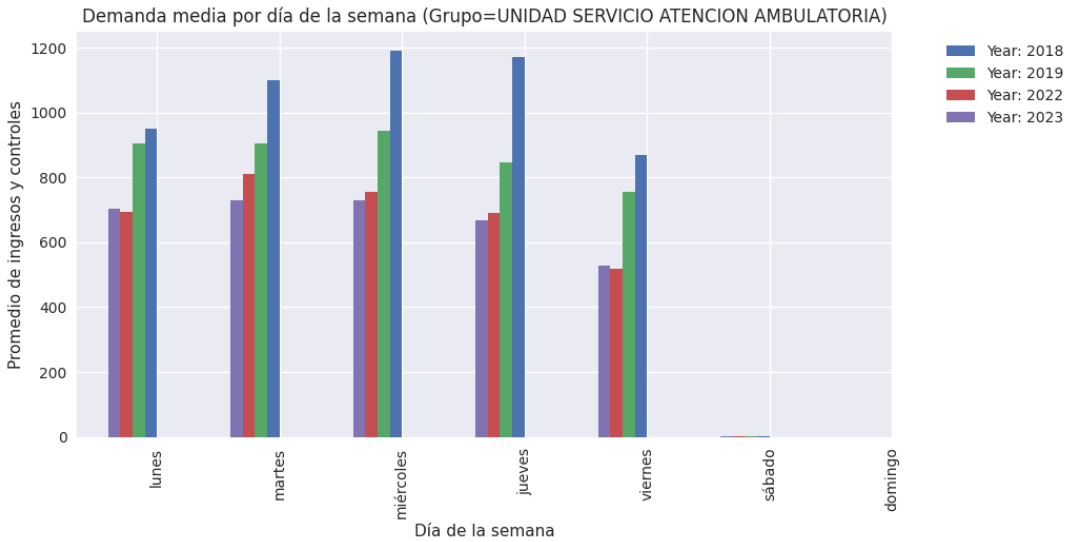


Figura 35: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente del mismo CAA.*

Detalle: Parece haber un pequeño peak de demanda u horas tomadas el martes y miércoles, para decaer hasta el viernes.

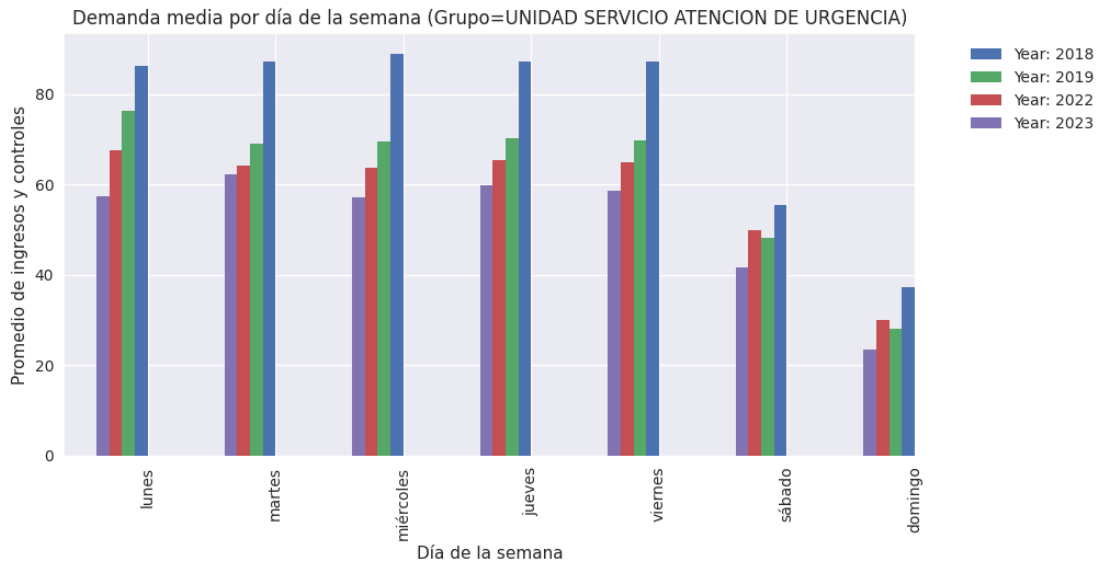


Figura 36: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente de la atención de Urgencias.*

Detalle: La demanda u horas tomadas se mantiene estable todos los días de la semana, excepto el fin de semana. De hecho, es interesante que es prácticamente la única demanda que se atiende el fin de semana.

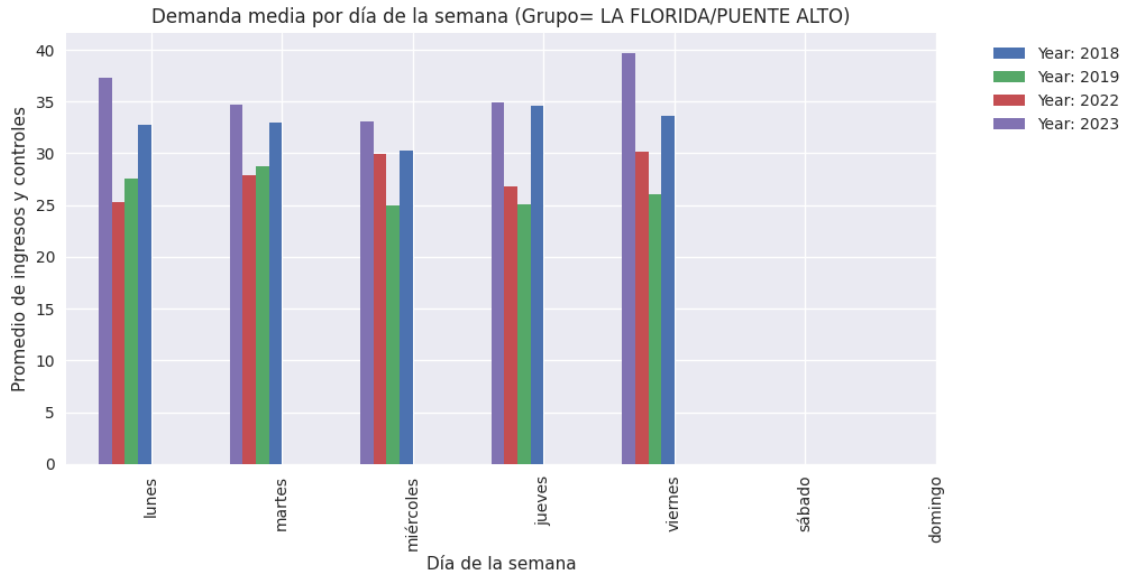


Figura 37: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente de la agencia La Florida / Puente Alto.*

Detalle: La demanda u horas tomadas se mantiene bastante estable para todos los días de semana.

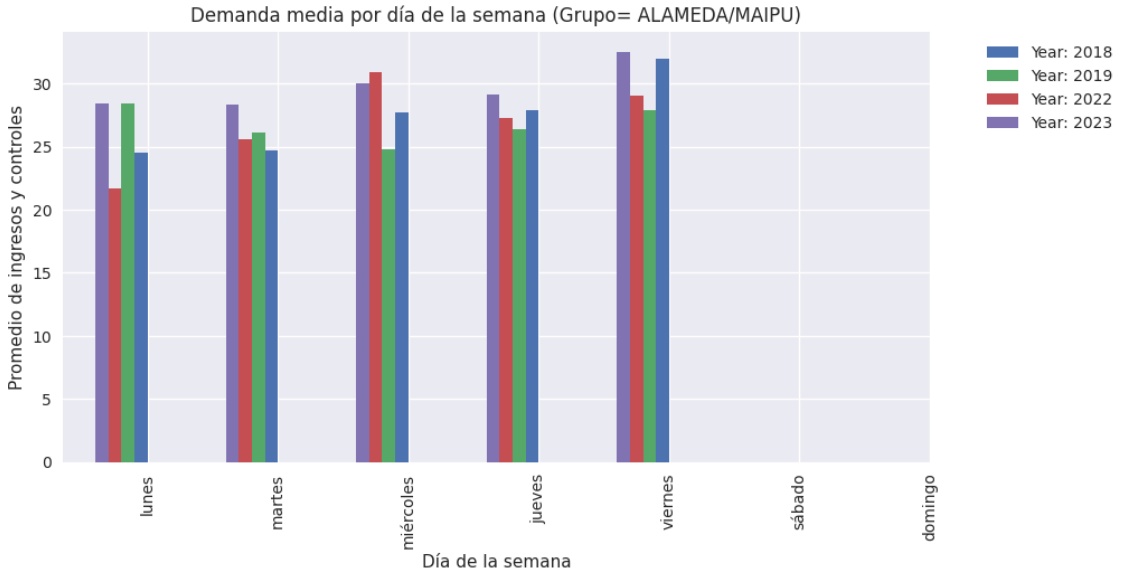


Figura 38: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente de la agencia Alameda / Maipú.*

Detalle: Al contrario de lo que se observaba en la figura 35, la demanda u horas tomadas muestra un crecimiento desde el lunes hasta el viernes.

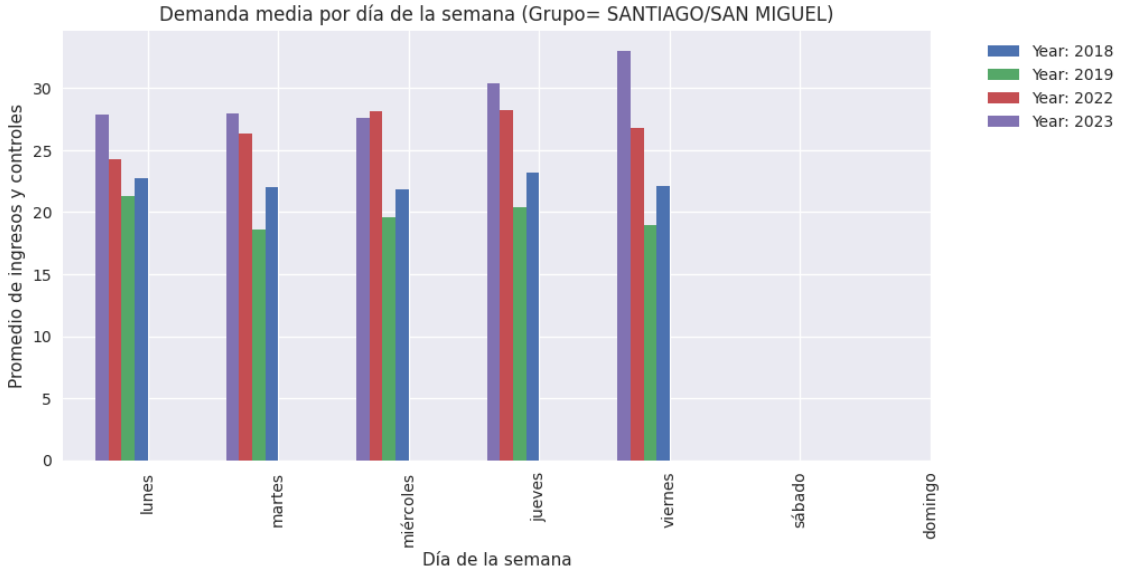


Figura 39: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente de la agencia Santiago / San Miguel.*

Detalle: La demanda u horas tomadas se mantiene bastante estable para todos los días de semana.

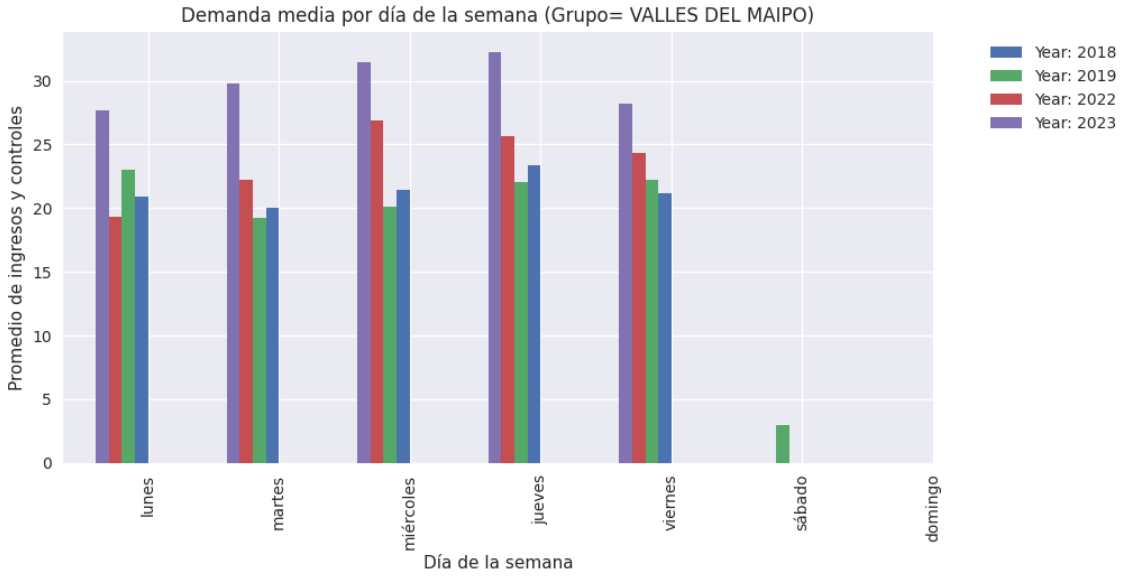


Figura 40: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente de la agencia Valles del Maipo.*

Detalle: Existe un leve aumento en la demanda u horas tomadas los jueves y viernes.

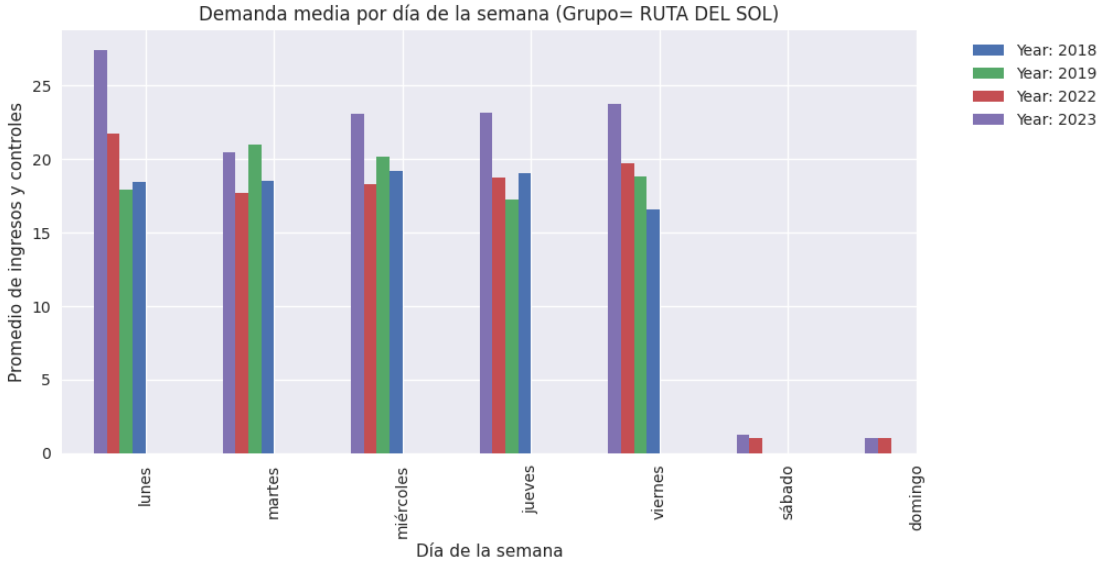


Figura 41: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, proveniente de la agencia Ruta del Sol.*

Detalle: Los últimos 2 años muestran un aumento de la demanda u horas tomadas el lunes. Fuera de eso, los días de la semana son bastante estables. Se agrega pocas observaciones para el fin de semana también en los últimos 2 años.

No se incluyen más gráficos para el resto de las agencias de origen, dado que con los presentados es suficiente para ver

que no se aprecian patrones notorios que se repitan. No parece existir un comportamiento que se mantenga durante más de dos años para alguna de las agencias, de manera que incorporar los días de semana en algún modelo, es probable que no entregue información relevante. Sin embargo, sí existe un punto relevante a mencionar, los fines de semana. Se había hablado de razones para tener observaciones cercanas pero distintas a cero en secciones anteriores, tales como horas extraordinarias o incluso errores. Sin embargo, a partir del gráfico de urgencia (Figura 36) se evidencia que la mayoría de las atenciones del CAA durante fin de semana provienen de derivaciones de dicha unidad. Esto tiene sentido puesto que las urgencias son imprevistos que muchas veces necesitan atención de especialistas de forma inmediata, lo que debe ser considerado en el modelo y claramente es considerado actualmente por la ACHS. Tras conversaciones con la jefa de CAA, se constata que estas atenciones son en su mayoría provenientes de traumatología, siendo tobillo y pie, hombro y rodilla las más recurrentes.

Análisis de unidades de tratamiento

Tras la reunión con el CAA, y por el lado de la oferta, se pudo constatar que esta unidad cuenta con tres espacios físicos: 21 box para especialidades específicas (14 traumatología, 3 oftalmología y 4 maxilofacial), 14 para salud mental (psiquiatría, neurología y fonoaudiólogos) y 11 box generales para 400 consultas al día.

Para analizar las especialidades médicas en el CAA, se toma en principio la variable `UO_TratamientoDesc`. Es importante notar que esta variable no es realmente la variable que indica la especialidad sino la unidad de tratamiento a la cual pertenece el especialista.

El objetivo de este análisis era ver si se puede realizar una separación de modelos según UT y especialidades, para asignar correctamente las horas médicas correspondientes. En la siguiente tabla se observa la cantidad de demanda de la muestra correspondiente a cada UT, junto con el porcentaje del total de demanda de cada una.

Especialidad (*UO_TratamientoDesc*)	Demanda	Porcentaje
UT CONSULTA MEDICINA REHABILITACION	51998	12.04%
UT CONSULTA TOBILLO Y PIE	40651	9.42%
UT CONSULTA EXTREMIDAD SUPERIOR B	39698	9.20%
UT CONSULTA PSIQUIATRIA	37794	8.75%
UT CONSULTA OFTALMOLOGIA	36161	8.38%
UT CONSULTA RODILLA	33461	7.75%
UT CONSULTA ATENCION ESPONTANEO	21595	5.00%
UT CONSULTA HOMBRO	21125	4.89%
UT CONSULTA PSICOLOGIA	19224	4.45%
UT CONSULTA EXTREMIDAD SUPERIOR A	18112	4.20%
UT CONSULTA CIRUGIA MAXILOFACIAL	14934	3.46%
UT CONSULTA NEUROLOGIA	13772	3.19%
UT CONSULTA CX PLASTICA QUEMADO	10761	2.49%
UT CONS MAXILO FACIAL DENTAL	10528	2.44%
UT CONSULTA CADERA Y PELVIS	9932	2.30%
UT CONSULTA COLUMNA	9109	2.11%
UT CONSULTA ATENCION PRIMARIA	9052	2.10%
UT CONSULTA CIRUGIA	6781	1.57%
UT CONSULTA UROLOGIA	6374	1.48%
UT CONSULTA OTORRINOLARINGOLOGIA	4757	1.10%
UT CONSULTA TMT GENERAL	3993	0.92%
UT CONSULTA INFECTOLOGIA	3470	0.80%
UT CONSULTA NEUROCIRUGIA	3105	0.72%
UT CONSULTA MEDICINA INTERNA	3097	0.72%
UT CONSULTA FONOAUDIOLOGIA	1276	0.30%
UT CONSULTA DERMATOLOGIA	441	0.10%
UT CONSULTA DOLOR CRONICO	209	0.05%
UT CONSULTA SALUD OCUPACIO.Y TOXICOLOGIA	206	0.05%
UT CONSULTA MEDICINA FISIATRIA	96	0.02%
UT CONSULTA ANESTESIOLOGIA	5	0.00%

Tabla 5: *Cantidad y proporción de ingresos y controles del CAA según unidad de tratamiento (UT)*

En este caso, los grupos son mucho más comparables en cuanto a órdenes de magnitud, aunque de todas maneras existe una gran diferencia entre las especialidades más demandadas y las menos demandadas (51.998 versus 5, 96 y 206 datos).

Se comienza el análisis de manera similar a los lugares de orígen, para saber si es que existen cambios en la demanda de cierta especialidad en algún periodo del año en particular. Por motivos de orden, se presentarán las gráficas de las 17 primeras filas de la tabla anterior (aquellas que tienen una demanda mayor al 2% del total), detallando el nombre de la unidad de tratamiento y el porcentaje que estas toman respecto al total de demanda. De la misma forma que para el lugar de procedencia, no se incluyen los años de pandemia (2020 y 2021) con el fin de no sesgar la exploración visual de las tendencias.

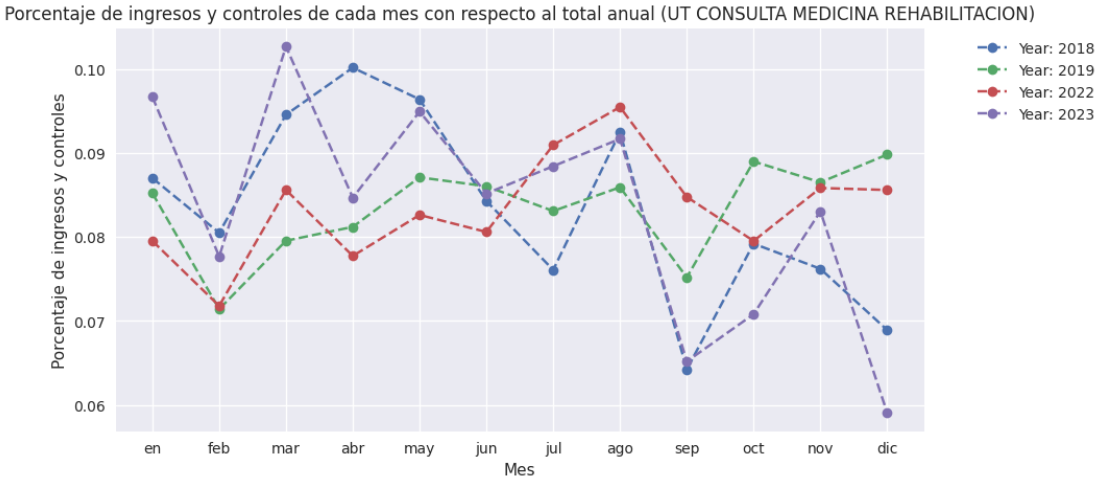


Figura 42: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Médica Rehabilitación (12,04%).*

Detalle: Existen valles notorios en febrero y septiembre. Por otro lado, enero, marzo, mayo y agosto parecen ser peaks de demanda en el año para esta especialidad.

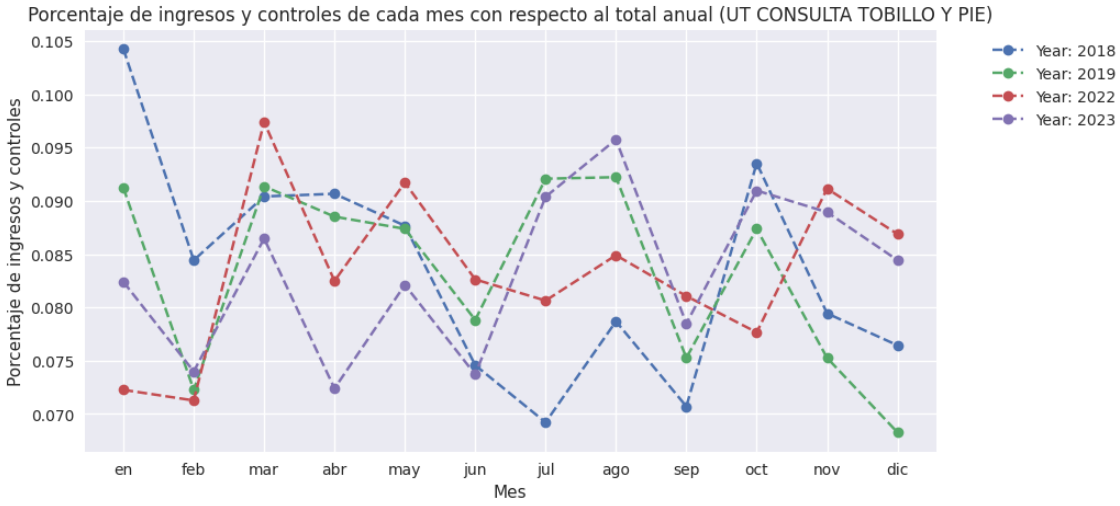


Figura 43: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Tobillo y Pie (9.42%).*

Detalle: Existen valles notorios de la demanda en febrero, junio, septiembre y diciembre. Por otro lado, los meses de enero, marzo, mayo, agosto y octubre parecen ser peaks de esta misma.

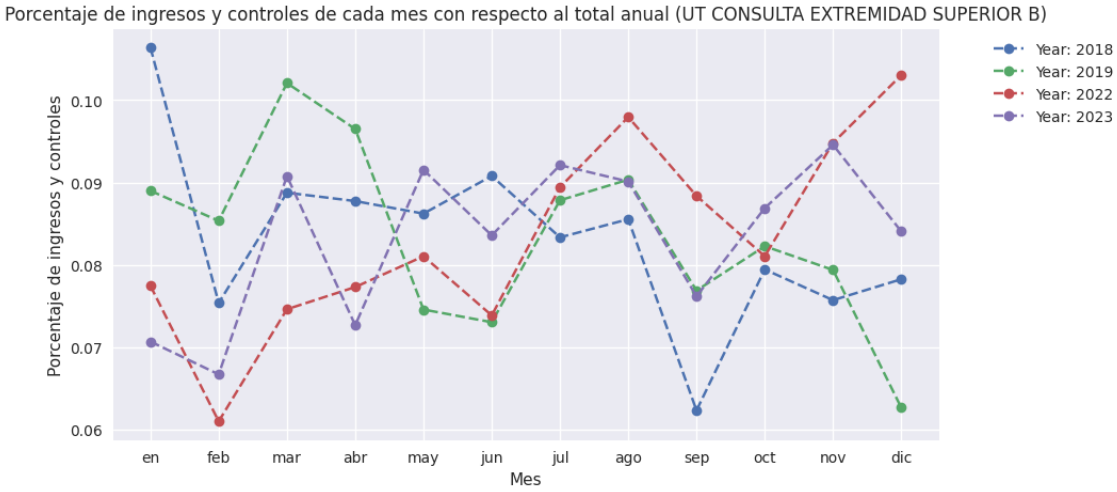


Figura 44: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Extremidad Superior B (9.20%).*

Detalle: Se pueden identificar peaks de demanda en enero, marzo, julio y agosto. Por otro lado, se observa una clara caída de esta misma en febrero y septiembre.

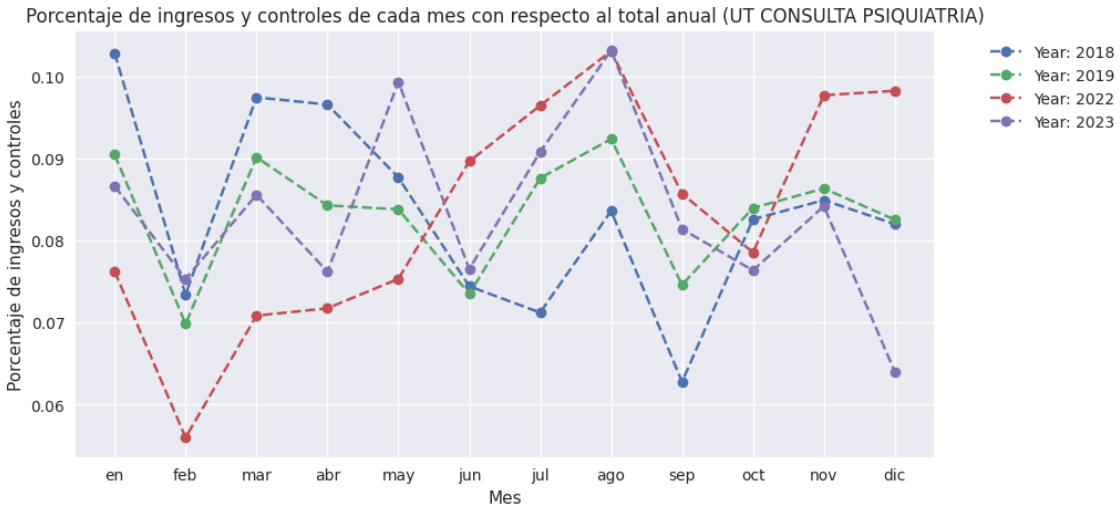


Figura 45: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Psiquiatría (8.75%).*

Detalle: Se observan claros peaks de demanda en enero, marzo, agosto y noviembre. Por el lado de los valles en cuanto a la demanda, se observa que febrero, junio y septiembre parecen serlo.

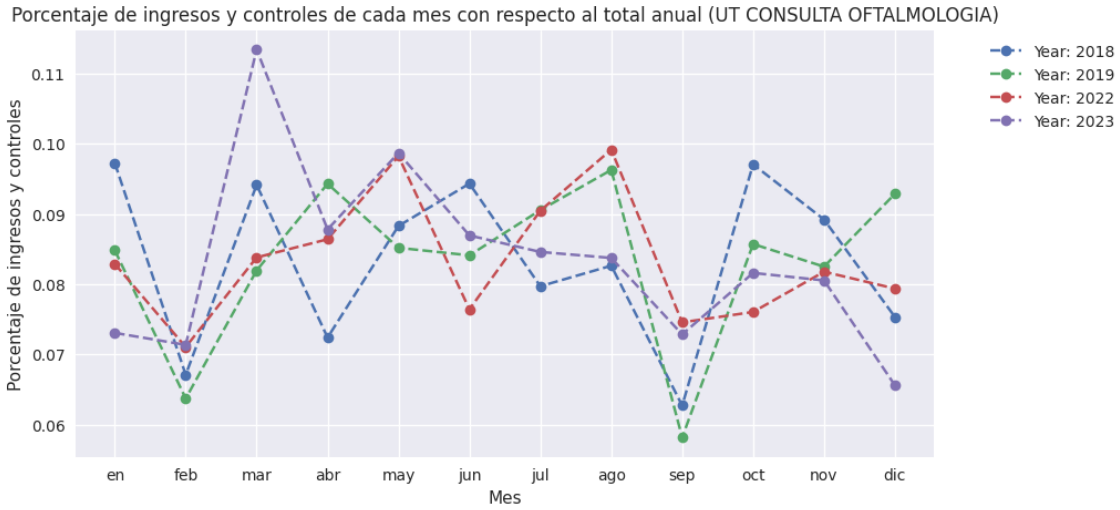


Figura 46: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Oftalmológica (8.38%).*

Detalle: Pareciera observarse peaks de demanda en enero, marzo, agosto y octubre. Los valle más notorios en este caso son en febrero y septiembre.

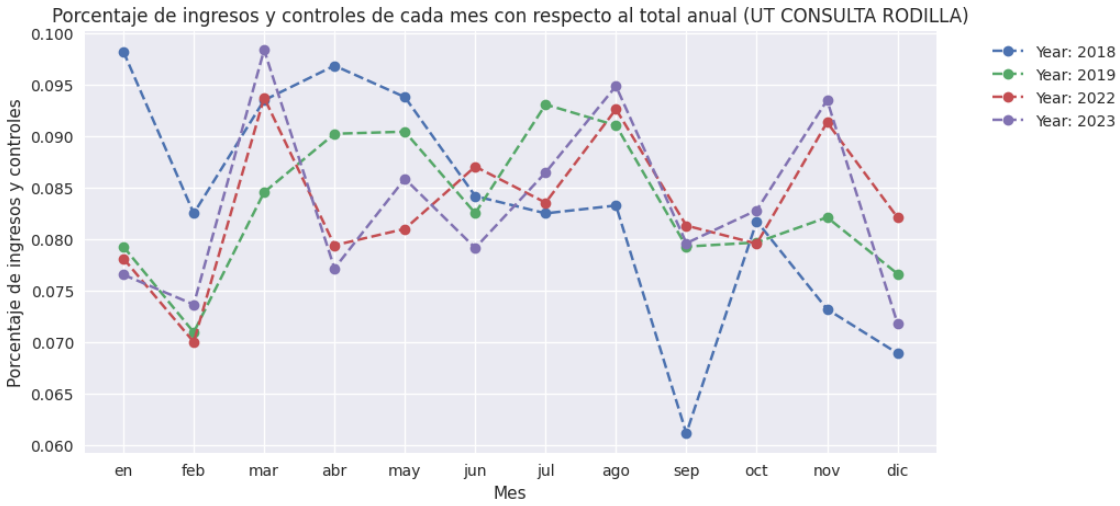


Figura 47: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Rodilla (7.75%).*

Detalle: Los peaks notorios de demanda se ven en enero, marzo y agosto. Por el contrario, los valles de demanda parecen ser en febrero, junio, septiembre y diciembre.

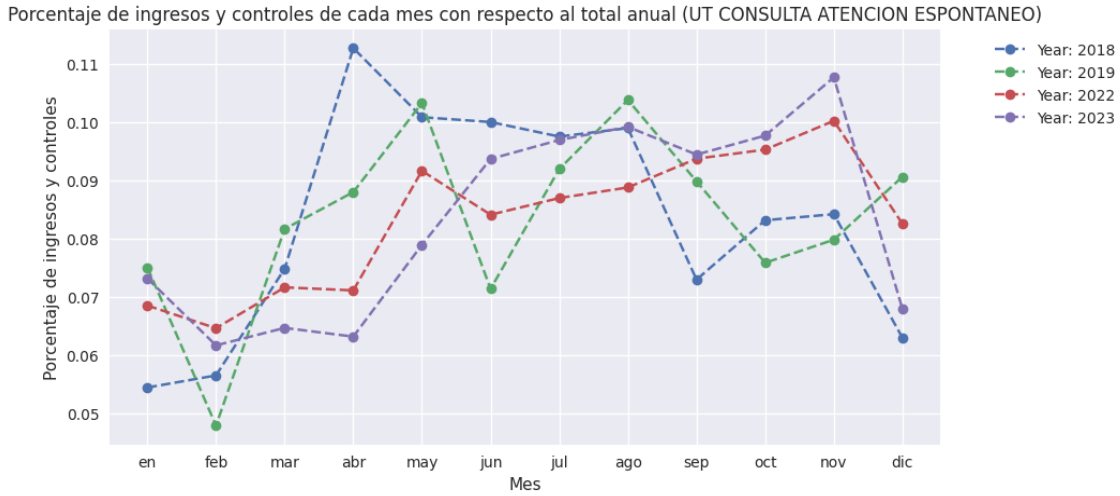


Figura 48: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Atención Espontáneo (5.00%).*

Detalle: En este caso el nivel de demanda en los primeros meses (enero-abril) parece estar muy por debajo del resto del año. Los peaks el resto del año parecen ser en mayo, agosto y noviembre. Dentro del bajo nivel de comienzo de año, febrero está aún más por debajo, mientras que en el resto del año no parece haber un valle evidente. Cabe destacar que esta categoría no parece ser una especialidad tal cual, pero aún así se observan patrones que lo diferencian del resto.

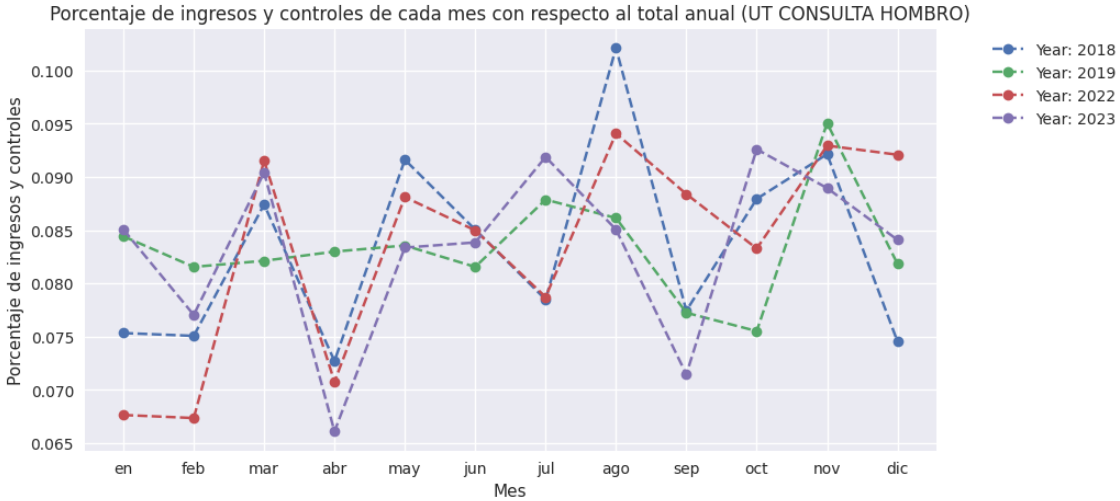


Figura 49: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Hombro (4.89%).*

Detalle: En este caso se observa que la caída de enero-febrero no es tan drástica como en otras especialidades, pero sí es muy notorio el peak de marzo, dado que en abril el nivel de demanda baja notoriamente. En mayo se vuelve a apreciar una

demanda como la de marzo. Por otro lado, existen caídas notorias en septiembre y diciembre.

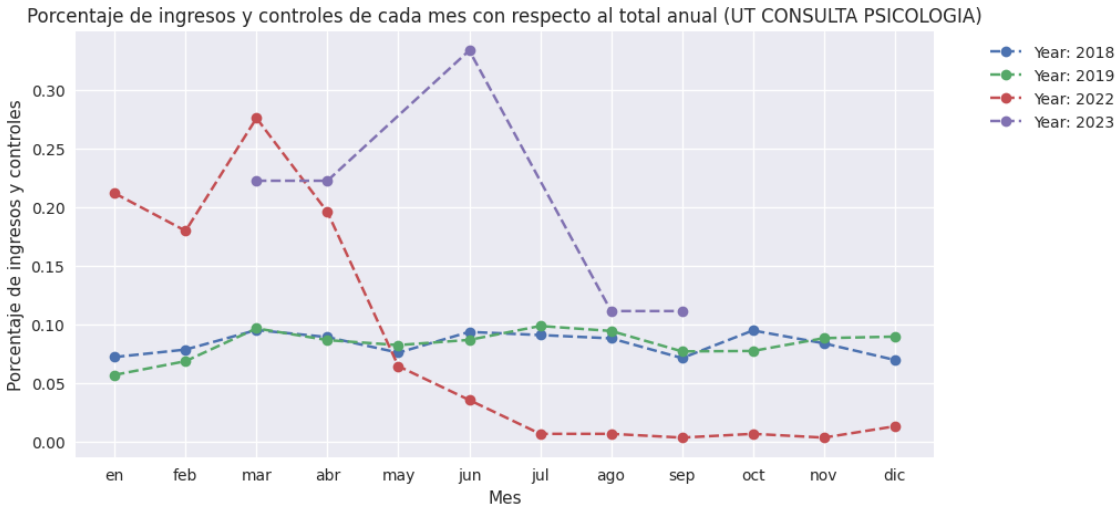


Figura 50: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Psicología (4.45%).*

Detalle: Esta especialidad arroja datos inconsistentes, como la falta de datos en 2023 (enero-marzo y septiembre-diciembre), y la gran diferencia de nivel de demanda en 2022. Es posible que se haya intentado fomentar esta unidad de tratamiento a inicios de 2022, pero sufrió un "quiebre de stock" (se quedaron sin especialistas) en julio de ese mismo año, lo que podría explicar que los primeros meses de 2023 no haya habido atenciones.

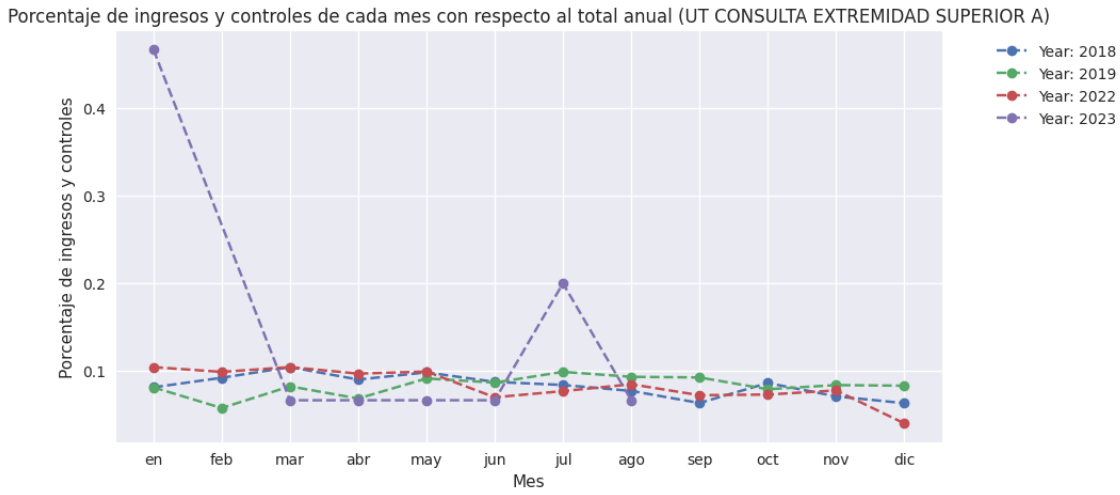


Figura 51: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Extremidad Superior A (4.20%) .*

Detalle: Se observan comportamientos anómalos de los datos para esta especialidad, por lo que se debe aclarar la situación o

remover estos datos. Fuera de ello, no hay estacionalidad en esta serie.

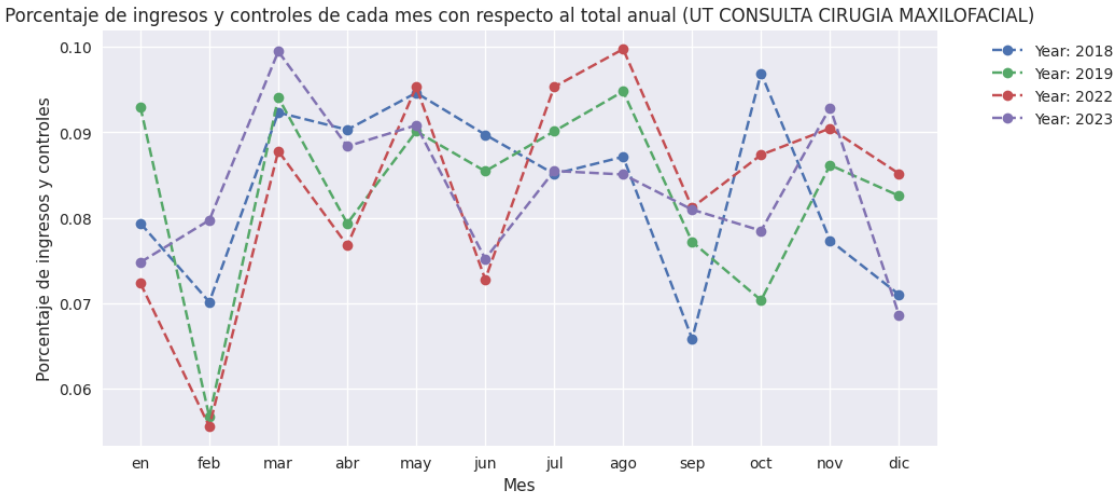


Figura 52: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Cirugía Maxilofacial (3.46%).*

Detalle: Se observan peaks notorios en enero, marzo, mayo, julio y agosto. Por otro lado, se observan valles notorios en febrero, abril, junio, septiembre y diciembre.

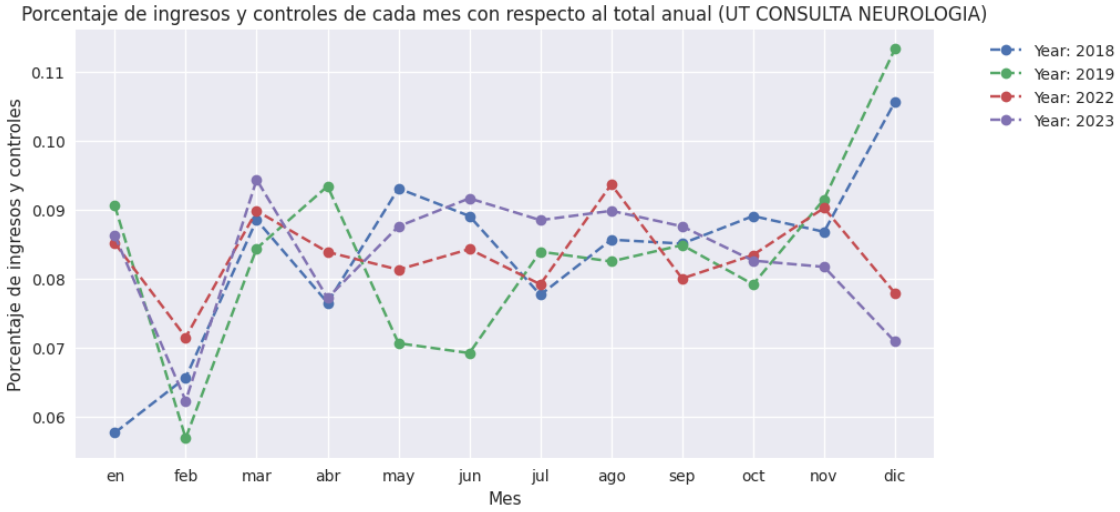


Figura 53: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Neurología (3.46%).*

Detalle: En este caso se observa una caída mayor a la de otras especialidades en el mes de febrero, con los peaks ya vistos en enero y marzo. En el resto de los meses parecen haber cambios mucho más suaves en la demanda y no parece haber un patrón claro de estos.

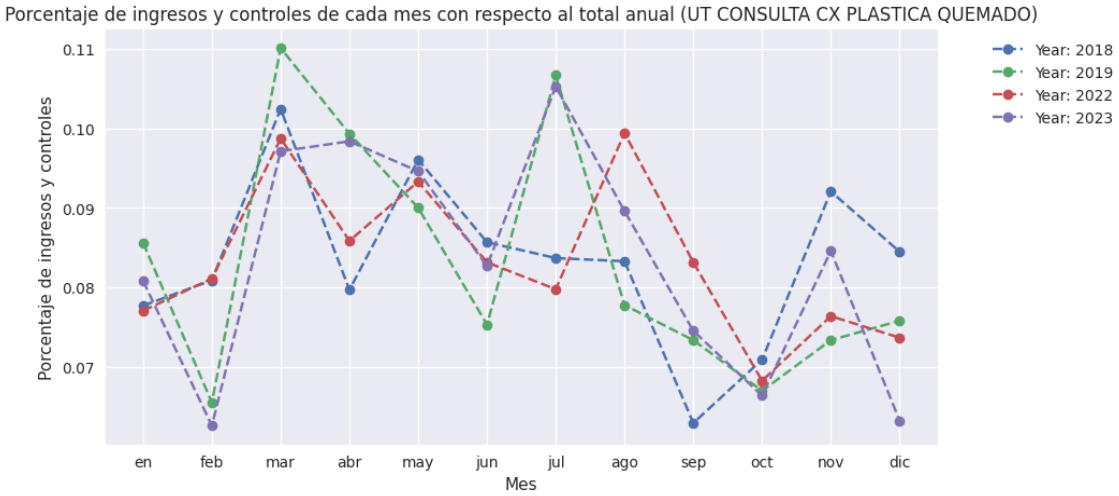


Figura 54: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta CX Plástica Quemado (2.49%).*

Detalle: Nuevamente, se observa un valle notorio en un par años para febrero, pero en 2018 y 2022 se observa el comportamiento contrario. El peak en marzo parece ser consistente. Existen valles notorios en junio y octubre, luego de una bajada también en agosto-septiembre. La demanda sube en noviembre y parece haber un declive en diciembre.

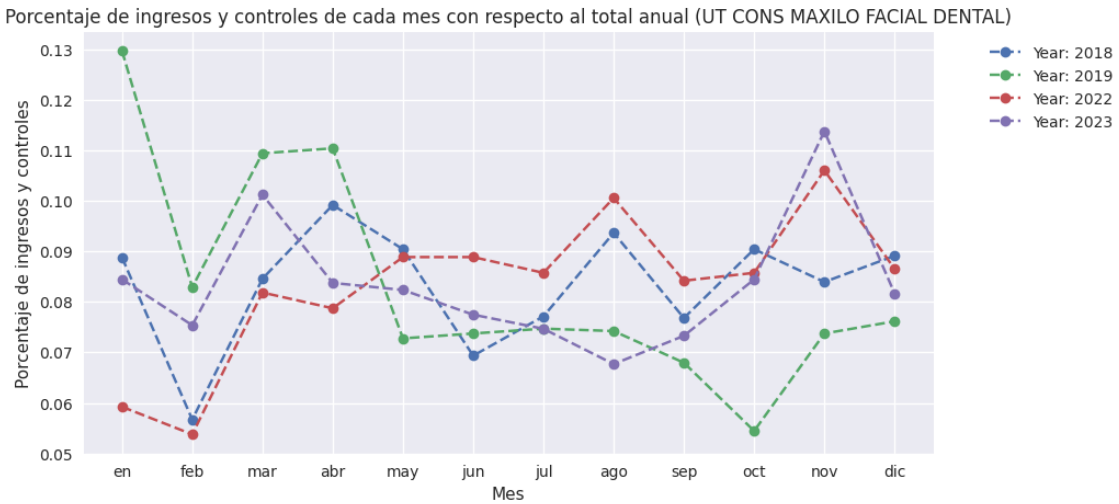


Figura 55: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Facial Dental (2.44%).*

Detalle: Se observan peaks notorios en los meses de enero y marzo. Para el mes de febrero se observa el valle esperado según gráficos anteriores, pero para el resto del año no parecen haber patrones claros año a año.

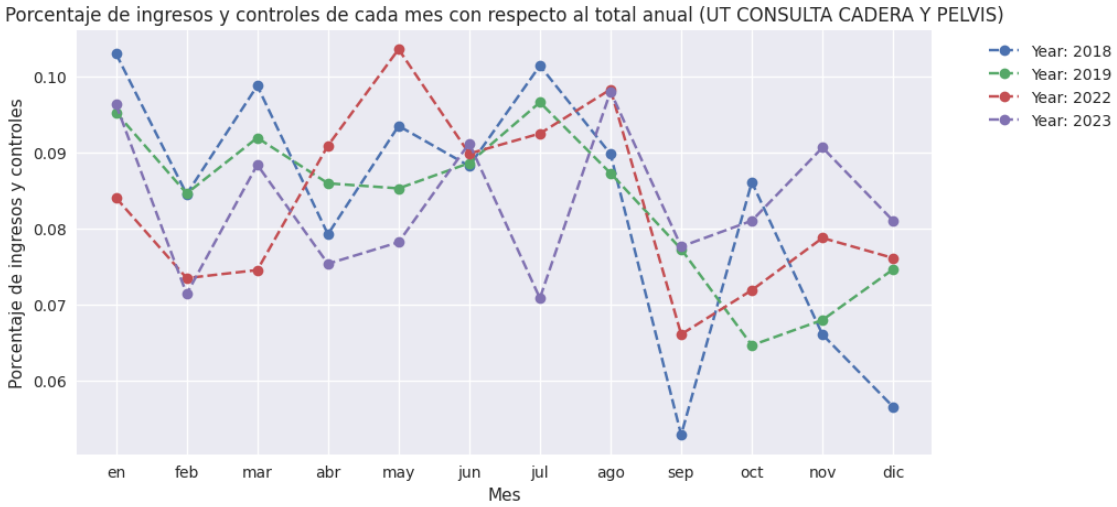


Figura 56: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Cadera Pelvis (2.30%).*

Detalle: Para este caso se observan peaks notorios en enero, marzo y entre julio-agosto. Se observan también valles de demanda en febrero y septiembre. No hay cambios consistentes el resto de los meses.

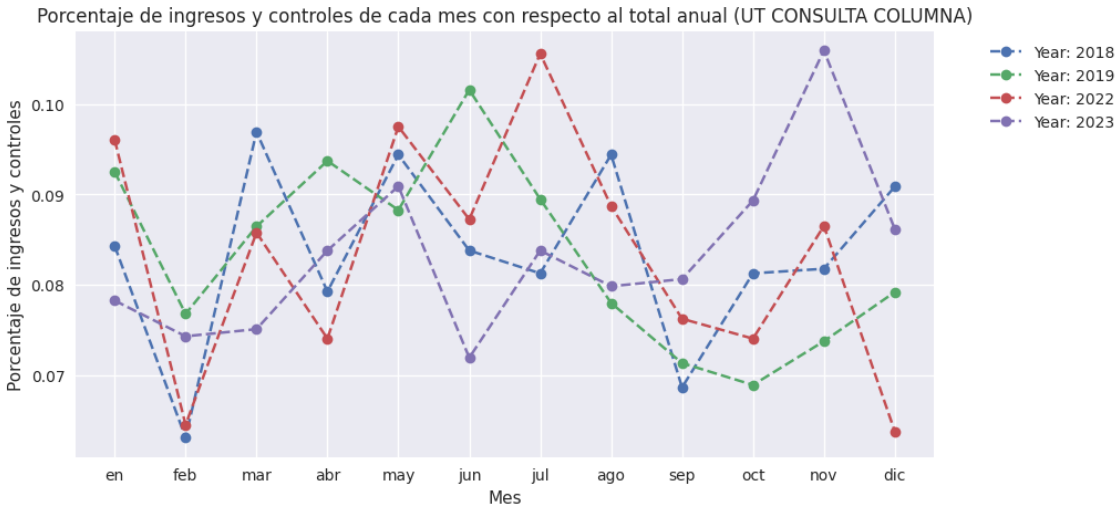


Figura 57: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Columna (2.11%).*

Detalle: En este caso se observan los peaks notorios en enero, marzo y mayo. Se observan valles en febrero y junio. No es consistente la variación en el resto de los meses.

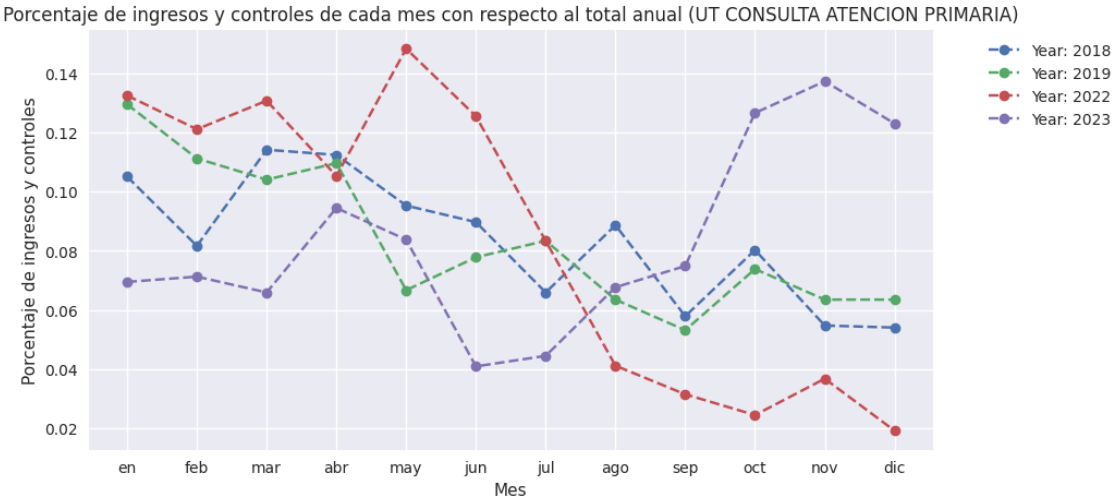


Figura 58: *Serie de tiempo del porcentaje anual de la demanda del CAA, para la UT Consulta Atención Primaria (2.10%).*

Detalle: En este caso no son notorios los peak/valles. No parece haber una relación consistente entre los cambios mes a mes, más que un declive constante a lo largo del año, excepto en 2023.

Desde esta UT en adelante, los datos son poco consistentes o con falta de datos en diversos meses, por lo que no se puede apreciar ningún patrón. En cuanto a los gráficos presentados previamente, existen algunos patrones reiterativos entre las distintas especialidades, por lo que estas no agregan nueva información en ese sentido, y algunos pocos casos que varían en ciertos meses la variación de la demanda para ciertas especialidades, siendo el caso más notorio el de Consultas Atención Espontáneo. Se puede intentar controlar por UT o generar distintos modelos según estas, para capturar estas diferencias.

A continuación se observan los gráficos de demanda diaria para las primeras 6 (según la tabla 5) UT con mayor demanda en los años sin pandemia.

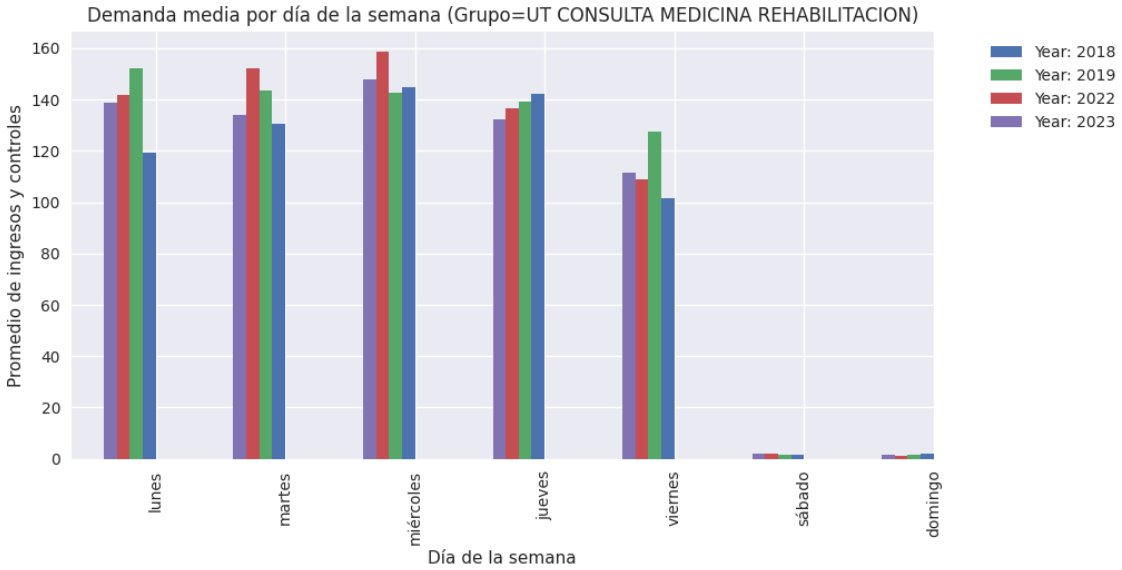


Figura 59: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, para la UT Consulta Medicina Rehabilitación (12.04%).*

Detalle: Se observa que el día viernes es el menos demandado o agendado para esta UT.

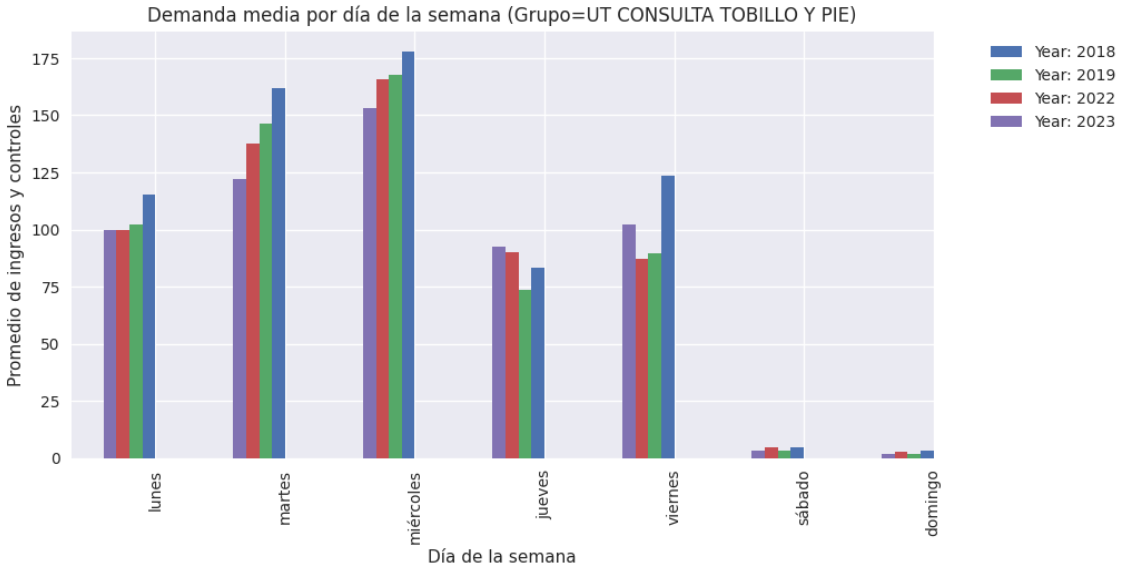


Figura 60: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, para la UT Consulta Tobillo y Pie (9.42%).*

Detalle: Se observa un crecimiento en la demanda desde el lunes al miércoles para luego bajar los días jueves y viernes.

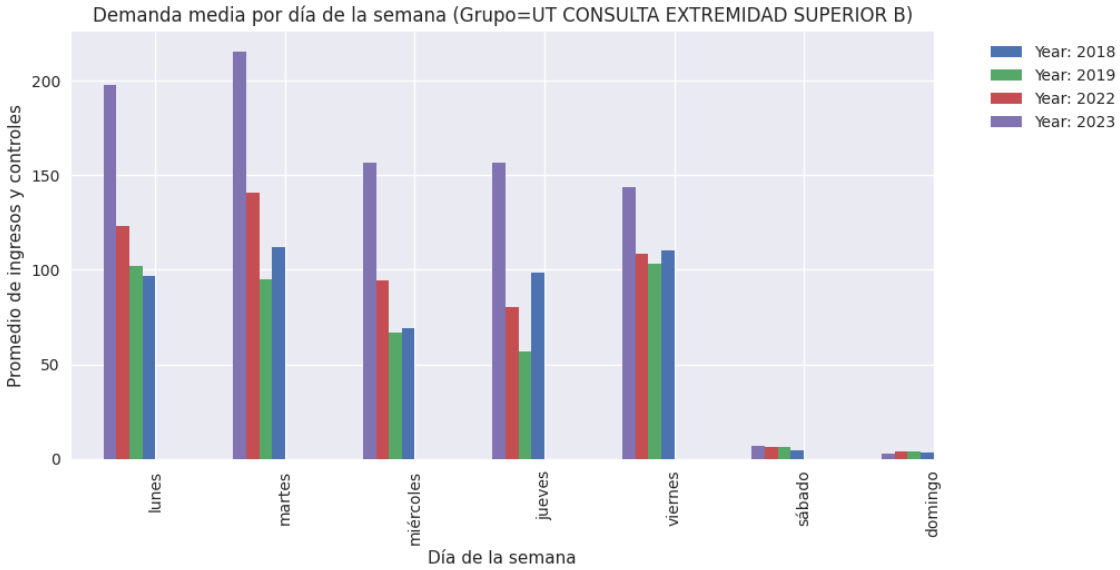


Figura 61: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, para la UT Consulta Extremidad Superior B (9.20%).*

Detalle: Lo más interesante es el notorio aumento de este tipo de atención durante el año 2023, algo que no se notaba en la figura 44, probablemente por tratarse de porcentajes. Con los datos disponibles no es posible saber si eso se debe a un aumento en las patologías asociadas a extremidad superior B, a la contratación de más profesionales, al aumento de horas de los profesionales existentes, a la potenciación del programa o a alguna combinación de aquellas opciones.

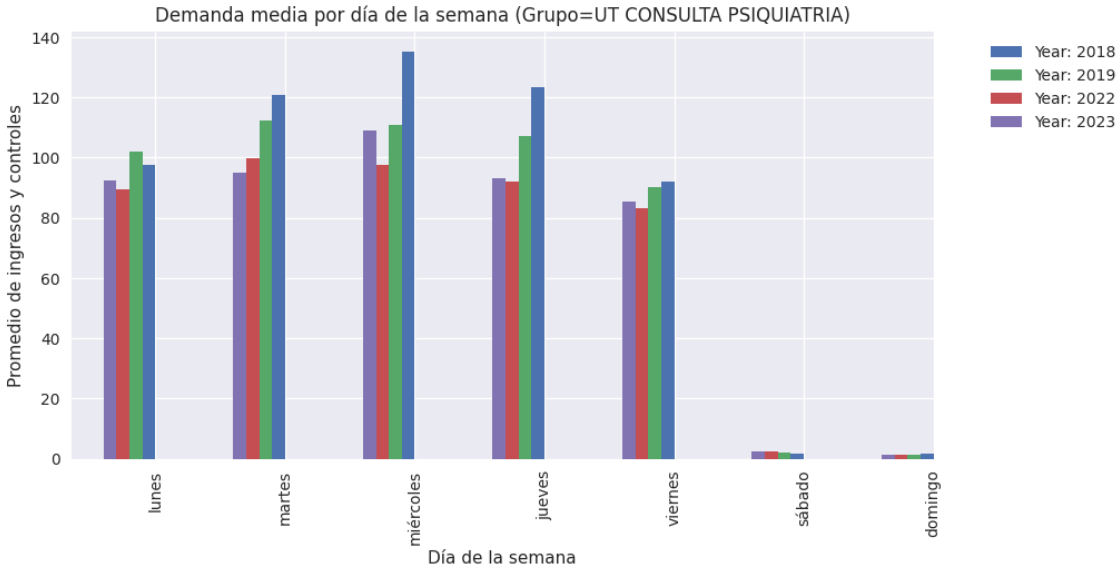


Figura 62: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, para la UT Consulta Psiquiatría (8.75%).*

Detalle: Se aprecia un leve aumento de lunes a miércoles y luego una leve disminución hacia el viernes.

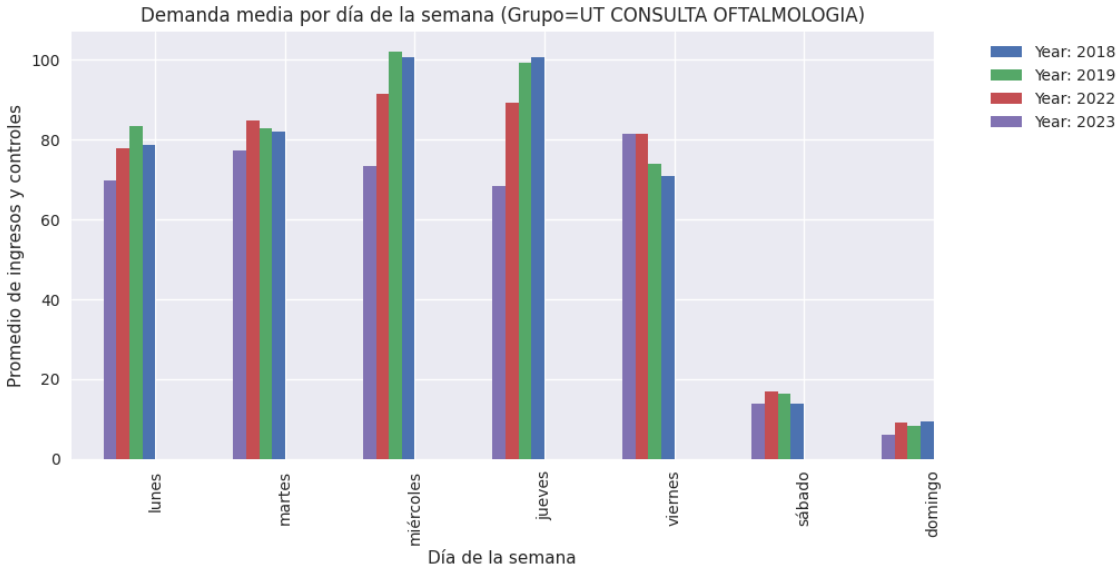


Figura 63: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, para la UT Consulta Oftalmología (8.83%).*

Detalle: A excepción del año 2023, el miércoles y el jueves parecen ser los días más demandados, mientras que el resto parecen ser similares entre sí. Sin embargo, lo más interesante es que esta UT tiene demanda relevante los días sábado y domingo. Por tratarse de oftalmología, no era esperado encontrarse con estas observaciones dado el análisis realizado según territorio o agencia de procedencia.

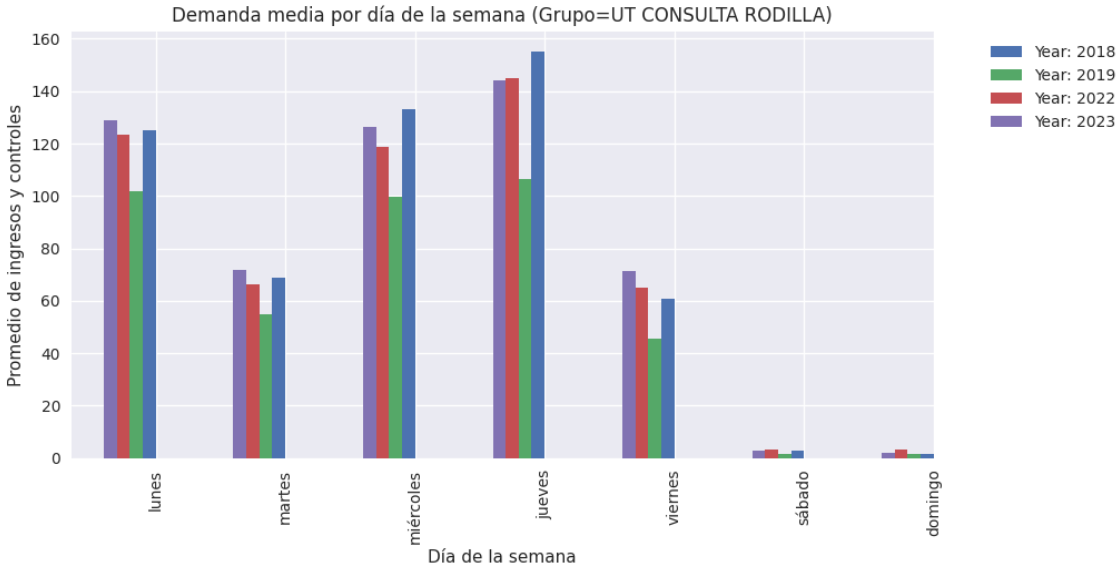


Figura 64: *Promedio de la demanda del CAA para cada día de la semana, para la UT Consulta Rodilla (7.75%).*

Detalle: Hay una gran caída en la demanda los martes y viernes, mientras que los otros días son relativamente altos, destacando el jueves.

Se observa en estos gráficos que existen patrones muy notorios en cuanto a los distintos niveles de demanda en distintos días de la semana, según cada UT. Sin embargo, al ser tan claros los cambios día a día, es evidente preguntarse si estos patrones se deben realmente a cambios en la demanda o si en realidad se deben a distintos niveles de oferta para distintos días de la semana, lo que en esta agregación sería mucho más notorio. El problema es que esta demanda podría ser entonces una demanda sujeta a la oferta, y no una demanda real, por lo que no se podrían hacer predicciones y ajustes de horario según esta predicción. Un argumento en contra de esta posibilidad es que sería extraño mantener siempre la misma calendarización de especialidades para tantos años.

Se debe comprobar entonces esta posibilidad antes de seguir con este análisis. Las preguntas a hacerse para cuando se analicen las especialidades como tal serían:

1. ¿Existen especialidades en las que cambia la oferta según el día de la semana?
2. En caso de cambiar la oferta por día, ¿se mantiene esta calendarización desde el año 2018?
3. En caso de que estos patrones sólo sean demanda sujeta a la oferta, ¿existe alguna manera de obtener demanda real?

Comentarios adicionales a considerar sobre la oferta:

Tras conversaciones con el equipo del CAA, en cuanto a la oferta de médicos, se deberá considerar que:

- Los médicos tienen horas fijas contratadas y estos no pueden llegar y cancelar horas (sin previo aviso).
- En general, si hay una gran cantidad de demanda no se contrata personal nuevo, sino que se pagan horas extras a médicos del staff.

Análisis de especialidades

Tal como se mostró anteriormente, existen diferentes formas de clasificar una atención, una de ellas es según unidad de tratamiento, que es el análisis que se acaba de mostrar, pero otra es según la especialidad del médico que atiende a cada cita. Las especialidades pueden estar sujetas a distintas unidades de tratamiento, por lo que no es exactamente lo mismo hacer un análisis para una que para la otra. Lo interesante de hacer un análisis según especialidad, es que con esto se puede tener luces de la demanda para cada médico, y con eso, poder optimizar aquel recurso escaso.

Para ello, se utilizó la base carga_asistencial_especialidades_caa_urgencias_fucyt la cual fue provista por la contraparte durante la ejecución de este informe. La tabla 6 a continuación muestra un resumen de la cantidad de atenciones y su porcentaje con respecto al total de cada especialidad para todo el período de estudio.

Especialidad	Demanda	Porcentaje
CIRUGIA_GENERAL	305070	47.69%
TRAUMATOLOGIA_Y_ORTOPEDIA	261350	40.85%
OFTALMOLOGIA	31630	4.94%
NEUROLOGIA_ADULTO	15960	2.49%
MEDICINA_INTERNA	10389	1.62%
MEDICINA_DE_URGENCIA	7018	1.097%
NEUROCURUGIA	3797	0.59%
UROLOGIA	3366	0.53%
SALUD_PUBLICA	1011	0.16%
DERMATOLOGIA	105	0.02%
ANESTESIOLOGIA	14	0.002%
MEDICINA_FISICA_Y_REHABILITACION	0	0%
PSIQUIATRIA_ADULTOS	0	0%
OTORRINOLARINGOLOGIA	0	0%
MEDICINA_INTENSIVA_ADULTO	0	0%

Tabla 6: *Cantidad y proporción de ingresos y controles del CAA según especialidad*

En primer lugar, debemos notar que se tienen 6.393.710 observaciones, que es más que lo que se analizó previamente al aplicar los filtros que delimitan lo abarcado por el proyecto. Lamentablemente, y dado que la base de datos construida para especialidades no tiene id de siniestro, no es posible cruzar con la base de datos principal analizada, y por lo tanto, no es posible aplicar el mismo filtro ni comparar con las unidades de tratamiento. De todas maneras, a continuación se analiza esta variable.

Existe una desproporción notable entre las especialidades existentes, donde casi el 90% (88.54%) de las atenciones son de 2 especialidades. Existen 3 especialidades que no tienen atenciones, lo que induce a preguntarse por qué están consideradas. Quizás en algún momento del pasado atendieron, quizás atienden en alguna otra unidad clínica del HT diferente al CAA (como Medicina Intensiva Adulto, que probablemente sólo atiende en las unidades de paciente crítico), o quizás se planea

incluir esa atención en el futuro. Existen 5 especialidades que representan menos de un 1% y entre todas suman un 1.3%. Dada la naturaleza de aquellas especialidades, es probable que sean especialidades que, al igual que la segunda hipótesis del grupo mencionado anteriormente, preste servicios para otras unidades del HT pero que esporádicamente se llame a interconsulta para casos específicos. Similar el caso con las especialidades que tienen más de un 1% (5.21% en total, sin considerar oftalmología), que también es probable que se trate de interconsultas específicas. Dado el porcentaje de oftalmología, es probable que esta sí sea una especialidad demandada de forma directa, sólo que en una escala muy reducida con respecto a las 2 mayoritarias.

Estos comentarios son relevantes, debido a que indican que, de hacer una estimación por especialidad, es posible que sólo se consideren las 3 primeras, mientras que el resto se estimaría de forma agregada. Es necesario sin embargo, consultar directamente al personal del CAA cuál es la posible naturaleza de aquellas atenciones de especialidades que tienen menos de un 3% de demanda.

Para conocer cómo estas evolucionan a lo largo del tiempo, las figuras que se muestran a continuación representan la demanda mensual de cada especialidad para cada año (sin considerar el 2020 y 2021 para no sesgar visualmente las posibles tendencias).

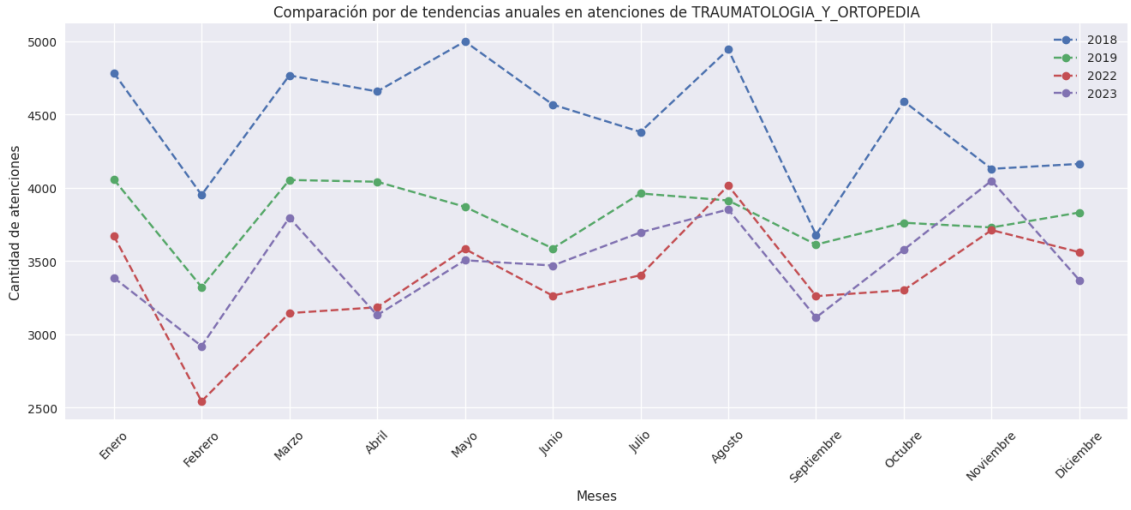


Figura 65: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Traumatología y ortopedia (40,85%).*

Detalle: Se aprecia una caída de la demanda durante los meses de febrero y septiembre, y un incremento en los meses de enero, marzo y agosto (aunque más leve). Adicionalmente vemos que esta era una especialidad más demandada en 2018.

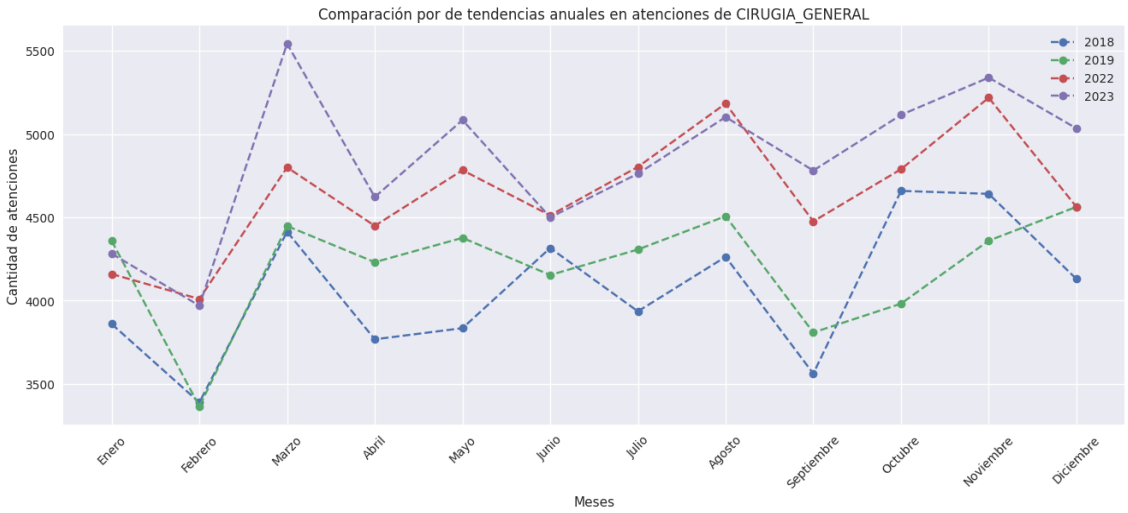


Figura 66: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Cirugía general (47,69%).*

Detalle: Se aprecia una caída en la demanda en los meses de febrero, abril y septiembre, y un incremento en marzo (notable), mayo y agosto. Se observa además un crecimiento constante en la demanda de esta especialidad, lo cual es apreciable porque cada año mayor está sobre el año inmediatamente previo.

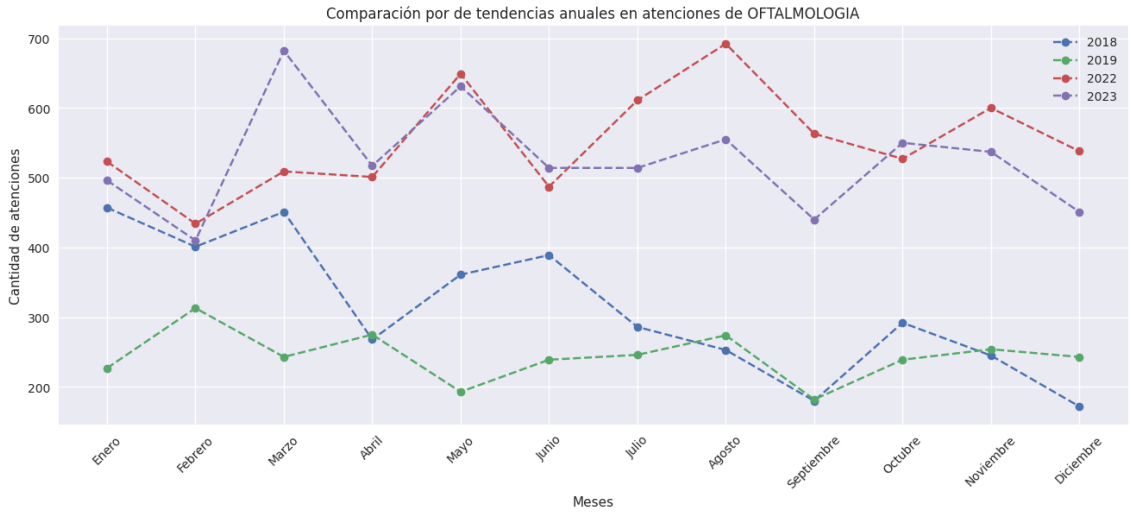


Figura 67: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Oftalmología (4,94%).*

Detalle: Se aprecia que el año 2018 hubo un descenso en la demanda para estabilizarse en 2019. Se observa un crecimiento relevante los años 2022 y 2023 con respecto a los años anteriores. En cuanto a estacionalidad, sólo es posible visualizar una disminución en el mes de septiembre. Algunas posibles estacionalidades también podrían ser valle en febrero y peak en marzo, así como también peak en agosto.

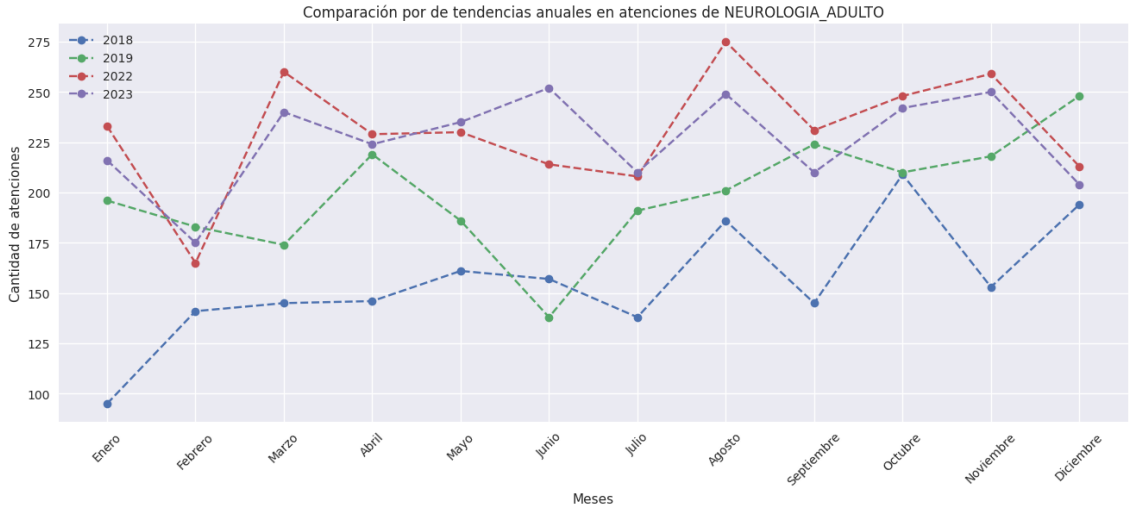


Figura 68: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Neurología (2.49%).*

Detalle: De forma similar a algunas series anteriores, se observa un crecimiento en la demanda, la oferta, o ambas, desde 2018 hasta 2023. Este crecimiento hace que las posibles estacionalidades se vean opacadas, aunque se podría decir que hay un valle en febrero y peaks en marzo y agosto.

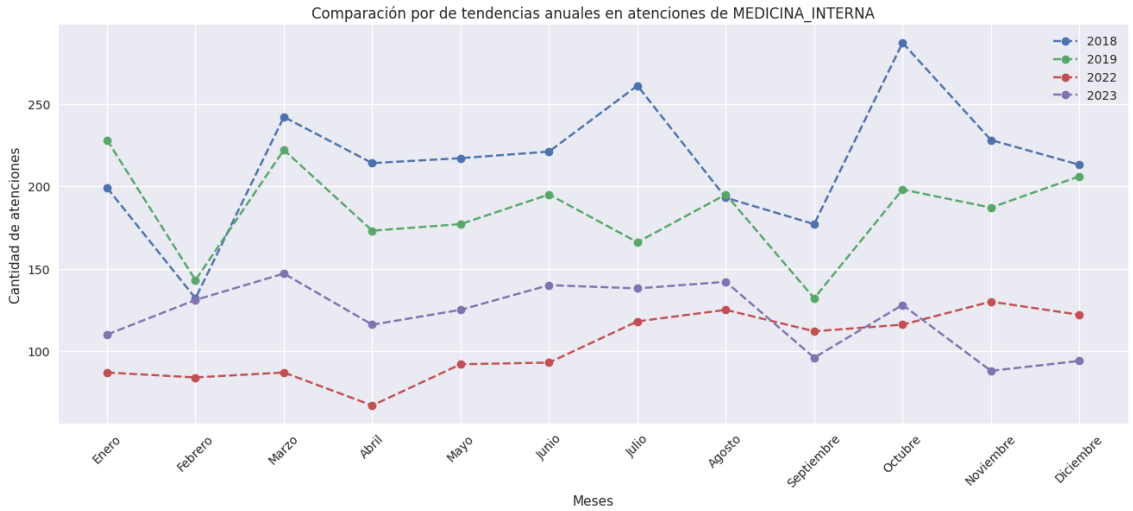


Figura 69: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Medicina Interna (1.62%).*

Detalle: De forma contraria a las series que muestran un crecimiento en la demanda, esta serie muestra un decrecimiento en el tiempo, donde la mayor demanda fue percibida en 2018, y la menor entre 2022 y 2023. Se ve un valle los primeros dos años en febrero y para todos en septiembre. Se observan 2 peaks, uno en marzo y en octubre.

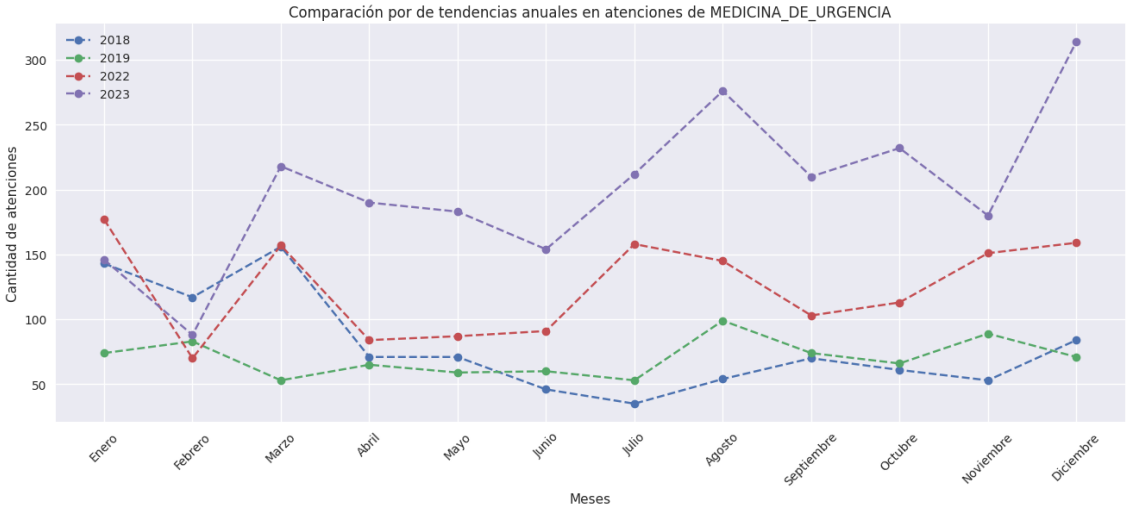


Figura 70: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Medicina de urgencia (1.097%).*

Detalle: Similar al penúltimo análisis, para esta especialidad se puede apreciar un crecimiento anual constante en la demanda, habiendo una diferencia un poco más notoria en cantidad de atenciones en el año 2023 con respecto al anterior, que las diferencias entre otros años. En cuanto a estacionalidad, sólo se puede observar un valle en febrero y un peak en marzo (sin considerar el 2019).

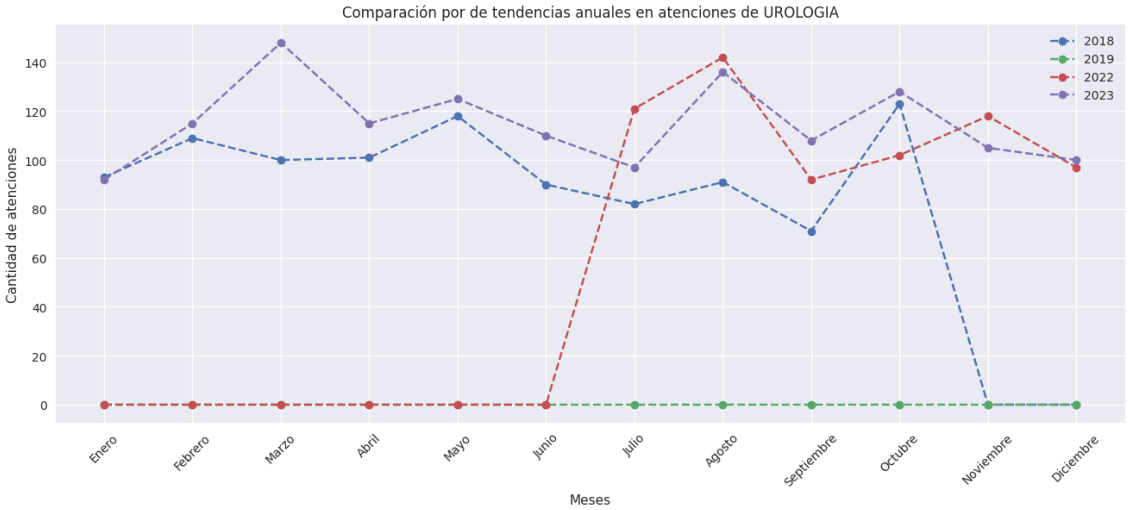


Figura 71: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Urología (0.53%).*

Detalle: Se observa que esta especialidad no recibió demanda o, más probablemente, no tuvo oferta desde diciembre de 2018 y durante todo 2019. A pesar que acá no se grafican los años 2020 y 2021, es probable que recién se haya incorporado un especialista en julio de 2022. A partir de esa ficha, se podría inferir que existe un peak en agosto y un valle en septiembre, pero como son solo 2 años, no es directo asumir que esta observación se podría extender en el futuro.

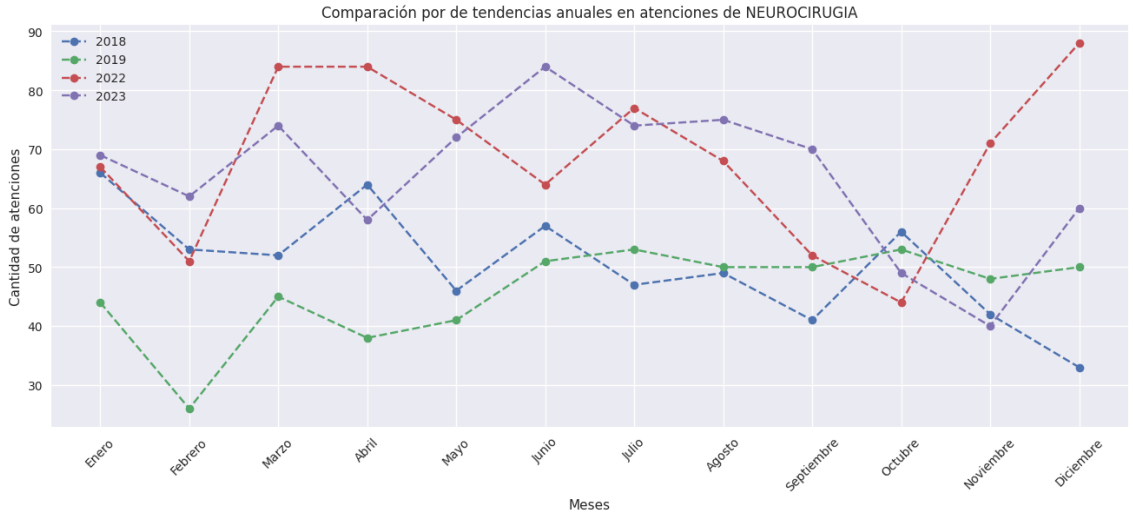


Figura 72: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Neurocirugía (0.59%).*

Detalle: Sólo es posible observar un valle para febrero.

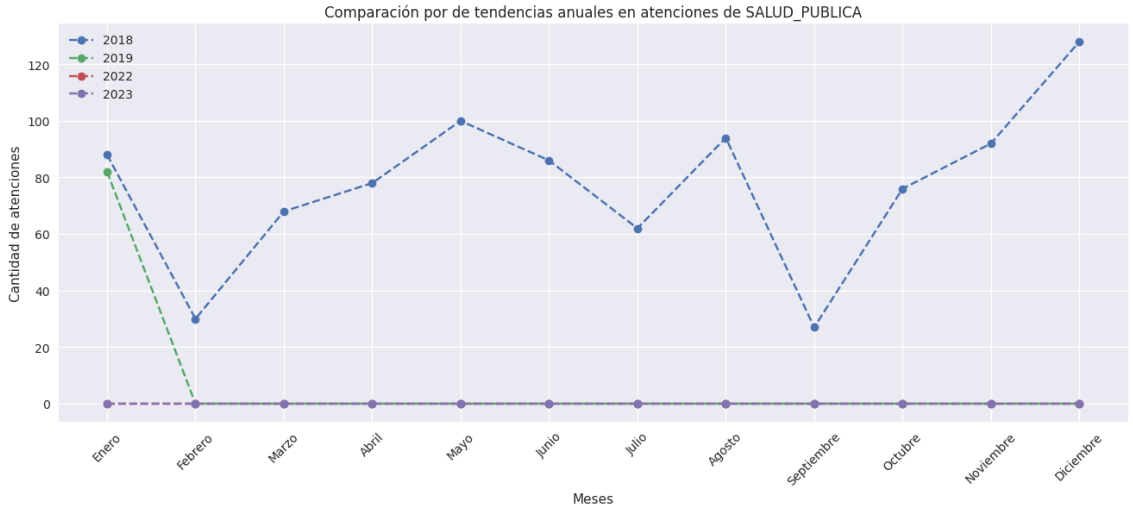


Figura 73: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Salud pública (0.16%).*

Detalle: Tal como se mencionó más arriba, se aprecia demanda esporádica para esta especialidad, donde pareciera que hubo un especialista en salud pública (que no es claro a qué se refiere realmente porque la salud pública no es una especialidad médica) al menos el 2018 y hasta enero de 2019.

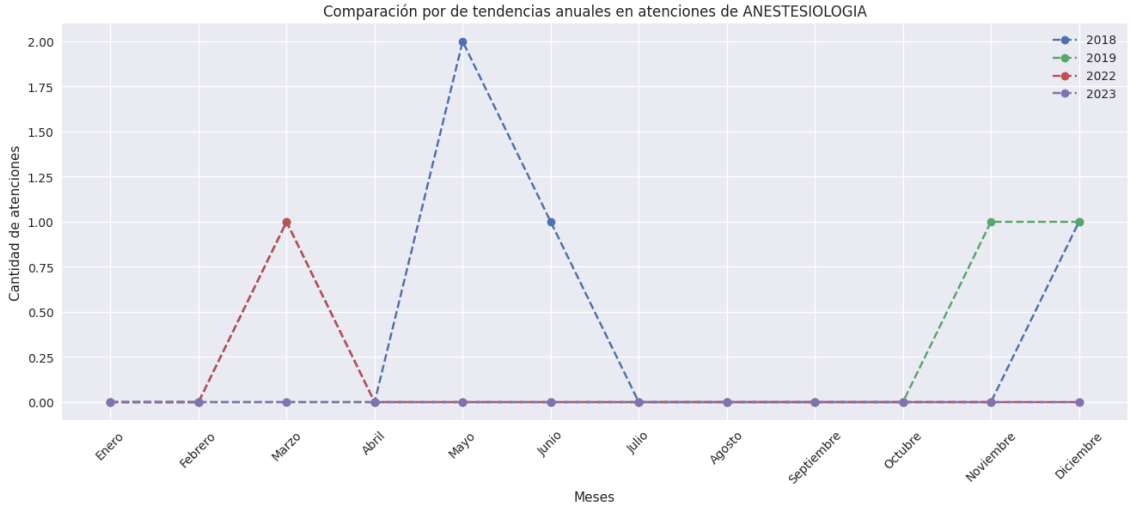


Figura 74: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Anestesiología (0.002%).*

Detalle: Similar al caso anterior, pero de forma diferente, esta especialidad es demandada en meses puntuales aparentemente aleatorios dentro de la serie de tiempo.

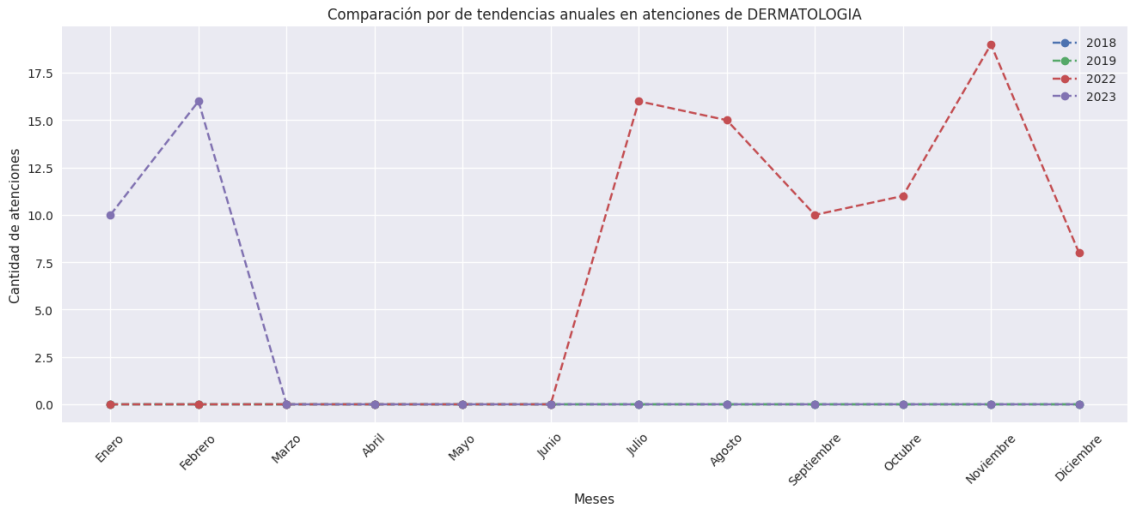


Figura 75: *Serie de tiempo de la cantidad de atenciones mensual por año de la demanda del CAA, para la especialidad de Dermatología (0.02%).*

Detalle: Similar a las dos anteriores, se aprecia una demanda esporádica, donde pareciera que hubo un especialista desde junio de 2022 hasta febrero de 2023 solamente.

Se omitieron aquellas especialidades sin observaciones. Finalmente, y a pesar del análisis hecho anteriormente, no se utilizará las especialidades para realizar la predicción puesto que no es factible analizar realmente sólo las especialidades del CAA. En primer lugar, no fue posible realizar el mismo filtro previo, lo que queda claro por la discrepancia en la cantidad de datos analizados. En segundo lugar, el análisis previo demuestra que hay observaciones que no pertenecen al CAA, o al menos no tienen los mismos supuestos del resto de los datos. Y finalmente, el 80% de las observaciones son sólo de 2 especialidades, dejando al resto como irrelevantes.

Si bien los gráficos de demanda diaria para las mismas especialidades anteriores para los años sin pandemia se realizaron, no serán mostrados en este informe debido a lo ya comentado y debido a que el día domingo, en particular, es uno de los días con mayor demanda para todas las especialidades, lo que es completamente contrario a lo encontrado en el resto del análisi expuesto en este informe, lo que deja para pensar que quizás los datos analizados en esta sección puede que incluso tengan otros filtros que se desconocen, haciendo ambos análisis incomparables. .El análisis hecho para UT es más fino, usa los mismo supuestos y tiene relación con el resto de los análisis, por lo que usar esa variable permitiría una mejor predicción.

Análisis de tiempo de espera para cada control

Una de las preguntas que surgen de todo este análisis es, si todos estos controles son agendados por una central, cuánto espera realmente un paciente por recibir una atención. ¿Es acaso que debería estimarse la demanda no para la fecha de la atención, sino para la fecha en que efectivamente la cita es demandada? Eso lo diría un análisis de los tiempos de espera, tanto para el CAA total, como para cada especialidad o unidad de tratamiento. A continuación se incluye la Tabla 7, la cual indica los tiempos promedio y desviación estándar de los tiempos de espera desde la atención previa (ya sea desde la derivación en otra unidad o establecimiento, o dentro del mismo CAA) hasta la atención observada.

Unidad de tratamiento	Promedio	Desviación estándar
UT CONSULTA ANESTESIOLOGIA	6	8
UT CONSULTA NEUROCIRUGIA	12	31
UT CONSULTA CIRUGÍA	15	38
UT CONSULTA PSICOLOGÍA	16	25
UT CONSULTA ATENCIÓN ESPONTÁNEO	16	37
UT CONSULTA FONOAUDIOLOGÍA	16	52
UT CONSULTA MEDICINA INTERNA	18	88
UT CONSULTA HOMBRO	21	44
UT CONSULTA COLUMNA	22	52
UT CONSULTA EXTREMIDAD SUPERIOR B	23	38
UT CONSULTA CX PLASTICA QUEMADO	23	53
UT CONSULTA TOBILLO Y PIE	24	38
UT CONSULTA RODILLA	24	48
UT CONSULTA TMT GENERAL	24	34
UT CONSULTA UROLOGIA	25	60
UT CONSULTA INFECTOLOGÍA	27	97
UT CONSULTA CIRUGIA MAXILOFACIAL	27	47
TOTAL GENERAL	**28**	**57**
UT CONSULTA CADERA Y PELVIS	29	56
UT CONSULTA MAXILO FACIAL DENTAL	29	63
UT CONSULTA OFTALMOLOGIA	32	71
UT CONSULTA EXTREMIDAD SUPERIOR A	32	35
UT CONSULTA ATENCIÓN PRIMARIA	32	70
UT CONSULTA DERMATOLOGIA	32	81
UT CONSULTA NEUROLOGÍA	37	55
UT CONSULTA OTORRINOLARINGOLOGÍA	39	101
UT CONSULTA MEDICINA FISIATRIA	39	47
UT CONSULTA PSIQUIATRÍA	41	70
UT CONSULTA MEDICINA REHABILITACION	49	76
UT CONSULTA SALUD OCUPACIO. Y TOXICOLOGIA	82	60
UT CONSULTA DOLOR CRONICO	122	79

Tabla 7: *Cantidad y proporción de ingresos y controles del CAA según especialidad*

Se puede observar que existe gran variabilidad en el promedio de días que tarda en asignar la siguiente sesión para cada UT. Esta variabilidad depende de varios factores, entre ellos, la instrucción del especialista de en cuánto tiempo más es necesario controlar al paciente dependiendo de la patología que se está tratando, el tiempo interno estipulado dentro del CAA como mínimo y/o máximo para cada especialidad o unidad de tratamiento o patología, y la disponibilidad del profesional para la fecha solicitada.

De los números que destacan, está la consulta de anestesiología con una espera promedio de 6 días. Es probable que esta consulta sea realmente la atención de una cirugía, y que no pertenezca realmente a una consulta ambulatoria (de hecho, recordemos que son sólo 5 observaciones en la base de datos). Por el contrario, la consulta de dolor crónico llama la atención con una espera promedio de 122 días. Esta consulta tiene 209 observaciones, y es probable que no tenga ninguna prioridad al asignar las horas, puesto que, al ser un problema crónico, potencialmente no sea solucionable.

Es interesante observar que el tiempo promedio total para recibir atención es de casi un mes (28 días). Sin embargo, durante la reunión con el equipo de CAA, se destacó que la unidad de Traumatología y otras especialidades relacionadas tienen el horizonte de citas más largo, con un promedio de 24 días, debido a la alta demanda (considerándose que en todas las unidades, se asigna el segundo cupo disponible en vez del primero. Lo anterior, por razones administrativas). Por lo tanto, el promedio total es bastante alto.

De todas formas, es interesante ver cómo estos promedios de días varían a lo largo del tiempo. Por esto, las figuras a continuación muestran la evolución del promedio de días en la serie temporal para cada UT.

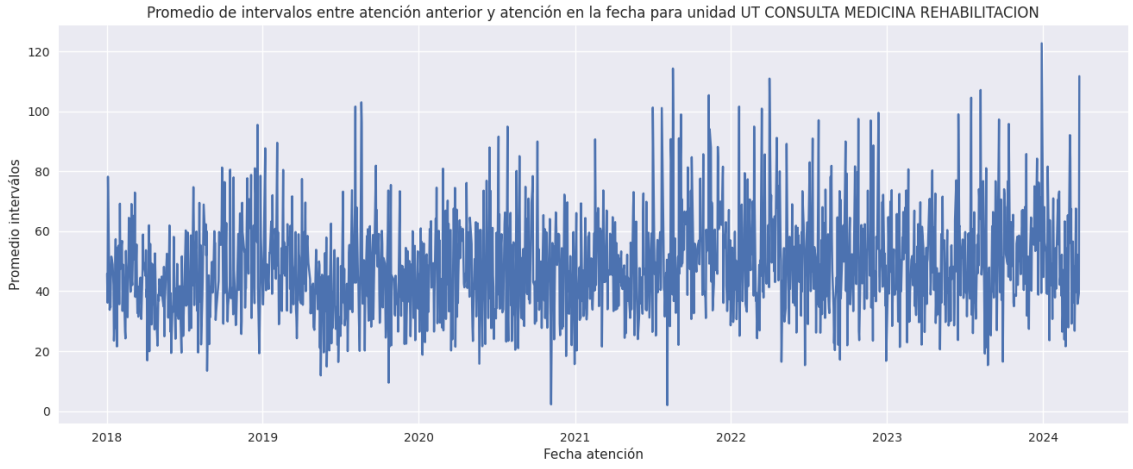


Figura 76: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Medicina Rehabilitación (12.04%, promedio 49 días).*

Detalle: Es interesante observar que a pesar de que los tiempos entre cada cita son muy variables, como era esperable, pareciera que para esta UT los tiempos han ido aumentado con el tiempo, donde pareciera que hay una línea de tendencia que muestra este aumento. Otra forma de verlo también es que los tiempos máximos van aumentando con el tiempo también.

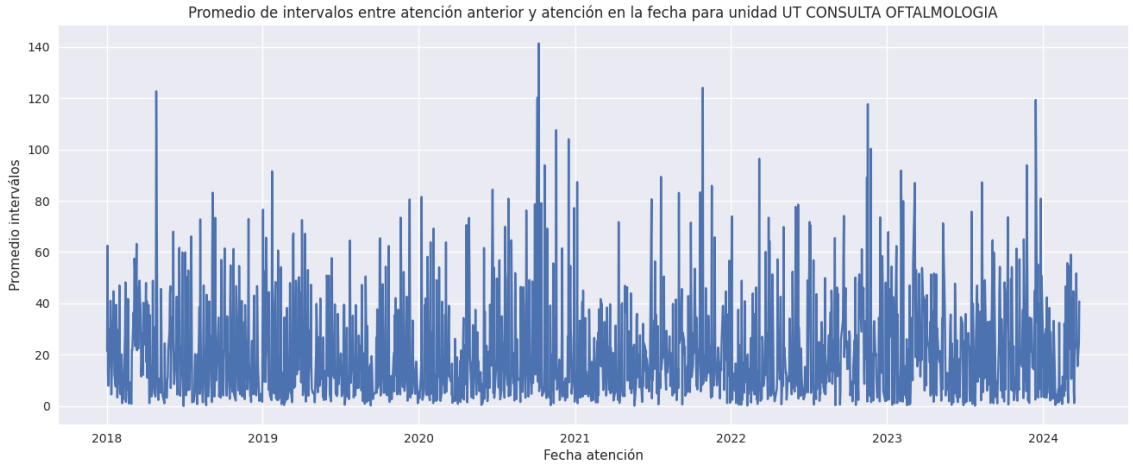


Figura 77: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Oftalmología (8.38%, promedio 32 días).*

Detalle: A diferencia de la UT anterior, esta pareciera mantenerse constante en el tiempo (fuera de la variabilidad natural, que es bastante alta).

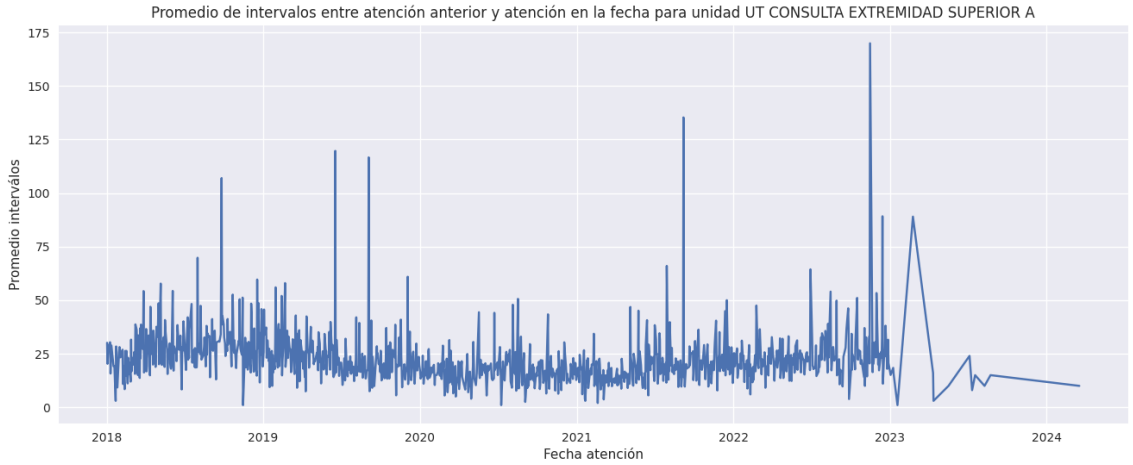


Figura 78: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Extremidad Superior A (4.20%, promedio 32 días).*

Detalle: Esta UT tiene una variabilidad mucho menor en general, sin considerar aquellos visibles outliers.

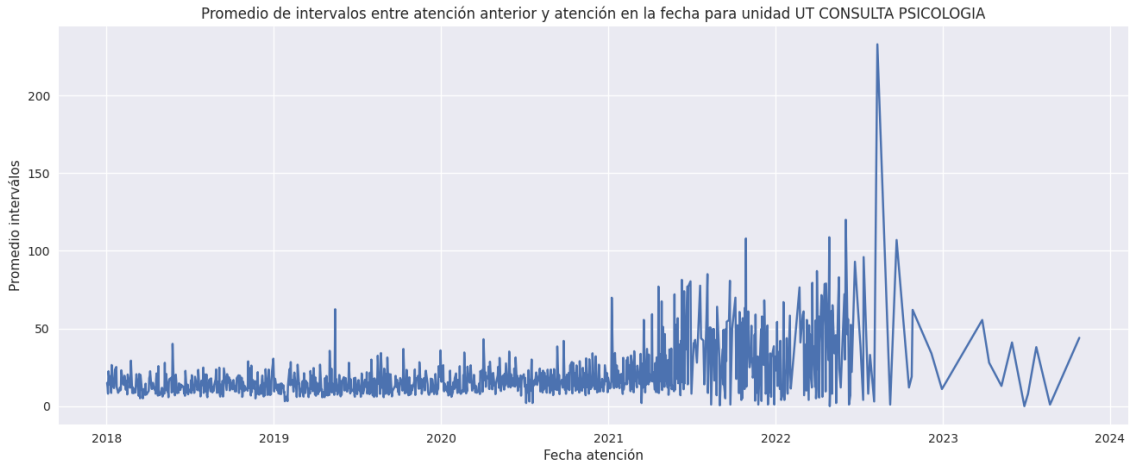


Figura 79: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Psicología (4.45%, promedio 16 días).*

Detalle: Acá es muy notable cómo se mantuvo estable la cantidad de días entre citas hasta 2021, y luego aumentó de forma notable, llegando a tener un outlier muy lejano con respecto al resto de los datos.

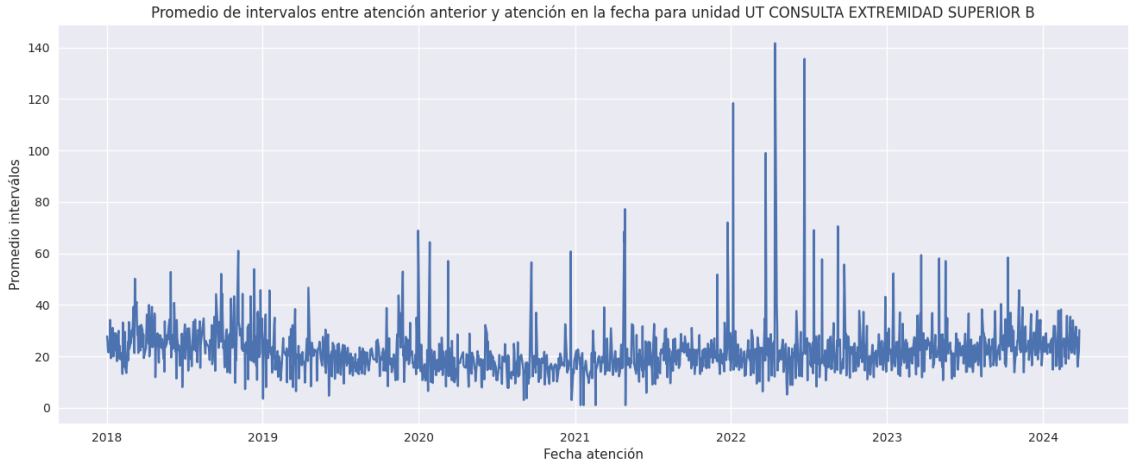


Figura 80: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Extremidad Superior B (9.2%, promedio 23 días).*

Detalle: El análisis es similar al de Extremidad Superior A, lo cual tiene sentido, ya que esta UT es Extremidad Superior B.

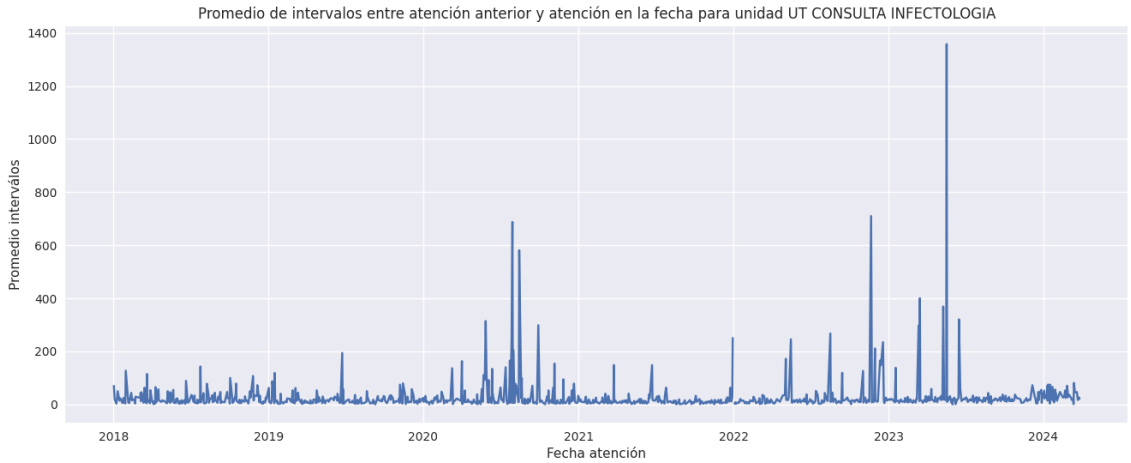


Figura 81: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Infectología (0.8%, promedio 27 días).*

Detalle: En general, el tiempo de espera para esta UT es cercano a cero, fuera de algunos outliers. Que se comporte así tiene sentido debido a la posible gravedad e inmediatez necesaria de tratar una enfermedad infecciosa.

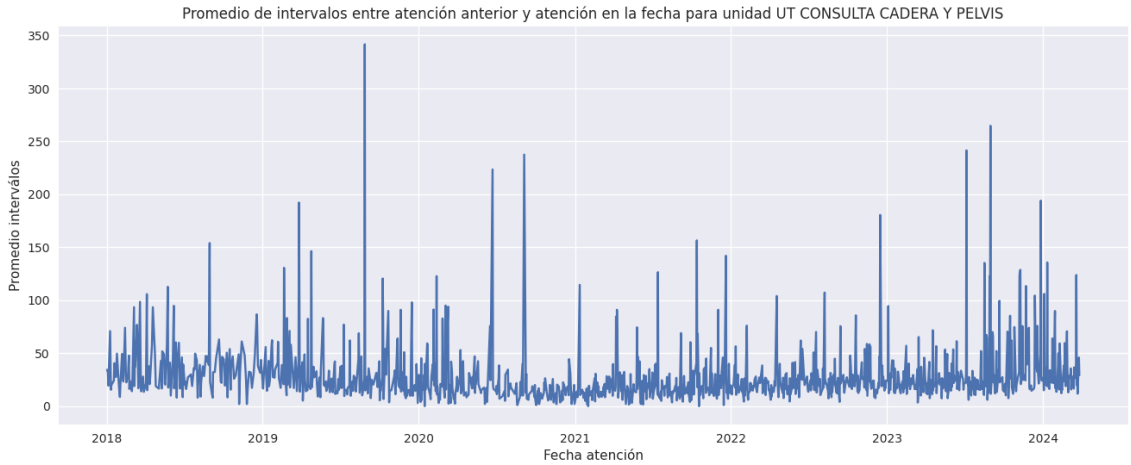


Figura 82: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Cadera y Pelvis (2.3%, promedio 29 días).*

Detalle: Para esta UT se observan más outliers y una disminución en los tiempos entre citas para los años de pandemia, lo que se recupera a partir de 2022.

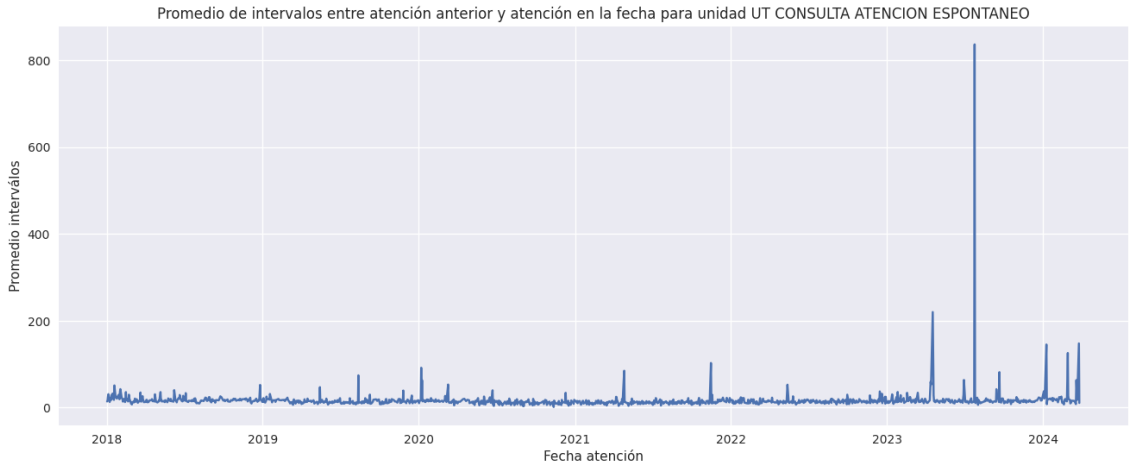


Figura 83: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Atención Espontáneo (5.0%, promedio 16 días).*

Detalle: Para la UT de atención espontáneo se observa un tiempo de espera constante cercano a cero, aunque posiblemente opacado por el outlier de más de 800 días de espera.

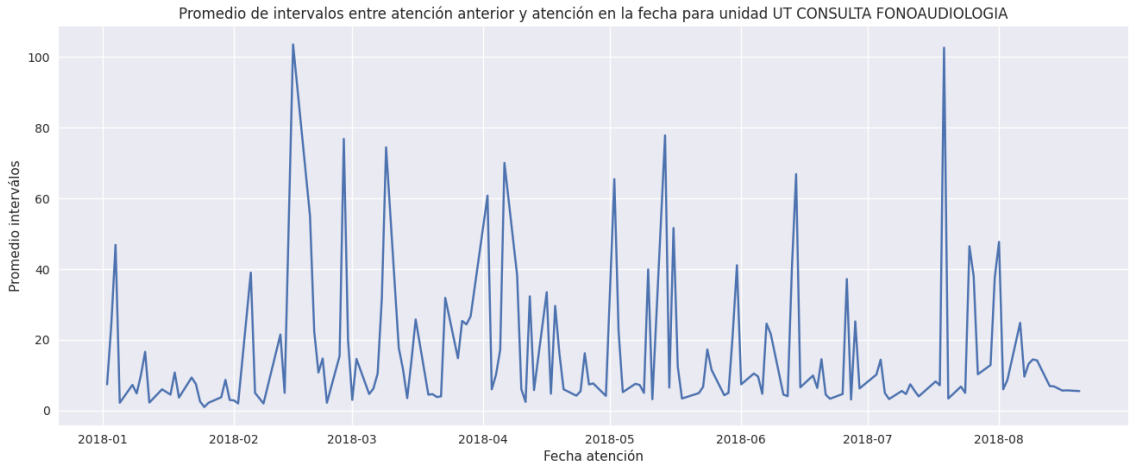


Figura 84: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Fonoaudiología (0.3%, promedio 16 días).*

Detalle: Este tipo de consulta de por sí tiene menos observaciones, lo que hace que esta serie sea un tanto más discreta. Se puede apreciar que la cantidad de días de espera es variable pero no sigue un patrón estándar.

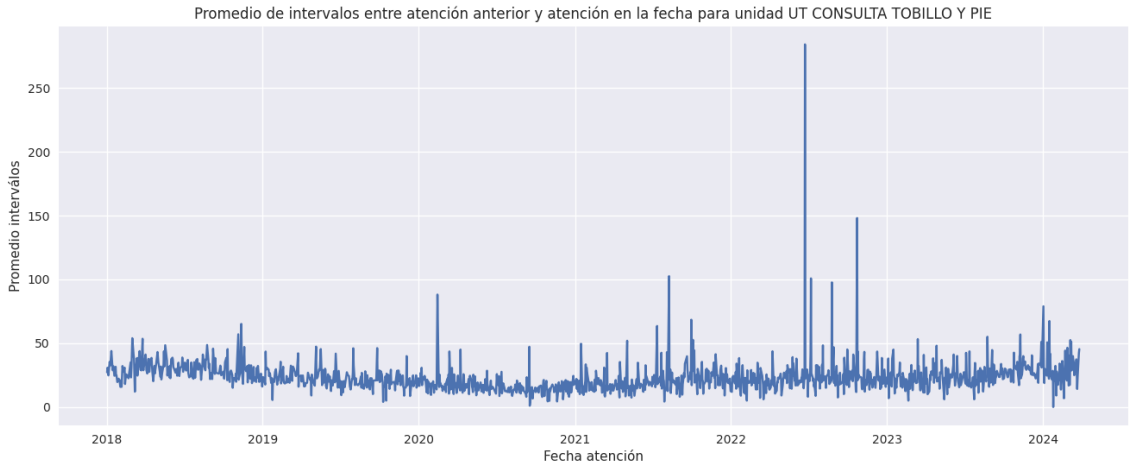


Figura 85: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Tobillo y Pie (9.42%, promedio 24 días).*

Detalle: Es interesante observar que el tiempo de espera para esta serie tiene muy poca variabilidad, manteniéndose entre los 20 y 50 días de espera más menos, con presencia de outliers.

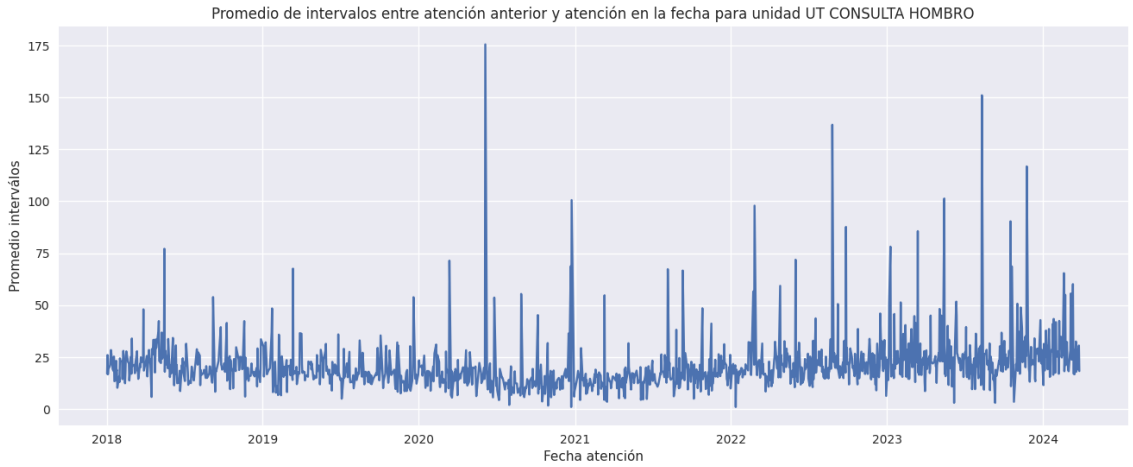


Figura 86: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Hombro (4.89%, promedio 21 días).*

Detalle: De forma similar a la serie anterior, esta UT muestra poca variación en la cantidad de días de espera en general, aunque presentando más outliers que la serie anterior.

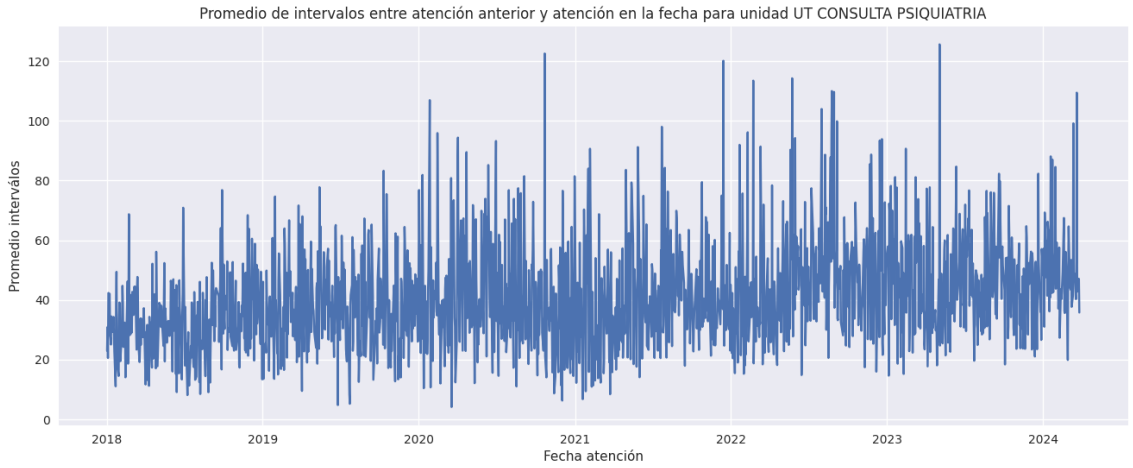


Figura 87: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Psiquiatría (8.75%, promedio 41 días).*

Detalle: Esta UT tiene mucha más variación en la cantidad de días de espera que las UT anteriores, probablemente por la variabilidad en los diagnósticos y por tanto los tiempos inherentes de control de las patologías asociadas a esta UT.

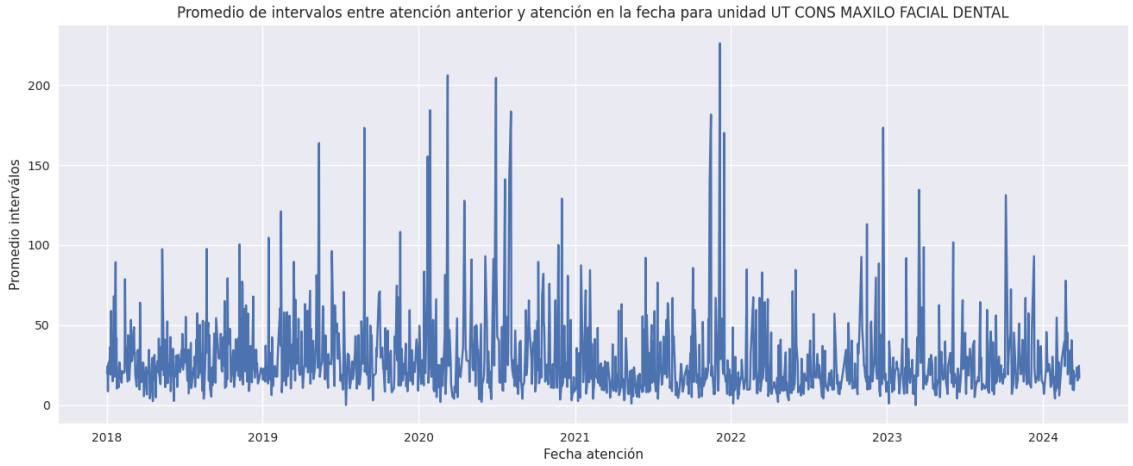


Figura 88: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Maxilofacial dental (2.44%, promedio 29 días).*

Detalle: De forma similar a la UT anterior, esta muestra mayor variabilidad a otras series, y probablemente se trata de tiempos cortos de espera para controles post cirugía, pero paulatinamente, mayores a medida que esos controles se alejan de la cirugía, algo que sería propio de la UT en sí.

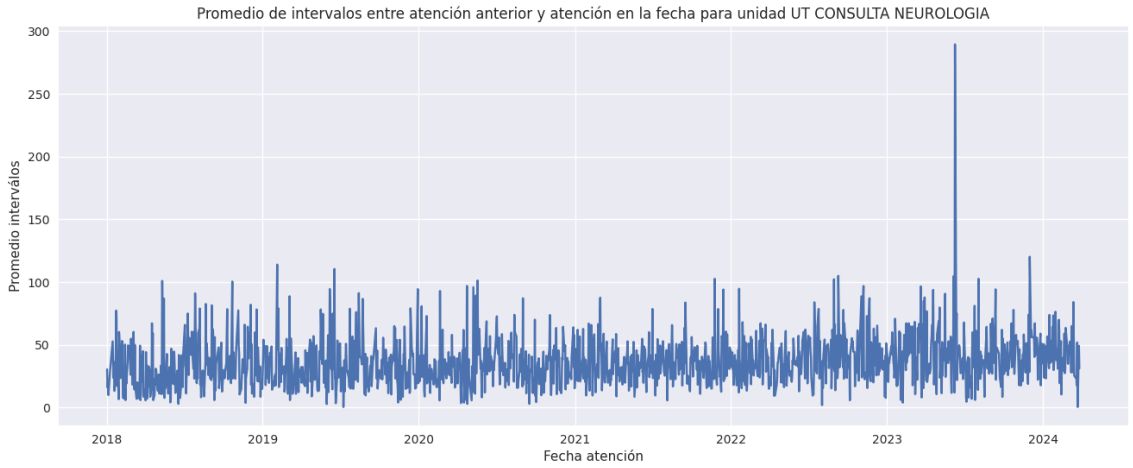


Figura 89: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Neurología (0.72%, promedio 37 días).*

Detalle: La variabilidad de los tiempos de espera entre consulta para esta UT está bastante delimitada por una cota superior y otra inferior, aunque esas cotas estén más separadas que en otras series. Esto es posible que se deba a temas inherentes de las patologías de la UT. Se observa un outlier notable.

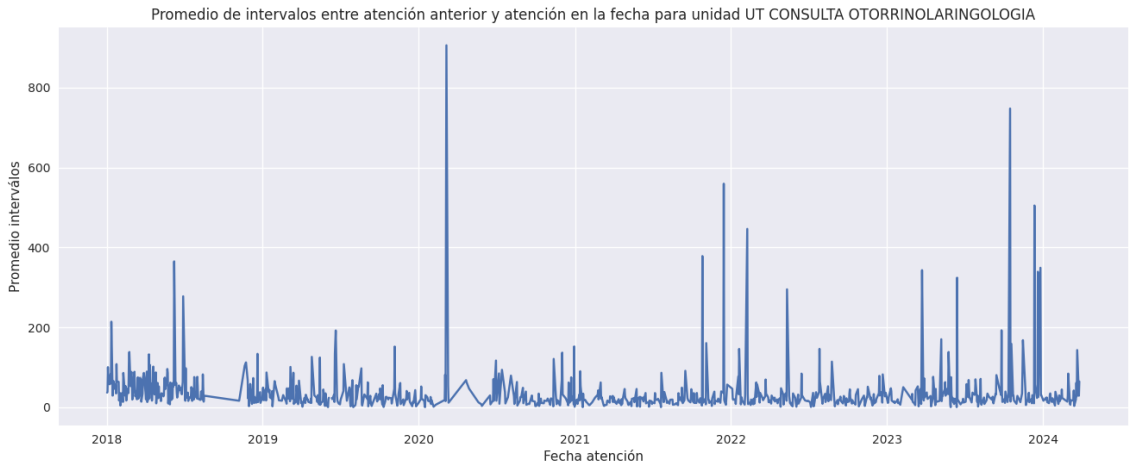


Figura 90: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Otorrinolaringología (1.1%, promedio 39 días).*

Detalle: Es interesante observar que el mayor tiempo de espera se dio al inicio de la pandemia, lo cual es aleatorio, puesto que esa hora estaba fijada hace más de 900 días, para luego haber atenciones esporádicas durante los momentos más álgidos de la pandemia. En general se observa una variabilidad similar entre cotas similares a las de UT anteriores, pero con outliers notables más frecuentes.

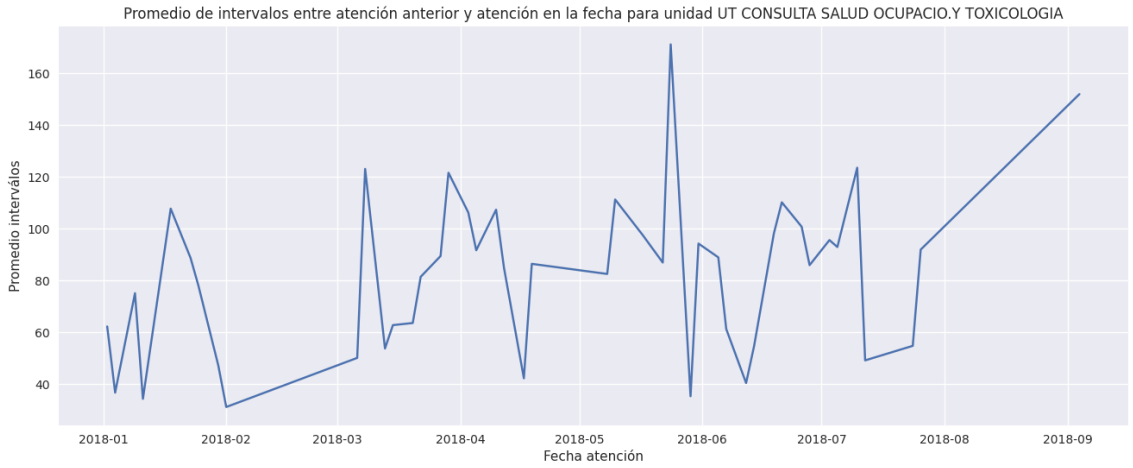


Figura 91: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Salud Ocupacional y Toxicología (0.05%, promedio 82 días).*

Detalle: No es de sorprender que esta UT tenga observaciones esporádicas, puesto que la seguridad en las industrias ha mejorado considerablemente a lo largo de los años. Las patologías que requieren de esta UT son probablemente envenenamientos por diferentes sustancias tóxicas o derivadas de sobre-exposición a sustancias nocivas. Es probable que la gravedad del envenenamiento sea la principal determinante de los tiempos de espera entre consultas.

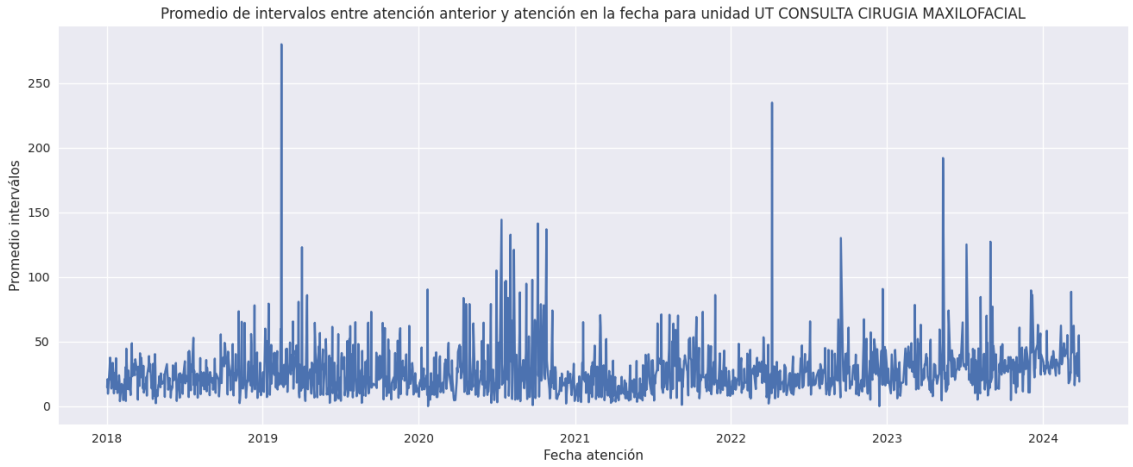


Figura 92: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Cirugía Maxilofacial (3.46%, promedio 27 días).*

Detalle: De lo más notable, es el grupo de atenciones durante 2020 (pandemia) que tienen tiempos de espera mayores. Es probable que esas atenciones hayan estado agendadas durante los primeros meses de la pandemia y debieron ser reagendadas para aquellos meses posteriores. Otra de las cosas notables es que a partir de mediados de 2021 la cota inferior de la serie comienza a aumentar,

sugiriendo que a partir de esa fecha los tiempos de espera en general comienzan a aumentar, probablemente por falta de especialistas.

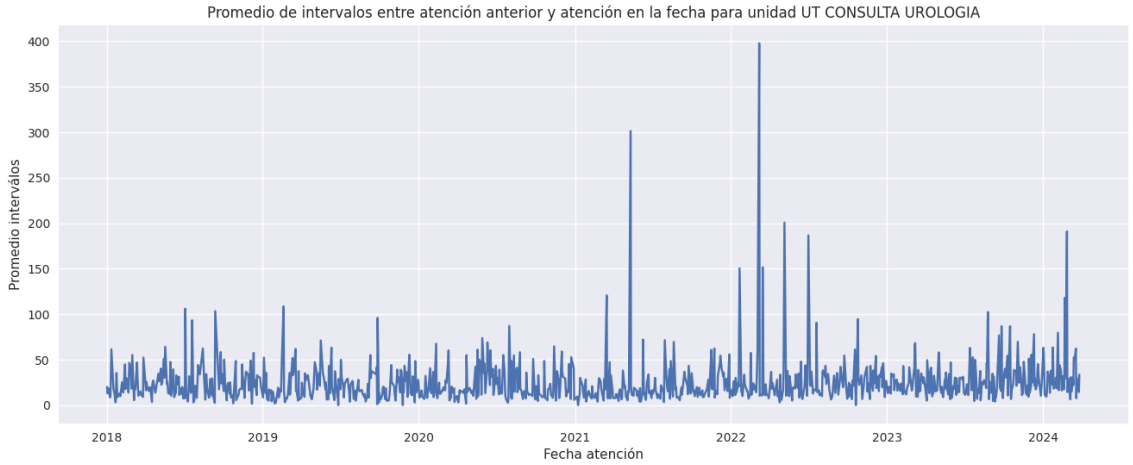


Figura 93: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Urología (1.48%, prom 25 días).*

Detalle: Esta UT es similar a otras que se han observado: cotas superior e inferior bastante bien delimitadas, con outliers notables.

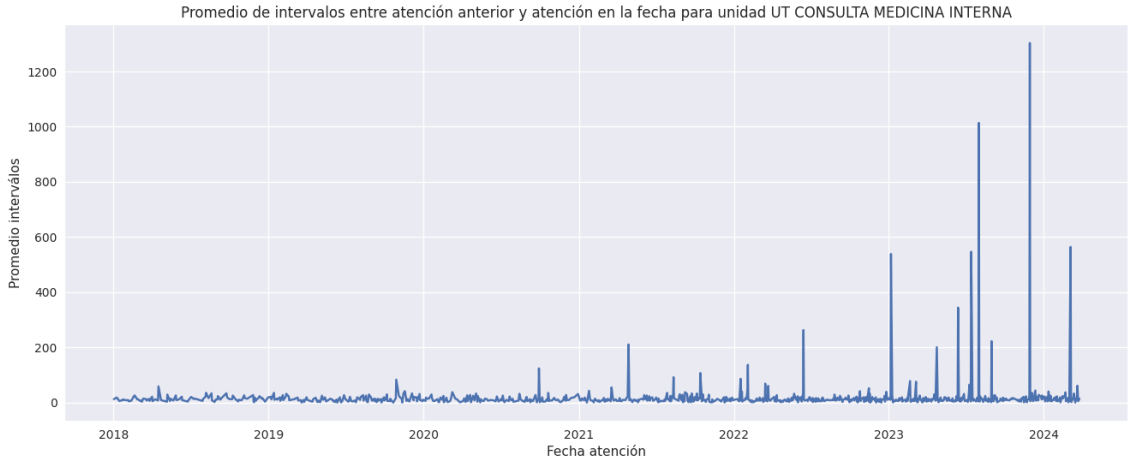


Figura 94: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Medicina Interna (0.72%, promedio 18 días).*

Detalle: Es interesante observar que la variabilidad de esta serie es muy pequeña (de las menores hasta ahora). Sin embargo, a partir del último trimestre del 2020 comienzan a aparecer los outliers, los cuales se hacen cada vez más frecuentes y más largos a medida que pasa el tiempo. Una explicación para esto, y por tratarse de la UT medicina interna, es que haya patologías "generales" derivadas de la pandemia hayan aparecido, demandando más controles pero menos prioritarios.

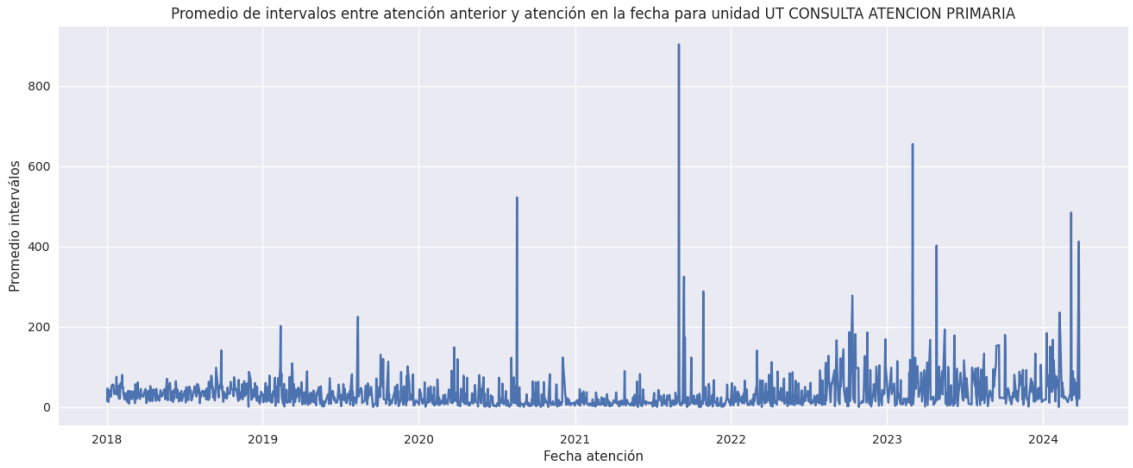


Figura 95: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Atención Primaria (2.1%, promedio 32 días).*

Detalle: De forma similar a la UT anterior, en esta también existe un punto de inflexión. En este caso, se trata de mediados de 2021, donde se observa elmayor outlier, pero además, es en este momento que la cota superior de espera comienza a aumentar paulatinamente. Interesantemente, la cota inferior no aumenta. Es probable que esto se deba a que haya un cambio en la distribución de las patologías de menor gravedad. Aunque es difícil aseverar alguna causa plausible debido a que esta UT es de atención primaria en una unidad un hospital de atención terciaria.

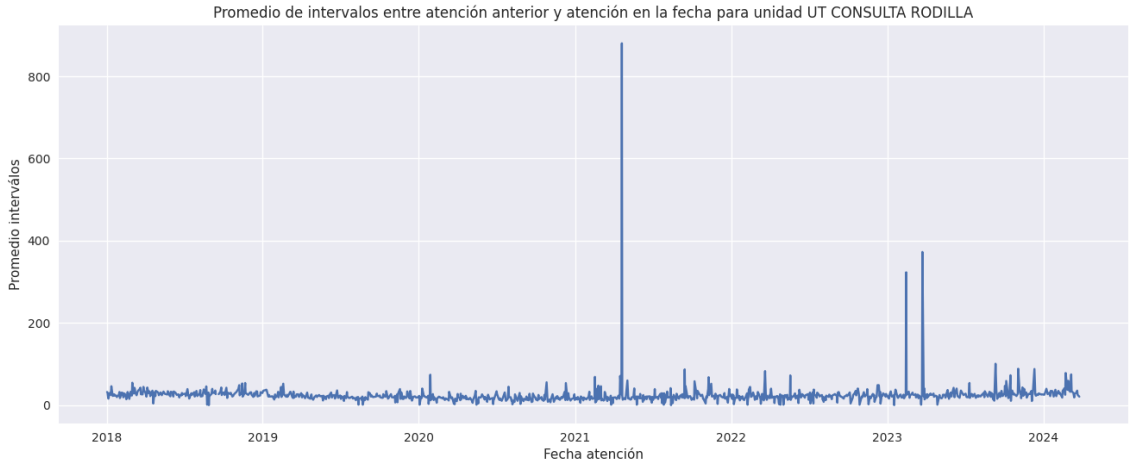


Figura 96: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Rodilla (7.75%, promedio 24 días).*

Detalle: Los tiempos de espera para esta UT son bastante estables constantes, con excepción de 3 outliers.

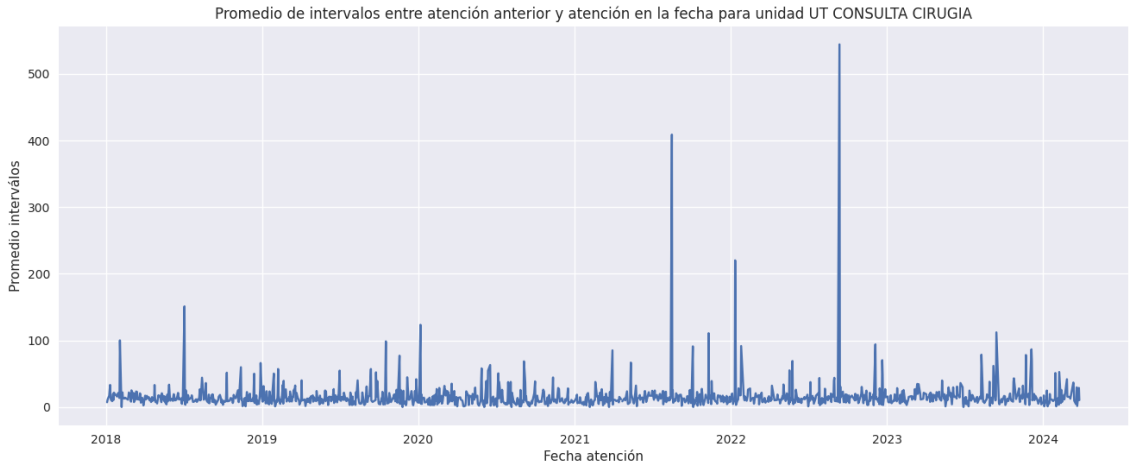


Figura 97: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Cirugía (1.57%, promedio 15 días).*

Detalle: El análisis es similar al anterior.

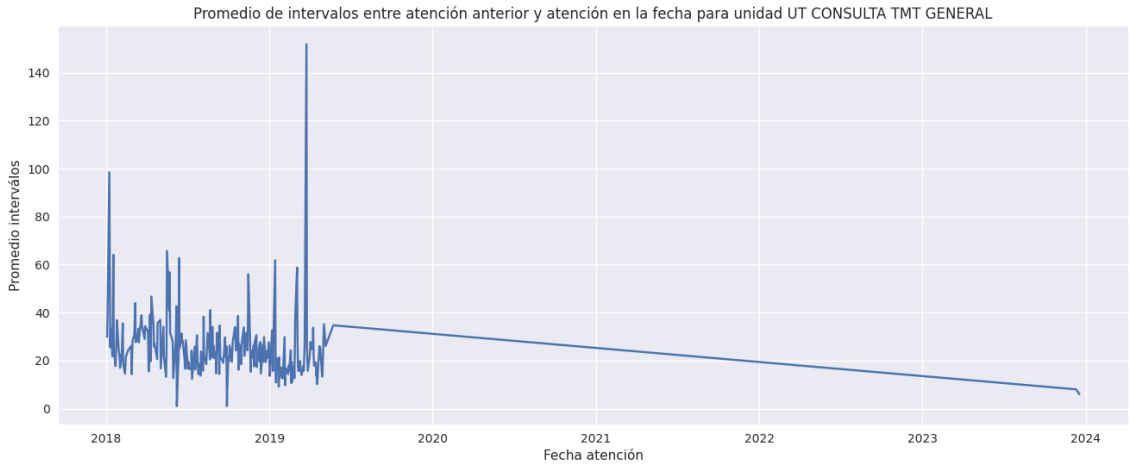


Figura 98: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Traumatología General (0.92%, promedio 24 días).*

Detalle: Esta UT parece haber dejado de realizar atenciones a partir del segundo tercio del 2019, para volver a tener observaciones a finales de 2023. Es probable que se estén usando otras clasificaciones de UT para estas atenciones.

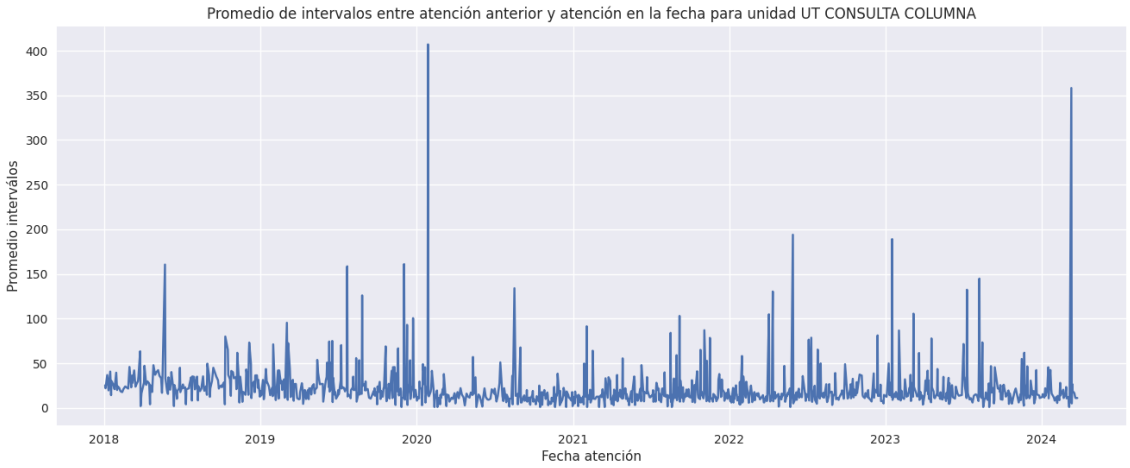


Figura 99: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Columna (2.11%, promedio 22 días).*

Detalle: Esta UT es similar a otras que se han visto, cotas superior e inferior más menos constantes con outliers notables. Ésta, eso sí, tiene más outliers que otras.

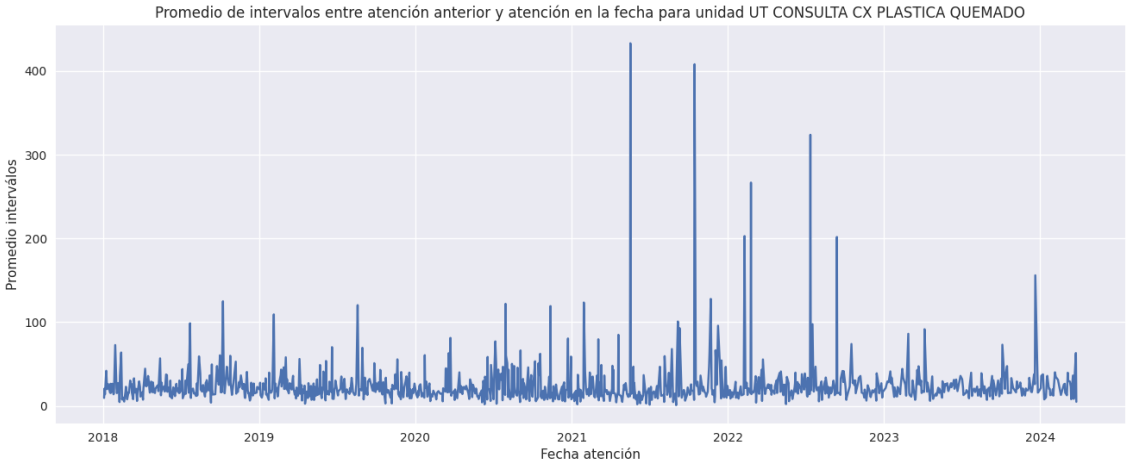


Figura 100: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Cirugía Plástica Quemado (2.49%, promedio 23 días).*

Detalle: Análisis similar al anterior.

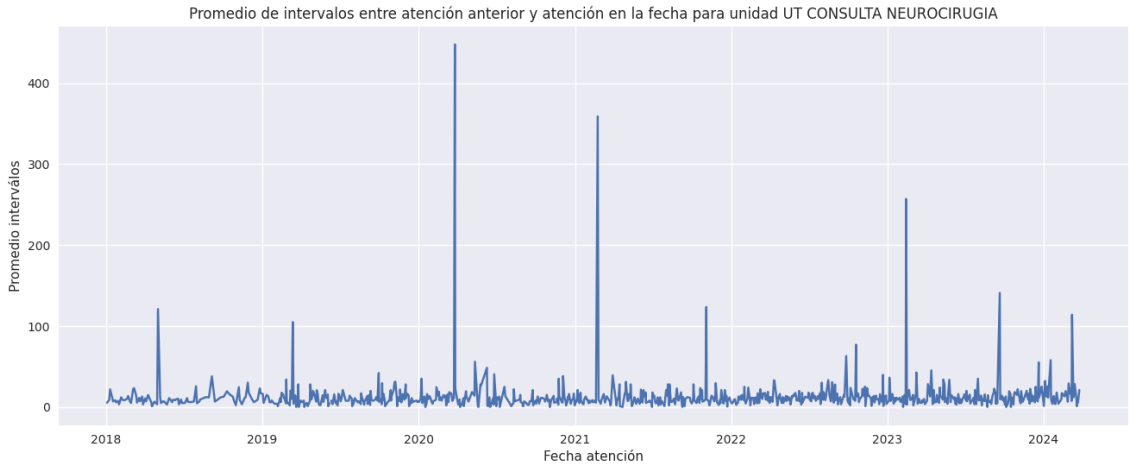


Figura 101: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Neurocirugía (0.72%, promedio 12 días).*

Detalle: Análisis similar al anterior. Es probable que los outliers se deban a condiciones inherentes de las patologías neurológicas de los pacientes.

Figura 102: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Anestesiología (0.00%, promedio 6 días).*

Detalle: Esta UT tiene sólo 5 observaciones, no se puede aseverar nada.

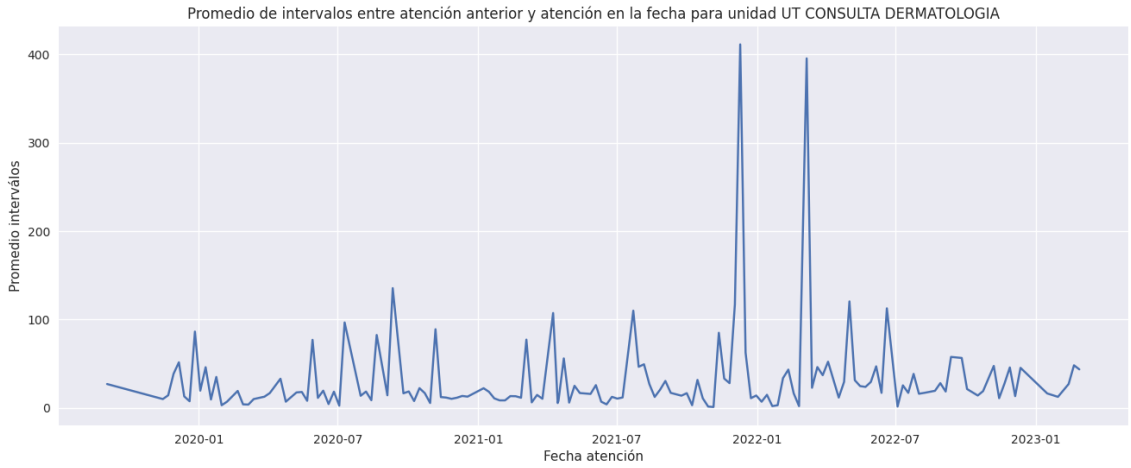


Figura 103: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Dermatología (0.1%, promedio 32 días).*

Detalle: Esta UT tiene pocas observaciones, las cuales son muy variables entre si.

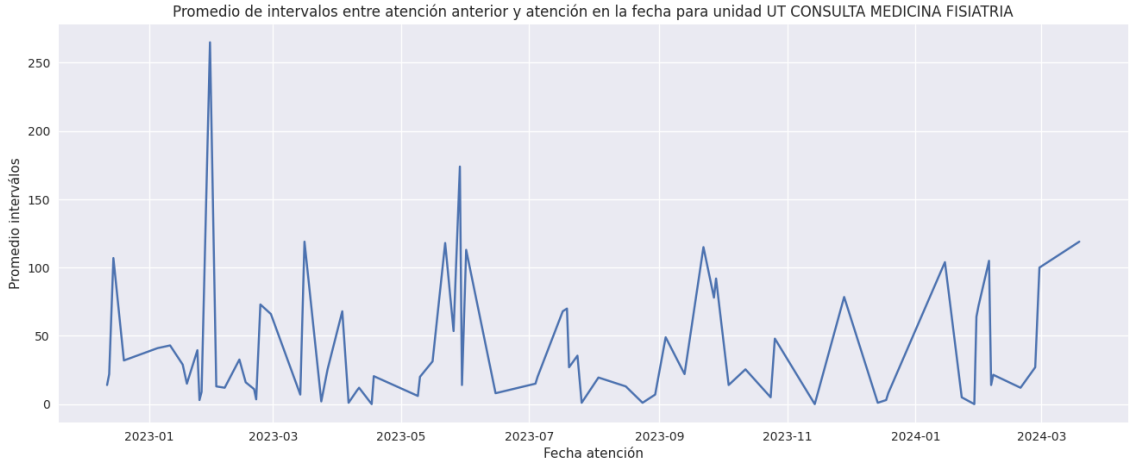


Figura 104: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Medicina Fisiatría (0.02%, promedio 39 días).*

Detalle: Análisis similar al anterior.

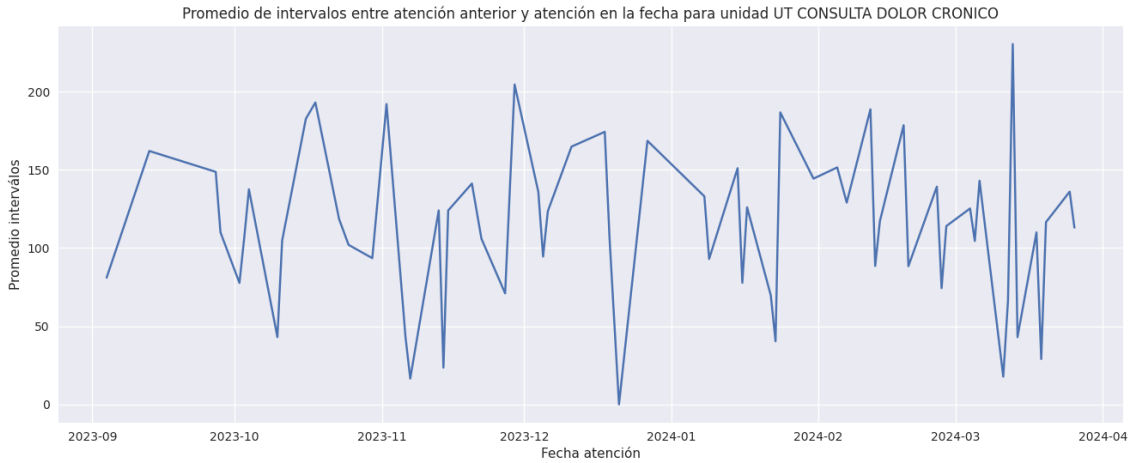


Figura 105: *Promedio de la cantidad de días transcurridos entre la consulta anterior y la actual para la UT de Dolor Crónico (0.05%, promedio 122 días).*

Detalle: Análisis similar al anterior pero con variabilidad mayor.

VII.1.2 EDA de la Urgencia

Para a las atenciones en Urgencias del HT, se utilizan en conjunto las bases bt_movimientos_fucyt y tickets_atencion_ambulatoria_fucyt.

En el caso de la base de tickets tickets_atencion_ambulatoria_fucyt, esta consiste de registros de operaciones indexados a tickets de los distintos usuarios dentro del sistema. La primera vez que ingresa un usuario al sistema se le asigna un ticket único, el cual no cambia durante toda su estancia. Este ticket sirve para determinar el momento de ingreso de un paciente al sistema, en particular para saber cuando ingresa a Urgencias. Por otro lado, la base de movimientos bt_movimientos_fucyt no fue analizada.

Para tener una descripción completa de los casos se debiere realizar un cruce de ambas bases. Si bien este proceso será ilustrado en el próximo informe, a continuación se muestran análisis para cada base por separado.

Resumen de la base de datos de los ingresos a Urgencia

La base tickets_atencion_ambulatoria_fucyt, cuenta con 57.837.790 observaciones y del total de observaciones, sólo 6.198.433 están asociadas a Urgencias, las cuales se obtienen al filtrar por la columna agencia, con el valor "Hospital del Trabajador".

La serie de tiempo de la Urgencia

El análisis de la serie de tiempo se centra en las atenciones de urgencia registradas, con un enfoque particular en la variabilidad y tendencias a lo largo del tiempo. Para facilitar una comprensión más clara de los patrones y comportamientos subyacentes en los datos, estos fueron agregados y organizados por días y horas. Este formato de agregación es esencial para realizar un análisis de descomposición efectivo, permitiendo desglosar la serie de tiempo en sus componentes estacionales, tendencias y residuos, facilitando así una evaluación más detallada y una interpretación más precisa de las dinámicas temporales en las atenciones de urgencia del hospital.

1. Agregación diaria:

Lo primero que se puede inferir al hacer una agregación de tiempo por días es la existencia de estacionalidad en los datos debido a la variación de cantidad de atenciones los fines de semana.

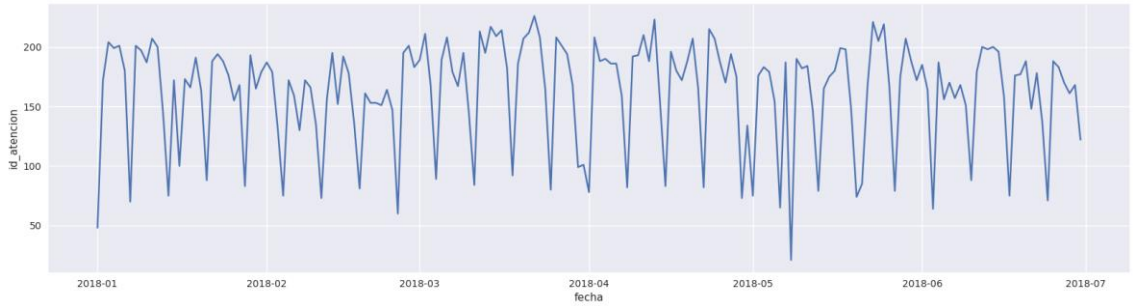


Figura 106: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias por día (2018)*

Si vemos los gráficos de distribución acumulada filtrando por días de la semana, feriados, meses y años podemos observar que la cantidad de atenciones es menor los fines de semana, feriados y para los años de pandemia. Para el filtro mensual no se puede concluir nada en particular.

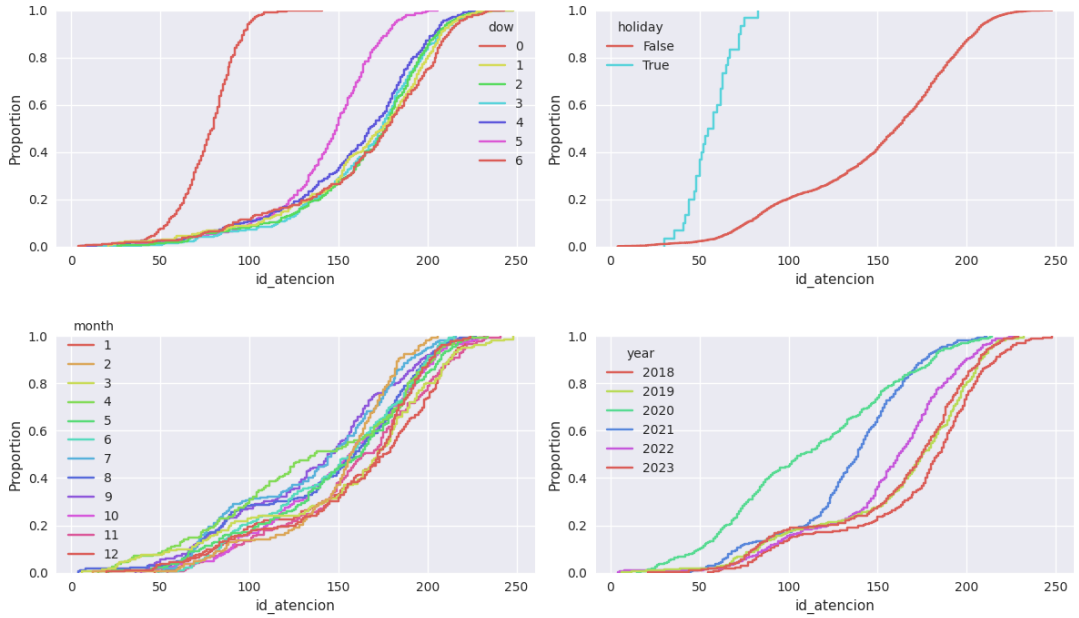


Figura 107: *Gráficos de distribución de probabilidad acumulada de la cantidad de atenciones en urgencias desglosadas por días de la semana, feriados, meses y años*

Por otro lado, si observamos la curva a lo largo de los años, existe una caída abrupta de esta en el periodo correspondiente a la pandemia en 2020-2021 y un comportamiento anómalo en comparación con otros años.

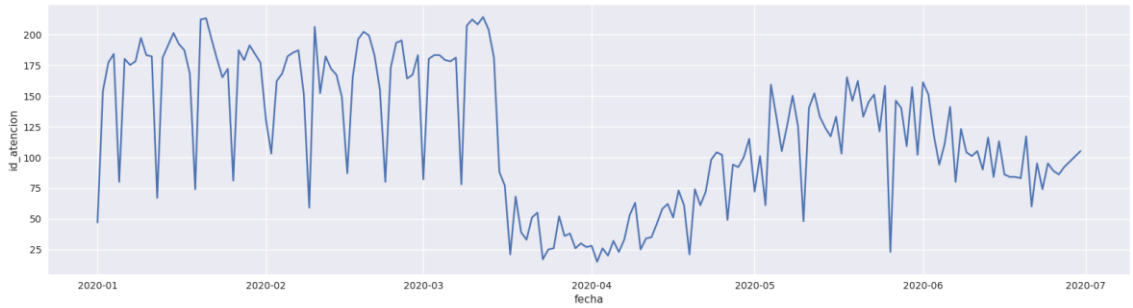


Figura 108: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias por día enero-junio 2020 (inicio COVID)*

2. Agregación por horas:

Al igual que en el caso anterior, al hacer la agregación de tiempo por horas se puede inferir la existencia de estacionalidad en los datos debido a la variación de cantidad de atenciones pero en este caso es por hora.

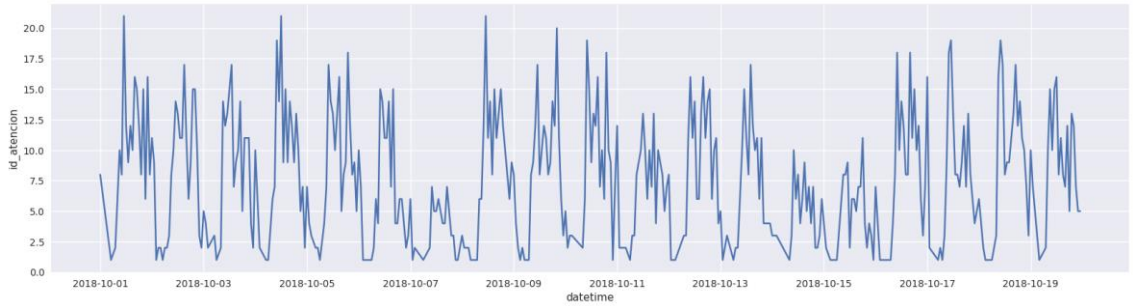


Figura 109: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias por hora (2018)*

La mayor cantidad de atenciones se ve en horas cercanas al medio día y la mayor caída de atenciones se da durante la noche.

Tendencia y estacionalidad de la serie de tiempo

Profundizamos en el análisis de las tendencias y patrones estacionales de las atenciones de urgencia en el "Hospital del Trabajador". Utilizamos la función 'decompose()' de Python, una herramienta poderosa del paquete 'statsmodels', que permite descomponer una serie de tiempo en sus componentes principales: tendencia, estacionalidad y residuo.

Este método de descomposición nos permite distinguir claramente entre las variaciones regulares atribuibles a la estacionalidad y las tendencias a largo plazo. Al desagregar los datos en estos componentes, podemos realizar una evaluación más precisa de cómo las fluctuaciones temporales afectan las operaciones del servicio de urgencias.

1. Agregación diaria:

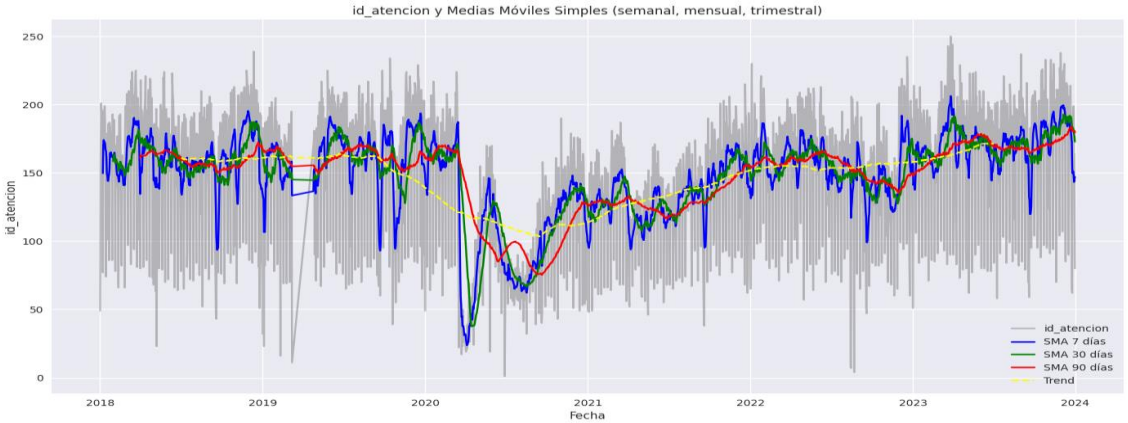


Figura 110: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias por día junto con la tendencia y las medias móviles semanales, mensuales y trimestrales. (2018-2014 act.)*

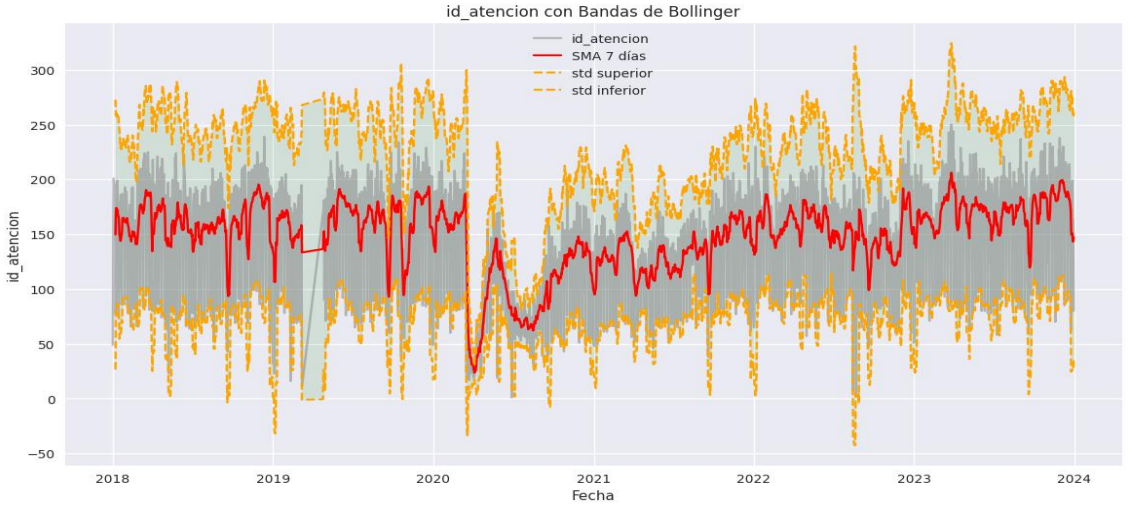


Figura 111: *Curva de media móvil de 7 días de atenciones diarias en urgencias con bandas de bollinger representando 2 veces la desviación estándar de los datos (2018-2014 act.)*

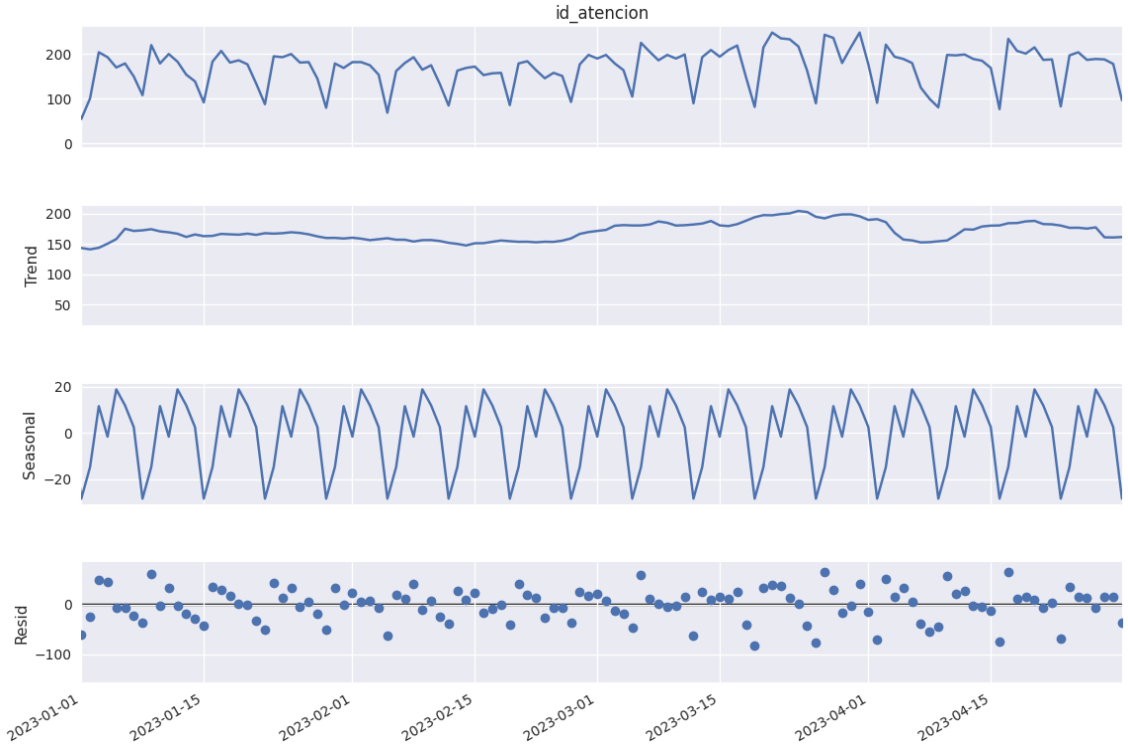


Figura 112: *Serie temporal de cantidad de atenciones diarias y su descomposición en los componentes de tendencia, estacionalidad y residuo. (2023)*

2. Agregación por hora:

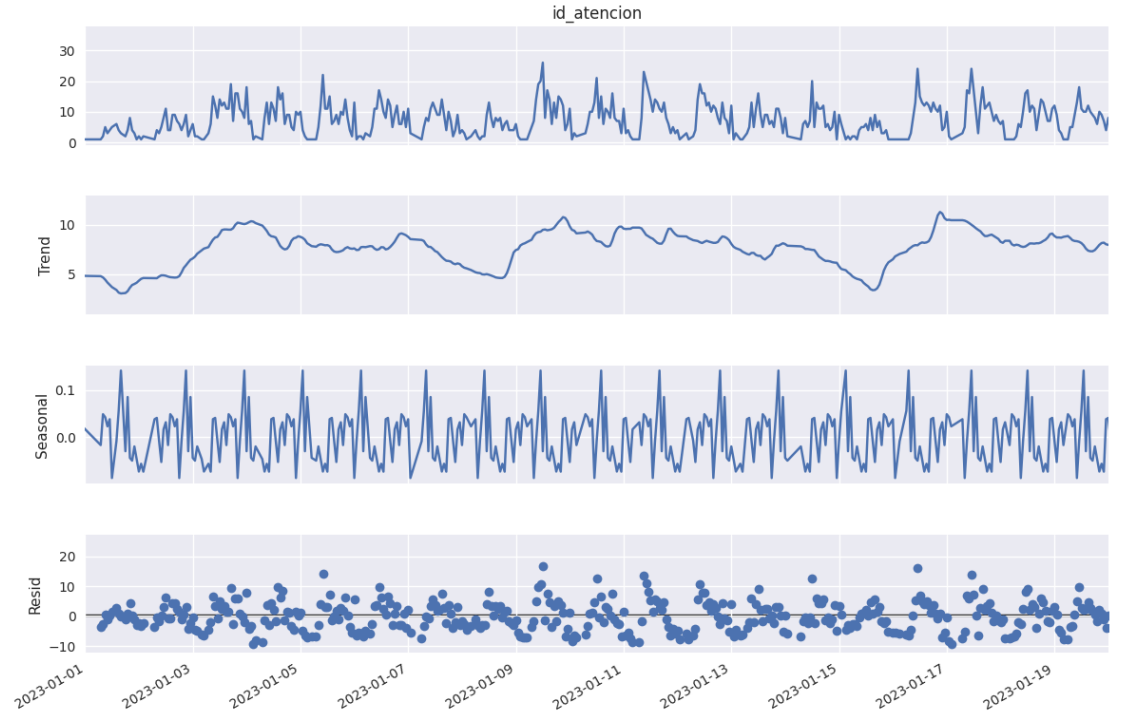


Figura 113: *Serie temporal de cantidad de atenciones por hora y su descomposición en los componentes de tendencia, estacionalidad y el residuo*

- Para este tipo de datos se observa que la tendencia a largo plazo tienden a mantenerse y raras veces las curvas de medias móviles presentan grandes diferencias (quiebre abrupto de la tendencia), para este caso en particular se observa un comportamiento anómalo en los años covid, especialmente al inicio.
- La caída de carga asistencial en las noches, fines de semana y festivos tiene gran influencia en la desviación estándar de los datos, para evitar malas interpretaciones de tendencia es mejor filtrar estos datos para el análisis ya que si se hace un filtro previo utilizando desviaciones estándar la mayoría de los datos filtrados serían de este conjunto.
- Un análisis ADF nos permite concluir que existe una estacionalidad clara en los datos: Dado que el valor p es esencialmente 0 y el estadístico ADF es mucho más negativo que cualquiera de los valores críticos para los niveles de confianza comunes (1%, 5%, y 10%), se tiene evidencia sólida para concluir que tu serie de tiempo es estacionaria de manera diaria y semanal.

Los meses

En primera instancia se realiza un análisis en busca de patrones o tendencias en la distribución de ingresos para los meses de los distintos años que se tienen registro.

Figura 114: *Conteo de ingresos en urgencias por mes y año (2018-2014 act.)*

- Se observa que en general los períodos de mayor ingresos corresponden a la época de final de año, teniendo una baja en Febrero, el cual presenta el menor promedio y menor desviación estándar, lo que se puede explicar por el período de vacaciones. Por otra parte, se puede observar que el ingreso de pacientes tiene una anomalía los meses de Marzo y Abril del 2019, los cuales necesitan un análisis de mayor profundidad con el equipo ACHS. Además, se observa una baja significativa el año 2020 durante los meses más álgidos de la pandemia de COVID-19, la cual aumenta paulatinamente los años posteriores hasta volver a valores previos del 2020. Como se mencionó, esto puede explicarse debido a las consecuencias ocasionadas por el COVID-19 y las medidas restrictivas que tuvieron consecuencias en movilidad de las personas y la productividad de las diferentes industrias, como la cuarentena y la instauración del trabajo remoto (en aquellas industrias y cargos cuya naturaleza lo hacía factible) que impactó en que la gente ya no saliera de sus casas. A medida que las restricciones fueron levantándose los trabajadores fueron retomando las rutinas que tenían.

Los días de la semana

Luego se procede a analizar en un nivel más detallado, a nivel de horas según días de la semana. Para no introducir sesgo en el análisis, se hará la diferencia según los períodos de COVID. De acuerdo a lo conversado con el equipo, se considera que el rango de años 2020 a 2021 es el período COVID, donde las fechas anteriores a este rango corresponden al período Pre COVID y los posteriores a los Post COVID. Las 3 figuras que se muestran a continuación corresponden al análisis por hora para cada día de la semana para cada uno de los períodos descritos.

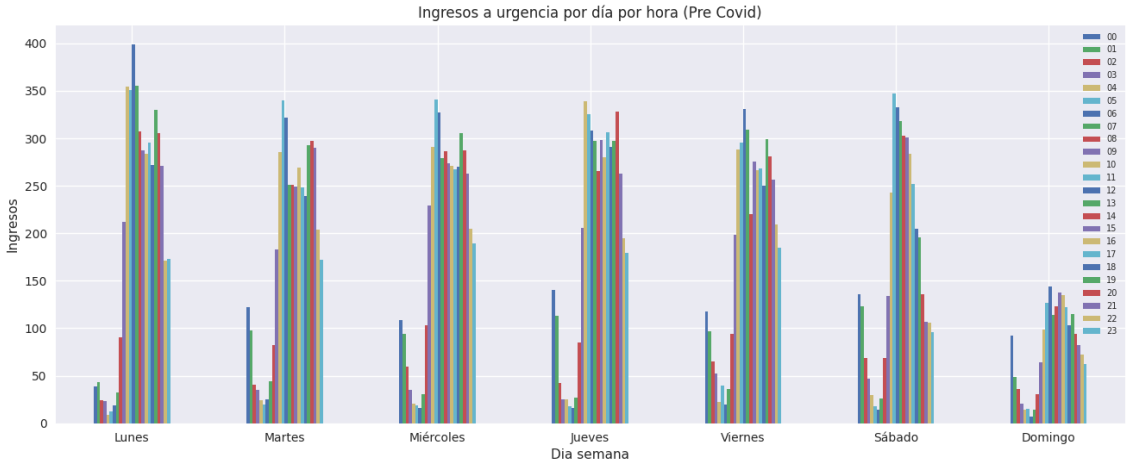


Figura 115: *Conteo de ingresos en urgencias por hora y días de la semana pre-COVID (2018-2019)*

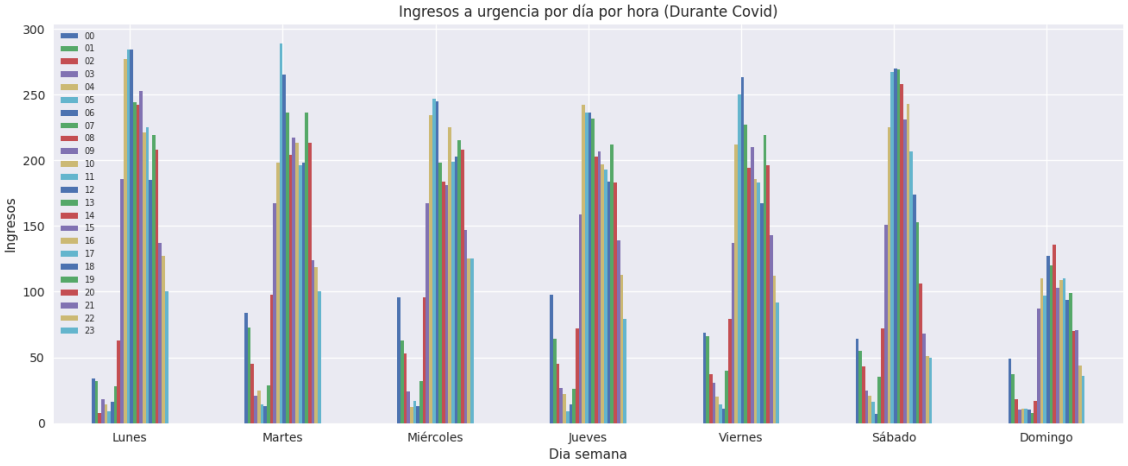


Figura 116: *Conteo de ingresos en urgencias por hora y días de la semana COVID (2020-2021)*

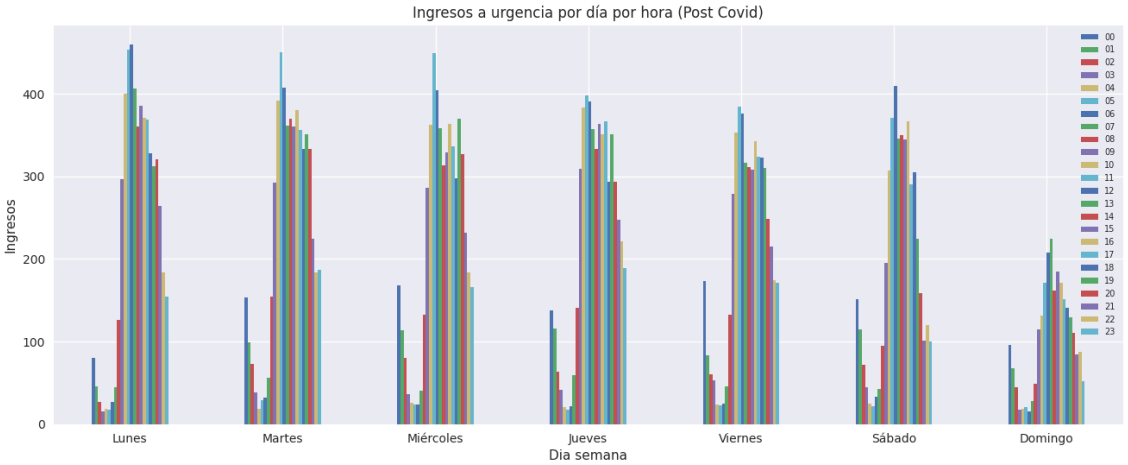


Figura 117: *Conteo de ingresos en urgencias por hora y días de la semana post-COVID (2022-2024 act.)*

- A partir de la distribución de los días de semana para los 3 casos se observa un comportamiento muy similar los días lunes a sábado: hay un mínimo de ingresos registrados entre las 4-5 am que va aumentando de manera abrupta posterior a las 8-9 am, que son las horas que los trabajadores típicamente entran a trabajar. Luego se llega a un máximo cerca del mediodía y luego baja manteniéndose en un nivel similar durante la tarde hasta aproximadamente las 7 pm para luego bajar abruptamente. En el caso del día sábado, este último tramo que se mantiene similar posterior al almuerzo baja a partir de las 14 hrs, ya que por lo general la gente que trabaja este día lo hace solo media jornada.

- En el caso del domingo la distribución tiene un nivel más activo durante la tarde, pero con un número de ingresos mucho menor comparado con los demás días, lo que se debe a que por lo general este es el día de descanso y la mayoría de las industrias no trabaja, por lo que las observaciones de ese día deben ser de aquellos trabajadores que trabajan por turnos o aquellas industrias con jornadas especiales que incluyen el domingo.

- Se observa que la cantidad de ingresos en el período COVID es menor que los períodos Pre y Post Covid, lo que se debe a que la gente salía menos de sus casas al trabajo debido a las restricciones de movilidad que fueron mencionadas anteriormente.

Las horas del día

Otra forma de observar lo que se mostró en la sección anterior, es graficar las horas del día en el eje *x* y utilizar los días de la semana como columnas. Como se mencionó que no se apreciaron diferencias significativas en los períodos pre, durante y post covid, más allá que la cantidad de visitas (lo que era esperado), la figura a continuación muestra en análisis para todo el período estudiado en conjunto. Esto se hace con el fin de apreciar más evidentemente si existe estacionalidad en las horas del día.

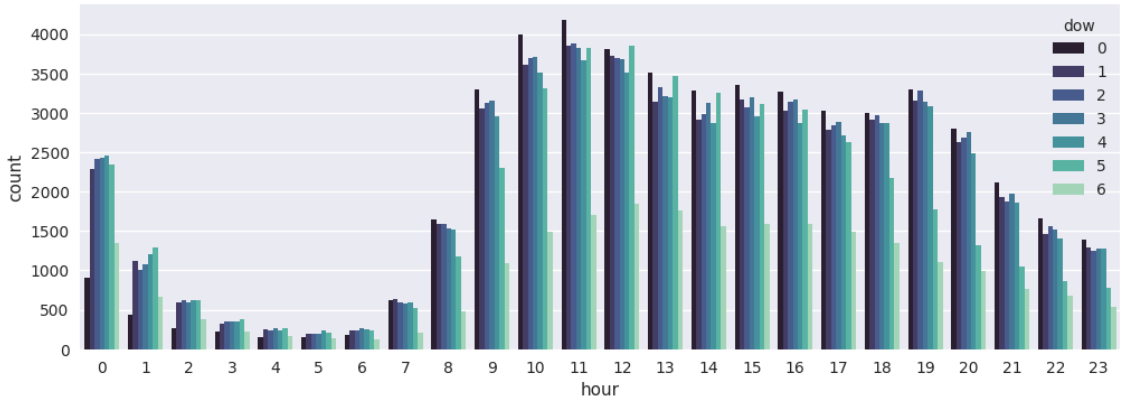


Figura 118: *Cantidad de atenciones en urgencias por hora desglosadas por días de la semana (2018-2014 act.)*

De hecho, y tal como se apreciaba en las figuras anteriores, para todos los días de la semana las visitas a Urgencia comienzan

con peak a las 00 que decae paulatinamente hasta alcanzar un mínimo en las horas de sueño comunes, y comenzar a crecer nuevamente a medida que las horas de traslado al lugar de trabajo comienzan. Las horas de la mañana, sobre todo para los días lunes, son las más demandadas, para luego comenzar a bajar y tener un pequeño peak a las 19:00 horas, que probablemente se debe a la hora habitual de retorno al hogar. Como es de esperar, durante la jornada diurna habitual es donde se mantiene una alta demanda de atención.

Análisis de categorización

Los servicios de urgencia categorizan a sus pacientes según gravedad de las patologías o las causas por las cuales se presentan en dicha unidad. Es una categorización que permite establecer el nivel de prioridad que el paciente tiene para ser atendido. Esta categorización va de la C1 hasta la C5, donde C1 son los pacientes de extrema prioridad (generalmente riesgo de muerte) y los C5 son aquellos que no tienen ninguna prioridad (generalmente malestares que podrían ser atendidos en otro momento en un centro de atención primaria).

El filtro de categorización del tipo de atención no solo ayuda a identificar patrones y tendencias específicas dentro de cada categoría, sino que también permite a los administradores y personal médico a ajustar recursos, mejorar la planificación estratégica y optimizar la calidad del servicio ofrecido. En otras palabras, conocer cómo distribuye la cantidad de pacientes de cada categoría puede ayudar a entregar un servicio oportuno y reducir los tiempos de espera, sobre todo de aquellos pacientes con peor prioridad. Las dos figuras siguientes muestran la tendencia de la serie de tiempo para cada una de las categorías, donde la Figura x muestra la serie de tiempo completa, mientras que la Figura x+1 muestra la curva suavizada.

Figura 119: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias desglosada por categorización de llegada del paciente (2018-2014*

act.) (C1 - amarillo, C2 - morado, C3 - rojo, C4 - verde y C5 - azul)

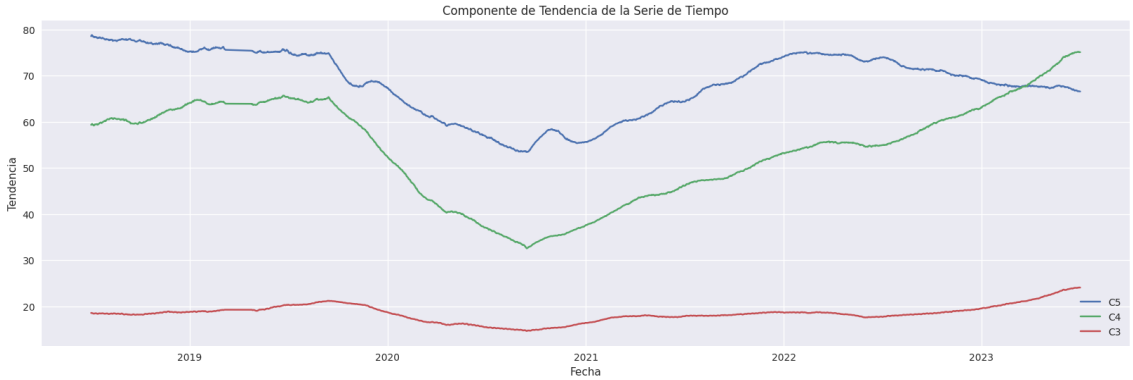


Figura 120: *Curva suavizada de cantidad de atenciones en urgencias desglosada por categorización de llegada del paciente sin considerar C1 y C2.*

Como era de esperar, las categorías de mayor gravedad, C1 y C2, son muy poco representativas del total de atenciones de la urgencia, representando en conjunto un promedio de 1.78% (± 0.9%) del total de atenciones diarias. C3, por su parte, es una serie bastante estable en el tiempo, es decir, no sufre caídas ni peaks importantes a lo largo de todo el período estudiado, y representa el 11.7% (± 5.4%) de atenciones diarias en promedio.

Sin embargo, C4 y C5, que son las categorías de menor gravedad, representan la mayoría de las atenciones de urgencia. Respectivamente, cada una de ellas representa 34.5% (± 14.7%) y 42.5% (± 14.9%) en promedio de las atenciones diarias, y a la vez son las que sufren de mayor variabilidad en la serie. De hecho, a fines de 2023 estas series que históricamente habían sido "paralelas" (C5 siempre eran más atenciones que C4), se cruzaron e invirtieron su representatividad. Este cambio se comienza a mostrar a mediados de 2022 donde las series dejan de ser pseudo paralelas, y C4 comienza a crecer hasta pasar a C5 en la fecha mencionada. Este cambio puede deberse a un cambio epidemiológico en las patologías de consulta de urgencia o más probablemente, a un cambio en la categorización de ambos tipos de pacientes.

Análisis de estacionalidad para diferentes períodos según categorización

Para el siguiente análisis se agregaron en series temporales por hora de llegada a urgencias pero añadiendo el filtro de categorización por llegada (C1 a C5).

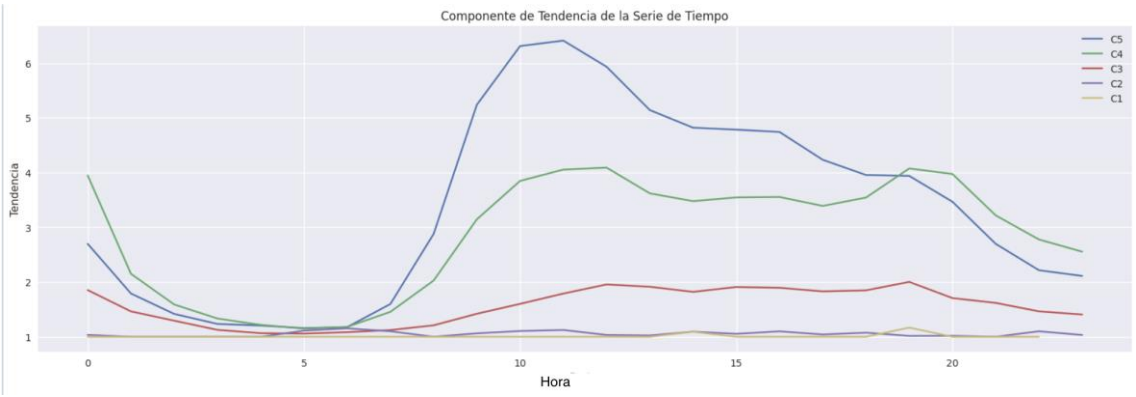


Figura 121: *Curva suavizada de cantidad de atenciones en urgencias según horas del día desglosada por categorización de llegada del paciente.*

Al descomponer las series de tiempo y promediar las llegadas se logra apreciar que para el caso de las categorizaciones C4, estas tienden a ser mayor que las C5 (la más frecuente) en horarios no laborales.

Análisis según causa de ingreso a la urgencia

Luego de estos análisis se hizo el cruce de datos de las tablas de `tickets_atencion_ambulatoria_fucyt` y `controles_fucyt` utilizando el bp del paciente. Esto con el fin de extraer la columna `TipoSiniestro` donde se detalla el tipo de accidente categorizado.

Dado que el bp del paciente es único y puede estar asociado a más de un accidente se utilizó la columna `Siniestro_FechaPresentacion` para eliminar los datos duplicados.

Figura 122: *Serie de tiempo de atenciones en urgencias según tipo de siniestro.*

Observaciones generales:

- La mayoría de las atenciones en urgencia están dominadas por las categorías "Trabajo", "Trayecto" y "No ley".

- Las fluctuaciones en la categoría "Trabajo" podrían estar relacionadas con variaciones estacionales o eventos específicos en el lugar de trabajo.
- Las categorías "Trayecto" y "No ley" muestran tendencias más estables, pero también tienen picos y caídas en ciertos momentos.

- Las otras categorías representan una proporción mucho menor de las atenciones y no muestran cambios significativos a lo largo del tiempo.

- Se puede observar un aumento significativo de las categorías "No ley" y "Enfermedad Profesional" justo al inicio del periodo COVID

A continuación, se muestra la llegada de estos siniestros según las horas del día, con el fin de encontrar alguna estacionalidad horaria.

Figura 123: *Curva de atenciones en urgencias según tipo de siniestro según horas del día.*

Para el caso de los promedios de llegada por hora se puede observar que en horarios laborales la categoría predominante es "Trabajo" y que la categoría "Trayecto" tiene forma de valle dado por los horarios de desplazamiento entre el horario laboral común (entre las 7 y 10 am tiene mayor promedio que la categoría "Trabajo"). Es interesante observar además, que los "Incidentes sin lesión" presentan picos marcados a la 1 y a las 4 am, donde surge la pregunta de si estos serán outliers, a eventos aislados, o realmente es un fenómeno que se repite. Finalmente, otra observación interesante es el fenómeno que ocurre con los siniestros "No ley", los cuales tienen su peak a las 10 am y van

disminuyendo paulatinamente a lo largo del día, lo que podría sugerir que existen más trabajadores que asisten en la mañana a la urgencia por casos que terminan no siendo laborales.

VII.1.3 Introducción de covariables

El uso de variables adicionales para este estudio presenta oportunidades para apoyar al proceso de predicción a partir del uso de datos complementarios. Tal como sugiere la literatura [5], es posible mejorar el poder predictivo de un modelo de series de tiempo considerando variables que puedan estar correlacionadas con la métrica a predecir, pudiendo incluso ser explicativas de algún fenómeno de interés para la serie. Por ejemplo, para el caso de la atención médica, es razonable plantear que los factores climáticos pueden incidir en la demanda de servicios de salud; las bajas temperaturas y las precipitaciones fomentan la aparición de cuadros broncopulmonares. Si bien es posible contemplar múltiples variables en un modelo, resulta importante considerar que no siempre poseen un impacto positivo. Puesto que la naturaleza de la variable a predecir puede no estar correlacionada con los datos adicionales a contemplar (los cuadros broncopulmonares, por ejemplo, no necesariamente están ligados a la salud ocupacional), pudiendo perjudicar en la precisión del modelo y los recursos necesarios para su ejecución.

Temperatura

La temperatura está estrechamente ligada a cambios estacionales y ambientales que pueden alterar los patrones de actividad en muchos sectores. Al modelar la temperatura como una covariable, podemos observar cómo las fluctuaciones térmicas contribuyen a las tendencias observadas en los datos, permitiendo ajustes más precisos para otros factores estacionales o irregulares. Los datos utilizados para esta covariable y las climáticas en general presentadas, corresponden a aquellas medidas en la estación meteorológica *Eulogio Sánchez, Tobalaba Ad.* [17] (la más cercana al HT) a lo largo del horizonte temporal.

CAA

Siguiendo el ejemplo de contemplar variables climáticas, el acercamiento para esta etapa del proyecto se basa en considerar la temperatura registrada para contrastarlo con las diferentes demandas del CAA. Las figuras a continuación presentan la relación entre el número de Controles e Ingresos respecto a la temperatura observada .

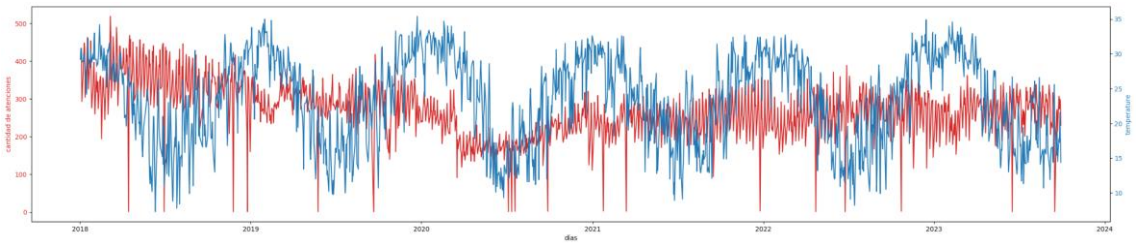


Figura 124: *Gráfico de Dispersión - Atenciones CAA y Temperatura (2018 - 2024 act.) (temperatura - azul, cantidad de atenciones - rojo)*

Analizando la figuras se tiene que no es posible identificar una correlación clara entre la demanda del CAA y la temperatura registrada. Es más, ambas series presentan una correlación de 0.0146, lo que corrobora la observación visual mencionada. A pesar que la intuición sugiere que las estaciones frías llevan asociadas un mayor número de atenciones médicas, la realidad resulta diferente al tomar en cuenta el carácter de las visitas en este servicio, la cual no se acota únicamente a padecimientos ocasionados por bajas temperaturas sino que a salud ocupacional que no necesariamente correlaciona con la salud general.

Urgencias

El caso de la urgencia podría ser distinto, debido a la exposición de ciertas ocupaciones a los elementos, lo que quizás podría ocasionar mayor cantidad de accidentes durante alguna estación.

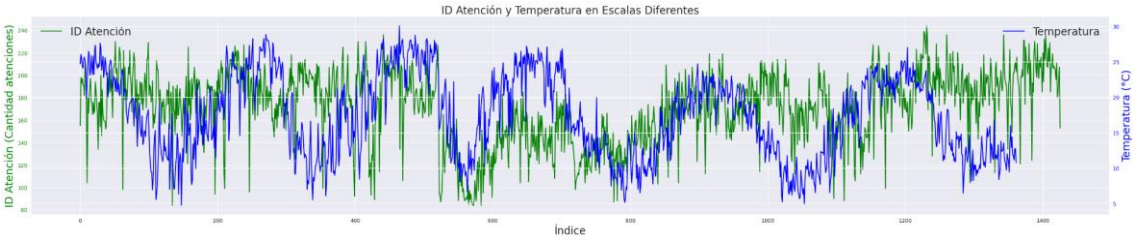


Figura 125: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias vs temperatura promedio diaria registrada (2018 - 2024 act.) (temperatura - azul, cantidad de atenciones - verde)*

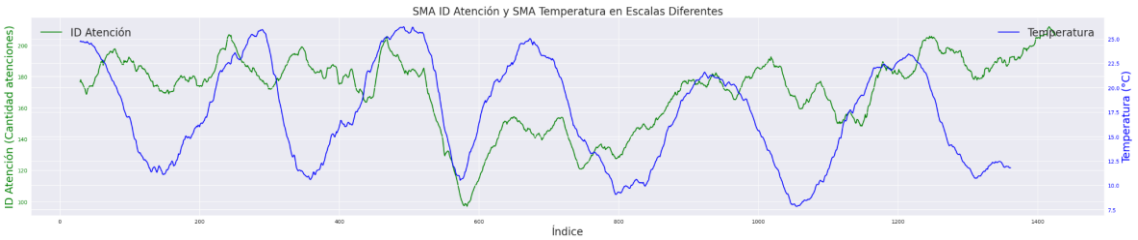


Figura 126: *Curva suavizada de cantidad de atenciones en urgencias vs temperatura promedio diaria (2018 - 2024 act.) (temperatura - azul, cantidad de atenciones - verde)*

Existen ciertos periodos donde el aumento de la temperatura que viene dado por las estaciones del año, viene acompañado por un aumento en la cantidad de ingresos a urgencias. La correlación de Pearson que existe entre ambas variables es cercana a 0.2 y sugiere que no existe una relación lineal entre las variables pero al observar los gráficos podemos ver cierta estacionalidad entre ambas.

Precipitaciones

La inclusión de las precipitaciones en el análisis de series de tiempo permite comprender cómo los eventos meteorológicos influyen en los patrones observados en los datos.

CAA

De forma complementaria a la temperatura, es posible considerar las precipitaciones en la zona metropolitana como elemento complementario a las llegadas al centro hospitalario, aludiendo a que las lluvias podrían fomentar enfermedades como también accidentes de tránsito con consecuencias a mediano plazo.

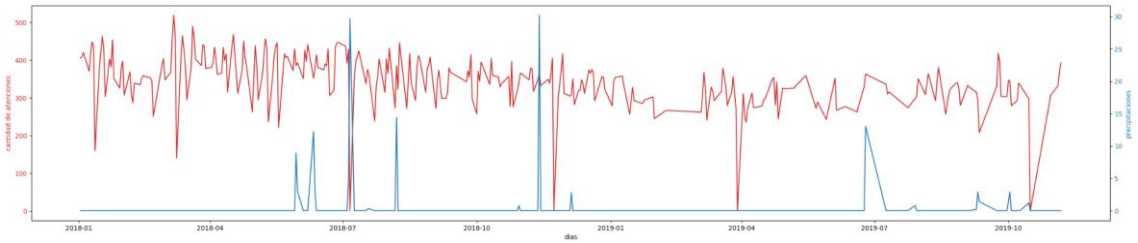


Figura 127: *Curva de cantidad de atenciones en CAA vs precipitaciones registradas (2018 - 2024 act.) (precipitaciones - azul, cantidad de atenciones - rojo)*

En la imagen anterior, no es posible establecer ningún tipo de correlación debido a las escasas precipitaciones que tiene la Región Metropolitana. La correlación de hecho, es de 0.0379, sugiriendo que las precipitaciones no son una covariable que aportaría a un modelo.

Urgencias

Para el caso de la urgencia en tanto, podemos plantear como hipótesis que las precipitaciones pueden afectar directamente el volumen de visitas a urgencias hospitalarias, ya que condiciones climáticas adversas a menudo aumentan la incidencia de accidentes y ciertas condiciones de salud.

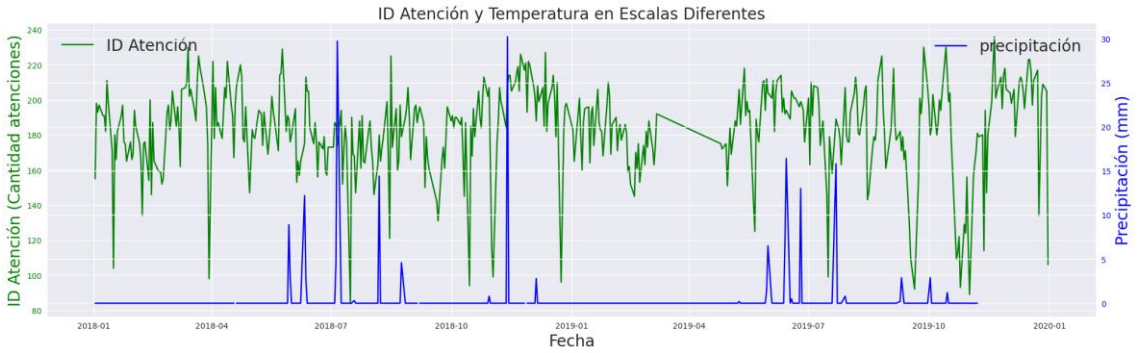


Figura 128: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias vs precipitaciones registradas (2018 - 2024 act.) (precipitación - azul, cantidad de atenciones - verde)*

El promedio de atenciones para días de lluvia es mayor en menos de un 8 % que en días sin lluvia y además presenta menos desviación. Pese a ello, debido a la baja cantidad de días que presentan precipitaciones al año y al desbalance que eso implica por la poca representatividad de estos casos, es preferible no utilizar esta variable en el modelo.

Material particulado

El material particulado (MP) es considerado como una covariable para el análisis debido a su conocido impacto sobre la salud pública y el medio ambiente. Este contaminante, compuesto por partículas finas y ultrafinas suspendidas en el aire, está asociado con una amplia gama de efectos adversos sobre la salud, incluyendo problemas respiratorios y cardiovasculares, lo cual podría influir en la frecuencia de las atenciones médicas.

CAA

Es difícil establecer una hipótesis para esta covariable y las atenciones del CAA, puesto que no es directo que la contaminación ambiental influya en la salud ocupacional. No así una industria que naturalmente se ve expuesta a contaminantes, lo cual sí tendría una influencia, aunque a mediano o largo plazo, en la salud ocupacional.

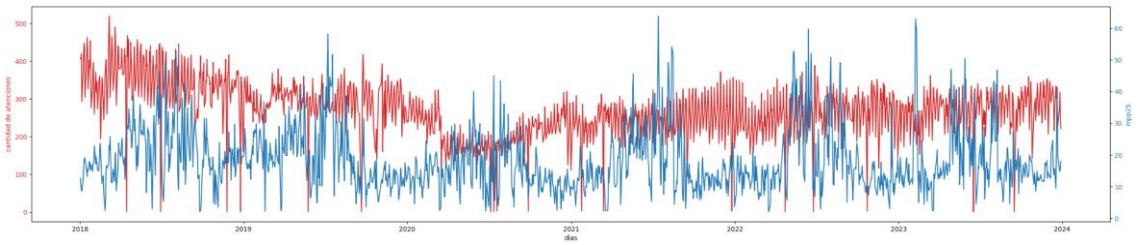


Figura 129: *Curva de cantidad de atenciones en CAA vs material particulado (2018 - 2024 act.) (MP - azul, cantidad de atenciones - rojo)*

Analizando la gráfica anterior, pareciera visualmente que existe una leve correlación negativa entre ambas series, lo que no tiene mucho sentido. La correlación de Pearson de 0.0804, por su parte, indica que no hay correlación relevante entre ambas variables, lo que era esperable.

Urgencias

Para el caso de la urgencias sí se podría tener la hipótesis de que a mayor material particulado, mayor demanda de urgencias. Sin embargo, al tratarse de salud ocupacional, esa relación tampoco es necesariamente tan directa.

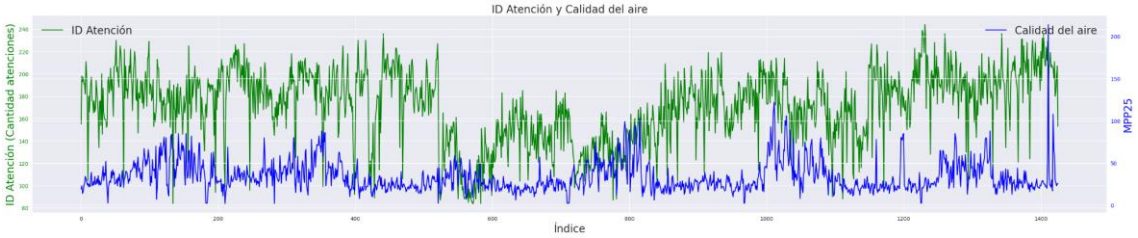


Figura 130: *Curva de cantidad de atenciones en urgencias vs material particulado (2018 - 2024 act.) (MP - azul, cantidad de atenciones - verde)*

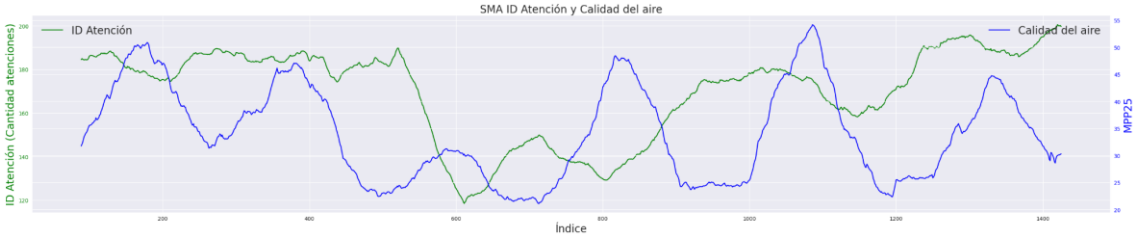


Figura 131: *Curva suavizada de cantidad de atenciones en urgencias vs material particulado (2018 - 2024 act.) (MP - azul, cantidad de atenciones - verde)*

Para el caso del material particulado 2.5 y 10 se observan correlaciones casi nulas con la cantidad de atenciones en urgencias (< 0.05) y una estacionalidad muy marcada dada por el aumento de este en los meses de otoño e invierno. Considerando que las enfermedades respiratorias a menudo se manifiestan después de cierto periodo y que los efectos de MP pueden no ser inmediatos, tal vez resulte conveniente evaluar utilizar un modelo que pueda capturar información de periodos anteriores para añadir esta variable. Otro enfoque para evaluar si existe correlación es poder filtrar si la llegada a urgencia se da por problemas / enfermedades respiratorias, pero actualmente no se tiene esa información disponible.

Desempleo y actividad económica

Por otro lado, resulta de interés contemplar variables económicas además de los factores climáticos presentados. En vista que el foco del HT está basado en atender padecimientos asociados al trabajo, resulta natural evaluar el nivel de desempleo y al índice mensual de actividad económica (IMACEC) como potenciales covariables, atribuyendo a que el número de padecimientos está ligada a la cantidad de personas trabajando y a la actividad de los distintos sectores económicos. En ambos casos, las métricas presentadas son extraídas del portal "Mindicador" [18], el cual recopila y dispone distintos indicadores económicos de Chile de forma gratuita en pos del desarrollo computacional.

La tasa de desempleo es un indicador crucial de la salud económica y puede tener efectos directos e indirectos sobre la salud física y mental de los individuos. Podemos plantear como hipótesis que un aumento en el desempleo a menudo se puede correlacionar con aumentos en el estrés, la ansiedad y otras condiciones de salud mental, que podrían llevar a un incremento en la demanda de servicios de urgencia. Sin embargo, por otro lado, el aumento del desempleo puede llevar consigo una disminución de la cantidad de trabajadores asegurados en ACHS, por lo tanto, una baja en la demanda. Además, el desempleo puede afectar el acceso a servicios de salud preventiva y a seguros médicos, lo que potencialmente incrementa la necesidad de utilizar servicios de urgencia cuando las condiciones de salud empeoran.

Por otro lado, el IMACEC, que refleja la actividad económica general del país, proporciona un panorama de la situación económica más amplia que podría influir en los patrones de enfermedades y en el uso de servicios de salud.

CAA

Se plantea la hipótesis que a mayor desempleo, menos trabajadores, por lo tanto, menos usuarios que usen la red ACHS para tratar sus patologías en el CAA.

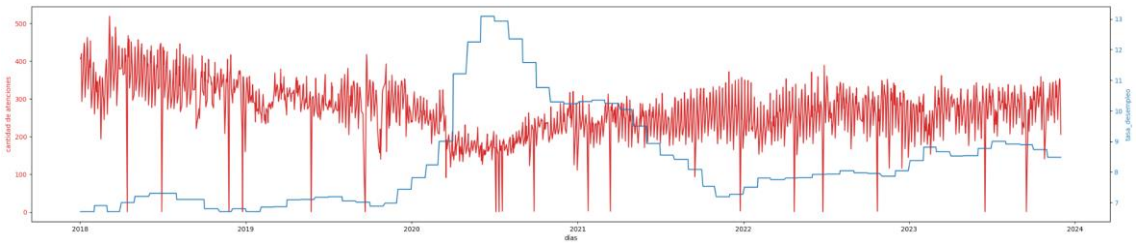


Figura 132: *Curvas escaladas de cantidad de atenciones en CAA vs tasa de desempleo mensual (2018 - 2024 act.) (desempleo - azul, cantidad de atenciones - rojo)*

La figura 88 muestra evidentemente una correlación negativa entre ambas series, comprobando así la hipótesis planteada. Por supuesto, el año 2020 es un año excepcional donde, a pesar que el desempleo aumenta de forma considerable, las atenciones no disminuyen en la misma proporción, lo cual se puede deber a la continuación de tratamiento de quienes ya estaban en control. Finalmente, la correlación de Pearson de -0.556 comprueba numéricamente esta correlación observada.

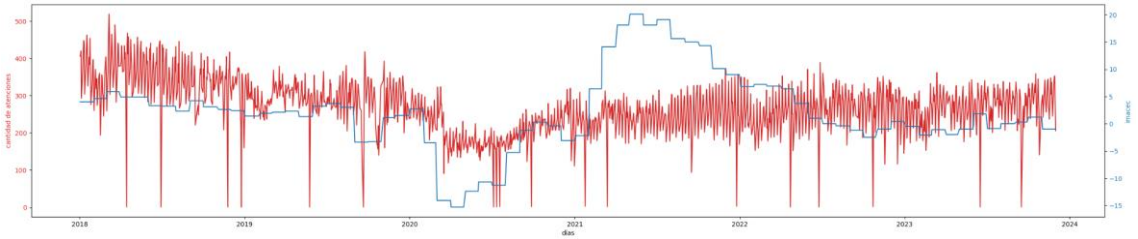


Figura 133: *Curvas escaladas de cantidad de atenciones en CAA vs IMACEC mensual (2018 - 2024 act.) (IMACEC - azul, cantidad de atenciones - rojo)*

El IMACEC por su lado, parece tener una correlación positiva distinta de cero, pero que de todas maneras no es representativa cuando esta serie sufre cambios bruscos (valle de 2020 y peak de 2021). Efectivamente ambas series tienen una correlación de 0.195, lo cual es interesante.

Urgencias

Para la urgencia, la hipótesis es similar, donde si hay más desempleo, hay menos asegurados, por lo tanto, menos accidentes laborales.

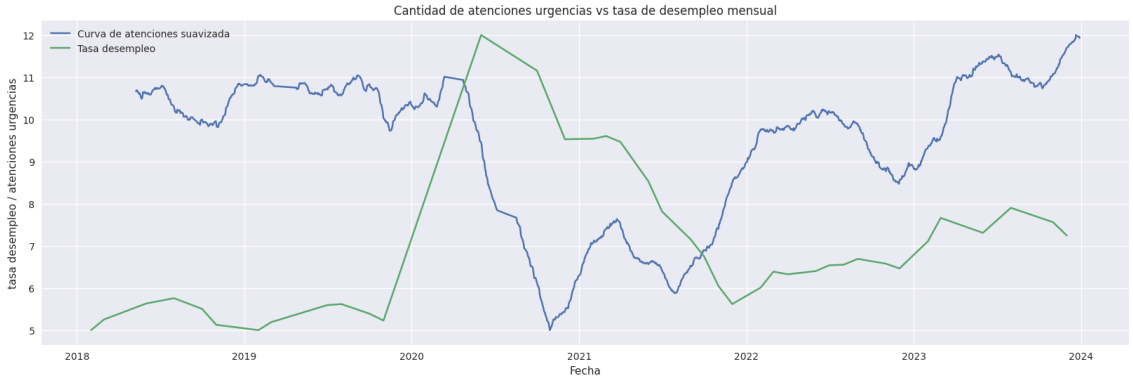


Figura 134: *Curvas escaladas de cantidad de atenciones en urgencias vs tasa de desempleo mensual (2018 - 2024 act.) (desempleo - azul, cantidad de atenciones - verde)*

Como se observa en el gráfico anterior, las curvas de cantidad de atenciones en urgencias y tasa de desempleo tienden a seguir una tendencia similar y existe una correlación leve de 0.2 sin contar los años COVID. Por otro lado, para estos años (2020 y 2021) la correlación se invierte y se intensifica. Por lo tanto, para la serie de urgencias la intuición no concuerda con lo que muestran los datos.

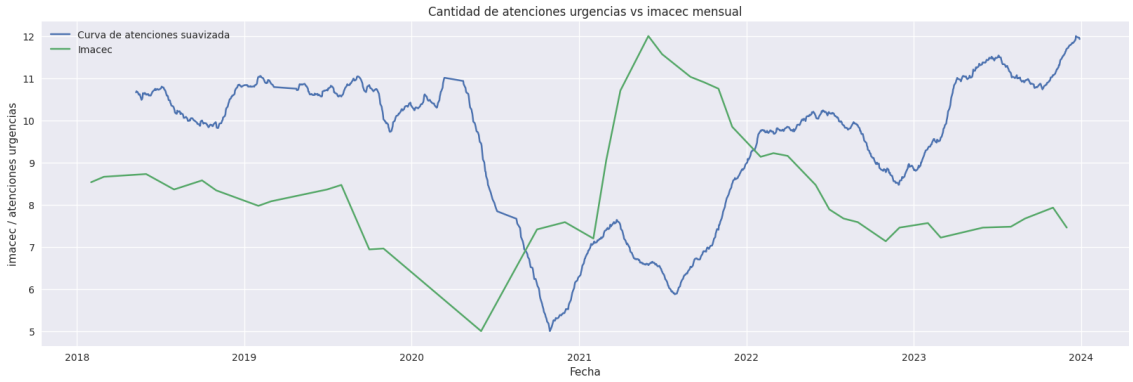


Figura 135: *Curvas escaladas de cantidad de atenciones en urgencias vs IMACEC mensual (2018 - 2024 act.) (IMACEC - azul, cantidad de atenciones - verde)*

Para el IMACEC ocurre algo similar. Sin embargo, la correlación es menor y también se invierte para los años COVID. Por lo tanto, no es recomendable utilizar esta covariable en los modelos a desarrollar.

VII.1.4 Definición de fuentes de datos

A partir del análisis realizado en la sección 5.1 podemos definir en esa primera iteración de análisis, que se utilizará las 3 bases de datos proporcionadas para los modelos, así como también algunas covariables que mostraron tener injerencia sobre las series de tiempo.

Para el CAA se propone realizar una estimación de demanda mensual y no más desagregada como semanal o diaria, puesto que si se estima de forma más fina, se puede introducir sesgo ya que no es evidente que las estacionalidades encontradas para esos niveles de agregación sean debido a la demanda en sí o más bien debido a la oferta (es decir, que la cantidad de atenciones cada día y cada semana estén dadas por la cantidad de horas y especialistas previamente contratados). Para poder incorporar los años de COVID a la estimación, se propone incorporar alguna normalización, como por ejemplo, multiplicar las atenciones durante el período anómalo por alguna constante.

Se propone hacer pruebas de modelos donde se controle según unidad de tratamiento (UO_TratamientoDesc) o agencia de origen (Agencia_Anterior), para ver si los pocos patrones diferenciadores de la demanda encontrados logran hacer alguna diferencia en la calidad de estos modelos. El foco debería centrarse en aquellos grupos con mayor cantidad de demanda, por lo que si controlar según estas variables no mejora la predicción de estos subgrupos, no debería mantenerse. Otra opción es generar modelos distintos para cada uno de estos subgrupos, sin embargo, es crucial que una separación de este tipo no genere conflictos con el proceso posterior de calendarización.

Para el caso de la urgencia, se propone hacer una estimación más desagregada que para el CAA, donde sí es factible estimar la demanda a nivel horario para cada día de la semana. De forma similar al CAA, se propone también estimar la demanda según gravedad de los pacientes, principalmente para las clasificaciones C3-C5 que son las más frecuentes.

Sobre la introducción de covariables climáticas para mejorar la predicción, se incluirá la temperatura y material particulado. Aunque el análisis realizado y sus resultados no fueron muy concluyentes, es posible que algunas variables climáticas tengan efectos retardados o anticipados sobre la variable objetivo, los cuales no fueron capturados en el Análisis Exploratorio de Datos (EDA) de este informe. El objetivo principal es evaluar si los modelos pueden identificar y capturar la relación entre estas variables exógenas y la variable que se busca predecir.

De las variables económicas, se propone incorporar el desempleo para ambas series ya que demostró ser una variable con una alta correlación, y por lo tanto, se podría suponer que tendría un poder predictivo distinto a cero. El IMACEC, por su parte, se propone no considerar debido a la naturaleza extrema que tiene la serie en dos períodos concretos de tiempo (valle y peak), que podría sesgar las estimaciones.

VII.1.5 Definición de foco del caso de uso

El usuario principal de estas herramientas a desarrollar son los gestores de demanda de cada unidad. Por el lado del CAA se tiene la central de derivación de pacientes, la cual recibe las demandas de atenciones y agenda las horas para cada paciente. Por el lado de la urgencia, tenemos a quien se encarga de establecer cuánto personal debe estar disponible para cada turno; incluso, un usuario podría ser el jefe médico y de enfermería de la unidad, quienes podrían redistribuir *in situ* la cantidad de profesionales dedicados a cada tipo de paciente.

Para ambos usuarios, se incorporará un módulo a SAP o a la plataforma que utilicen, que le prediga cuántos profesionales necesitaría para suplir la demanda estimada. Para ambas unidades se esperaría poder extraer los datos de covariables de forma automática, así como conectar con los datos históricos usados para hacer la predicción. Este módulo no sólo entregará el número estimado de demanda para, idealmente, cada especialidad factible en el caso del CAA, y de cada tipo de clasificación de gravedad de urgencia en el caso de la urgencia, sino que además la cantidad necesaria de profesionales para suplir esa demanda en base a la optimización del recurso hora-médica.

Esta herramienta sería usada de forma mensual para ambas unidades, con la posibilidad de corroborar información diariamente para el caso de la urgencia.

VII.2 Predicción de demanda para la Urgencia y el CAA

VII.2.1 Comparación y selección de modelos de predicción de demanda para la Urgencia

A continuación se muestran los resultados obtenidos para cada modelo, así como las diferentes asunciones y consideraciones que se tomó para cada uno.

La periodicidad escogida para la predicción de demanda fue semanal, diaria y horaria, dada las tendencias observadas en el EDA, cantidad de datos disponibles, y la naturaleza de la demanda para una urgencia: La demanda es diferente para cada hora y cada día, siendo, guardando las restricciones de cada temporalidad, aleatoria.

VII.2.1.1 Modelos para la Urgencia por completo

Se comenzó probando los modelos más sencillos y se fueron complejizando a medida que se obtenían resultados. A continuación se muestran los resultados para cada modelo probado para la Urgencia por completo. Cabe destacar que para esta unidad, como el enfoque que se tomó fue llegar a predecir la unidad de tiempo más pequeña: horas, es que no se incluye la métrica de MAPE, ya que como se dijo, esta métrica sobredimensiona el error en particiones temporales con pocas observaciones, que es el caso de las horas, y finalmente, hace a los modelos poco comparables.

VII.2.1.1.1 Modelo 1 - ARIMA

En la fase de pruebas del modelo ARIMA, se realizaron experimentos utilizando dos particiones de datos distintas, correspondientes a los períodos **pre-COVID** y **post-COVID.** Esta división se realizó debido al comportamiento anómalo marcado durante el año 2020, el cual se caracterizó por cambios abruptos en la demanda de horas de urgencia debido a la pandemia.

1. **Particiones de Datos**

- **Pre-COVID:** Se seleccionaron datos correspondientes al periodo anterior al inicio de la pandemia, donde los patrones de demanda seguían un comportamiento más estable y predecible (2018-2019).
- **Post-COVID:** Se utilizaron datos después del término de la pandemia, cuando las dinámicas de demanda fueron

significativamente alteradas por el impacto del COVID (2021-2023).

2. Procedimiento de Entrenamiento y Validación

- Para ambas particiones, se utilizó un **75% de los datos disponibles** para entrenar el modelo ARIMA. Esto permitió al modelo capturar las tendencias y patrones predominantes en cada uno de los periodos.

- Se empleó una **ventana de predicción semanal**, donde en cada iteración se predecía la demanda de la semana siguiente. Por ejemplo, se predijo inicialmente la demanda para la semana 25, seguida de la semana 26, y así sucesivamente.

- En total, se realizaron predicciones para aproximadamente **25 semanas** en cada partición, lo que permitió evaluar la capacidad del modelo para adaptarse a los diferentes escenarios antes y después de la pandemia.

3. Resultados y análisis

A continuación se muestra un gráfico de ejemplo para la predicción semanal de la primera partición (pre-COVID), y luego una tabla resumen de las métricas alcanzadas para ambas particiones.

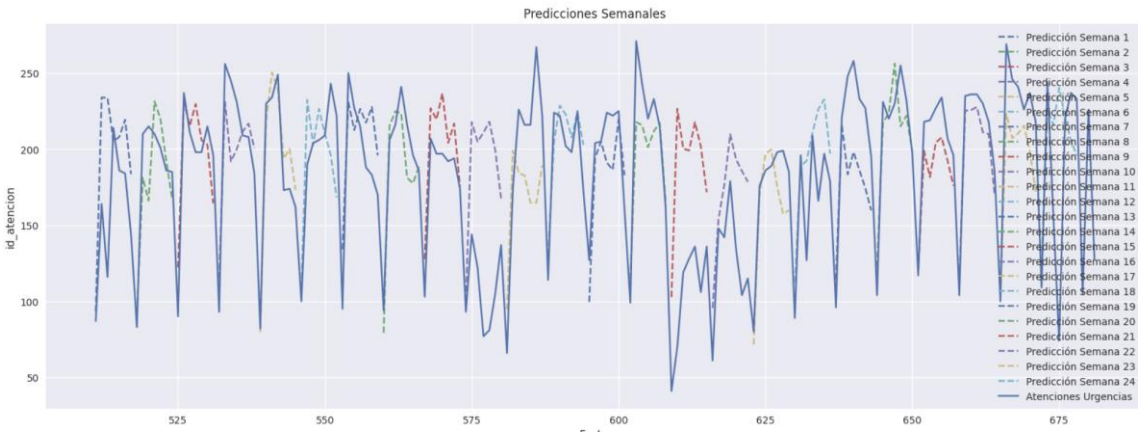


Figura 136: *Predicciones semanales primera partición (2018-2019) de la urgencia usando ARIMA. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en líneas punteadas de diferentes colores)*

ARIMA

	1ra partición (pre-COVID)	2da partición (post-COVID)
MAE	29.02	24.06
RMSE	34.22	30.17

Tabla 8: *Resultados de métricas de desempeño MAE y RMSE para modelo ARIMA semanal para ambas particiones (pre y post COVID) para la Urgencia*

Como era esperable, este modelo no tuvo buenos resultados, lo que se puede apreciar en el gráfico, donde existe gran discordancia entre los valores predichos y los reales, lo cual es evidentemente respaldado por los malos resultados de MAE y RMSE, los cuales son bastante elevados, indicando un error grande en la predicción.

VII.2.1.1.2 Modelo 2 - SARIMAX

Después de utilizar el modelo ARIMA, se procedió a aplicar el modelo **SARIMAX**, que permite la inclusión de variables exógenas complementarias para mejorar las predicciones. A diferencia de ARIMA, SARIMAX fue configurado para incluir variables como el **mes**, **día de la semana**, **feriados**, y **medias móviles y exponenciales** como parte de nuestro dataset preprocesado. Estas variables se añadieron al modelo para capturar mejor las fluctuaciones estacionales y los efectos específicos de ciertos días en la demanda de horas de urgencia.

1. **Incorporación de Variables Exógenas**

- **Mes y Día de la Semana:** Estas variables permitieron al modelo capturar las variaciones estacionales y las diferencias de demanda a lo largo de la semana.

- **Feriados:** Los feriados fueron incorporados para ajustar las predicciones en días donde la demanda podría variar significativamente.

- **Medias Móviles y Exponenciales:** Estas medias se desfasaron por día para reflejar mejor las tendencias recientes y las fluctuaciones a corto plazo en los datos.

2. **Partición de Datos**

- A diferencia del modelo ARIMA, en SARIMAX se decidió **incluir los años COVID como parte de la data histórica**, lo que permitió al modelo tener en cuenta el impacto de la pandemia en las predicciones. Esto se hizo para capturar tanto los patrones preexistentes como las nuevas dinámicas introducidas por el COVID. Se utilizó el 65% de la data histórica para la primera iteración.

3. Resultados y análisis

- **Mejor Captura de Efectos Estacionales y de Calendario:** Gracias a la inclusión de variables exógenas, SARIMAX fue capaz de capturar de manera más efectiva los patrones estacionales y los efectos específicos de ciertos días, lo que se tradujo en predicciones más precisas en comparación con ARIMA.

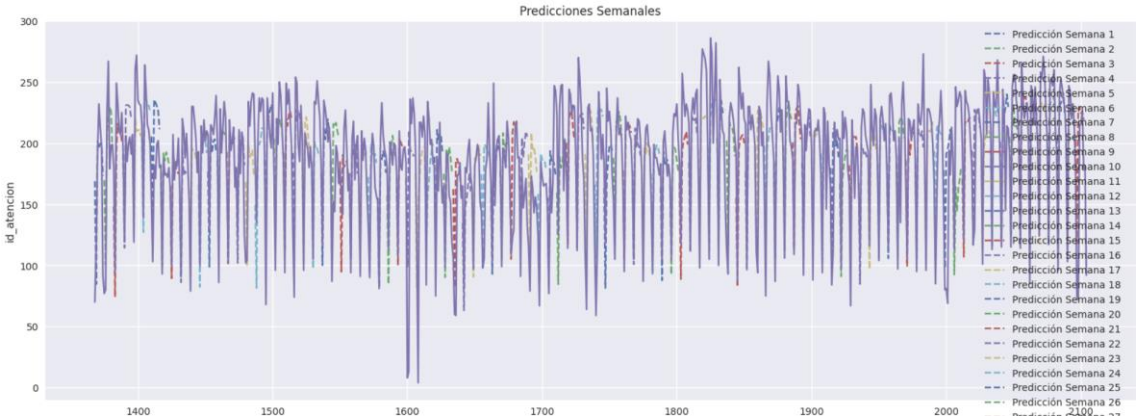


Figura 137: *Predicciones semanales partición (2021-2023) de la urgencia (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en líneas punteadas de diferentes colores)*

	SARIMAX
MAE	22.76
RMSE	28.65

Tabla 9: *Resultados de métricas de desempeño MAE y RMSE para modelo SARIMAX semanal para la Urgencia*

Sin embargo, los resultados continúan siendo poco precisos y por lo tanto, poco atractivos. Es por esto que se decide probar con modelos más modernos.

VII.2.1.1.3 Modelo 3 - Prophet / Neural Prophet

Después de utilizar el modelo SARIMAX, se procedió a aplicar los modelos Prophet y Neural Prophet, que permiten la inclusión de efectos estacionales y tendencias no lineales de manera más flexible. A diferencia de ARIMA, Prophet y Neural Prophet fueron configurados para incluir variables como el mes, día de la semana, feriados, y componentes adicionales como tendencias lineales y cuadráticas, lo que permitió capturar mejor las fluctuaciones estacionales y los efectos específicos de ciertos días en la demanda de horas de urgencia. Este enfoque más modular y ajustable pudo facilitar la adaptación del modelo a los patrones subyacentes en los datos históricos. A continuación se muestran las figuras 138 y 139 junto a la tabla 10 con los resultados de estos modelos.

Para esta iteración se decidió incluir los datos históricos de los años de pandemia porque eliminarlos podría significar perder información valiosa sobre los patrones que ocurrieron durante ese período, incluso si fueron atípicos. Estos datos son parte del historial de comportamiento del sistema y podrían contener indicadores importantes de cómo la demanda respondió a situaciones extremas.

Además, al incluirlos, se logró tener más datos disponibles para el entrenamiento (a diferencia de la iteración anterior), lo que permite que el modelo aprenda de una mayor cantidad de información y capture mejor la variabilidad y los patrones subyacentes. Esto mejora la capacidad del modelo para adaptarse a diferentes tipos de fluctuaciones en la demanda y a posibles escenarios futuros, incluso si vuelven a darse condiciones similares.

1. Resultados y análisis

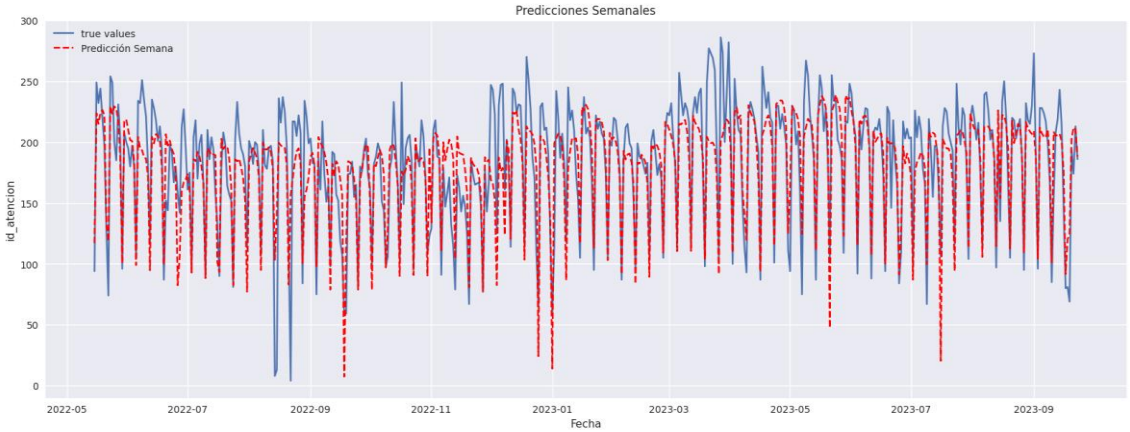


Figura 138: *Predicciones semanales Prophet de la urgencia (Valores reales en azul, valores de predicción en rojo)*

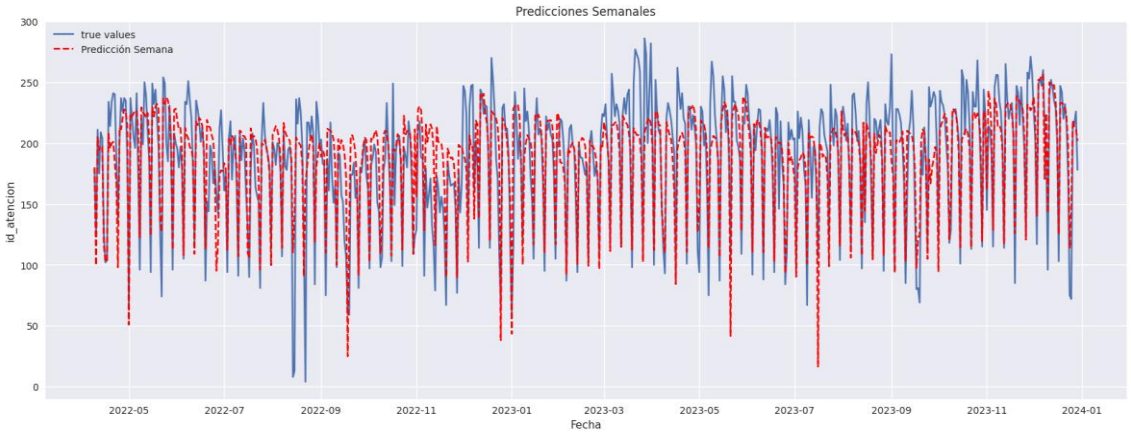


Figura 139: *Predicciones semanales Neural Prophet de la urgencia (Valores reales en azul, valores de predicción en rojo)*

	Prophet	Neural Prophet
MAE	21.21	21.11
RMSE	28.77	28.51

Tabla 10: *Resultados de métricas de desempeño MAE y RMSE para los modelos Prophet y Neural Prophet semanal para la Urgencia*

Evidenciando que Neural Prophet entrega resultados levemente mejores, y considerando el tiempo y recursos computacionales necesarios para usarle, se decide continuar las siguientes iteraciones sólo con este último modelo.

Después de aplicar el modelo Neural Prophet para las predicciones semanales con una agregación diaria, se decidió cambiar la agregación de tiempo de diaria a horaria. Esta mayor granularidad en los datos permitirá capturar patrones más detallados y específicos que ocurren a lo largo del día, lo que podría mejorar significativamente la precisión de nuestras predicciones. Con la agregación horaria, esperamos que el modelo pueda identificar mejor las variaciones intra-diarias en la demanda de horas de urgencia, adaptándose más eficazmente a los cambios rápidos y a los patrones específicos de cada hora.

2. Incorporación de nuevas variables

Al añadirle más granularidad a los datos, podemos desglosar las llegadas por categorización (C1-C5). Esto debido a que según lo observado en el EDA las llegadas por tipo de categoría también presentan una estacionalidad. Por lo que se decidió añadir este desglose en nuevas columnas.

3. Horizonte de predicción

Aunque el horizonte de predicción sigue siendo de una semana, al realizar las predicciones por hora, ahora estamos trabajando con muchos más pasos hacia el futuro. Esto significa que, en lugar de predecir solo 7 puntos (uno por día), ahora estamos prediciendo 168 puntos (uno por cada hora de la semana).

4. Resultados y análisis

A continuación, la figura 140 muestra esta predicción horaria para las semanas del período de tiempo de prueba. Esta figura se particionó en 8 subfiguras para simplificar la visualización de la predicción versus los valores reales. En otras palabras, las 8 figuras son una misma predicción secuencial que se lee de izquierda a derecha y de arriba a abajo. De forma similar, la tabla 11 muestra los resultados de MAE y RMSE para cada predicción horaria.

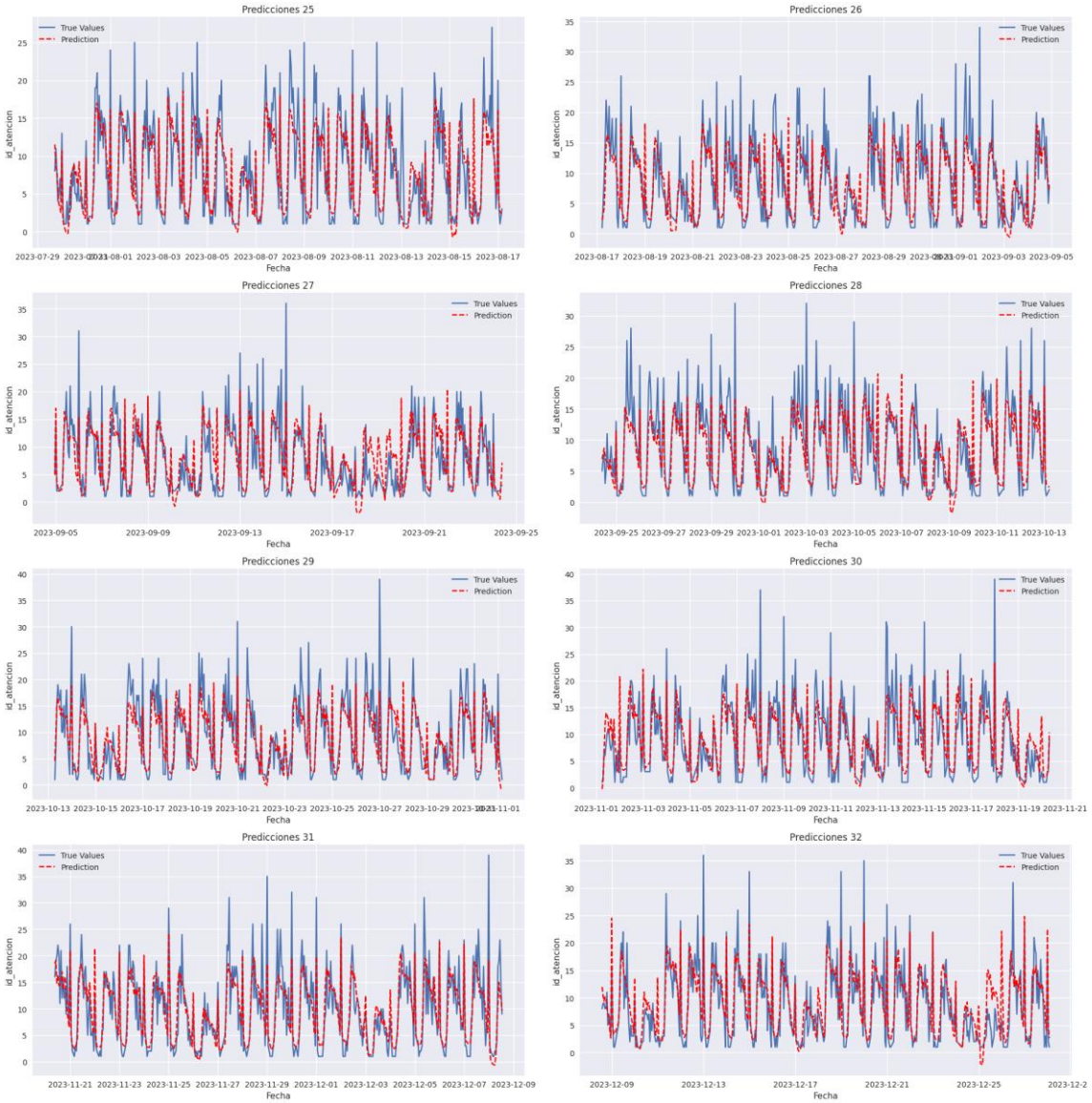


Figura 140: *Predicciones semanales con agregación de horas - Neural Prophet de la urgencia (Valores reales en azul, valores de predicción en rojo)*

	Neural Prophet	
	MAE	RMSE
GENERAL	2.82	3.79
00 hrs	5.76	7.25
1 hrs	2.05	2.75
2 hrs	1.48	1.81
3 hrs	1.26	1.59
4 hrs	1.24	1.63
5 hrs	1.06	1.26
6 hrs	1.15	1.40
7 hrs	1.63	2.10
8 hrs	2.64	3.35
9 hrs	3.82	4.797
10 hrs	3.64	4.55
11 hrs	3.58	4.46
12 hrs	3.499	4.32
13 hrs	3.21	4.09
14 hrs	3.08	3.85
15 hrs	3.11	3.90
16 hrs	2.86	3.62
17 hrs	3.04	3.85
18 hrs	3.14	3.95
19 hrs	3.37	4.24
20 hrs	2.87	3.73
21 hrs	2.65	3.37
22 hrs	2.19	2.77
23 hrs	1.86	2.36

Tabla 11: *Resultados de métricas de desempeño MAE y RMSE para Neural Prophet horario para la Urgencia*

Agregando los resultados por día, se tienen los siguientes resultados:

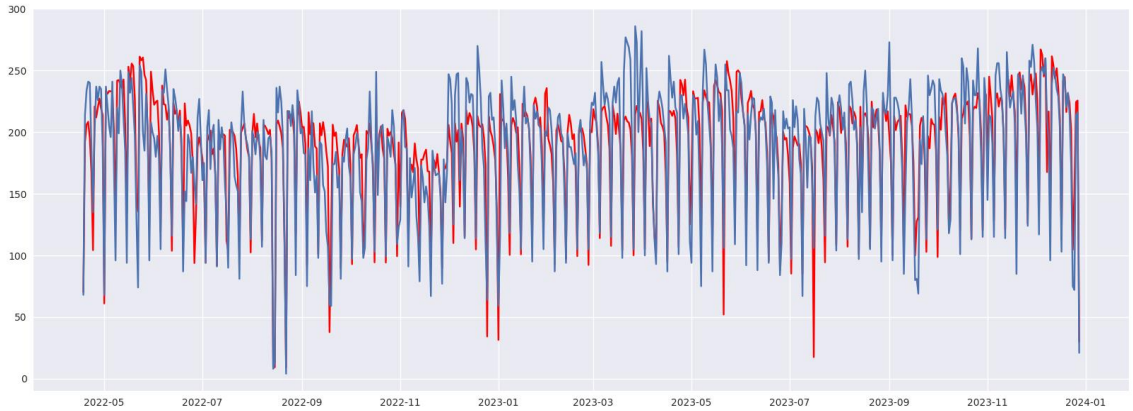


Figura 141: *Predicciones con agregación de hora por semana agregadas por día - Neural Prophet para la urgencia (Valores reales en azul, valores de predicción en rojo)*

	Neural Prophet
MAE	18.59
RMSE	24.64

Tabla 12: *Resultados de métricas de desempeño MAE y RMSE para Neural Prophet horaria por semana agregación diaria para la Urgencia*

Después de cambiar a una agregación de tiempo por horas y mantener un horizonte de predicción de una semana, hemos observado mejoras en las predicciones, reflejadas en menores errores generales para la mayoría de las horas. Sin embargo, algunos errores persisten, principalmente debido a la naturaleza aleatoria de los picos de demanda en ciertas horas.

El análisis de las métricas muestra que durante las horas más tranquilas de la madrugada (por ejemplo, entre la 1:00 y las 6:00 am), los valores de RMSE y MAE son bajos, lo que indica que el modelo predice con mayor precisión durante estos periodos de baja actividad.

A medida que avanza el día, el modelo enfrenta mayores desafíos, especialmente durante las horas con alta actividad (por ejemplo, de las 9:00 a las 19:00). En estos intervalos, los errores tienden a ser mayores debido a la aparición de picos de demanda que son más difíciles de predecir. Estos picos de llegada

tienden a ser más aleatorios y menos predecibles, lo que incrementa los valores de RMSE y MAE en estas horas.

En particular, los errores más grandes y que presentan más aleatoriedad se producen a las 00:00 (RMSE: 7.25 y MAE: 5.75), donde hay días donde podemos tener picos de llegada y otros con una demanda de horas menor a la media.

En resumen, aunque las predicciones han mejorado con la agregación horaria, los errores se concentran principalmente en aquellas horas del día donde la demanda es más volátil y presenta picos de actividad que son más difíciles de anticipar con precisión.

VII.2.1.1.4 Modelo 4 - TFT

Con el fin de encontrar un nuevo modelo para la Urgencia, que contenga menor error y por lo tanto, se adapte mejor a los picos de demanda de las horas complejas, es que se utilizó el modelo *Temporal Fusion Transformer* (TFT). Se escogió este modelo debido a su capacidad avanzada para manejar datos secuenciales y capturar patrones complejos en series temporales. Este modelo es especialmente adecuado para integrar múltiples variables y capturar tanto tendencias a largo plazo como fluctuaciones temporales a corto plazo, lo cual es fundamental en un contexto tan dinámico como la gestión de urgencias.

Para este análisis, se utilizaron subconjuntos de datos de 3 meses como input para predicciones con horizonte semanal y frecuencia diaria, lo que permitió que el TFT aprendiera de patrones recientes y lejanos en el tiempo, proporcionando predicciones semanales más precisas y ajustadas a las variaciones temporales de la demanda.

Luego, se creó un conjunto de datos especializado, que organiza la información de manera que el modelo pueda entender tanto las tendencias a lo largo del tiempo como las características específicas del periodo a predecir. En este conjunto de datos, se incluyen variables que no cambian con el tiempo (como el grupo al que pertenece la serie) y otras que sí varían (como el día de la semana o el número de atenciones).

Además, se configuraron algunas opciones adicionales para ayudar al modelo a contextualizar la información, como agregar un índice de tiempo relativo y escalas para las variables objetivo, lo que mejora la precisión de las predicciones al normalizar los datos y proporcionar una referencia temporal clara.

1. Resultados y análisis

Los resultados se muestran en la figura 142 y la tabla 7 a continuación.

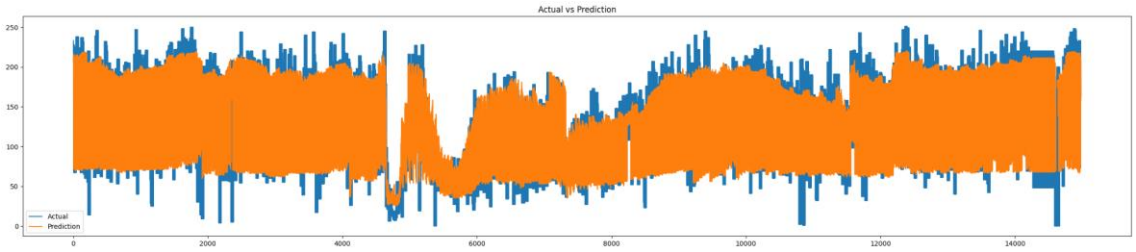


Figura 142: Predicciones utilizando agregación de tiempo diaria *(Valores reales en azul, valores de predicción en naranjo)*

	Temporal Fusion Transformer
MAE	18.27
RMSE	27.32

Tabla 13: *Resultados de métricas de desempeño MAE y RMSE para TFT horaria por semana agregación diaria para la Urgencia*

El intento de utilizar el modelo Temporal Fusion Transformer (TFT) para la predicción de la demanda de urgencias no logró completarse debido a problemas de memoria con el kernel. Las pruebas realizadas tanto con la agregación temporal por horas como por turnos laborales terminaron fallando antes de completar más de la mitad de las épocas, ya que el kernel se quedaba sin memoria. Incluso al reducir el tamaño del batch a la mitad, el problema persistía, sin lograr estabilidad para completar el entrenamiento.

Este comportamiento puede explicarse por varios factores. En primer lugar, la predicción horaria y la desagregación por turnos laborales generan una gran cantidad de datos, ya que se incrementa considerablemente el número de puntos de datos y la dimensionalidad del problema. Esto, a su vez, aumenta la carga computacional y el uso de memoria durante el entrenamiento del modelo, especialmente en modelos complejos como TFT que requieren manejar tanto tendencias como patrones estacionales y variables contextuales.

Además, el TFT utiliza mecanismos de atención y redes recurrentes que, al procesar secuencias largas de datos (las secuencias temporales de entrada aumentaban por 24 para cada predicción), demandan una gran cantidad de recursos. Estos

mecanismos pueden volverse especialmente costosos cuando se procesan intervalos cortos como horas o turnos, ya que el volumen de datos a considerar y las dependencias temporales pueden hacer que la capacidad de memoria requerida se dispare. Reducir el batch size disminuye la carga por iteración, pero no es suficiente si el tamaño del conjunto de datos y la cantidad de pasos recurrentes siguen siendo demasiado grandes para la capacidad del kernel.

También se tuvieron problemas con el ambiente debido a las librerías instaladas, ya que el modelo requería versiones anteriores de librerías como *torchmetrics* y *pytorch-forecasting*. Por ejemplo, en el ambiente donde tienen instalado *tensorflow-cpu* ni siquiera se puede importar bien la librería (*tensorflow*).

A pesar que se intentó múltiples veces solucionar el problema, tanto por parte del equipo ejecutor como del equipo ACHS, no se logró correr el modelo con las agregaciones mencionadas. De todas maneras, esto se consideró como un precedente de factibilidad técnica para utilizar este modelo en un ambiente productivo real, donde aplicar un modelo tan complejo y de uso intensivo de recursos computacionales, aún cuando se lograre correr el modelo, se hace infactible de utilizar para la gestión real de la unidad de Urgencias.

VII.2.1.2 Modelos desagregados según clasificación de gravedad a la llegada, o triage

Es sabido que dependiendo de la gravedad del paciente que llega a la urgencia serán los recursos tanto humanos como materiales a usar, así como también el tiempo invertido en la atención y la probabilidad de derivación a otro servicio. Es por esto que se decidió hacer una estimación segmentada para cada tipo de clasificación, donde se estimó las clasificaciones C3, C4 y C5 por separado, puesto que, al ser las menos graves, son también las más comunes y por lo tanto cada una por separado tiene suficientes atenciones para poder ser estimadas. Mientras que las clasificaciones C1 y C2 se juntaron en una sola estimación debido a la falta de atenciones de forma separada (son las más graves y por tanto, menos comunes).

Sería ideal en un futuro poder realizar una partición para cada una de estas clasificaciones, sin embargo, debido a las pocas observaciones que se tiene (para poder correr este tipo de modelos) se decidió no hacer modelos por separado, sino que incluir estas calificaciones como una variable independiente más al modelo anterior, que es justamente lo que se muestra en los resultados previos.

VII.2.1.3 Discusión de resultados predicción demanda Urgencia

El modelamiento de la demanda de la urgencia corresponde a un problema de serie de tiempo bastante estándar, donde las llegadas tienen un comportamiento aleatorio cuyas medias se mueven de acuerdo a factores exógenos fáciles de capturar por los modelos, en la mayoría de los casos.

Es esperable de esta manera, que modelos ampliamente utilizados en la actualidad, sean capaces de predecir con métricas aceptables las llegadas de pacientes a la urgencia para distintos niveles de agregaciones temporales. No obstante, los modelos sí se encontraron con una dificultad, la cual no logró ser capturada eficientemente por los modelos. Esto es los picos de demanda a horas inesperadas del día, como a la media noche. Estos picos, si bien se repiten a lo largo de la historia, no siguen un patrón predecible, al menos usando las variables exógenas disponibles.

VII.2.1.4 Recomendaciones para ACHS en cuanto a Urgencia

Dado que las métricas fueron aceptables, se recomienda a la ACHS probar prediciendo la demanda de su servicio de urgencias (del HT) usando el modelo de Neural Prophet con agregación horaria para semanas agregadas, puesto que fue el modelo con el mejor desempeño. Se espera que a medida que se le entreguen nuevos datos al modelo, este sea capaz de encontrar nuevos patrones que permitan mejorar el desempeño.

Adicionalmente, se recomienda que se consideren nuevos factores exógenos que pudieren explicar las anomalías en las demandas de medianoche y con ello mejorar la precisión de los modelos.

Finalmente, se recomienda de todos modos solucionar el problema de memoria donde el modelo TFT dejaba de ejecutarse, puesto que se podrían encontrar mejoras a los modelos ya ejecutados. Si bien en el desarrollo de este proyecto se trató de encontrar el error donde se acababa la memoria, este no fue hallado, por lo que no se continuó por el camino de ese modelo. Puede ser también que un modelo de estas características aún sea infactible de utilizar por la cantidad de recursos computacionales que consume, por lo que se recomienda siempre considerar este costo dentro de la ecuación para escoger el modelo final para utilizar diariamente.

VII.2.2 Comparación y selección de modelos de predicción de demanda para el CAA.

Para el CAA se tomó una aproximación diferente. Al tratarse de un policlínico de atención ambulatoria, se deben considerar 3 factores relevantes a la hora de modelar y predecir la demanda: El tipo de atención, especialidad, unidad de tratamiento o patología que demanda atención; la proveniencia de la derivación de la atención demandada; y la oferta previamente definida. Al respecto, se ahonda en cada una de ellas:

A. Tipo de atención:

Como los pacientes buscan atención por una patología o problema de salud en particular, lo lógico es poder predecir la demanda según la clasificación de esas patologías. Para ello, la ACHS clasifica las patologías según UNIDAD DE TRATAMIENTO, las cuales tienen que ver con las distintas patologías ocupacionales según clasificación interna, que no necesariamente coincide con la especialidad del médico que atenderá al paciente, sino que tiene que ver con el tipo de patología ocupacional en si.

Como cada Unidad de Tratamiento (UT) atiende cierto tipo de patologías, se debe predecir la demanda para cada una de esas UT. Para entenderlo mejor, podemos pensar que si un paciente se fracturó la muñeca, no es lógico que se considere su atención bajo una demanda general que podría ser atendida por un psiquiatra, por ejemplo. Debe ser una UT que trate fracturas de la extremidad superior.

Sin embargo, como la distribución de las patologías no es uniforme, existen UT que son mucho más demandadas, es decir, tienen muchas observaciones, y UT que tienen muy pocas. Por lo tanto, el enfoque recaería en predecir la demanda de cada UT con datos suficientes para ser considerada por sí sola (más de 3.000 atenciones en todo el período). Para todas aquellas que no es posible predecir su demanda debido a la falta de observaciones, se las agruparía de tal forma que tenga sentido y la muestra tenga suficiente información. Sin embargo, y como se mostrará más adelante, esta opción no entregó los resultados esperados, por lo que se tomó una segunda aproximación. La información referente a la unidad de tratamiento se agregó como regresores que alimentan el modelo, definiéndose como la proporción de atenciones que corresponden a cada unidad de tratamiento con respecto al total.

B. Proveniencia de la derivación:

El CAA del Hospital del Trabajador (HT) tiene la particularidad de recibir pacientes única y exclusivamente derivados desde otra unidad del HT o desde otro recinto de salud de la Red ACHS (centros de atención primaria ocupacional a lo largo de Chile). El Esquema 2 resume el ingreso y egreso de pacientes al CAA.

Adicionalmente, y según la patología tratada, los pacientes podrán recibir múltiples atenciones médicas en el CAA para controlar la patología en cuestión. Se puede suponer entonces, que cada uno de estos lugares de origen de la demanda (derivaciones o procedencia de la atención) tendrá una distribución de demanda diferente entre sí. Por ejemplo, centros de la RED ubicados en la zona norte probablemente referirán pacientes con patologías asociadas mayormente a la minería, como enfermedades respiratorias [19], y asociadas a las estacionalidades típicas de la zona. Por el otro lado, centros de la RED ubicados en la zona sur, probablemente referirán pacientes con patologías asociadas mayormente a la industrial forestal, como cortes de extremidades [20], y asociadas a las estacionales propias del sector. Por otro lado, la Urgencia tiene sus propias estacionalidades y tendencias, mientras que el CAA seguirá una distribución más estable de acuerdo a la periodicidad de control según el tipo de patología y la oferta ya dada en el servicio (a detallar en punto C).

Es por esta razón que se realizará una predicción considerando la proveniencia del caso. Para ello se considerará la AGENCIA anterior y el TERRITORIO anterior de cada observación de la forma que se detalla en el siguiente párrafo. Si bien también existe la Sede anterior, se recomienda no utilizar esa desagregación ya que tiene 100 posibilidades, donde, si bien se podría estimar de forma más fina el tipo de demanda, cada una de ellas tendrá una cantidad de observaciones insuficientes para poder predecir efectivamente la demanda.

Dada la cantidad de datos por cada Territorio anterior y Agencia anterior, se desagregó el Territorio "HT" según 2 Agencias anteriores: "Atención Ambulatoria" y "Atención de Urgencia", ya que tendrían distribuciones distintas (no se consideró las otras dos agencias debido a datos insuficientes). Mientras que los territorios "Metropolitano", "Norte" y "Sur" se mantuvieron como territorio completo debido a la ya escasa representatividad de los datos (cada agencia de ellos tiene menos del 3% de representatividad de los datos), con la salvedad que se consideró Norte-Sur como un solo territorio también debido a la poca

cantidad de datos dentro de cada territorio por separado. Para más detalle dirigirse a la página 17 del Informe final EDA.

C. Restricción de demanda por oferta:

A diferencia de la urgencia, donde la demanda es aleatoria independiente de la dotación de profesionales presentes, es decir, se comporta como un problema estándar de predicción de demanda en el cual si la demanda supera la capacidad de oferta se armará una cola de espera hasta que esta sea resuelta, el CAA tiene una particularidad y por lo tanto no funciona bajo la misma lógica.

En el CAA la dotación de profesionales en cada UT es más o menos estable en el tiempo y no responde de forma inmediata a la demanda, sino que es la demanda la que se acomoda a la oferta que existe previamente. Para ejemplificar, se pondrá el caso de un traumatólogo de cadera, el cual atiende martes y jueves de 15 a 19 horas. Si un paciente necesita una consulta con un traumatólogo de cadera para un lunes, deberá esperar a la hora más cercana, que sería el martes. De forma similar, si el traumatólogo de cadera cita al paciente a control en 5 días, es decir un domingo, podrá recién agendar una hora para 7 días (martes).

Las atenciones en el CAA no reflejan necesariamente la demanda real de atenciones, sino que la demanda dada la restricción de la oferta. Es por esto que los resultados del problema a resolver serán diferentes si se utilizan las atenciones como demanda, a si se usan las fechas en las cuales se derivó el paciente (para aquellas atenciones derivadas) y la fecha para la cual el especialista solicitó el control (para aquellas atenciones provenientes del CAA) como demanda. Sin embargo, para ser precisos, cuando se genera esa demanda (derivación o solicitud de control) se hace para una fecha futura determinada por el especialista, por ejemplo, para dos semanas a partir de la fecha del control previo o derivación. Sin embargo, la información de aquel tiempo específico solicitado por el profesional no existe, por lo que es realmente imposible, por el momento, utilizar esta aproximación.

Teniendo estos puntos en consideración, se decidió realizar modelos que consideraran la "demanda" observada, es decir, la fecha en la cual se realizó la atención (y no la fecha de derivación o solicitud de control) para hacer la predicción, utilizando las Unidades de Tratamiento y cada tipo de proveniencia (usando la agencia anterior o territorio anterior según número de datos) como regresores para predecir la demanda total del CAA. Se tomó esta decisión considerando la cantidad de datos disponible

para cada potencial subdivisión (UT y proveniencia), lo que hacía imposible realizar un modelo para cada una de ellas por separado. Sin embargo, esta decisión se tomó posterior a probar modelos para la UT con mayor cantidad de datos con proveniencia del territorio con mayor cantidad de datos. A continuación se muestran los resultados obtenidos para el primer subconjunto de datos descrito, y luego para el CAA en su totalidad.

VII.2.2.1 Modelos para una UT proveniente del mismo CAA: Primera aproximación

Se decidió probar los modelos sólo para un subconjunto de datos, aquel que tuviera más observaciones, para encontrar un camino a seguir, y a partir de ahí, probar ese camino para el resto de los subconjuntos. Entendiendo que esta aproximación considera muchos submodelos (combinaciones de UT y agencia o territorio anterior), hace sentido comenzar por uno de ellos y luego avanzar con el resto, pensando además en el costo computacional.

Así, se comenzó probando los modelos más sencillos y se fueron complejizando a medida que se obtenían resultados. A continuación se muestran los resultados para la demanda de UT de Medicina de Rehabilitación (aquella con mayor número de atenciones - 12,04% del total) proveniente del servicio de atención ambulatorio como agencia anterior (el mismo CAA) y, tal como se vaticinó previamente, para la demanda considerada como la cita efectiva. Se utilizaron las métricas de MAE, RMSE y MAPE para evaluar los modelos, dada la naturaleza de la variable a predecir.

Se usan los datos que provienen de la base de datos de azure proporcionada por el equipo de la ACHS, cuyo nombre es `db_sandbox.repote_cu0045_controles_fucyt`.

VII.2.2.1.1 Modelo 1 - ARIMA

Se comenzó con el modelo ARIMA, el más sencillo de todos, utilizando los siguientes ajustes.

1. **Procedimiento de Entrenamiento y Validación**

- Se utilizó un 80% de los datos disponibles para entrenar el modelo, y se testeó en el 20% restante.

- Se empleó una ventana de predicción semanal, donde en cada iteración se predecía la demanda de la semana siguiente. Esto debido a que la cantidad de datos es insuficiente para

predecir con una frecuencia diaria, pero a la vez, hacer una predicción mensual resulta demasiado pobre para el problema, además que no iría en línea con lo encontrado en el EDA.

2. Resultados y análisis

Se comenzó utilizando los parámetros básicos de este modelo (p=0, d=0, q=0) con el fin de tener un *baseline* de la predicción más sencilla. La tabla 14 muestra los resultados según las métricas especificadas, y la figura 143 muestra la predicción gráfica.

	ARIMA
MAE	19.05
RMSE	26.51
MAPE	23,512%

Tabla 14: *Resultados de métricas de desempeño MAE, RMSE y MAPE para modelo ARIMA semanal para el CAA*

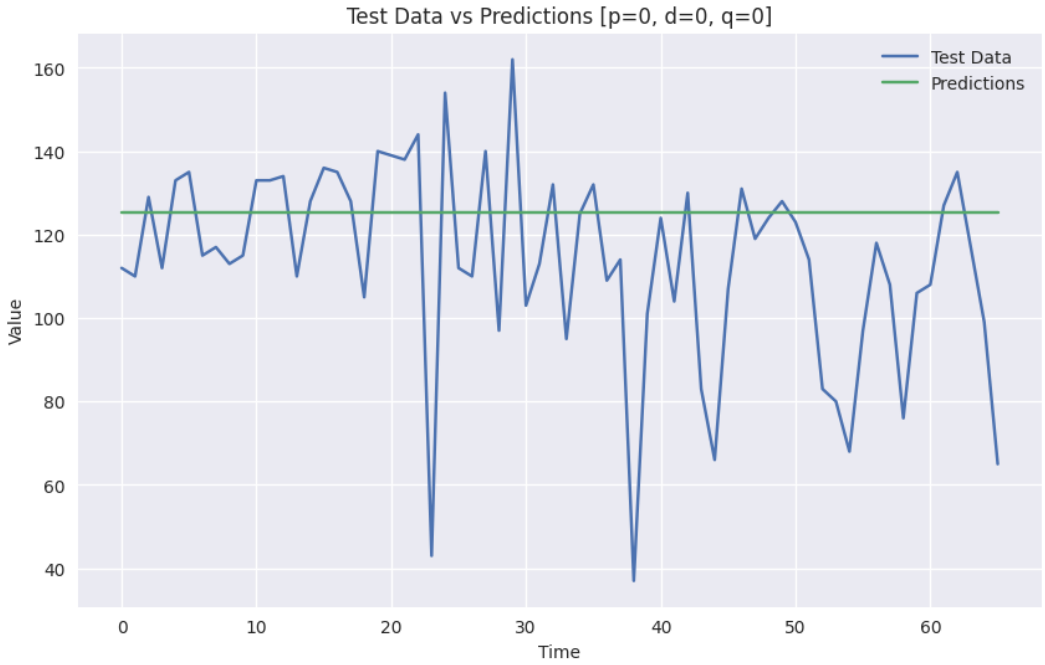


Figura 143: *Predicciones semanales para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA, usando ARIMA. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

Los resultados muestran que el modelo no es capaz de adaptarse a los datos, donde además esta adaptación, a simple vista, parece ser nula (línea recta). Sin embargo, el modelo algo se adapta a las observaciones, ya que hay una variación muy pequeña en las predicciones, lo que indica que efectivamente se está frente a una serie temporal, pero cuyas características relevantes no son captadas por este modelo.

De todas maneras, y dado que el modelo a simple vista pareciera no adaptarse gráficamente en los más mínimo a las observaciones, es que se hace relevante comentar cómo este sí se condice con las métricas mostradas en la tabla 15. Si se observa las diferencias entre las líneas verde (predicción) y azul (datos observados reales) para los puntos del tiempo (eje x), es posible apreciar puntos donde la diferencia es muy pequeña (entre 125 y 130, error de 5) y otros puntos donde la diferencia es muy grande (entre 125 y 40, error de 80). Pero si se abstrae de los cambios en la curva azul se puede ver que el modelo en general se equivoca una cantidad de 20 atenciones en cada semana, que se condice con el promedio real de esos valores, o MAE, de 19.04.

Para mejorar estos resultados se utilizó Optuna con el fin de optimizar los hiper parámetros del modelo, sin embargo, este método, a pesar de ser parte del estado del arte, no arrojó buenos resultados. Es por esto que se decidió aplicar una prueba de Dickey-Fuller y análisis de los gráficos de autocorrelación y autocorrelación parcial para reemplazar el proceso que intentó realizar Optuna fallidamente. La prueba de Dickey-Fuller se utiliza para observar la estacionalidad de una serie de tiempo, lo que es útil ya que los modelos ARIMA Y SARIMAX necesitan series estacionarias. Para esto se realiza una especie de preprocesamiento que consiste en diferenciar "d" veces la serie para así transformarla en una serie estacionaria. La imagen y tabla a continuación muestran los resultados para dilucidar los nuevos hiper parámetros.

ADF Statistic	p-value	Critical Value (1%)	Critical Value (5%)	Critical Value (10%)
-3.536764	0.007092	-3.451148	-2.870701	-2.571651

Tabla 15: *Resultados prueba de Dickey-Fuller para la obtención de hiper parámetros de ARIMA semanal para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA.*

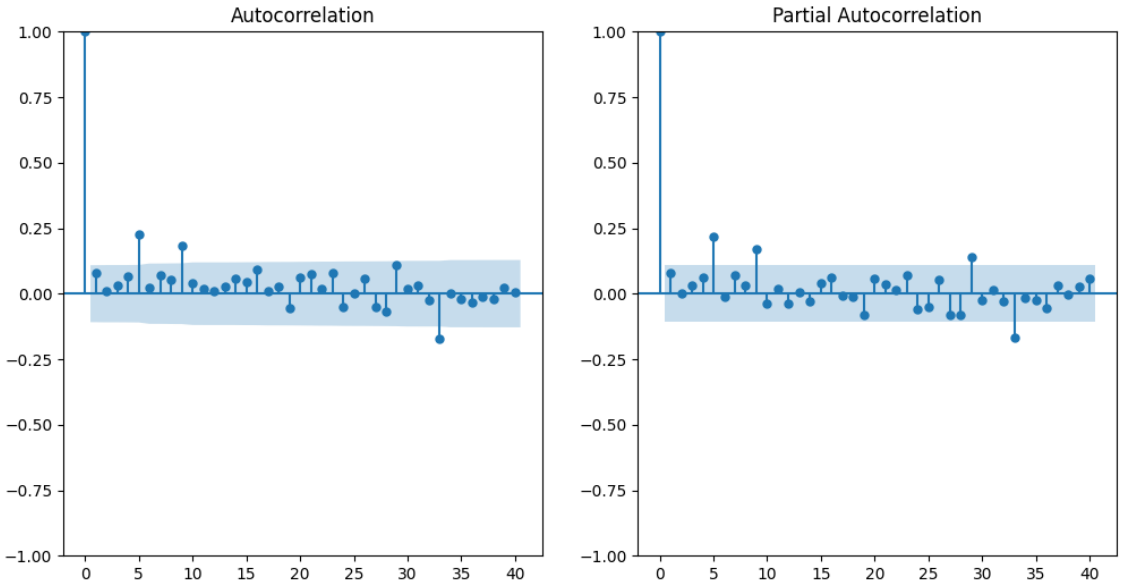


Figura 144: *Resultados de autocorrelación y autocorrelación parcial para modelo ARIMA semanal para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA.*

Estos análisis arrojaron el resultado de evaluar el modelo con los siguientes hiper parámetros: **p=1, d=0 y q=1,** lo que llevó a obtener las siguientes métricas:

	ARIMA 2
MAE	19,04
RMSE	26.51
MAPE	23.509%

Tabla 16: *Resultados de métricas de desempeño MAE, RMSE y MAPE para modelo ARIMA semanal con nuevos parámetros para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA.*

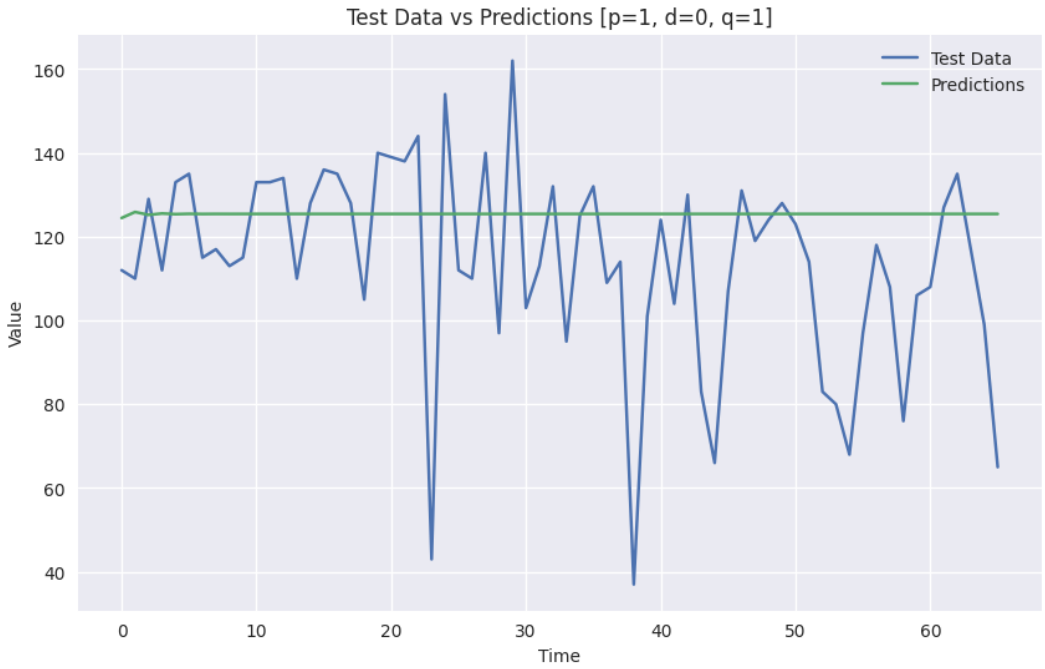


Figura 145: *Predicciones semanales para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA, usando ARIMA. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

Utilizando un análisis análogo al anterior, se puede observar que este nuevo modelo, a pesar de estar optimizado, no mejora los resultados obtenidos en el modelo anterior, por lo que se decide continuar a un modelo más complejo que sea capaz de capturar estacionalidades.

VII.2.2.1.2 Modelo 2 - SARIMAX

Para este modelo se usó el mismo procedimiento de entrenamiento y validación que el modelo anterior, y se decidió utilizar los hiper parámetros de la parte ARIMA obtenidos previamente en la prueba de Dickey-Fuller para el nuevo modelo SARIMAX (p=1, d=0 y q=1).

1. Incorporación de Variables Exógenas

- **Feriados:** Los feriados fueron incorporados para ajustar las predicciones en días donde la demanda podría variar significativamente.
- **Parámetros estacionales:** Se probó con varias combinaciones de parámetros de estacionalidad pero no se obtuvo diferencias significativas, por lo que se decide usar un *seasonal order* de (0,0,0,0)→(P,D,Q,S).

2. Resultados y análisis

La tabla 17 y la figura 146 muestran los resultados de este modelo.

	SARIMAX
MAE	17.23
RMSE	23.75
MAPE	20.343%

Tabla 17: *Resultados de métricas de desempeño MAE, RMSE y MAPE para modelo SARIMAX semanal con feriados para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA.*

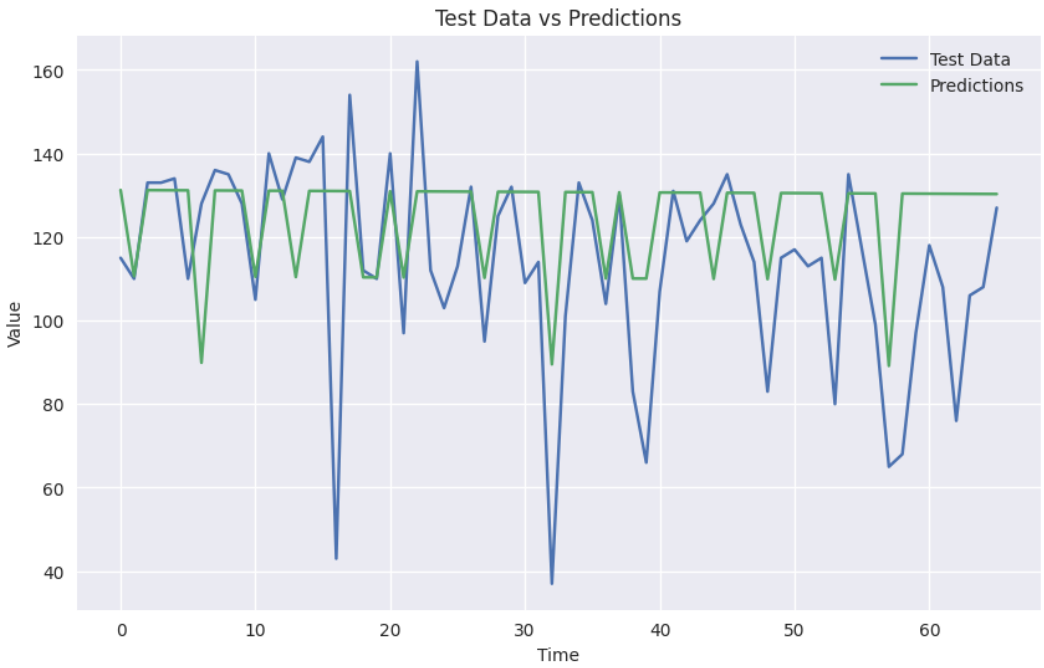


Figura 146: *Predicciones semanales para modelo SARIMAX semanal con feriados para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

Como se puede observar en la figura 146, este modelo se ajusta de mejor manera a los datos de testeo, donde al menos ya no se ve una "línea recta", sino que se logra capturar una variabilidad. Sin embargo la predicción tiene una cota superior, donde jamás se pasa de las 130 citas. De forma similar, si se compara las métricas entre ambos modelos, SARIMAX efectivamente presenta un menor error que ARIMA, aunque no sustancial.

A pesar de que estos resultados muestran que incorporar estacionalidad y feriados mejora la predicción, este tipo de modelos no logra capturar la complejidad de la serie de tiempo, por lo que se decide probar modelos más complejos y que admitan no linealidad, como son las redes neuronales.

VII.2.2.1.3 Modelo 3 - LSTM con CNN

1. Procedimiento de Entrenamiento y Validación

Se utilizó la misma proporción de entrenamiento y testeo, así como la periodicidad de análisis (semanal), así como la incorporación de feriados como variable exógena.

Para este modelo se implementó una configuración de cuatro tipos de capas: LSTM, Redes Convolucionales, Pooling y Densas, cada una con un uso y objetivos particulares. Las capas LSTM son capaces de comprender la evolución histórica de los datos, considerando que son capaces de aprender qué recordar y qué olvidar en relación a que es lo que está afectando más al modelo. En este caso, son la base del problema puesto que el problema es una serie de tiempo. El uso de las Redes Convolucionales reside en captar patrones en subconjuntos de los datos tal de capturar comportamientos especiales de ciertos períodos, como por ejemplo, días de la semana. De forma similar, las CNN se emplean para captar patrones que pueden deberse a estacionalidades de las enfermedades y padecimientos, por ejemplo, aquellos asociados a la labor de sectores productivos en particular. Finalmente las capas de Pooling se utilizan para reducir la dimensionalidad en los datos y así hacer más eficiente el algoritmo, lo que es fundamental para un modelo tan complejo.

Es relevante mencionar que este modelo tiene la particularidad de que estandariza la entrada de los datos, es decir, los transforma tal que éstos tengan un rango uniforme con una media igual a 0 y una desviación estándar igual a 1. Esto se hace para mejorar la convergencia del modelo, reducir el sesgo en los pesos iniciales, facilita las operaciones con activaciones (particulares para este modelo), y permite que ambos modelos se comuniquen e interpreten de mejor manera. Es por ello que los valores de RMSE y MAE que se verán en los resultados son mucho menores que los de los modelos anteriores (ARIMA Y SARIMAX), lo que también se reflejará en la figura de los resultados, donde el eje “y” se encuentra en estos valores estandarizados entre 0 y 1. A continuación se muestran 2 experimentos que se hicieron, donde uno de ellos se subdividió en 2:

1. Una capa convolucional y largo de ventana de datos de 10
    1.1. Número de filtros 64, y tamaño del filtro 2
    1.2. Número de filtros 32, y tamaño del filtro 4

2. Dos capas convolucionales y largo de ventana de datos de 20

La Tabla 18 muestra las configuraciones de los experimentos de forma precisa. Los resultados obtenidos para cada experimento se muestran en la tabla 19, y la figura 147 muestra un ejemplo de resultado, donde el escogido fue el segundo experimento.

			Exp 1.1	Exp. 1.2	Exp. 2
Capas Convolucionales (CNN)	Primera capa convolucional	Número de filtros	64	**32**	32
		Tamaño del filtro	2	**4**	3
		Función de activación	ReLU	ReLU	ReLU
		Paddin	'same'	'same'	'same'
	Capa de Pooling	Tipo	MaxPooling	MaxPooling	MaxPooling
		Tamaño del pool	2	2	2
	Segunda capa convolucional	Número de filtros	-	-	64
		Tamaño del filtro	-	-	3
		Función de activación	-	-	ReLU
		Padding	-	-	'same'
	Capa de Pooling	Tipo	-	-	MaxPooling
		Tamaño del pool	-	-	2
Capas LSTM	Primera Capa LSTM	Unidades	50	50	50
		Return sequences	True [a]	True [a]	True [a]
	Segunda Capa LSTM (opcional	Unidades	50	50	50
		Return sequences	False [b]	False [b]	False [b]
Capa Densa de Salida	Capa Densa	Unidades	1 [c]	1 [c]	1 [c]
		Función de activación	Linear	Linear	Linear

[a] Para pasar la secuencia completa a la siguiente capa LSTM si se usa una segunda capa LSTM
[b] Si es la última capa LSTM
[c] Para una salida de predicción univariada

Tabla 18: *Parámetros usados para los distintos experimentos del modelo LSTM con CNN semanal para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA.*

2. Resultados y análisis:

	LSTM con CNN experimento 1		LSTM con CNN experimento 2
	Exp. 1.1	Exp. 1.2	Exp. 2
MAE	0.118	0.117	0.123
RMSE	0,659	0,159	0,17
MAPE	47.69%	45.76%	48.64%

Tabla 19: *Resultados de métricas de desempeño MAE, RMSE y MAPE para modelos LSTM con CNN semanal para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA.*

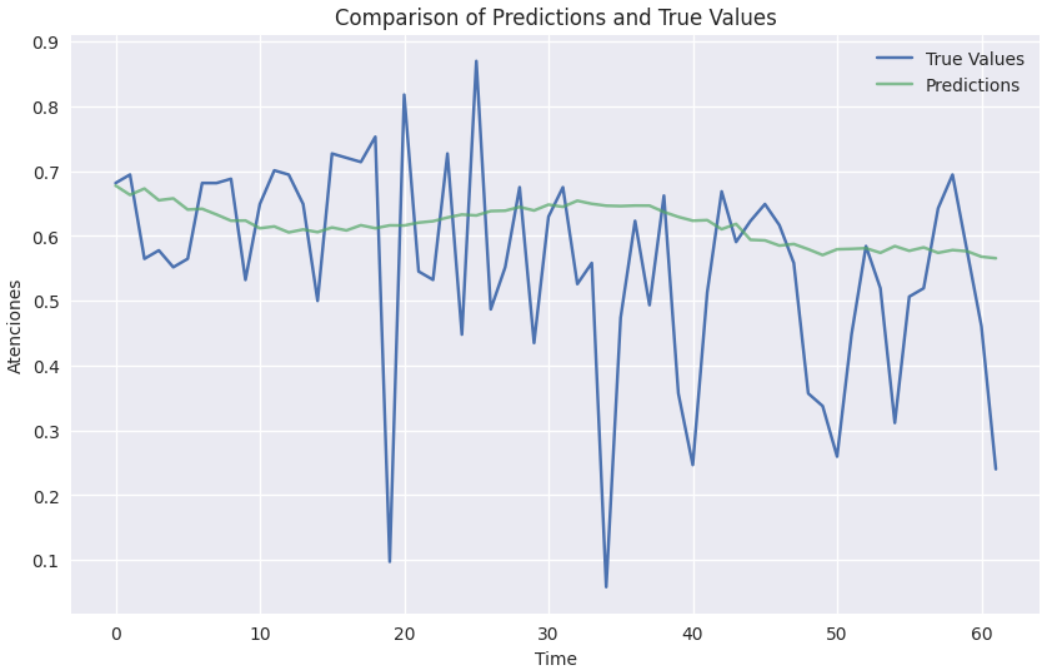


Figura 147: *Predicciones semanales para el segundo experimento de LSTM con CNN semanal para la UT de Rehabilitación del CAA con derivación del mismo CAA. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

Es interesante observar que a pesar de la complejidad de este tipo de modelos y de cómo es capaz de capturar las diferentes características de los datos, realmente ninguno de los experimentos obtuvo buenos resultados, e incluso los MAPE fueron peores que los modelos más sencillos de series temporales.

Por otro lado, los RMSE son bastante pequeños, lo que podría ser contraintuitivo con respecto a los MAPE. Sin embargo, como puede verse en el gráfico, las cantidades de atenciones fueron normalizadas, como es habitual al entrenar redes neuronales. Es decir los datos ya no representan directamente la cantidad de atenciones, si no que una proporción de estas. Es por eso que ni los RMSE ni los MAE pueden compararse con los modelos ARIMA y SARIMAX, donde dichas métricas sí se pueden relacionar directamente con la cantidad de atenciones, ya que los datos no requieren ser normalizados.

Los MAPE, como se mencionó, son demasiado grandes, lo que se condice con la figura 147, donde se ve que el modelo sólo logró captar levemente una tendencia apreciable visualmente, pero no así la variabilidad real de las observaciones.

Una de las razones posibles para presentar tales resultados deficientes es la poca cantidad de observaciones existentes, lo que se debe a que se decidió considerar sólo un subconjunto de datos. Si bien este subconjunto de datos corresponde a aquella UT y agencia anterior con mayor cantidad de observaciones, estas parecen ser insuficientes.

En vista de estos resultados, además de la complejidad de abordar el problema de esta manera, se decidió simplificarlo y buscar modelos para predecir la demanda del CAA en su totalidad y con eso establecer la mejor forma de abordar el problema. A continuación se muestran aquellos resultados para la demanda del CAA en su totalidad, tal como se comentó en la sección anterior.

VII.2.2.2 Modelos para el CAA como un todo: Segunda aproximación

Con el fin de comparar los resultados obtenidos en esta fase con la anterior, se corrieron los mismos experimentos previos, usando los mismos procedimientos de entrenamiento y validación, así como los hiper parámetros mencionados para los modelos que sea pertinente.

VII.2.2.2.1 Modelo 1 - ARIMA

Para este modelo se comenzó probando el ARIMA con los hiper parámetros optimizados anteriores: p=1, d=0, q=1, y no se probó con el modelo más sencillo. Los resultados se muestran en la tabla 20 y figura 148.

1. Resultados y análisis

	ARIMA
MAE	132.46
RMSE	172.17
MAPE	11.44%

Tabla 20: *Resultados de métricas de desempeño MAE, RMSE y MAPE para modelo ARIMA semanal para el CAA completo*

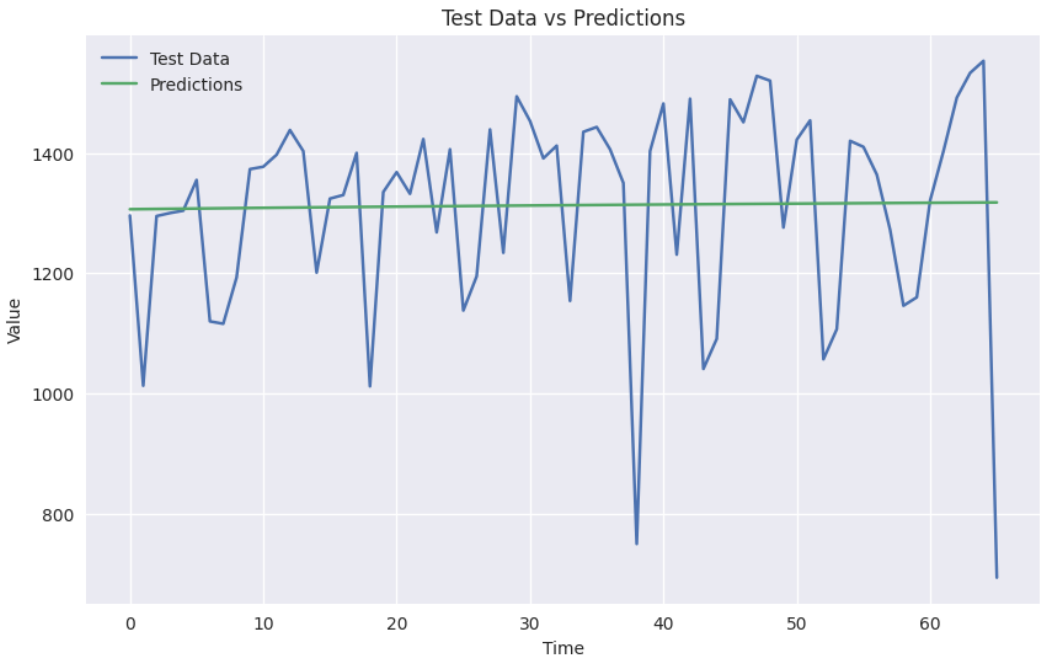


Figura 148: *Predicciones semanales con ARIMA para el CAA completo. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

Con respecto a los resultados análogos de la tabla 16 se pueden observar significativas mejoras. A primera vista se ven peores los valores de MAE y RMSE, pero esto es precísamente porque MAE y RMSE refleja la escala real del problema y en este caso se tienen todos los datos de todas las unidades de tratamiento, por

lo que al haber muchas más atenciones, se espera tener errores absolutos mayores. Por otro lado, al ver el MAPE, el cuál representa la variación porcentual, sí es posible comparar experimentos con diferentes escalas de atenciones, donde se aprecia una significativa mejora, de 23 a 11%.

La figura 148 por su lado, tiene una visual similar a su análoga figura 10, donde la predicción de este modelo también representa una línea recta a simple vista. La mejora en las métricas puede deberse a una mayor estabilidad (cercanos a la media) en los datos de testeo al estar éstos agregados para el CAA en su totalidad. De todas maneras, el modelo claramente no es capaz de adaptarse a la forma de los datos reales y sólo logró establecerse cerca de la media de atenciones totales, algo que era esperable debido a la falta de incorporación de estacionalidad y variables exógenas.

VII.2.2.2.2 Modelo 2 - SARIMAX

Utilizando los mismos parámetros que en la sección que sólo usó datos de la UT de Rehabilitación, los resultados de este modelo, para todas las observaciones del CAA se muestran en la tabla 21 y figura 149.

1. **Resultados y análisis**

	SARIMAX
MAE	94.488
RMSE	125.63
MAPE	8.14 %

Tabla 21: *Resultados de métricas de desempeño MAE, RMSE y MAPE para modelo SARIMAX semanal para el CAA completo*

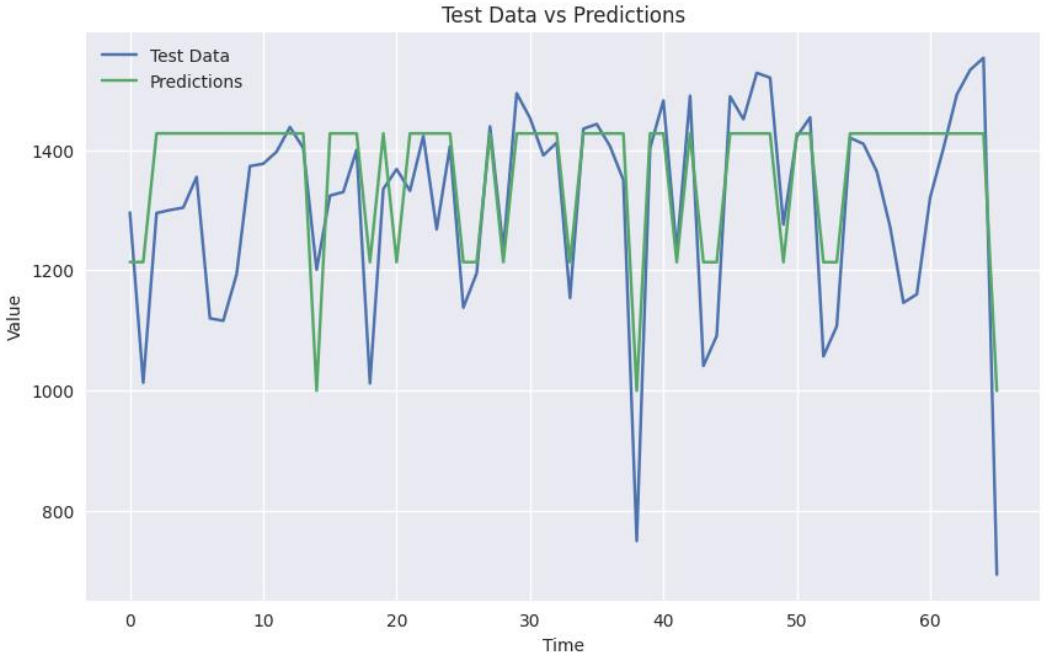


Figura 149: *Predicciones semanales con SARIMAX para el CAA completo. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

En este caso ya se logra ver cómo el modelo se adapta mucho mejor a los datos, esto debido a que se tienen todos los datos de todas las unidades de tratamiento, y a incorporación de estacionalidad y la variable exógena de feriados. El MAPE obtenido es bastante bueno y las demás métricas (MAE Y RMSE) también muestran una mejora en comparación a los resultados del modelo previo. Vale mencionar, que el MAE y RMSE de este experimento son mayores que los obtenidos en los experimentos para el subconjunto del CAA, lo cual tiene sentido al haber muchas más atenciones en este caso, donde claramente el error absoluto será mucho mayor.

VII.2.2.2.3 Modelo 3 - LSTM con CNN

Se probaron los mismos 2 experimentos previos de LSTM con CNN para este caso.

1. Procedimiento de Entrenamiento y Validación

- Se decidió comparar resultados para dos ventanas de predicción, una semanal y una diaria debido a que al contar con todas las observaciones del CAA, se tiene suficientes datos para probar ventanas diarias, y debido a que podría ser interesante encontrar patrones en los distintos días de la semana, algo que puede hacer este tipo de modelos .

- A pesar que se corrió ambos experimentos de la sección anterior, se consideró sólo el experimento 1.1 puesto que, como se hicieron pruebas diarias, contar con mayor cantidad de filtros para la única capa convolucional, permitiría encontrar mayor número de patrones diferentes.

1. Resultados y análisis

Los resultados se muestran en la tabla 22 y figura 150.

	Exp. 1	Exp. 2
MAE	0.09	0.09
RMSE	0,108	0,108
MAPE	21,84%	22.01%

Tabla 22: *Resultados de métricas de desempeño MAPE y RMSE para modelos LSTM con CNN semanal para el CAA completo*

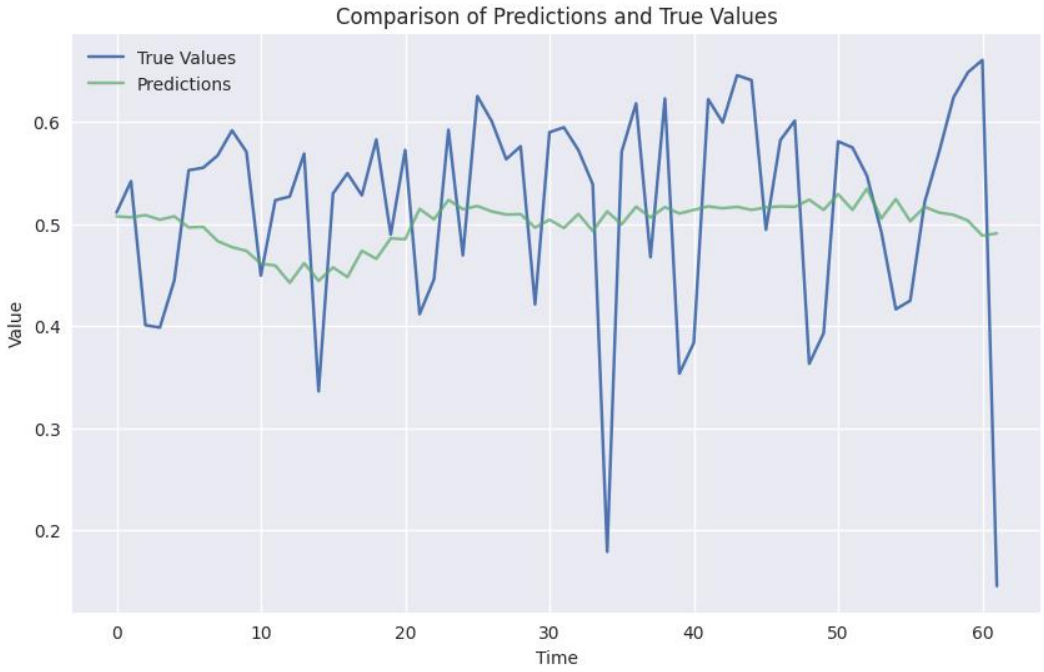


Figura 150: *Predicciones semanales para el segundo experimento de LSTM con CNN para el CAA completo. (Valores reales en azul, valores de predicción semanal en verde)*

Estos resultados mejoran con respecto a su paralelo LSTM-CNN usando datos de una sola unidad de tratamiento, pero al igual que en ese caso distan de ser buenos resultados e incluso se ven superados por el modelo SARIMAX de esta sección, que es el que mostró mejor performance hasta el momento.

De este modo, se procedió a probar modelos del estado del arte, como Neural Prophet, el cual además es el modelo usado por el equipo de data science de la ACHS en proyectos anteriores.

VII.2.2.2.4 Modelo 4 - Neural Prophet

Se eligió continuar con Neural Prophet por su facilidad de implementación, su capacidad de detectar estacionalidades y tendencias, y por su capacidad de captar relaciones no lineales. Además Neural Prophet comparte la característica de SARIMAX de poder incluir otras variables exógenas.

1. **Incorporación de nuevas variables**

En este caso, se ahondó más en el data engineering y se agregaron los regresores de Agencia anterior y Territorio anterior como ilustra la tabla 23, y de Unidad de tratamiento actual.

Regresor	Territorio anterior	Agencia anterior
HT_AMB	HOSPITAL DEL TRABAJADOR	UNIDAD SERVICIO ATENCION AMBULATORIA
HT_URG	HOSPITAL DEL TRABAJADOR	UNIDAD SERVICIO ATENCION DE URGENCIA
METRO_NO_DISC	METRO	NO_DISCRIMINADO
NS_NO_DISC	NORTE o SUR	NO_DISCRIMINADO

Tabla 23: *Especificación de regresores de territorio anterior.*

Estos regresores representan la proporción de atenciones que corresponde a cada variable con respecto al total. Por ejemplo, el regresor de procedencia `METRO_NO_DISC` representa la proporción de atenciones en el período estudiado que tiene su atención anterior en la región metropolitana (`METRO`) con respecto a todas las anteriores de ese período.

Adicionalmente, se mantuvo el regresor de feriado incluido en los ejemplos anteriores, se incorporó un regresor que captura la demanda de la urgencia, y se consideró el rango de fechas donde

se observan anomalías producto de la pandemia como fechas de eventos especiales.

2. Procedimiento de Entrenamiento y Validación

Con el fin de capturar patrones más detallados y específicos que pueden ocurrir durante la semana, se decidió hacer una predicción diaria y luego agregarla semanalmente. Este enfoque podría mejorar la precisión de la predicción, ya que se podrían identificar las variaciones dentro de cada semana de mejor manera, permitiendo al modelo que se adapte mejor. Es por esto que los resultados que se muestran a continuación corresponden a una agregación diaria y luego una agrupación semanal de esa predicción diaria para hacerlo comparable a los modelos previos.

3. Resultados y análisis

Los resultados se muestran en la tabla 24 y las figuras 151 y 152.

	Neural Prophet	
	Agregación diaria	Agrupación semanal
MAE	49.13	119.43
RMSE	65.53	143.55
MAPE	230.4%	9.56%

Tabla 24: *Resultados de métricas de desempeño MAPE, RMSE y MAE para modelo Neural Prophet con agregación diaria y agrupación semanal para el CAA completo*

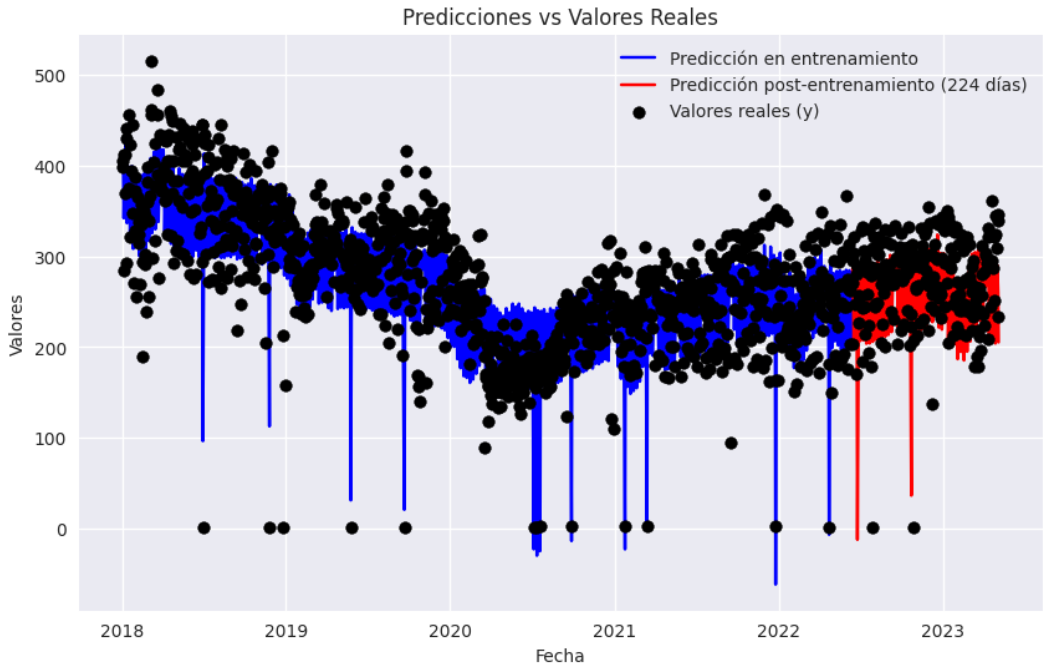


Figura 151: *Predicciones diarias de Neural Prophet para el CAA completo. (Valores reales en puntos negrosl, valores de predicción diaria en azul y rojo)*

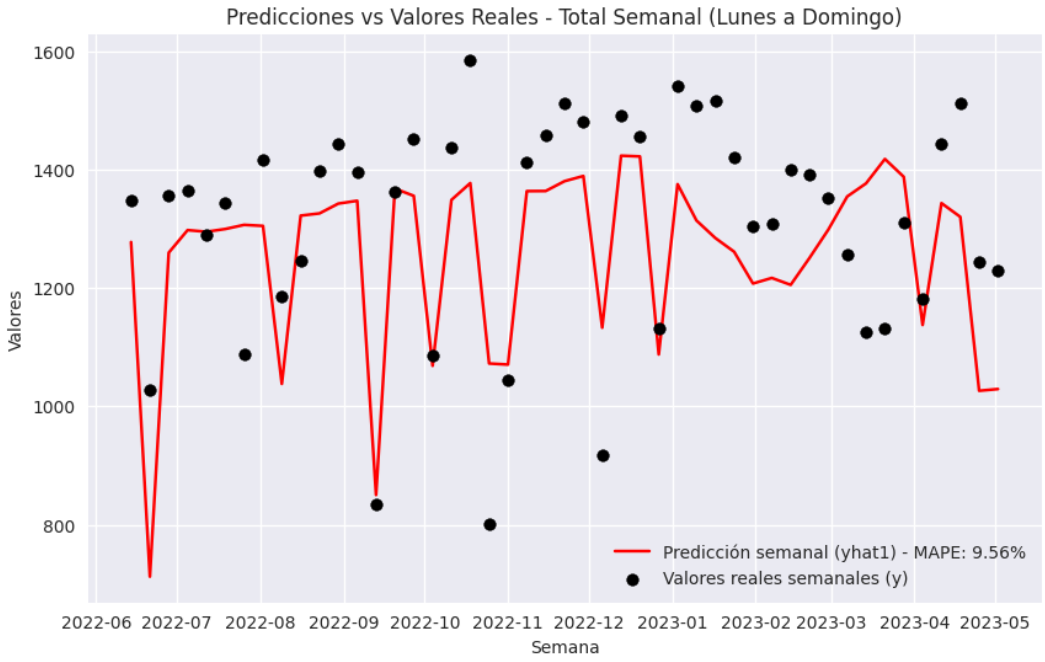


Figura 152: *Predicciones diarias agrupadas de forma semanal de Neural Prophet para el CAA completo. (Valores reales en puntos negros, valores de predicción semanal en rojo)*

Como puede observarse en la tabla 24, los resultados de agregación diaria no son satisfactorios, sin embargo, los

resultados referentes a la agrupación semanal, que son comparables con los experimentos anteriores, reflejan mejoras significativas con respecto al último modelo, pero no así para SARIMAX. Este último mencionado se adapta mejor que el de Neural Prophet a las variaciones que se perciben en las figuras. En particular, la figura 152 muestra que el modelo capta la tendencia de las observaciones, pero es ineficiente en predecirlas realmente, comparado con la figura 149 que pareciera llegar con más frecuencia a los valores reales, aunque siempre manteniendo una cota superior de predicción.

La inesperada "pobre" predicción de este modelo, hizo necesario incorporar cambios.

4. Incorporación de nuevas variables

Tal como se ha mencionado anteriormente, un regresor relevante para el CAA es la unidad de tratamiento en la cual se atendenderá el paciente. Incorporar esta variable podría reducir el error por cuanto se puede estimar con mejor precisión la distribución de la demanda.

5. Procedimiento de Entrenamiento y Validación

Manteniendo los mismos regresores previos, y el tipo de periodicidad diaria y agregación semanal, se probó nuevamente el modelo Neural Prophet.

6. Resultados y análisis

Los resultados se muestran en la tabla 25 y las figuras 153 y 154.

	NP - Agregación diaria	NP - Agrupación semanal
MAE	49.83	112.59
RMSE	66.48	140.59
MAPE	232.85%	9.10%

Tabla 25: *Resultados de métricas de desempeño MAPE y RMSE para modelo Neural Prophet semanal para el CAA completo*

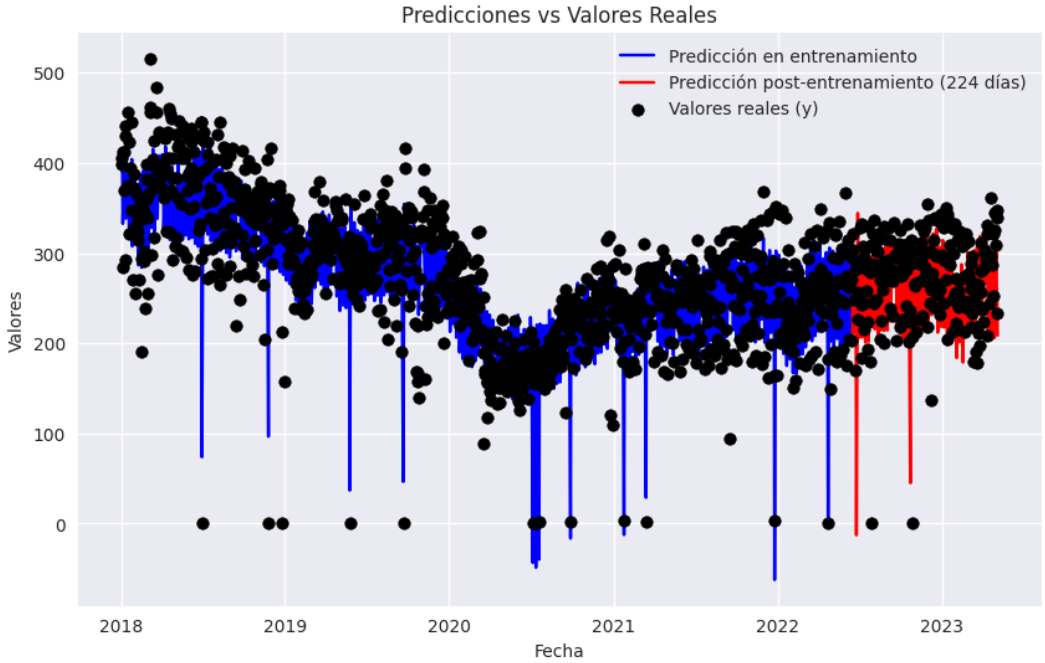


Figura 153: *Predicciones diarias de Neural Prophet para el CAA completo, incorporando UT como regresor. (Valores reales en puntos negrosl, valores de predicción diaria en azul y rojo)*

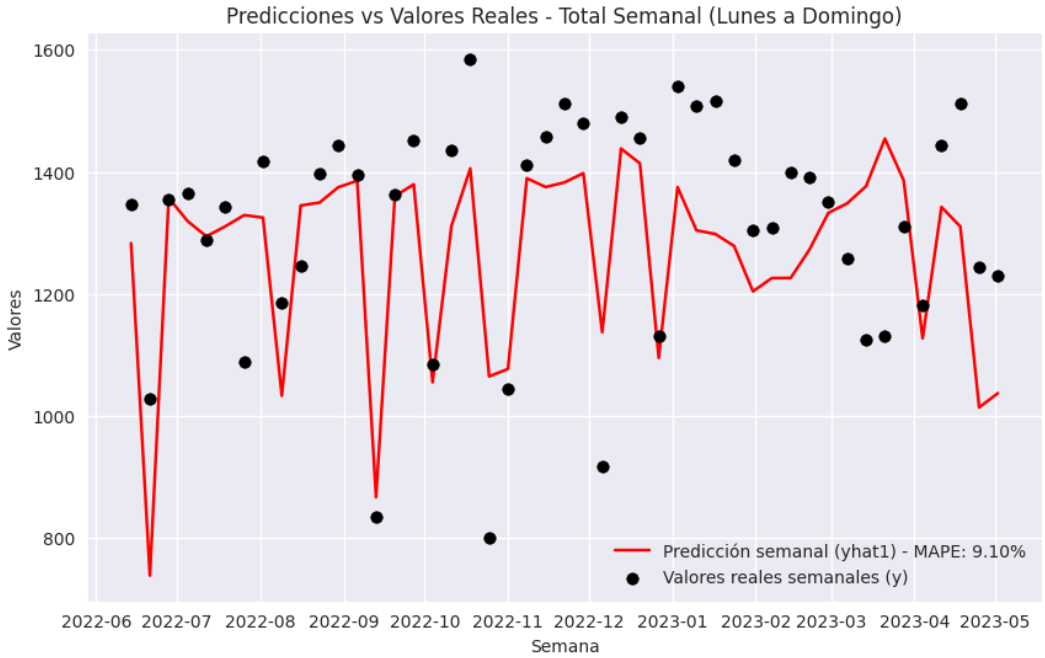


Figura 154: *Predicciones diarias agrupadas de forma semanal de Neural Prophet para el CAA completo, incorporando UT como regresor. (Valores reales en puntos negros, valores de predicción semanal en rojo)*

Si bien existe una leve mejora en el MAPE de este modelo a nivel semanal en comparación con el anterior, el resto de las métricas para los dos tipos de agregaciones no se comportan de la misma manera. Esta discordancia muestra que este modelo no es

eficiente en predecir la demanda de este servicio, o al menos no es mejor que SARIMAX.

Se puede entender que el efecto sobre las atenciones en general no se ve afectado por la distribución de tipos de patologías o clasificación de estas en una unidad de tratamiento, lo que es contraintuitivo. La hipótesis que se plantea es que dado que las atenciones no son realmente la demanda, sino que son una representación de la demanda acotada por la oferta de atenciones, este regresor debe estar sesgado de alguna forma que el modelo no es capaz de capturar. Dicho de otra forma, la demanda por el servicio induce la disponibilidad del servicio y, de la misma forma, la disponibilidad del servicio induce su demanda.

Lo único que queda probar son aquellas variables exógenas que podrían modificar la cantidad de atenciones estudiadas en el EDA. En este caso, la única variable que se consideró relevante fue la tasa de desempleo observada para cada período.

7. Incorporación de nuevas variables

La tasa de desempleo está directamente relacionada con la actividad de los trabajadores, a menor desempleo, mayor cantidad de trabajadores susceptibles a usar el servicio de la ACHS, y en particular, el CAA del HT.

8. Procedimiento de Entrenamiento y Validación

Manteniendo los mismos regresores previos, y el tipo de periodicidad diaria y agregación semanal, se probó nuevamente el modelo Neural Prophet.

9. Resultados y análisis

Los resultados se muestran en la tabla 26 y las figuras 155 y 156.

	NP - Agregación diaria	NP - Agrupación semanal
MAE	50.09	117.94
RMSE	66.90	144.81
MAPE	234.3 %	9.43 %

Tabla 26: *Resultados de métricas de desempeño MAPE y RMSE para modelo Neural Prophet semanal para el CAA completo*

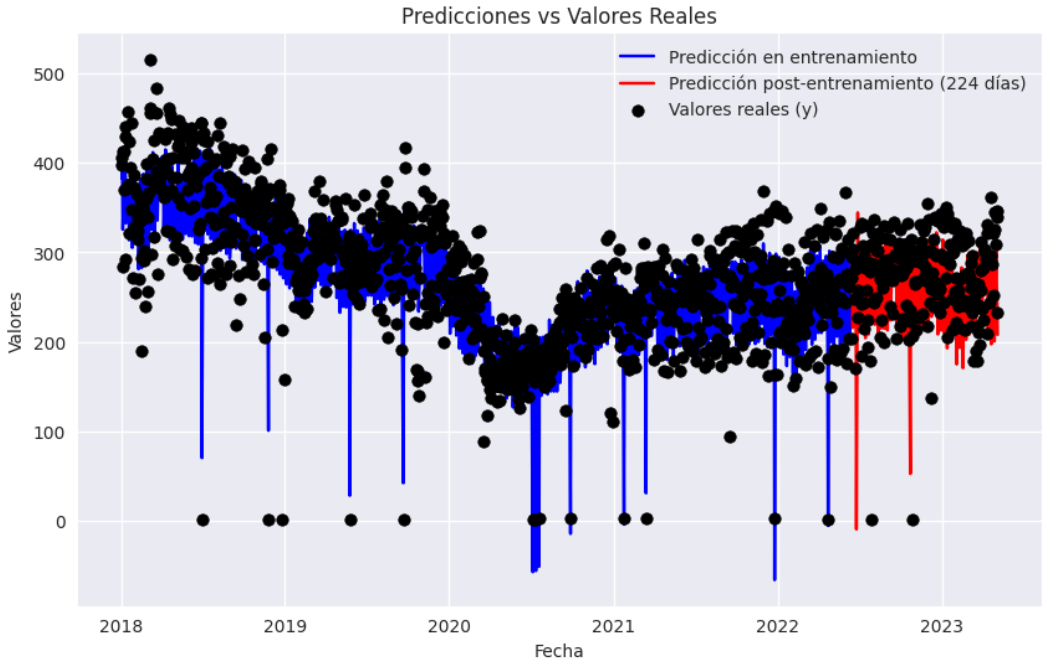


Figura 155: *Predicciones diarias de Neural Prophet para el CAA completo, incorporando tasa de desempleo como regresor. (Valores reales en puntos negrosl, valores de predicción diaria en azul y rojo)*

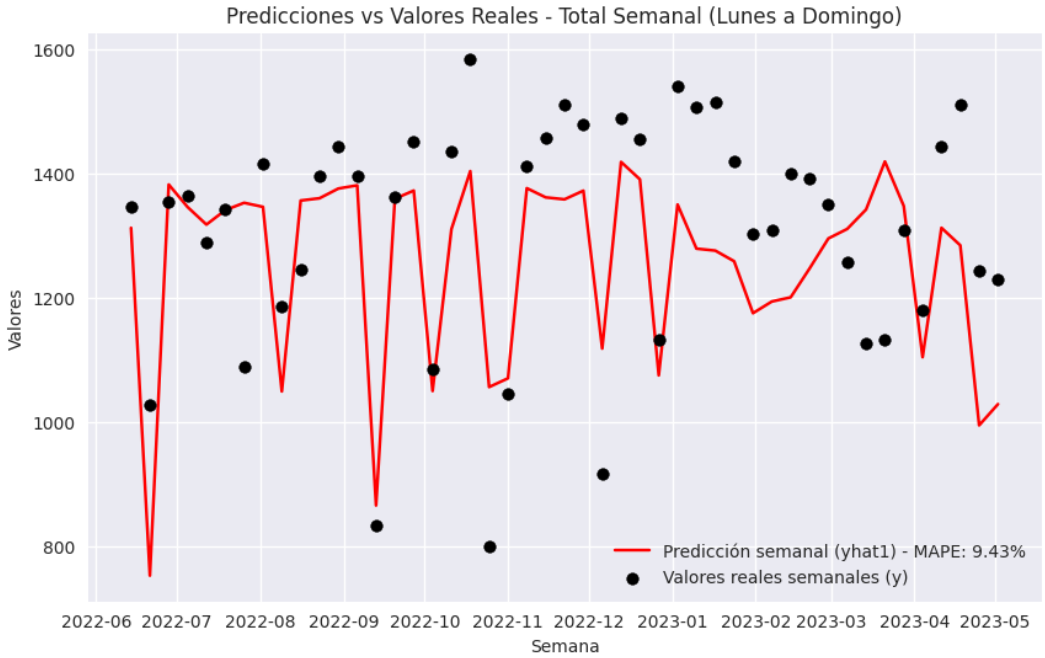


Figura 156: *Predicciones diarias agrupadas de forma semanal de Neural Prophet para el CAA completo, incorporando tasa de desempleo como regresor. (Valores reales en puntos negros, valores de predicción semanal en rojo)*

Como puede verse en los resultados, la variable de desempleo no afecta positivamente en la predicción. Esto también podría atribuirse en cierta medida a que cualquier variable externa tiene una influencia mucho más débil con respecto al total de atenciones en comparación a los límites que se constituyen por la agenda médica.

VII.2.2.3 Discusión de resultados predicción demanda para CAA

Tal como se mencionó anteriormente, el problema del CAA es un problema complejo en múltiples niveles, y por eso llama la atención que el mejor modelo para predecir la demanda haya sido uno de los modelos tradicionales.

En comparación a ARIMA, SARIMAX puede incluir información de variables exógenas y fluctuaciones estacionales, por lo que es esperable que para este problema tuviera mejores resultados. Sin embargo fue sorprendente que SARIMAX tuviera mejor desempeño que el algoritmo de redes neuronales profundas. Esto puede deberse a que este tipo de modelo requiere de muchos datos para poder ajustarse adecuadamente a algún fenómeno temporal, además, en redes neuronales hay una complejidad mayor en la búsqueda de los híper parámetros que puede haber mermado su *performance*.

Por otro lado, cuando se comparó SARIMAX con Neural Prophet, el gold standard para la ACHS, incluyendo aquellos resultados obtenidos y presentados en este informe para la Urgencia, este último, si bien alcanzó resultados similares a SARIMAX, no fueron mejores. Teóricamente, Neural Prophet es el algoritmo ideal para este tipo de datos ya que es capaz de captar estacionalidades y tendencias no lineales. Pese a esto, SARIMAX logró mejor performance que Neural prophet, lo cuál podría deberse a que las estacionalidades de la serie no son tan complejas y, por ende, son abordables de mejor manera por un algoritmo más sencillo.

VII.2.2.4 Recomendaciones para la ACHS en cuanto a CAA

Si la ACHS quisiere utilizar alguno de estos modelos para estimar su demanda, la recomendación es que lo haga utilizando el modelo SARIMAX. No obstante, no puede perder de vista que los resultados de este mejor modelo distan de ser los resultados esperados y que predigan de forma aceptable la demanda del servicio (comparado además con los resultados de la urgencia). Es probable que esto se deba a algo comentado en uno de los resultados de Neural Prophet, que la demanda observada, y la cual se utilizó para estos modelos, no es la demanda real, sino que

una demanda sesgada o modificada por la disponibilidad de la oferta.

Para abordar adecuadamente este problema se recomienda que en el futuro se utilicen datos que estén relacionados con la demanda real del servicio, es decir, columnas que indiquen la fecha cuando se generó la demanda (la fecha de la cita anterior, cuando el paciente es derivado o continúa en seguimiento) y más importantemente, la cantidad de días posterior a esa cita que el médico indica que debe tener el siguiente control. Es la fecha de la cita anterior más los días que el médico da de ventana hasta la próxima cita, la demanda real del servicio. Actualmente no se tienen el dato de la cantidad de días de la próxima visita, por lo que realmente no se sabe si el momento en que se tiene la cita (lo que es considerado actualmente como demanda) coincide con lo solicitado por el médico o no, ya que la asignación de la cita sucede condicionada a la disponibilidad de la agenda del médico o la UT.

Por otro lado, se conoce que hay momentos en que el sistema se satura y se requieren más horas médicas que la oferta de ACHS no está pudiendo cubrir, o se asignan las citas posterior a la fecha solicitada de control, fenómenos que están escondidos en las observaciones consideradas como demanda en los modelos realizados, con lo que queda aún más claro que esas observaciones están sesgadas.

Queda propuesto entonces que una vez que se incorporen las variables mencionadas, se re-entrenen los modelos desarrollados y luego se incursione, como se hizo en el apartado de urgencias, en el algoritmo TFT.

VII.3 Modelamiento del problema de optimización para la Urgencia y el CAA

Este capítulo a continuación detalla el proceso de optimización de recursos médicos en las unidades de Urgencias y CAA de la organización. Basándose en los resultados y aprendizajes de la fase anterior del proyecto, se identifica y define la formulación adecuada para satisfacer las necesidades específicas de cada área y alcanzar las metas propuestas. En concreto, para cada unidad se presenta un modelo de optimización lineal enfocado en la calendarización de recursos del área de la salud, capaz de organizar y estructurar los aspectos de interés para la labor realizada, en función de criterios descritos en la literatura como también aquellos requerimientos estipulados por la contraparte.

En cuanto a la implementación de los modelos, se comenta que la evaluación explícita de instancias no es algo contemplado por este informe debido a que no se obtuvo la información necesaria para hacerlo (como la estructura de costos, que es fundamental para poder realizar la optimización de recursos) por temas de confidencialidad de la contraparte, sino que se discuten directrices que pueden dar mayor poder de planificación a la organización, facilitando la resolución de casos prácticos. Este planteamiento tiene como objetivo presentar metodologías que reduzcan de forma controlada la complejidad de los problemas abordados, evitando comprometer la capacidad del modelo para responder adecuadamente a las necesidades de la organización.

Ahora bien, aún cuando la resolución de instancias numéricas no esté dentro del alcance de este escrito, se recomienda el uso solvers de código abierto como PuLP, Pyomo o OR-Tools. Estas herramientas, además de contar con documentación accesible en la web, son compatibles con lenguajes de programación como Python y Julia, ofreciendo una alternativa eficaz y versátil para abordar problemas de optimización. En el caso de que la organización tenga acceso a herramientas comerciales, como Gurobi o CPLEX, se recomienda su uso, ya que su rendimiento puede facilitar la resolución de casos de mayor complejidad.

VII.3.1 Modelamiento de optimización de Urgencias

VII.3.1.1 Introducción

Habiendo presentado los modelos de estimación de demanda, el siguiente paso corresponde definir las directrices del proceso de optimización que permitirá afrontar eficazmente la demanda de asistencia médica en el área de urgencias. Contar con un estimado de los pacientes que llegarán en un período determinado permite a la organización planificar el número de profesionales y recursos necesarios para satisfacer esa demanda. Por ejemplo, si se proyecta una cantidad de pacientes superior a la habitual, es prudente considerar la incorporación de médicos adicionales para evitar que se reduzca el nivel de servicio y, en consecuencia, que se ponga en riesgo la salud de los pacientes.

Para ello, resulta crucial determinar la cantidad adecuada de profesionales a asignar por turno y planificar una calendarización que distribuya su labor a lo largo de un horizonte temporal. La calendarización del personal de salud es un problema que ha sido extensamente estudiado en la literatura por más de 60 años (Burke et al. 2004 [21]) afecta a instituciones hospitalarias en todo el mundo; una solución que equilibre la disponibilidad y la carga laboral de los trabajadores es indispensable para mejorar tanto la experiencia de los pacientes como la satisfacción del personal médico. Como explican Bradley y Martin (1990) [22], existen tres decisiones básicas en la programación del personal en hospitales: dimensionamiento de la plantilla (Staffing o Rostering), programación de personal (Scheduling) y asignación (Assignment). Estas decisiones abarcan distintos niveles de planificación organizacional: el dimensionamiento implica definir el número de trabajadores necesarios para cumplir con la demanda; la programación se ocupa de la calendarización de estos en diversos turnos dentro de un horizonte temporal, y la asignación implica definir tareas específicas para cada turno.

Para avanzar con la calendarización de personal de salud, es fundamental relacionar la taxonomía de la situación con la primera etapa de este proyecto, centrada en la demanda de servicios de salud. La unidad de urgencias de la organización trabaja bajo una demanda estocástica, donde tanto la llegada de pacientes como sus padecimientos, niveles de gravedad y tiempo requerido de atención son factores exógenos. No obstante, los modelos de estimación desarrollados en este proyecto permiten proyectar un volumen de llegadas dentro de un margen razonable, considerando un horizonte de planificación.

Basado en estas proyecciones, el proceso de optimización debe centrarse en asegurar suficiente capacidad de atención para satisfacer la demanda dentro de un margen de tiempo que no comprometa la salud de los pacientes. Esto implica definir qué profesionales estarán a cargo de cada turno, tomando en cuenta tanto las normativas laborales como las políticas internas de la organización. Para lograrlo, se plantea un enfoque clásico de calendarización de turnos para el personal médico, con la flexibilidad de aumentar la dotación de médicos según los niveles de demanda estimados. Los modelos de calendarización o scheduling son formulaciones versátiles que permiten integrar múltiples restricciones, tanto estrictas como flexibles, adaptables a las necesidades específicas de cada contexto. En este caso, esto debe alinearse con la normativa chilena y adaptarse a las dinámicas internas de la ACHS.

Las siguientes secciones de este informe presentan una modelación base del problema mediante un Modelo Entero Mixto basado en el problema de Nurse Scheduling. A continuación, se sugieren modificaciones al modelo base para incluir otras consideraciones relevantes para la organización. Finalmente, se discute su implementación, siguiendo directrices habituales para este tipo de formulaciones y explorando metodologías alternativas que puedan resultar útiles según el tamaño de las instancias a resolver.

VII.3.1.2 Modelamiento Base

El modelo a continuación corresponde a una variación de la propuesta presentada por Beaulieu et al. (2000) [23], utilizando consideraciones mencionadas por Cheang et al. (2003) [24], Ernst et al. (2004) [25] y Burke et al. (2004) [21].

Esta formulación está enfocada en la asignación de turnos de los distintos profesionales disponibles al área de urgencias a lo largo de un horizonte temporal, mas no en gestionar el quehacer durante el trabajo.

Conjuntos

I Conjunto de Médicos.

I^C Conjunto de Cirujanos.

I^U Conjunto de Urgenciólogos.

I^T Conjunto de Traumatólogos.

I^* Conjunto de Médicos no residentes (*Turnos Volantes*).

J Días $(J = \{1,2,\dots,365\})$.

J^D Días domingo $(J^D = \{7,14,\dots,364\})$.

J_i Días disponibles de un médico $i \in I$.

K Turnos por día $(K = \{Día, Noche\})$.

A modo de simplificar la sintaxis y facilitar la lectura del modelo, se utiliza una notación de partición de conjuntos ordenados según el índice de sus elementos. Por ejemplo, sea el conjunto ordenado A = {1,2, 3, 4, 5}, se detalla la partición de sus 3 primeros elementos como A[1:3] = {1,2, 3} como también un elemento específico a partir del índice A[4] = {4}. Este tipo de notación busca presentar una simbología similar a lenguajes de programación para definir adecuadamente las restricciones del modelo sin comprometer su legibilidad.

Parámetros

d_{jk} Demanda esperada para el día $j \in J$ durante el turno $k \in K$.

c_{ijk} Costo de honorarios del médico $i \in I$ el día $j \in J$ durante el turno $k \in K$.

$\bar{c}_i$ Bonificación de horario por turno extra para el médico residente $i \in I\ I^*$.

α Capacidad de atención promedio (pacientes/turno).

h_i Turnos semanales mínimos del médico residente $i \in I\ I^*$ (horas contratadas).

Variables

x_{ijk} Asignación regular del médico $i \in I$ el día $j \in J$ para el turno $k \in K$ (variable binaria).

y_{ij} Médico residente $i \in I\ I^*$ comienza su Cuarto Turno el día $j \in J$ (variable binaria).

z_i N° turnos extra realizados por el médico residente $i \in I\ I^*$ (variable

entera).

Restricciones

1. **Médicos por turno.**
   Cantidad mínima de profesionales de residencia, por cada especialidad, en un turno.

$$\sum_{i \in I^C} x_{ijk} \geq 1 \qquad \forall j \in J, k \in K$$

$$\sum_{i \in I^U} x_{ijk} \geq 1 \qquad \forall j \in J, k \in K$$

$$\sum_{i \in I^T} x_{ijk} \geq 2 \qquad \forall j \in J, k \in K$$

   Tal de simplificar el problema a resolver, se toma por supuesto que los conjuntos de especialidad médica son disjuntos entre sí, es decir, no hay médicos con más de una especialidad. Si bien es posible considerar personas con dichas cualidades, este no es el caso general, por lo que considerar reglas especiales por cada combinación de especialidades resulta un perjuicio en la comprensión e implementación del modelo.

2. **Capacidad de atención.**
   La rotación debe ser capaz de satisfacer la demanda de pacientes.

$$\sum_{i \in I} x_{ijk} \geq \left\lceil \frac{d_t}{\alpha} \right\rceil \qquad \forall j \in J, k \in K$$

   En palabras simples, si la rotación obligatoria de médicos no es suficiente para atender a todos los pacientes, es necesario considerar más profesionales, ya sea de las mismas especialidades o aquellos fuera de la nómina de residencia.

3. **Sin turnos consecutivos.**
   Un trabajador debe descansar entre cada turno, al menos el mismo tiempo que el turno previamente trabajado.

$$x_{ij\,Día} + x_{i\,j\,Noche} \leq 1 \qquad \forall i \in I, j \in J$$

$$x_{ij\ Noche} + x_{i\ j+1\ Día} \leq 1 \qquad \forall i \in I, j \in J_{[1:|J|-1]}$$

Puesto que la organización utiliza un sistema de dos turnos por día y además no contempla 'turnos largos' para los médicos de urgencia se tiene, en particular, un límite de hasta un turno de doce horas asignado por día.

4. Horas de servicio por semana.

Semanalmente, un médico debe cumplir sus horas acordadas, representadas en turnos.

$$h_i \leq \sum_{d=1}^{7} \sum_{k \in K} x_{i\ j+d\ k} \qquad \forall i \in I, j \in J^D_{[1:|J^D|-1]}$$

Es posible incluir una cota superior para el número de horas asignadas a un médico, sin embargo, esto es abordado por el uso de turnos extraordinarios, los cuales poseen una asignación adicional. Esto será abordado nuevamente en la sección siguiente.

5. Días disponibles médico.

Médico no puede ser asignado a turno que no esté disponible (días libres).

$$\sum_{k \in K} x_{ijk} = 0 \qquad \forall i \in I, j \in J_i$$

6. Cuarto Turno Modificado.

Las asignaciones de turno siguen la estructura de dos días trabajados y tres días de descanso (sin contemplar turnos extra).

$$\sum_{k \in K} x_{ijk} - 1 \leq y_{ij} \qquad \forall i \in I\ I^*, j \in J$$

$$\sum_{k \in K} x_{ij+1k} - 1 \leq y_{ij} \qquad \forall i \in I\ I^*, j \in J$$

En palabras simples, una vez que comienza el cuarto turno, debe haber una asignación de turno para los dos días posteriores. Los tres días siguientes no están restringidos en caso que el médico deba hacer turnos extra.

7. **Cuarto Turnos disjuntos**

Un médico residente no puede tener más de un Cuarto Turno en simultáneo.

$$\sum_{d=0}^{4} y_{i\,j+d} \leq 1 \qquad \forall\, i \in I\ I^{*}, j \in J_{[1:|J|-4]}$$

8. **Turnos extra**

El turno extra de un médico residente corresponde a la cantidad de turnos realizados por sobre la cantidad que le corresponden por la cantidad de cuatro turnos realizados.

$$\sum_{j \in J} \sum_{k \in K} x_{ijk} \; - \; 2 \cdot \sum_{j \in J} y_{ij} = z_i \qquad \forall\, i \in I\ I^{*}$$

9. **Naturaleza de variables**

$$x_{ijk} \in \{0,1\} \qquad \forall\, i \in I, j \in J, k \in K$$

$$y_{ij} \in \{0,1\} \qquad \forall\, i \in I\ I^{*}, j \in J_{1:|J|-2}$$

$$z_i \in \mathbb{N}_0 \qquad \forall\, i \in I\ I^{*}$$

Función Objetivo

Minimización de costo por turnos (horas) contratados.

$$\min \quad \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} x_{ijk} \cdot c_{ijk} \; + \sum_{i \in I} z_i \cdot \bar{c}_i$$

VII.3.1.3 Modificaciones del Modelo

En esta sección, se plantean una serie de modificaciones adicionales al modelo base, orientadas a adaptar la planificación de turnos a necesidades específicas de la organización y mejorar las condiciones laborales del personal médico. Estas propuestas incluyen restricciones y ajustes que permiten equilibrar las responsabilidades laborales con el tiempo libre y las preferencias de los médicos, promoviendo así un ambiente de trabajo más sostenible.

En primer lugar, se proponen restricciones orientadas a proteger el bienestar del personal médico. Estas restricciones buscan equilibrar la carga de trabajo entre los distintos profesionales de la salud, respetando tanto los tiempos de descanso como las preferencias personales para turnos específicos. A través de estas condiciones, se intenta evitar la sobrecarga de turnos consecutivos y asegurar que los médicos dispongan de descansos adecuados entre sus jornadas.

Además, se sugiere una metodología alternativa para el dimensionamiento de la dotación de trabajo. Esta propuesta considera la posibilidad de reducir el número de médicos residentes en el área de Urgencias, permitiendo que el personal liberado pueda ser reasignado a otras unidades que puedan beneficiarse de refuerzos en momentos de alta demanda. Este enfoque no solo optimiza el uso de recursos humanos, sino que también facilita la respuesta a picos de demanda sin comprometer la calidad del servicio.

Para cada modificación planteada, se especifican los nuevos elementos que deben considerarse en el modelo, detallando las condiciones que deberán reemplazar o complementar las restricciones del modelo base. Estas adaptaciones permiten mayor flexibilidad y eficiencia en la asignación de turnos, asegurando que el modelo final esté alineado con las necesidades operativas y estratégicas de la organización.

Horas Máximas de Trabajo

En esta sección, se establecen restricciones para limitar el número total de turnos que puede realizar un médico durante el periodo. Estas limitaciones incluyen tanto turnos ordinarios como adicionales y tienen como objetivo evitar el agotamiento del personal médico de urgencias. El límite en la cantidad de turnos busca garantizar que los profesionales no excedan una carga laboral que comprometa su salud y efectividad. En caso de que la demanda de pacientes supere la capacidad del personal regular, se

sugiere optar por el uso de 'turnos volantes' o de apoyo, para mantener los niveles de atención sin sobrecargar al equipo regular.

Adicionalmente, se propone redefinir la variable de asignación de turnos extra (variable z) a nivel mensual en lugar de semanal. Esta modificación permite una mayor flexibilidad en el manejo del presupuesto y permite comparar los costos de horas adicionales en relación con estándares de otros sectores. Al implementar esta adaptación, se podrán realizar análisis más precisos sobre el uso y costo de horas adicionales en distintos meses, promoviendo una gestión financiera alineada con las necesidades operativas y las potenciales restricciones presupuestarias de la organización.

Conjuntos Adicionales

M Meses contemplados en el horizonte temporal.

$J(m)$ Días del mes $m \in M$ $(J(1) = \{1, \dots, 31\} \wedge J(2) = \{32, \dots, 59\})$.

Parámetros Adicionales

H Turnos semanales máximos del médico residente $i \in I\ I^*$ (horas contratadas).

Z Número máximo de turnos extra permitidos por mes.

Variables Modificadas

z_{im} N° turnos extra realizados por el médico residente $i \in I\ I^*$ durante el mes $m \in M$ (variable entera).

Restricciones Modificadas

1. **Horas de servicio por semana (modificada).**
   Semanalmente, un médico debe cumplir sus horas acordadas, representadas en turnos. Adicionalmente, este no puede exceder el número máximo de horas trabajadas.

$$h_i \leq \sum_{d=1}^{7} \sum_{k \in K} x_{i\ j+d\ k} \leq H \qquad \forall\, i \in I, j \in J^D_{[1:|J^D|-1]}$$

2. **Turnos Extra (modificada)**

El turno extra de un médico residente corresponde a la cantidad de turnos realizados por sobre la cantidad que le corresponden por la cantidad de cuatro turnos realizados.

$$\sum_{j \in J(m)} \sum_{k \in K} x_{ijk} - 2 \cdot \sum_{j \in J(m)} y_{ij} = z_{im} \qquad \forall i \in I^*, m \in M$$

Esta restricción posee la misma dinámica que su referente del modelo base, donde la diferencia radica que ahora es realizado a nivel mensual. Para enfrentar la dificultad que no todos los meses poseen la misma cantidad de días, se utiliza la el parámetro m para representar cada uno de los meses del horizonte.

3. **Naturaleza de variables (modificada)**

$$z_{im} \in \mathbb{N}_0 \qquad \forall i \in I^*, m \in M$$

Domingos y Feriados de Descanso

Para fomentar un equilibrio adecuado entre la vida laboral y personal del personal médico, se propone limitar la cantidad de días domingo y feriados trabajados por cada médico durante el mes. Estas restricciones buscan distribuir la carga laboral de manera equitativa, permitiendo que cada profesional tenga la oportunidad de descansar en días típicamente dedicados a actividades personales y familiares.

La reducción controlada de turnos en días de descanso promueve el bienestar emocional y reduce el riesgo de agotamiento del personal de salud, contribuyendo a un ambiente de trabajo más satisfactorio, con mayor retención del personal y una mejor calidad en la atención al paciente.

Conjuntos Adicionales

M Meses contemplados en el horizonte temporal $(M = \{1, \dots, 12\})$.

$J(m)$ Días del mes $m \in M$ $(J(1) = \{1, \dots, 31\} \wedge J(2) = \{32, \dots, 59\})$.

J^* Días feriados.

Parámetros Adicionales

f Número máximo de domingos y feriados asignados permitidos por mes.

Restricciones Adicionales

1. **Domingos y feriados de descanso.**

   Mensualmente, los médicos residentes deben contar con al menos f domingos y feriados sin turnos, es decir, sin asignaciones.

$$\sum_{j \in J(m) \cap J^D \cap J^*} \sum_{k \in K} (1 - x_{ijk}) \geq f \qquad \forall i \in I\ I^*, m \in M$$

Preferencias por Tipo de Turno

De forma similar a la modificación anterior, para mejorar la satisfacción y el bienestar del personal médico, se propone asignar turnos diurnos o nocturnos según las preferencias individuales de cada médico. Esta asignación puede realizarse de forma estricta, en la que el profesional solo trabaja en su turno preferido, o de forma flexible, donde la preferencia se respeta en la medida de lo posible, pero con alguna asignación ocasional a turnos alternativos según la necesidad.

El ajuste a los ciclos de sueño y las preferencias personales tiene como objetivo reducir la fatiga y mejorar el rendimiento durante los turnos asignados, alineando las jornadas de trabajo con los ritmos biológicos y preferencias de cada médico. Esta práctica contribuye tanto a la satisfacción laboral como a la calidad del servicio, ya que los profesionales pueden trabajar en los horarios que mejor se adecuen a sus estilos de vida y necesidades personales.

La modificación de formulación a continuación corresponde a la asignación por preferencia estricta, mientras que la forma flexible de esta misma será mencionada en la sección de Implementación. Esto es realizado para evitar ambigüedades e introducir el concepto de relajación de restricciones.

Conjuntos Adicionales

$I_{Día}$ Conjunto de Médicos que prefieren trabajar en turnos de día, exclusivamente.

I_{Noche} Conjunto de Médicos que prefieren trabajar en turnos de noche, exclusivamente.

Restricciones Adicionales

1. **Turnos Preferentes.**
   Un médico no puede ser asignado en un horario de turno que no sea su preferencia.

$$\sum_{j \in J} x_{ij\ Noche} = 0 \qquad \forall\, i \in I_{Día}$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij\ Día} = 0 \qquad \forall\, i \in I_{Noche}$$

Reducción de Nómina de Trabajo

La presente propuesta contempla una estrategia de optimización que permita identificar la cantidad mínima de profesionales de urgencias necesarios para cubrir la demanda de pacientes, sin comprometer la calidad del servicio. Este enfoque busca, en esencia, determinar una nómina mínima de profesionales que garantice la atención en urgencias manteniendo niveles adecuados de disponibilidad y respuesta.

Este proceso no tiene como objetivo reducir puestos de trabajo sino reasignar los recursos humanos de manera más estratégica. Al encontrar el mínimo efectivo de personal en urgencias, se podrían reasignar profesionales a otros sectores del centro de salud que también requieren atención especializada, lo cual beneficiaría el servicio integral de la organización. La reestructuración de la nómina en función de la demanda permitiría, además, una distribución más equilibrada del trabajo y un uso más eficiente de los recursos sin comprometer la calidad de atención al paciente.

Parámetros Adicionales

C_i Costo de contratación (considerar en la nómina) del médico residente $i \in I\ I^*$.

Variables Adicionales

s_i Médico médico residente $i \in I\ I^*$ ha sido asignado a un turno (variable binaria).

Restricciones Adicionales

1. **Incorporación de médico en la nómina.**

   Un médico de residencia forma parte de la nómina si es que ha sido asignado a algún turno a lo largo del horizonte temporal, es decir, fue contratado.

$$s_i \leq \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} x_{ijk} \leq s_i \cdot M \qquad \forall\, i \in I\ I^*, M > 0$$

   La restricción presentada corresponde a la versión lineal de la relación lógica que un médico puede ser asignado a turnos sí y sólo sí ha sido contratado (forma parte de la nómina). En este caso, M corresponde a una constante positiva suficientemente grande para asegurar la relación deseada. Para este modelo este debería estar en una magnitud similar al número total de turnos.

Función Objetivo Modificada

Inclusión de costo de contratación (inclusión a la nómina) de los médicos de residencia.

$$\min \quad \sum_{i \in I \setminus I^*} s_i \cdot C_i + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} x_{ijk} \cdot c_{ijk} + \sum_{i \in I} z_i \cdot \bar{c}_i$$

Esta modificación busca reducir el número de médicos necesarios para cubrir la demanda en urgencias, minimizando así la plantilla de personal contratado. Aunque actualmente la estructura de costos de la organización no incluya un costo fijo específico por contratación de médicos, la propuesta incorpora este concepto de manera genérica. Para ello, se establece un costo mayor para cada médico adicional en el sistema, en comparación con los costos operativos asociados a la asignación de turnos. Esta aproximación permite al modelo considerar el recurso médico como un elemento estratégico, y, en consecuencia, optimizar el número mínimo de profesionales capaces de atender la demanda dentro del periodo planificado.

El modelo está diseñado de forma que esta reducción de plantilla no comprometa la viabilidad del sistema. La existencia de un conjunto adicional de médicos disponibles asociados a los 'turnos volantes', asegura que el sistema puede responder a demandas adicionales, aunque ello implique un costo mayor en situaciones de alta necesidad. Este enfoque proporciona flexibilidad, permitiendo cubrir picos de demanda sin alterar la estructura de plantilla fija de la organización.

Aunque se podría implementar esta optimización con una segmentación temporal más específica, añadiendo el índice de periodo a la nueva variable de contratación y ajustando las ecuaciones correspondientes, se opta por mantener la agregación para todo el horizonte de planificación. La contratación de personal es, en este contexto, una decisión estratégica de largo plazo que debe tomarse con cautela y enfocarse en toda la duración del horizonte temporal.

Finalmente, la flexibilidad que aporta este modelo otorga a la organización un mayor margen de decisión. Al contar con diversas alternativas de calendarización, la institución puede priorizar áreas donde se necesiten más recursos, mejorando así el nivel general de servicio al enfocar su personal en las áreas de mayor demanda o urgencia.

VII.3.1.4 Implementación

Conociendo ya el modelo y posibles variantes, la fase a seguir corresponde a describir la implementación de este. A partir de lo estudiado en este proyecto, el valor agregado de esta formulación radica en incorporar la estimación de demanda discutida en la fase previa de esta iniciativa, donde es posible adecuar la calendarización de profesionales según la cantidad esperada de llegada a la unidad de urgencias. A partir de esto

mismo, corresponde discutir que los datos a utilizar sean coherentes con el contexto del problema como también con los objetivos a alcanzar.

A pesar de esto, se propone a la organización utilizar datos de demanda estimada cuyo rango de predicción coincida con la duración de los turnos de urgencias o, en su defecto, realizar operaciones sobre distintas agregaciones temporales para que coincida con los turnos de doce horas. Del mismo modo, resulta de interés conocer información sobre los médicos contemplados para esta labor, desde su disponibilidad para cumplir su labor como estructuras de costo respecto a su contratación. Ahora bien, aún cuando estos datos no puedan ser accedidos en su totalidad al tratarse de información sensible, el modelo es lo suficientemente robusto como para operar con valores auxiliares o aproximados, como lo puede ser sueldos en base a estadísticas del mercado. Es importante ratificar que, a pesar de poder realizar calendarizaciones sin datos precisos, la efectividad de estas radica en poder adecuarse al contexto específico de la organización, generando respuestas de valor que respondan a las necesidades del equipo de urgencias.

La estructura de esta sección corresponde a presentar herramientas y estrategias que facilitan la implementación de este modelo como también mecanismos de resolución. En específico, se presentan las dinámicas de Relajación de Restricciones y Descomposición del Problema.

Relajación de Restricciones

En el contexto de modelos de optimización, es común enfrentar conflictos de incompatibilidad al intentar satisfacer múltiples condiciones de forma simultánea, dificultando la creación de soluciones factibles. Por lo tanto, es esencial identificar qué restricciones deben ser cumplidas de forma estricta y cuáles pueden tener un grado de flexibilidad.

Para el caso de la calendarización del personal médico, las normativas legales y los lineamientos organizacionales son siempre las condiciones prioritarias y no deben ser modificadas. Sin embargo, las preferencias personales de los médicos o el balance de descansos se consideran metas deseables, donde su incumplimiento no afecta directamente la operación ni compromete la calidad del servicio, por lo que pueden ser tratadas como restricciones flexibles. Un ejemplo de esto corresponde a la Preferencia por Tipo de Turno presentada en la sección anterior. Aun cuando un médico pueda preferir un horario específico, limitar las asignaciones exclusivamente a esas preferencias puede

comprometer la factibilidad del modelo, especialmente en periodos de alta demanda. Para abordar esto, se propone un enfoque de relajación en el que el modelo puede decidir si es posible asignar los turnos preferidos del médico o si se requiere asignarlos fuera de su horario de preferencia.

La dinámica de relajación de restricciones consiste en remover ciertas restricciones del conjunto de condiciones del modelo, integrándolas en la función objetivo con una penalización asociada a su incumplimiento. Esto significa que el modelo permite la asignación de turnos fuera de las preferencias, pero incurriendo en un costo adicional, lo que podría ser visto como un incentivo económico que compensa al médico por tomar un turno no deseado.

De forma concreta, la relajación de la Preferencias por Tipo de Turno puede verse a partir de la siguiente modificación:

Parámetros Adicionales

ν_K Penalización por incumplimiento de asignación contraria a preferencia del médico.

Función Objetivo Modificada

Relajación por asignación a turno de horario no preferente.

$$\min \quad \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} x_{ijk} \cdot c_{ijk} + \sum_{i \in I} z_i \cdot \bar{c}_i + \nu_K \left(\sum_{i \in I_{Día}} \sum_{j \in J} x_{ij\ Noche} + \sum_{i \in I_{Noche}} \sum_{j \in J} x_{ij\ Día} \right)$$

Tal como fue descrito, las restricciones presentadas en la sección anterior fueron introducidas a la función objetivo, lo que conlleva a ampliar el alcance de soluciones. Esto quiere decir que ahora las calendarizaciones no están obligadas a cumplir las preferencias de los médicos, sino que existe un incentivo por lograrlo. A modo de completitud, se comenta que el acercamiento presentado corresponde a uno simple, donde se usa un único penalizador por tipo de turno, mas esto puede ser generalizado para distinguir por tipo de preferencia invalidada. Sobre esto mismo, se sugiere definir este multiplicador cuidadosamente, ya que niveles de penalización pueden tener efectos distintos en la planificación final.

Este proceso de relajación puede ser aplicado a todas las restricciones en el modelo, con la excepción de aquellas que definen la naturaleza de las variables. En caso de hacerlo, es necesario considerar una penalización específica por cada restricción, la cual debe ajustarse a su nivel de importancia relativa en la solución final. Explorar distintos niveles de penalización permite encontrar un balance que satisfaga las necesidades y preferencias de la organización, sin sacrificar la calidad de la solución.

Descomposición por Especialidades Médicas

Dado que la organización trabaja con una composición de turno definida por un mínimo de tres especialidades distintas, se propone dividir el problema original en subproblemas enfocados en cada especialidad de forma independiente. En este caso, el problema ha de ser enfrentado resolviendo cuatro optimizaciones individuales: una para Cirujanos, otra para Urgenciólogos, otra para Traumatólogos, y una última para los Médicos de 'Turnos Volantes'.

Este enfoque de descomposición resulta viable dado que las restricciones principales del modelo no están vinculadas al tipo de especialidad, es decir, no hay una interacción cruzada entre estas a excepción en las condiciones de Médicos por Turno y Capacidad de Atención. Con esto en mente, cada uno de los sub problemas es definido a partir de acotar los conjuntos de médicos a aquellos correspondientes a cada especialidad a calendarizar, ajustando las restricciones correspondientes para reflejar adecuadamente los límites y objetivos de cada tipo de profesional de manera precisa.

Esta estrategia tiene el beneficio de reducir la cantidad de decisiones a considerar en cada subproblema, distribuyendo así la complejidad computacional en instancias separadas. Finalmente, la solución del problema general se obtiene consolidando las soluciones óptimas obtenidas para cada especialidad, asegurando así un enfoque ordenado y eficiente en la asignación de turnos por especialidad.

A continuación se detallan las modificaciones específicas a realizar para llevar a cabo este acercamiento, justificando su cambio respecto al modelo original.

Conjuntos Adicionales

$I^{\star}$ Conjunto de Médicos de residencia del sub problema a resolver.

Parámetros Adicionales

$e^{\star}$ Cantidad mínima de médicos especialistas del sub problema.

Restricciones Modificadas

1. **Médicos por turno (sub problema).**

   Cantidad mínima de profesionales de residencia, de la especialidad correspondiente al sub problema, en un turno.

$$\sum_{i \in I^{\star}} x_{ijk} = e^{\star} \qquad \forall j \in J, k \in K$$

   Como era de esperar, cada uno de los problemas posee su restricción específica según la especialidad a considerar. Si bien fue posible representar esta restricción de forma genérica en el problema original, esto se hizo para plasmar de forma explícita la caracterización de los turnos definidos por la organización.

   Ahora bien, lo que distingue a esta restricción de la anterior es que esta impone de forma activa el número de profesionales a contratar por especialidades, limitando la posibilidad de asignar a más médicos de dicha especialidad. Sobre esto mismo, es correcto afirmar que sólo es empleada para las especialidades de Cirugía, Urgencia y Traumatología, puesto que son las únicas que poseen dicha condición.

2. **Capacidad de atención (sub problema).**

   Los médicos fuera de residencia deben ser capaces de satisfacer la demanda residual de pacientes.

$$\sum_{i \in I^{*}} x_{ijk} \geq max\left(\left\lceil \frac{d_t}{\alpha} \right\rceil - 4, 0\right) \qquad \forall j \in J, k \in K$$

   Siguiendo la idea de la restricción anterior, puesto que la asignación de médicos de residencia está dada de forma estricta, corresponde a los médicos de turnos flotantes suplir la demanda sobrante, es decir, los pacientes que aún quedan por atender. Ahora bien, en caso que toda la demanda pueda satisfacerse con los médicos de contratación fija, no es necesario solicitar ayuda adicional.

Conociendo los criterios para la descomposición por tipo de especialidad, es argüible discutir que las soluciones a obtener pueden ser peores al modelo original al estar obligados a considerar únicamente a los médicos fuera de la residencia para

suplir la demanda residual, pudiendo incurrir a un costo adicional. Si bien esto puede llegar a ser cierto, este es un trade off por reducir la complejidad global de la instancia, donde el costo puede ser compensado por la posibilidad de encontrar una solución eficiente de acuerdo a las necesidades de la organización.

Descomposición por Periodos Temporales

Similar a la descomposición por especialidades, esta metodología propone dividir el horizonte temporal en períodos independientes. Esto puede lograrse abordando cada uno de estos períodos de forma separada, o bien, resolviendo una única instancia y replicando los resultados a lo largo del tiempo. La segunda alternativa, conocida como Calendarización Cíclica, es comúnmente implementada en ciclos mensuales en muchas organizaciones, pues se adecúa de forma natural a las estructuras de pago de los trabajadores y, en muchos rubros, la configuración de turnos tiende a mantenerse invariante a lo largo de los meses, salvo por algunas diferencias en días feriados.

Aunque esta metodología resulta efectiva en ciertos contextos, en el caso particular de la organización pueden surgir conflictos con las metas a alcanzar. Algunas de las dificultades más destacadas incluyen:

1. **Resolución Independiente de Períodos** Enfrentar de forma aislada las distintas particiones del horizonte temporal impide ver el contexto completo de la problemática a resolver; aún cuando sea posible llegar a la solución óptima en cada una de estas, en su conjunto, puede que no corresponda al óptimo global del problema original. Presentando un costo de oportunidad respecto al modelo completo.

2. **Calendarización Cíclica** Este enfoque, aunque útil, enfrenta dificultades para enfrentar la demanda variante en el tiempo, donde además es necesario ajustar las disponibilidades de los médicos de forma precisa. Si bien esto puede ser corregido parcialmente a partir de correcciones posteriores con tal de alinear la estructura de turnos con las expectativas de atención, esto puede conllevar a mayor dificultad y desviación respecto al modelo infraccionado.

A pesar de estas brechas, la descomposición temporal resulta una opción viable si se maneja con precaución, donde manejar el balance entre complejidad de resolución y calidad de las

soluciones resulta indispensable para alcanzar apropiadamente las metas de la organización.

Desde el punto de vista de implementación, esta descomposición resulta más sencilla que la basada en especialidades. En este caso, solo es necesario ajustar el conjunto de períodos de acuerdo con el enfoque elegido. Y, en el caso de optar por una calendarización cíclica, será necesario realizar ajustes para los días no disponibles de cada médico, asignando turnos adicionales donde corresponda para asegurar la cobertura del área de urgencias.

VII.3.1.5 Palabras finales modelamiento Urgencia

La planificación del personal, especialmente en el área de la salud, es un tema altamente estudiado en la literatura dado al impacto que tiene para realizar correctamente una labor compleja. Aun cuando existan múltiples enfoques para resolver problemas de esta índole, la verdadera complejidad no radica únicamente en optimizar los recursos disponibles, sino en diseñar propuestas de planificación que logren equilibrar las demandas del servicio con el bienestar de quienes lo brindan.

Un modelo de calendarización efectivo debe considerar no solo el costo económico, sino también el balance de la carga laboral, el descanso adecuado y las comodidades necesarias para el personal. Esto es especialmente relevante en contextos donde el trabajo implica alta presión y dedicación, como ocurre en las unidades de urgencias. Ignorar estos factores puede comprometer no solo la salud física y mental de los profesionales, sino también la calidad y continuidad del servicio ofrecido a los pacientes.

Por esto mismo, es responsabilidad de la organización adoptar una visión de planificación integral, donde cuidar de quienes se encargan de velar por la salud de los pacientes no es solo una cuestión de normativas a seguir, sino un pilar esencial para lograr un sistema de salud sostenible y eficiente.

VII.3.2 Modelamiento de optimización del CAA

VII.3.2.1 Introducción

Como se ha estudiado a lo largo del proyecto, la situación del Centro de Atención Ambulatoria presenta un contexto distinto al de la unidad de Urgencias. En esta última, las llegadas de pacientes suelen operar bajo un criterio aleatorio, lo que facilita en cierto grado el modelamiento de demanda. En cambio, en el CAA, existen dos tipos de llegadas de pacientes: primeras visitas, determinadas por un criterio exógeno a la operación del centro, y revisitas, que dependen de la patología del paciente y la disponibilidad del médico que le atendió previamente. Esto crea una interdependencia compleja: la demanda de pacientes está condicionada por la disponibilidad de los médicos, y, a su vez, la disponibilidad de los médicos depende de la demanda generada.

Desde un punto de vista operativo, basándose en los resultados obtenidos de los métodos de estimación de demanda, esto surge como una dificultad significativa en la formulación de una calendarización adecuada del personal en el CAA. La falta de información detallada sobre la demanda no inducida por tipo de tratamiento limita la capacidad de identificar con precisión las necesidades de la unidad y de construir una estructura de asignación de recursos que aporte valor a la organización.

A pesar de estas limitaciones, aún es posible plantear metodologías que mejoren la eficiencia del servicio. Siguiendo el enfoque mencionado en la sección de la unidad de Urgencias, es posible abstraer el proceso de optimización de planificación para que opere desde un nivel táctico. En lugar de enfocarse en decisiones operativas sobre la asignación directa de médicos a consultas, el modelo sugiere una estructuración más general sobre cómo organizar los espacios de atención médica de acuerdo con el volumen de demanda, la frecuencia de revisitas y la disponibilidad de recursos médicos. En términos simples, el modelo buscaría determinar la mejor configuración de las unidades de tratamiento en lugar de asignar un médico específico a un módulo por periodo. Aunque este planteamiento puede parecer similar al de Urgencias, el enfoque aquí se centra en lograr una cobertura eficiente por tipo de tratamiento en vez de la satisfacción de demanda por periodo.

Siguiendo esta línea, el modelo a presentar está enfocado en la calendarización de recursos, empero posee mayor similitud al Problema de Calendarización de Salas de Clases (Babaei et al., 2015 [26]), donde por cada espacio físico, es necesario determinar qué materias se impartirán de forma regular en el tiempo. De forma

posterior, se presentan variaciones al modelo y detalles sobre la implantación a considerar a medida que se tenga mayor control y conocimiento de la situación del CAA.

VII.3.2.2 Modelamiento Base

Conjuntos

J Días $(J = \{1,2,\dots,30\})$.

U Unidad de Tratamiento $(U = \{Nefrología, Cardiología, \dots\})$.

B Módulo de atención de consulta ('*Box*').

H Horarios de atención $(H = \{9{:}00, 9{:}30, \dots\})$.

H_{bj} Horarios de atención del módulo $b \in B$ para el día $j \in J$ $(H_{Box1\,1} = \{14{:}30, \dots\})$.

Parámetros

m_u Horarios de atención mínimos para la unidad de tratamiento $u \in U$.

k_u Capacidad de recursos médicos para la unidad de tratamiento $u \in U$.

c_{ujh} Costo de asignar una unidad de tratamiento $u \in U$ el día $j \in J$ en el horario $h \in H$.

$\bar{c}_{bj}$ Costo por abrir un módulo de atención $b \in B$ en el día $j \in J$.

Variables

x_{ubjh} Asignación unidad de tratamiento $u \in U$ en el módulo $b \in B$ el día $j \in J$ en el horario $h \in H$ (variable binaria).

y_{ubjh} Inicio de 'bloque de atención' de unidad de tratamiento $u \in U$ en el módulo $b \in B$ el día $j \in J$ en el horario $h \in H$ (variable binaria).

z_{bj} Módulo de atención $b \in B$ es utilizado el día $j \in J$ (variable binaria).

Restricciones

1. **Asignación horaria única**

Un horario de atención puede estar cubierto por una única unidad de tratamiento.

$$\sum_{u \in U} x_{ubjh} \leq 1 \qquad \forall\, b \in B, j \in J, h \in H_{bj}$$

2. **Cobertura de atención**

Unidades de tratamiento cumplen sus horarios de atención.

$$\sum_{b \in B} \sum_{j \in J} \sum_{h \in H_{bj}} x_{ubjh} \geq m_u \qquad \forall\, u \in U$$

A diferencia de la restricción de demanda del modelo de urgencias, este acercamiento no opera a nivel diario. Por el contrario, aquí desea tener suficientes horarios de atención a lo largo del horizonte para que los pacientes puedan ser asignados para los distintos controles.

3. **Capacidad de recursos médicos**

La cantidad de unidades de tratamiento que operan en paralelo no pueden superar la cantidad de recursos requeridos por dicha unidad.

$$\sum_{b \in B} x_{ubjh} \leq k_n \qquad \forall\, u \in U, j \in J, h \in H_{bj}$$

Aún cuando este no sea el caso de todas las unidades de tratamiento, esto está enfocado en aquellas atenciones que requieren de implementos con unidades limitadas.

4. **Bloques de atención**

Un bloque de atención es definido como una secuencia consecutiva de horarios realizados por una misma unidad.

$$y_{ubjh} \geq x_{ubjh} - x_{ubjh-1} \qquad \forall\, u \in U, b \in B, j \in J, h \in H_{bk\,[2:|H|]}$$

$$y_{ubj\hat{h}} = x_{ubj\hat{h}} \qquad \forall\, u \in U, b \in B, j \in J,\ \hat{h} = H_{bj\,[1]}$$

En palabras simples, un bloque de atención de una unidad de tratamiento se da inicio en un horario si esta fue asignada para el mismo horario pero no fue así en el periodo pasado. En vista que no es posible estudiar un horario previo al inicio de operación, el primer bloque de atención del día está dado por la primera asignación.

Sobre esto mismo, se comenta que se utilizó la notación de partición de conjunto ordenados para establecer el caso de inicio de los bloques puesto que, a priori, no se sabe en qué horario comience la atención.

5. **Horarios continuos**

Los horarios de atención de cada unidad de tratamiento debe hacerse de forma contínua, es decir, debe haber un único bloque de atención por módulo.

$$\sum_{h \in H_{bj}} y_{ubjh} \leq 1 \qquad \forall\, u \in U, b \in B, j \in J$$

Si bien esta restricción no es indispensable para el correcto funcionamiento del CAA, esto se plantea con objetivo de facilitar la asignación de médicos a los distintos turnos, puesto que es preferible que tenga sus distintas consultas de manera corrida, sin tener que reubicarse de módulo o tomando recesos que entorpezcan el correcto funcionamiento.

De forma contraria, es posible definir cada bloque de atención como una secuencia de tamaño definido, asociándolo a las jornadas de trabajo de los respectivos médicos. Si bien esto puede ser fácilmente modelado, se propone de esta forma dado que la demanda por servicio no posee una estructura tan clara; la disposición de la atención induce a la cantidad de personas que deberán asistir nuevamente al centro de salud.

6. **Apertura de módulo de atención**

Un módulo es utilizado si tiene asignado alguna unidad de tratamiento a lo largo del día.

$$z_{bj} \leq \sum_{u \in U} \sum_{h \in H_{bj}} x_{ubjh} \leq z_{bj} \cdot M \qquad \forall\, b \in B, j \in J$$

De forma similar a la modificación de Reducción de Nómina de Trabajo en el área de urgencias, esto se presenta con objetivo de dar la posibilidad de redistribuir los distintos recursos del hospital en caso que exista la disponibilidad de recursos; asignado un espacio a utilizar por otras áreas que requieran del espacio. En este caso, nuevamente M corresponde a una constante positiva suficientemente grande para asegurar la relación deseada.

7. **Naturaleza de variables**

$$x_{ubjh} \in \{0,1\} \qquad \forall\, u \in U, b \in B, j \in J, h \in H_{bj}$$

$$y_{ubjh} \in \{0,1\} \qquad \forall\, u \in U, b \in B, j \in J, h \in H_{bj}$$

$$z_{bj} \in \{0,1\} \qquad \forall\, b \in B, j \in J$$

Función Objetivo

Minimización de costo por asignar unidades de tratamiento y habilitar módulos de atención.

$$\min \quad \sum_{u \in U} \sum_{b \in B} \sum_{j \in J} \sum_{h \in H_{bj}} x_{ubjh} \cdot c_{ujh} + \sum_{b \in B} \sum_{j \in J} z_{bj} \cdot \bar{c}_{bj}$$

VII.3.2.3 Modificaciones del Modelo

De manera similar a lo planteado en la sección de Urgencias, se proponen aquí variaciones específicas al modelo base del CAA para responder a las particularidades de esta unidad. A diferencia del modelo anterior, estas modificaciones están orientadas a proporcionar mayor regularidad y especificidad en el proceso de asignación de unidades de tratamiento. La intención es permitir asignaciones que no sólo aborden las necesidades actuales, sino que también integren la futura inclusión de los médicos en la planificación, tomando en cuenta la duración de las jornadas y la frecuencia de los tratamientos en intervalos periódicos.

Si bien estas mejoras podrían integrarse en la estructura del modelo base en el contexto actual de la organización, es razonable implementar estos cambios gradualmente. Este enfoque permitirá observar cómo evoluciona la relación entre la oferta de servicios y la demanda de pacientes en el CAA, haciendo ajustes incrementales para asegurar que los recursos sean administrados de manera efectiva y que los cambios en la asignación contribuyan al objetivo de mejorar el servicio y la eficiencia operativa.

Bloques de Atención con Duración Definida

La modificación a presentar se basa en lo mencionado en la descripción de la restricción de Horarios Continuos. En este esquema, los módulos de atención están organizados en bloques de duración regular, permitiendo además múltiples sesiones en un mismo módulo de atención a lo largo del día. Esta estructuración permite ajustarse al quehacer del personal a asignar, mejorando la eficiencia del uso de espacios y adoptando tiempos de atención que estén más vinculadas a las demandas específicas de cada tipo de tratamiento. Ahora bien, la implementación de este formato de bloques de atención requiere un mayor control y noción de la demanda del servicio, ya que un desajuste con la disponibilidad de personal de salud y requerimientos específicos podría desestructurar aún más la calendarización, y podría mermar los resultados esperados, no respondiendo así a las expectativas de servicio de la organización.

En conjunto con la modificación a describir más adelante, esta reestructuración corresponde a una siguiente fase en la planificación del CAA, donde el objetivo es converger la calendarización de espacios físicos con la asignación de médicos y pacientes. De este modo, el proceso ha de transitar desde la asignación de espacios generales hacia una estructura más granular, asignado bloques específicos a médicos y pacientes, con base en la periodicidad y la demanda de atención, logrando una

mayor alineación entre oferta y demanda en cada unidad de tratamiento.

Parámetros Adicionales

$\bar{m}_u$ Bloques de atención máximos por día de la unidad de tratamiento $u \in U$.

d_u Número de horarios del bloque de atención de la unidad de tratamiento $u \in U$.

Restricciones Modificadas

1. **Bloques de atención (modificada)**

   Un bloque de atención es definido como una secuencia consecutiva de horarios realizados por una misma unidad.

$$y_{ubjh} \cdot d_u = \sum_{i=0}^{d_u-1} x_{ubj\,h+i} \qquad \forall u \in U, b \in B, j \in J, h \in H_{bj\,[1:|H|-d_u]}$$

   A diferencia de la iteración pasada, el bloque de atención es definido a partir de una concatenación de asignaciones de tamaño prestablecido. En este caso, no es posible iniciar un bloque en los últimos periodos del día ya que podría conllevar a atenciones pasadas el cierre del módulo.

2. **Horarios continuos (modificada)**

   Los horarios de atención de cada unidad de tratamiento debe hacerse de forma contínua, es decir, debe haber un único bloque de atención por módulo.

$$\sum_{h \in H_{bj}} y_{ubjh} \leq \underline{m}_u \qquad \forall u \in U, b \in B, j \in J$$

3. **Bloques de atención disjuntos**

Un bloque de atención debe haber finalizado antes de iniciar otro de la misma unidad.

$$\sum_{i=0}^{d_u-1} y_{ubjh+i} \leq 1 \qquad \forall u \in U, b \in B, j \in J, h \in H_{bj\,[1:|H|-d_u]}$$

En vista que ahora está permitido tener más de un bloque de atención por módulo al día, es imperativo corroborar que no exista un solapamiento de bloques. Esto podría llevar a irregularidades en la contratación de personal y la interpretación de resultados.

De forma adicional, es posible tomar un acercamiento híbrido, definiendo ciertas unidades con bloques de atención de tamaño fijo y otras de forma laxa. Este tipo de acercamiento posee gran efectividad considerando que hay tipos de padecimiento más comunes que otros, esencialmente aquellos relacionados al segmento de pacientes atendidos por la institución, donde es preferible tener una estructura rígida para aquellas que deban ser cubiertas de forma constante.

Para llevar a cabo esta composición, es necesario definir la partición del conjunto de unidades de tratamiento e incluir ambos conjuntos de restricciones y estructurarlas según cada tipo.

Periodicidad de Bloques de Atención

Dado que el servicio del CAA contempla controles regulares y revisitas de los pacientes a la misma unidad de tratamiento, resulta adecuado implementar un esquema de la frecuencia de los bloques de atención. Este enfoque propone que el servicio pueda ajustarse a la evolución de los padecimientos de los pacientes, estableciendo intervalos temporales específicos entre cada sesión de seguimiento. Esta periodicidad permite que los profesionales de salud puedan observar la evolución de una lesión o condición, adaptando el tratamiento en función del progreso observado.

El propósito de esta modificación es asegurar que las unidades de tratamiento operen en ciclos que faciliten una cobertura periódica de los pacientes, ajustándose a las necesidades clínicas de seguimiento continuo.

Conjuntos Adicionales

U^P Unidad de Tratamiento con periodicidad en su atención. $(U^P \subseteq U)$.

Parámetros Adicionales

s_u N° de días mínimos de atenciones de la unidad tratamiento $u \in U$.

p_u N° de días de separación mínimos entre días con atenciones de la unidad $u \in U$.

Variables Adicionales

w_{uj} Unidad de atención $u \in U^P$ realiza atenciones el día $j \in J$ (variable binaria).

Restricciones Adicionales

1. **Días de atención**

Días de operación mínimos de una unidad de atención con periodicidad.

$$\sum_{j \in J} w_{uj} \geq s_u \qquad \forall u \in U^P$$

2. **Periodicidad de atención**

Los días de atención de una unidad de tratamiento periódica deben tener una separación preestablecida.

$$\sum_{i=0}^{p_u - 1} w_{u\, j+1} \leq 1 \qquad \forall u \in U^P, j \in J_{[1:|J|-p_u]}$$

En términos sencillos, por cada periodo se estudia la ventana de p_u días, donde sólo se permite que haya 1 día con atención de la especialidad. Puesto que esto aplicado sobre todos el horizonte temporal, en particular, impone una separación de al menos p_u entre las atenciones de una misma unidad de tratamiento.

3. **Atención de unidad de tratamiento**

Una unidad de tratamiento realiza atenciones si es asignada a lo largo del día.

$$w_{uj} \leq \sum_{b \in B} \sum_{h \in H_{bj}} x_{ubjh} \leq w_{uj} \cdot M \qquad \forall u \in U^P, j \in J$$

De forma directa, la variable atención w resulta homóloga a la variable de uso de módulo de atención z, donde su diferencia radica en su incidencia en el modelo. La primera busca parcelar la asignación de atenciones a lo largo del horizonte, buscando entregar una frecuencia de atención que se distribuya en el tiempo, mientras que la segunda propone redistribuir los recursos del centro de salud para satisfacer otras necesidades.

Tal de ejemplificar el uso de esta modificación, considérese el caso en que una unidad de atención deba operar 1 vez por semana a lo largo de un horizonte de un mes. Para realizar esto, es necesario especificar que los días mínimos a realizar atenciones sean 4 y que el tiempo entre estas sea de al menos 7 días. Con esto, el sistema permite dar una regularidad a su proceso, permitiendo adecuar la asignación de sus médicos y pacientes de forma realista a un servicio de esta categoría. Ahora bien, es importante tomar en cuenta que para el correcto uso de esta modificación, la implementación ha de considerar de forma apropiada cómo interactúan las necesidades de la unidad con el tipo de servicio que se desea entregar. Al incluir más restricciones en un problema altamente combinatorio es posible llegar a soluciones que, si bien son matemáticamente factibles, no se adecúan al contexto real a solucionar.

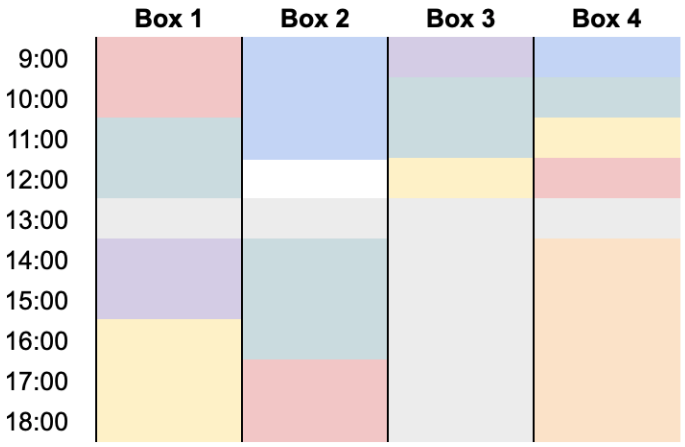
A modo de completitud, se comenta que esta modificación posee la misma estructura que la hibridación propuesta en la sección pasada. Esto dado que no opera reemplazando los conjuntos existentes, sino que da un tratamiento diferenciado a aquellos elementos que contemplan una cualidad particular. Para el caso de las estructuras de bloque de atención es necesario considerar grupos de restricciones que se apliquen a las divisiones disjuntas de las unidades de tratamiento con distinto criterio de planificación.

VII.3.2.4 Implementación

Como fue descrito al inicio de esta sección, el propósito central de este modelo es estructurar la asignación de las unidades de tratamiento a cada espacio de atención en el Centro de Atención Ambulatoria. Este enfoque facilita una planificación ordenada de los espacios, asegurando que se abarquen todos los tipos de atención necesarios y se logre una organización eficiente de los recursos. Una vez definida esta estructura de bloques de atención, el siguiente paso consiste en asignar a los profesionales de salud a estos bloques de acuerdo con sus especialidades y disponibilidad. Esta asignación tiene el objetivo de alcanzar metas de eficiencia económica y operativa sin comprometer la calidad del servicio o el bienestar de los pacientes.

El objetivo a largo plazo de esta estructuración es estabilizar el equilibrio entre la oferta de servicios y la demanda de atención médica, permitiendo un flujo de atención continuo y ajustado a las necesidades de los pacientes. Dado que la relación entre la disponibilidad de los médicos y la necesidad de atención de los pacientes es dinámica y recíproca, es recomendable implementar cambios de manera gradual. Este enfoque permite al CAA adaptarse de manera flexible a los ajustes en la demanda, minimizando posibles impactos en el desempeño de la organización y en la percepción de calidad del servicio.

Antes de abordar detalles sobre la implementación, es esencial comprender cómo serán las soluciones generadas por el modelo y sus variaciones. A diferencia de la asignación directa de personal a turnos ya definidos, la planificación de bloques de atención en este modelo requiere de una visualización más compleja, especialmente cuando se consideran restricciones de interacción entre módulos de atención y el ajuste de las unidades en intervalos de tiempo. Para ayudar a aterrizar esta lógica, y por consiguiente, plasmar las expectativas de las soluciones a encontrar, se presenta una figura que ilustra cómo las unidades de tratamiento se asignan a los diferentes módulos y días. Esta representación facilita la interpretabilidad de los bloques de atención como también su interacción con la disponibilidad de profesionales, así como el ajuste de los tiempos entre visitas para los pacientes en función de sus necesidades clínicas.



Esquema 3: *Estructura de solución del modelo de calendarización de unidades de tratamiento.*

El esquema 3 ilustra la planificación de las unidades de tratamiento distribuidas a lo largo del día entre los distintos módulos de atención del recinto físico. Cada fila representa un horario específico de atención, con una hora de duración, mientras que cada columna corresponde a un módulo de atención. Los colores asignados a las celdas indican las distintas unidades de tratamiento: cada color representa una unidad distinta, excepto el gris, que indica un período no habilitado, y el blanco, que corresponde a un horario aún no asignado. Cabe destacar que no se programan horarios de atención durante la pausa de almuerzo y, en este ejemplo, el módulo de atención 3 no está disponible después de este periodo.

Esta representación permite visualizar las diversas posibilidades de asignación de unidades de tratamiento en un solo día. Considerando que el ejemplo contempla seis unidades de tratamiento diferentes y cuatro módulos en paralelo, solo para un día del horizonte de planificación, queda claro que el problema crece rápidamente en complejidad, pudiendo ser incluso más pronunciado que la planificación de urgencias. Para ejemplificar lo dicho, sólo la distribución horaria de las asignaciones para los periodos antes de almuerzo del cuarto módulo presentan 24 combinaciones posibles (considerando el resto de las asignaciones estáticas y sin considerar límites de recursos), por lo que es directo ver que, incluso en este ejemplo pequeño, las cantidad de combinaciones no es despreciable. Por esto mismo resulta indispensable definir estrategias para reducir la carga computacional:

Reducción del Horizonte Temporal

Para simplificar el proceso de planificación, se propone realizar una descomposición del horizonte temporal, enfocándose en una unidad numéricamente manejable como una semana. Luego, la planificación resultante ha de ser replicada para el resto del mes, permitiendo ajustar la estructura con los nuevos datos recopilados entre cada iteración mensual y modificar la planificación según los requerimientos y tendencias observadas.

Este enfoque no solo reduce la complejidad del problema al limitar el alcance temporal del modelo, sino que también facilita los procesos de contratación y organización del personal, creando una estructura predecible y manejable. Al igual que en otros métodos de descomposición previamente discutidos, esta estrategia reduce los grados de libertad que el modelo necesita manejar, lo cual puede limitar la eficiencia numérica de los resultados. Sin embargo, este sacrificio es compensado con una planificación operativamente más viable, especialmente en un contexto real en el que la adherencia a la planificación es crucial.

Al aplicar una calendarización cíclica, se consigue una programación operativamente eficiente que se adapta mejor a los ritmos de contratación y permite a los trabajadores cumplir sus tareas en un marco de mayor estabilidad y organización.

Reducción en la Decisión de Asignaciones

De forma paralela, una estrategia eficaz para resolver instancias consiste en reducir el número total de unidades de tratamiento consideradas, agrupando aquellas con una demanda muy baja o esporádica y distribuyéndolas a lo largo de las semanas según la planificación cíclica. Este enfoque permite reducir la carga computacional y simplificar el modelo al disminuir la variedad de asignaciones necesarias. Aunque esta estrategia puede comprometer levemente la eficiencia del modelo, esto responde a aquellos tipos de atención que, por su especificidad, son menos requeridos por el sistema.

De forma similar, si existen unidades de tratamiento con una demanda considerablemente mayor, como las relacionadas con patologías traumatológicas, puede ser beneficioso asignar de manera fija estos tratamientos a módulos específicos. Esto implica dedicar ciertos módulos de atención o franjas horarias a este tipo de atención de alta demanda, sin exceder la disponibilidad de recursos especializados. Esta estructuración reduce el número de

combinaciones posibles en el modelo, facilitando la búsqueda de soluciones factibles.

Es importante, no obstante, que estas asignaciones predefinidas no desvíen el modelo del objetivo de distribuir la atención equitativamente a lo largo del horizonte de planificación. En este sentido, puede ser más eficaz fijar bloques de atención en diferentes días de la semana, evitando concentrar la disponibilidad de ciertos tratamientos en periodos específicos y manteniendo un balance en la cobertura a lo largo del tiempo.

Reducción de la Variabilidad entre Bloques de Atención

A lo largo del proyecto, se ha trabajado con la premisa de que el criterio clave para la calendarización de servicios de salud ha de basarse en las solicitudes de los distintos servicios de la Asociación Chilena de Seguridad. Al igual que en el caso de urgencias, la llegada de pacientes es un proceso parcialmente predecible, aunque presenta diferencias en la causalidad entre los factores involucrados. La asignación en el CAA, sin embargo, ofrece una mayor robustez en comparación con la unidad de atención de emergencia, ya que no está sustentada en la inmediatez de sus respuestas. Esto permite cierta flexibilidad en el calendario de citas, ya que una variación menor en la frecuencia de los controles, adelantándolos o retrasándolos ligeramente, no debiere comprometer la salud del paciente.

En vista de esta flexibilidad, una estrategia para facilitar la resolución del problema consiste en utilizar la modificación de Bloques de Atención con Duraciones Definidas, ajustando su extensión a los ciclos de planificación más que a la demanda exacta en un momento dado. Este enfoque permite operar la demanda percibida con mayor maleabilidad, induciendo a que tome una forma determinada a futuro para así converger en una estructura eficiente y ágil.

Por ejemplo, si la duración del bloque de atención propuesto no permite cubrir la demanda esperada, los pacientes se asignan al ciclo siguiente de forma prioritaria, incluyendo el exceso de demanda en el cálculo de la planificación. Simétricamente, en momentos de baja demanda o tiempos ociosos, el equipo de trabajo puede capturar este efecto y redistribuir el tiempo asignado tanto entre las distintas unidades como también adelantar la atención de pacientes, siempre y cuando no comprometa su recuperación. Este enfoque de ajuste continuo ayuda a manejar la carga de trabajo en la unidad, promoviendo una distribución uniforme de recursos y optimizando el uso del tiempo de atención médica.

VII.3.2.5 Palabras finales modelamiento CAA

El proceso de optimización del CAA no debe abordarse con una única ejecución de un modelo estático, sino como un proceso adaptativo que responda a la evolución en la demanda del servicio a medida que estos se generan. A través de iteraciones sucesivas y ajustes periódicos, el modelo debe considerar el impacto de cada modificación sobre la demanda percibida, integrando criterios de asignación consistentes con la disponibilidad y capacidad de respuesta del personal médico.

Por ejemplo, si la planificación determina que debe haber un horario sin asignación, como se ilustra en el esquema 3, la organización podría decidir alterar la utilización de este espacio mediante diferentes estrategias: extender el bloque de atención previo, asignar una nueva unidad de tratamiento o reprogramar la jornada para dejar el bloque vacío al final del día. La meta a llegar es que este tipo de criterios puedan ser reflejados en el modelo matemático, pudiendo ser en este caso una penalización por el tiempo ocioso como un costo de oportunidad, asegurando que cada espacio de atención cumpla con objetivos operacionales sin comprometer la eficiencia del servicio.

La optimización de recursos del área de la salud es un proceso complejo que debe abordarse con prudencia. Además de cumplir con metas operacionales como la minimización de costos económicos, es fundamental que cada una las acciones a tomar sean un reflejo de la visión de velar por el bienestar de los pacientes, reconociendo que cada decisión posee un impacto, ya sea directo o indirecto, en la experiencia y satisfacción de quienes esperan ser atendidos.

VIII. Recomendaciones para Sistema de Seguridad y Salud en el Trabajo

Si bien predecir demanda de atenciones médicas es un problema vastamente estudiado, hacerlo para servicios de salud ocupacional es algo novedoso. La ACHS es una entidad pionera en investigación acerca de su negocio, la cual busca constantemente desafiarse y mejorar en todo ámbito, incluida la optimización de operaciones para disminuir sus costos pero mantener un servicio de calidad que es valorado por sus usuarios.

Este trabajo de investigación está enmarcado dentro de ese ímpetu innovador de la ACHS, y los resultados obtenidos, si bien no son perfectos, muestran un camino de factibilidad de que la estimación de demanda agendada y no agendada es posible para servicios clínicos ocupacionales. La ACHS se podría ver beneficiada si incorpora los resultados y las recomendaciones realizadas a su quehacer diario, y aún más si utiliza los modelamientos de optimización desarrollados. Podría ser pionera en optimizar sus recursos usando modelos matemáticos avanzados y establecer un nuevo gold standard para todo el sistema de seguridad y salud en el trabajo Sistema de Seguridad y Salud en el Trabajo.

De este modo, se recomienda al Sistema de Seguridad y Salud en el Trabajo que siga los pasos de la ACHS, que invierta en investigación, en tecnología, y que se atreva a innovar con herramientas de este tipo. Sin embargo, y aún más importante para ambas partes, es altamente recomendable recopilar datos de calidad que sean capaces de contar una historia y ser usados por diferentes modelos para mejorar las predicciones. Contar con datos de calidad es uno de los desafíos más grandes en el siglo XXI, y este trabajo aporta un “grano de arena” a la dirección de cuáles son los datos que faltan para mejorar los modelos planteados.

Los datos son información y la información es poder. Es fundamental contar con datos de calidad, o incluso un estándar a nivel de industria, que permita mejorar el sistema de atención de salud ocupacional en todo Chile por igual.

IX. Conclusiones

El presente trabajo tuvo como objetivo principal modelar la demanda en servicios de urgencia y consultas ambulatorias (CAA), buscando optimizar la planificación de horas médicas para mejorar la atención ofrecida y asegurar la sostenibilidad del sistema. Este desafío se abordó integrando técnicas avanzadas de predicción y optimización, junto con una visión integral de planificación que considere tanto las necesidades de los pacientes como el bienestar del personal médico.

Desde el lado de la predicción de demanda, el análisis para la urgencia evidenció que modelos como Neural Prophet capturan patrones temporales y estacionales de la demanda con métricas aceptables, aunque persiste el desafío de predecir picos en horarios atípicos, como la medianoche. En el caso del CAA, la predicción resultó más compleja debido a que los datos reflejan una demanda sesgada por la disponibilidad de oferta. El modelo SARIMAX superó a algoritmos más avanzados, probablemente debido a la simplicidad de las estacionalidades en los datos. En ambos contextos, se destaca la importancia de incorporar mayor cantidad de datos y más representativos. Adicionalmente, se recomienda explorar nuevamente algoritmos avanzados como Neural Prophet o TFT una vez que estos datos estén disponibles.

La optimización de recursos médicos no debe limitarse únicamente a la minimización de costos, sino que debe reflejar un enfoque integral que equilibre las demandas del servicio con el bienestar del personal. En este contexto, para la Urgencia se sugirió un modelo de asignación de personal médico a turnos del estilo *scheduling*, mientras que para el CAA, se propuso abordar la optimización como un proceso dinámico y adaptativo que asigne bloques horarios para cada unidad de tratamiento a los diferentes box de atención disponibles. En general, las iteraciones periódicas y ajustes en los modelos reflejarán criterios operacionales específicos, como evitar tiempos ociosos o garantizar la flexibilidad para responder a cambios en la demanda.

La planificación efectiva en servicios de salud trasciende la simple optimización de recursos. Debe alinearse con una visión integral que priorice la sostenibilidad del sistema, el bienestar del personal y la experiencia del paciente. Cada decisión tomada en la asignación de recursos tiene un impacto directo o indirecto en la calidad del servicio ofrecido.

Por ello, es responsabilidad de las organizaciones adoptar enfoques que reconozcan la complejidad inherente del sistema de salud, asegurando que cada herramienta utilizada sea

un reflejo no solo de eficiencia operativa, sino también de su compromiso con el cuidado y la atención de quienes confían en estos servicios.

X. Referencias

[1] "Historia," ACHS Web. Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://www.achs.cl/nosotros/achs-corporativo/historia

[2] "1. Definición de prestaciones médicas," SUSESO: Compendio Seguridad Laboral. Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://www.suseso.cl/613/w3-propertyvalue-136919.html

[3] S. N. Forjuoh, W. M. Averitt, D. B. Cauthen, G. R. Couchman, B. Symm, and M. Mitchell, "Open-access appointment scheduling in family practice: comparison of a demand prediction grid with actual appointments.," *J. Am. Board Fam. Pract.*, vol. 14, no. 4, pp. 259–265, Jul. 2001.

[4] B. Klute, A. Homb, W. Chen, and A. Stelpflug, "Predicting Outpatient Appointment Demand Using Machine Learning and Traditional Methods," *J. Med. Syst.*, vol. 43, no. 9, p. 288, Jul. 2019, doi: 10.1007/s10916-019-1418-y.

[5] R. Hyndman and G. Athanasopoulos, "Forecasting: Principles and Practice," 2021, Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://research.monash.edu/en/publications/forecasting-principles-and-practice-3

[6] O. Triebe, H. Hewamalage, P. Pilyugina, N. Laptev, C. Bergmeir, and R. Rajagopal, "NeuralProphet: Explainable Forecasting at Scale," Nov. 29, 2021, *arXiv*: arXiv:2111.15397. doi: 10.48550/arXiv.2111.15397.

[7] T. K. Ho, "Random decision forests," in *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, Aug. 1995, pp. 278–282 vol.1. doi: 10.1109/ICDAR.1995.598994.

[8] S. Mittnik, "Multivariate time series analysis with state space models," *Comput. Math. Appl.*, vol. 17, no. 8, pp. 1189–1201, Jan. 1989, doi: 10.1016/0898-1221(89)90089-8.

[9] R. Calegari, F. S. Fogliatto, F. R. Lucini, J. Neyeloff, R. S. Kuchenbecker, and B. D. Schaan, "Forecasting Daily Volume and Acuity of Patients in the Emergency Department," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2016, p. 3863268, 2016, doi: 10.1155/2016/3863268.

[10] S. Siami-Namini and A. S. Namin, "Forecasting Economics and Financial Time Series: ARIMA vs. LSTM," Mar. 16, 2018, *arXiv*: arXiv:1803.06386. doi: 10.48550/arXiv.1803.06386.

[11] L. Menculini *et al.*, "Comparing Prophet and Deep Learning to ARIMA in Forecasting Wholesale Food Prices," *Forecasting*, vol. 3, no. 3, Art. no. 3, Sep. 2021, doi: 10.3390/forecast3030040.

[12] S. A. Simpson *et al.*, "The Impact of the COVID-19 Pandemic on Psychiatric Emergency Service Volume and Hospital Admissions," *J. Acad. Consult.-Liaison Psychiatry*, vol. 62, no. 6, pp. 588–594, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.jaclp.2021.05.005.

[13] A. Casolaro, V. Capone, G. Iannuzzo, and F. Camastra,

"Deep Learning for Time Series Forecasting: Advances and Open Problems," *Information*, vol. 14, no. 11, Art. no. 11, Nov. 2023, doi: 10.3390/info14110598.
[14] B. Lim, S. Ö. Arık, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal Fusion Transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting," *Int. J. Forecast.*, vol. 37, no. 4, pp. 1748–1764, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.03.012.
[15] "Hospital del Trabajador ACHS realizará remodelación de estandar internacional," Hospital del Trabajador. Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://www.hospitaldeltrabajador.cl/detalle-noticia/2019/hospital-del-trabajador-achs-realizara-remodelacion-de-estandar-internacional
[16] D. Financiero, "Hospital del Trabajador se construirá en el mismo lugar, paralelo a sus labores | Diario Financiero." Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://www.df.cl/empresas/infraestructura-inmobiliaria/hospital-del-trabajador-se-construira-en-el-mismo-lugar-paralelo-a-sus
[17] "Observatorio de Cambio Climático." Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://occ.minciencia.gob.cl/#/
[18] "Indicadores económicos diarios, Chile - API REST," Indicadores económicos diarios, Chile - API REST. Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: https://mindicador.cl
[19] C. D. Cabrera-Marutz, S. Velásquez-Alcalá, and J. Vrhovac-Biljesko, "Enfermedades profesionales en la industria del cobre: extracción, manufactura y reciclaje," *Med. Segur. Trab.*, vol. 60, no. 237, pp. 756–778, Dec. 2014, doi: 10.4321/S0465-546X2014000400010.
[20] "Prevención de riesgos en la industria de la madera y el papel," ACHS Web. Accessed: Aug. 23, 2024. [Online]. Available: https://www.achs.cl/empresas/fichas/detalle/trabajadores/prevencion-de-riesgos-en-la-industria-de-la-madera-y-el-papel
[21] E. K. Burke, P. De Causmaecker, G. V. Berghe, and H. Van Landeghem, "The State of the Art of Nurse Rostering," *J. Sched.*, vol. 7, no. 6, pp. 441–499, Nov. 2004, doi: 10.1023/B:JOSH.0000046076.75950.0b.
[22] D. J. Bradley and J. B. Martin, "Continuous personnel scheduling algorithms: a literature review," *J. Soc. Health Syst.*, vol. 2, no. 2, pp. 8–23, 1991.
[23] H. Beaulieu, J. A. Ferland, B. Gendron, and P. Michelon, "A mathematical programming approach for scheduling physicians in the emergency room," *Health Care Manag. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 193–200, Jun. 2000, doi: 10.1023/A:1019009928005.
[24] B. Cheang, H. Li, A. Lim, and B. Rodrigues, "Nurse rostering problems--a bibliographic survey," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 151, no. 3, pp. 447–460, Dec. 2003, doi: 10.1016/S0377-2217(03)00021-3.
[25] A. T. Ernst, H. Jiang, M. Krishnamoorthy, and D. Sier, "Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods and models," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 153, no. 1, pp. 3–27, Feb. 2004, doi: 10.1016/S0377-2217(03)00095-X.
[26] H. Babaei, J. Karimpour, and A. Hadidi, "A survey of approaches for university course timetabling problem,"

Comput. Ind. Eng., vol. 86, pp. 43–59, Aug. 2015, doi: 10.1016/j.cie.2014.11.010.