

UNIVERSIDAD PERUANA UNION

ESCUELA DE POSGRADO

Unidad de Posgrado de Ingeniería y Arquitectura



Modelo de Inteligencia Analítica Predictiva para el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP

Tesis para obtener el Grado Académico de Maestro en Ingeniería de Sistemas con Mención en Dirección y Gestión de Tecnologías de Información

Autor:

Alex Robert Villegas Cervera

Asesor:

Dr. Guillermo Mamani Apaza

Lima, diciembre de 2023

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD DE TESIS

Yo Guillermo Mamani Apaza, docente de la Unidad de Posgrado de Ingeniería, Escuela de Posgrado de la Universidad Peruana Unión.

DECLARO:

Que la presente investigación titulada: **“Modelo de Inteligencia Analítica Predictiva para el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP”** del autor Alex Robert Villegas Cervera tiene un índice de similitud de 14 % verificable en el informe del programa Turnitin, y fue realizada en la Universidad Peruana Unión bajo mi dirección.

En tal sentido asumo la responsabilidad que corresponde ante cualquier falsedad u omisión de los documentos como de la información aportada, firmo la presente declaración en la ciudad de Lima, a los 18 días del mes de Diciembre del año 2023.



Dr. Guillermo Mamani Apaza

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En Lima, Ñaña, Villa unión a 31 días del mes de octubre del año 2023, siendo las 14:00 horas, se reunieron de forma online sincrónica, bajo la dirección del presidente del jurado Mg. Lizeth Gianina Huanca López, el secretario PhD. Javier Linkolk López Gonzales; los demás miembros: Dr. Juan Jesús Soria Quijaite, Mg. Omar Leonel Loaiza Jara y el asesor Dr. Guillermo Mamani Apaza, con el propósito de administrar el acto académico de sustentación de Tesis de Maestría titulada **“Modelo de inteligencia analítica predictiva para el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP”**, conducente a la obtención del grado de Magíster en Ingeniería de Sistemas con mención en Dirección y Gestión de Tecnologías de Información.

El presidente inició el acto académico de sustentación invitando al candidato a hacer uso del tiempo determinado para su exposición. Concluida la exposición, el presidente invitó a los demás miembros del jurado a efectuar las preguntas, cuestionamientos y aclaraciones pertinentes, los cuales fueron absueltos por el candidato. Luego se produjo un receso para las deliberaciones y la emisión del dictaminador del jurado. Posteriormente, el jurado procedió a dejar constancia escrita sobre la evaluación en la presente acta, con el dictamen siguiente:

Candidato: ALEX ROBERT VILLEGAS CERVERA

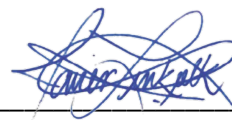
CALIFICACIÓN	ESCALAS			Mérito
	Vigesimal	Literal	Cualitativa	
Aprobado	16			Muy bueno

(*) Ver parte posterior


Finalmente, el presidente del Jurado invitó al candidato a ponerse de pie, para recibir la evaluación final. Además, el presidente del jurado concluyó el acto académico de sustentación, procediéndose a registrar a registrar las firmas respectivas.



Presidente



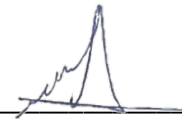
Secretario



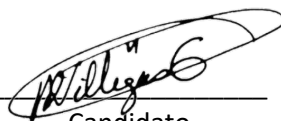
Asesor



Miembro



Miembro



Candidato

TABLA DE CONTENIDO

TABLA DE CONTENIDO	iii
LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE TABLAS	vi
RESUMEN.....	vii
ABSTRACT.....	viii
CAPITULO I. INTRODUCCIÓN A LA INVESTIGACIÓN	1
1.1 PLANTEAMIENTO GENERAL DEL PROBLEMA	1
1.1.1 Descripción de problema.....	1
1.1.2 Antecedentes de la Investigación	5
1.2.1 Formulación del Problema.....	6
1.2 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN	6
1.3 OBJETIVOS	8
1.3.1 Objetivos Generales.....	8
1.3.2 Objetivos Específicos	8
1.4 HIPOTESIS	8
CAPITULO II. MARCO TEÓRICO.....	9
2.1 Calidad de la Información	9
2.2 La gestión y calidad de la información	10
2.3 Sistema de información ejecutivo	11
2.3.1 Beneficios de un EIS para la organización.....	11
2.3.2 Implementación de un sistema de información ejecutivo	12
2.4 Business Intelligence.....	12
2.4.1 Proceso de Business Intelligence.....	14
2.4.2 Herramientas y técnicas	15
2.5 Herramientas de Business Intelligence	17
2.5.1 Microsoft Business Intelligence.....	17
2.5.2 Power BI de Microsoft.....	19
2.6 Tipos de metodología para una solución de Business Intelligence	19
2.7 Modelo de Ralph Kimball.....	21
2.7.1 El tratamiento de la información atómica	23
2.7.2 Fases de la metodología Ralph Kimball	25

CAPITULO III. MÉTODO DE LA INVESTIGACIÓN	28
3.1 Tipo de Investigación	28
3.2 Diseño de Investigación	29
3.3 Población y muestra	31
3.3 Técnica y recolección de datos	31
3.3 Instrumentos para recolección de datos	31
3.3 Técnicas para el procesamiento y análisis de los datos	32
CAPITULO IV. DESARROLLO DEL MODELO DE INTELIGENCIA ANALÍTICA PREDICTIVA	33
4.1 Modelo de inteligencia analítica predictiva	33
4.1.1 Comprensión del negocio de Salud	34
4.1.2 Comprensión de los datos de salud - datamart	35
4.1.3 Preparación de los datos para el análisis predictivo - dataset	37
4.1.4 Construcción del modelo predictivo	37
4.1.6 Desarrollo de la solución (DSS)	42
CAPITULO V. ANALISIS, INTERPRETACIÓN Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS	46
5.1 Análisis e interpretación multidimensional de los resultados descriptivos	46
5.2 Análisis del ciclo de vida de los servicios de salud.....	47
5.3 Pronóstico del ciclo de vida de los servicios de salud	51
CAPITULO VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	55
CONCLUSIONES	55
RECOMENDACIONES	56
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	57

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Adaptación de la propuesta de Edison Medina [29]	14
Figura 2. Fases del proceso de BI [31]	14
Figura 3. Esquema de una solución BI	16
Figura 4. Componentes Microsoft BI	19
Figura 5. Arquitectura Bottom-up [31]	21
Figura 6. Tareas de la metodología de Kimball, denominada Business Dimensional Lifecycle [40]	22
Figura 7. Esquema en Estrella [47]	24
Figura 8. Esquema Copo de Nieve [47]	24
Figura 9. Proceso de ETL	27
Figura 10. Diseño de la Solución de Business Intelligence	33
Figura 11. Creación del ETL para la carga de datos	36
Figura 12. Creación de un Proyecto de Analysis Services	37
Figura 13. Visión global del pronóstico del comportamiento de las atenciones en el tiempo	41
Figura 14. Panel del cuadro de mando del sistema de inteligencia analítica	42
Figura 15. Comportamiento de las atenciones y su estado actual en base a la data del dataset	43
Figura 16. Filtro por especialidad para el análisis de las atenciones en el tiempo	44
Figura 17. Análisis longitudinal de las atenciones por mes	44
Figura 18. Interfaz de la métrica de atenciones con filtros en base a las dimensiones del modelo	46
Figura 19. Gráfico de barras asociada a las atenciones por especialidad	48
Figura 20. Gráfico de atenciones anuales de la especialidad de pediatría	48
Figura 21. Gráfico de las atenciones de los meses de marzo	49
Figura 22. Gráfico del total de las atenciones de los jueves del mes de marzo	50
Figura 23. Gráfico de los modelos lineales asociados a las atenciones del servicio de pediatría	52
Figura 24. Panel de análisis para el pronóstico del ciclo del ciclo de vida de los servicios de salud	53

LISTA DE TABLAS

Tabla 1: Modelo de Valor de la Información.....	10
Tabla 2: Diferencias entre el Modelo Kimball VS Inmon	20
Tabla 3. Resumen del estadístico varianza explicada de las Atenciones	38
Tabla 4. Prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov para una muestra individual	39
Tabla 5. Análisis de varianza de la etapa introducción	40
Tabla 6. Coeficientes del modelo de regresión lineal de la etapa de introducción	40

Resumen

El presente estudio tuvo como objetivo general de determinar el grado de asertividad del Modelo Analítico de Inteligencia Predictiva en el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP.

La presente investigación es aplicada, longitudinal y predictiva. El diseño de investigación es no experimental, exploratorio y descriptivo. El diseño es no experimental porque no manipula las variables de estudio, es exploratorio porque analiza las variables asociadas a las especialidades de los servicios de salud en las diferentes dimensiones del tiempo para identificar los diferentes estados de del ciclo de vida. Es descriptivo porque encuentra patrones de comportamiento en las atenciones de acuerdo a los estados del ciclo de vida de una determinada especialidad. La población estuvo conformada por todas las atenciones que se han realizado los pacientes de la entidad privada de salud QS-CRP. El tamaño de la población es mayor a los siete millones de registros comprendidos desde el años de 1995 hasta abril del año de 2018. Por la naturaleza de la investigación se trabajará con toda la población del cual se deduce que la muestra es censal.

De los resultados de la investigación se concluye que el modelo de inteligencia analítica predictiva basado en regresión lineal, permite realizar el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP con un nivel de significancia de 0.00.

Palabras claves: Inteligencia analítica, atenciones de servicios de salud, ciclo de vida

Abstract

The present study had the general objective of determining the degree of assertiveness of the Predictive Intelligence Analytical Model in the prognosis of the state of the life cycle of health services for the private entity of the health sector QS-CRP.

The present research is applied, longitudinal and predictive. The research design is non-experimental, exploratory, and descriptive. The design is non-experimental because it does not manipulate the study variables, it is exploratory because it analyzes the variables associated with the specialties of the health services in the different dimensions of time to identify the different stages of the life cycle. It is descriptive because it finds patterns of behavior in care according to the states of the life cycle of a certain specialty. The population was made up of all the care that the patients of the private health entity QS-CRP have received. The size of the population is greater than seven million records from 1995 to April 2018. Due to the nature of the research, the entire population will be used, from which it is deduced that the sample is census.

From the results of the research, it is concluded that the predictive analytical intelligence model based on linear regression allows to forecast the state of the life cycle of health services for the private entity of the health sector QS-CRP with a level of significance from 0.00

Keywords: Analytical intelligence, healthcare services, life cycle

1. Introducción a la Investigación

1.1. Planteamiento General del Problema

1.1.1. Descripción de Problema

Las empresas y organizaciones están a la vanguardia en la aplicación y uso de la inteligencia artificial no solo están mejorando las áreas de ventas, marketing y operaciones, sino que también han logrado descubrir y entregar nuevos modelos de negocio digital.

Un informe de 2017 de la Unidad de Inteligencia (IA) de The Economist sobre inteligencia artificial en el mundo real revela que El 75% de más de 200 ejecutivos de empresas encuestados dijeron que la IA se implementará activamente en sus negocios en los próximos tres años. Y aunque muchos desconfían de la posibilidad de reducir los empleos humanos, el 27% dice que incorporar la IA a las empresas mejorará la toma de decisiones. Además, el 26% cree que mejorará el servicio al cliente, el 29% dijo que mejorará la eficiencia operativa y el 17% dijo que aumentará los ingresos. En total, el 79% de los 200 ejecutivos encuestados alrededor del mundo creen que la inteligencia artificial hará su trabajo más fácil y más eficiente [1]. La inteligencia artificial está desempeñando un papel clave en las principales iniciativas de transformación digital [2]. Una encuesta de 2016 realizada por Narrative Science informó que el 58% de los líderes empresariales utilizaban análisis predictivos en su organización. El 61% de quienes tienen estrategias de innovación dicen que utilizan la IA para identificar oportunidades de datos que de otro modo se perderían. Sólo el 22% de los encuestados sin estrategia podría decir lo mismo [3].

En la encuesta mencionada anteriormente, las organizaciones reconocen el potencial de interrupción. Casi la mitad, el 44%, se mostraron preocupadas por el retraso en la implementación de la IA, que hará que su negocio sea vulnerable ante otras empresas.

Si las estadísticas anteriores no estimulan la reflexión y la acción más rápida, estas predicciones podrán hacerlo [3] [4]:

- ✓ Para 2018, el 75% de los equipos de desarrolladores incluirán la IA en una o más aplicaciones o servicios. IDC FutureScapes 2017.
- ✓ Para 2019, el 40% de las iniciativas de transformación digital (y el 100% de las iniciativas de IoT) aprovecharán las capacidades de IA. IDC FutureScapes 2017.

- ✓ Para 2020, el 30% de todas las empresas utilizarán la IA para mejorar al menos uno de sus principales procesos de ventas principales. Gartner Predict 2017: Ventas de CRM.
- ✓ Para 2020, el mercado de la inteligencia artificial superará los 40 mil millones de dólares. Constellation Research.
- ✓ Para 2025, el mercado de la inteligencia artificial superará los 100 mil millones de dólares. Constellation Research.

La mejor propuesta de valor que se puede ofrecer a una empresa es tener la capacidad de hacer que la información correcta llegue a las personas correctas en el momento correcto para que sea utilizada en el beneficio de la ejecución del plan de negocios y de la estrategia de la empresa [5] [6]. Algunos ejemplos pueden ser: relacionar la información interna del proceso de atención de una entidad de salud con información externa de las atenciones que realiza la competencia para identificar oportunidades de mejora en la tasa de reingreso de los pacientes; también sería importante vincular el gasto de la campaña con los resultados de ventas para determinar la efectividad y rentabilidad de la campaña. En cada caso presentado, vemos que el énfasis no se pone en las herramientas utilizadas para lograr el objetivo sino en cómo se organiza la información para producir resultados que permitan una mejor toma de decisiones. La herramienta que se utilice es realmente irrelevante siempre que proporcione los medios y capacidades necesarios para alcanzar los objetivos marcados.

Es importante que una organización avance más rápido que sus competidores e identificar problemas y oportunidades de negocio antes de que surjan. Frente a este problema para los directivos y estrategas se les es difícil saber si es posible utilizar analítica predictiva para solucionar sus problemas más desafiantes, y cómo éste modelo les puede ayudar a descubrir patrones del pasado que pueden indicar lo que depara el futuro.

Ahora vivimos en un mar de datos en constante expansión. Para navegar por ellos de forma segura, utilizamos análisis. Sin análisis, nos ahogamos, sin saber realmente qué pasó ni qué pasará después. Para estudiar este mar de datos es necesario centrarse en conocimientos analíticos, que se clasifican en descriptivos o predictivos. Mientras que el análisis descriptivo nos dice lo que sucedió en el pasado, el análisis predictivo se centra en lo que sucederá a continuación.

La inteligencia empresarial implica tomar decisiones de acuerdo a los datos de las estadísticas de los datos históricos.

Por ejemplo: ¿Cuántos clientes se han ido por pérdida de empleo en las últimos seis semanas? ¿Cuánto dinero se ha perdido por fraude en los últimos seis meses? ¿Con qué frecuencia se crean tickets de soporte? ¿Dónde está el cliente (se puede mostrar mediante Google Maps)?

Las decisiones empresariales son fundamentales en las empresas y para eso se necesita la analítica descriptiva esto está basado en hechos, pero eso no es suficiente y es necesario utilizar la analítica predictiva ya que nos va ayudar hacer altamente precisas y repetibles.

En las empresas un tema de discusión siempre ha sido la elección e implementación de un método adecuado.

Las predicciones se utilizan en los diferentes sectores como las ventas, marketing, bancos, educación, salud y otros, En el sector salud es fundamental que las predicciones se den correctamente ya que la clínica se podría quedar sin los insumos necesarios para su intervención y esto puede generar problemas críticos como la muerte de un paciente.

Se puede realizar la estimación del comportamiento futuro de determinadas variables utilizando diversas técnicas de predicción. Las técnicas de predicción tienen una aplicación de carácter especial que hace de su selección un problema de decisión influido por diversos factores, como, por ejemplo, la validez y disponibilidad de los datos históricos, la precisión deseada de la predicción, el costo del procedimiento, los beneficios del resultado, los periodos futuros que se desee predecir y el tiempo disponible para hacer el estudio entre otros [7] [8].

Las proyecciones tienen varias técnicas, para clasificarlas se debe hacer en función al carácter de los métodos cualitativos, modelos causales y modelos de series de tiempo [9].

Los métodos de carácter cualitativo se basan principalmente en opiniones se utiliza este método cuando los datos no son confiables además cuando el tiempo es escaso y se realiza para predecir los comportamientos futuros [10].

Los modelos de pronóstico causales es cuando las influencias de las variables afectan del mercado permanente estable, para luego construir un modelo que relacione ese comportamiento

con las variables que se estima que son las causantes de los cambios que se observan en el mercado [11] [12].

El método estadístico también llamado los modelos de series de tiempo es la medición de las variables en el tiempo, El objetivo de la identificación de la información histórica es determinar un patrón básico en su comportamiento, que posibilite la proyección futura de la variable deseada [13].

Las redes neuronales son también métodos clásicos de proyección no tradicionales, es semejante a cerebro humano ya que son capaces de aprender a través de la experiencia de la repetición, y de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante [14].

Entonces hay un problema que hay que resolver: encontrar un modelo o técnica adecuado para una mayor precisión en la estimación de futuras variables estratégicas de ventas y marketing en la industria de la planificación, para infundir confianza en la toma de decisiones.

Actualmente la entidad privada de salud QS-CRP cuenta con más de 24 años de información transaccional almacenada en sus diferentes sistemas que entraron en funcionamiento desde el año de 1993. Y a través de los años los directivos han contratado a diversos consultores para analizar los datos y obtener información valiosa que le permita tomar decisiones para lograr una ventaja competitiva. Las diversas consultoras no han logrado tener información adecuada para que la empresa pueda tomar decisiones eficaces que le permita mantener el liderazgo a nivel nacional. Una de las principales causas por el cual no se ha logrado implementar un sistema basado en inteligencia analítica es porque los consultores no tenían un conocimiento completo del negocio en el sector de salud.

Otro punto es que cada cierto tiempo se cambian de directivos cuyas decisiones se basan en lo posible en la información que disponen de la organización, se han visto obligados a analizar los datos de todos estos años para tomar decisiones más asertivas. En la actualidad, los directivos de España han solicitado más de 100 indicadores a la oficina de tecnologías de información y el equipo necesita organizar toda una estrategia para recopilar los datos de las diferentes fuentes, transformarlos y preparar una base de datos de tal forma que se pueda realizar un análisis en el tiempo y a partir de ello estudiar su comportamiento futuro de las diferentes variables estratégica.

La entidad en estudio tiene más de cien especialidades que día a día los pacientes vienen a solicitar los servicios a través de tres canales que son. Consulta externa, emergencias y hospitalización. El primer informe que ha solicitado la gerencia internacional es la variación de la cantidad de atenciones en base a los tres canales principales de ingreso. Y la variación que se pide es en dos dimensiones de tiempo: mensual y el acumulado de los meses de cada año. Solamente piden en función año anterior.

Este tipo de información que solicitaron no es de mucha ayuda para ver el comportamiento en el tiempo y prácticamente no le permite conocer a través del tiempo el comportamiento de los servicios que se brindó por cada especialidad; es decir no se sabe si estuvo en crecimiento constante, o se ha estabilizado o tal vez está en declive, ni mucho menos saber cuál será el futuro de cada especialidad.

1.1.2. Antecedentes de la Investigación

Según Díaz [15] en su tesis titulada “Análisis, Pronóstico de la Demanda y Necesidades de Personal en un Call Center de Emergencias Sanitarias” refiere que para la prestación de asistencia prehospitalaria y transporte de pacientes mediante atención telefónica en un call center. Las demanda aumenta por el incremento y envejecimiento de la población. Este ámbito requiere de especial relevancia actualmente. Se realizó un modelo de descomposición Armónico multiplicativo con análisis espectral como metodología para el pronóstico de la demanda entre muchas otras ya sea el modelo clásico de descomposición estacionas X-11, modelo de alisado de triple parámetro de Winters, el modelo de Arima con análisis de intervención de meses estivales, etc.

Según Gil y Rodríguez [16] en su tesis titulada “Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales” refiere a la visión precisa de la demanda de producción, inventario, distribución y compra dentro de la empresa. Se pronostica la demanda del excesivo inventario de fármacos, obsolescencia o caducidad, además de pronosticar la pérdida de ventas y un incremento en los costos. Se centra en el desarrollo de un sistema usando las técnicas de redes neuronales para el pronóstico de la demanda de productos. Se usa la red neuronal Perceptrón multicapa, la cual realizará su fase de aprendizaje con el algoritmo backpropagation que brinda una tasa de error de 3,57%, la implementación se desarrollará en MATLAB.

Nojek, Rossi y García [17] en su investigación: “Pronóstico de Ventas: Comparación de Predicción basada en Redes Neuronales versus Método Estadístico”. El objetivo de este trabajo de investigación ha sido estudiar la predicción de ventas mediante el uso de redes neuronales y comparar los resultados obtenidos con los pronósticos de un método estadístico clásico y establecer los entornos más adecuados para su uso. Para este trabajo, se utilizó un software de la empresa J. D. Edwards, el Supliré Relationship Management (SRM). El mismo utiliza doce métodos de pronóstico estadísticos distintos. Y, para el modelo de una red neuronal, se utilizó la estructura de backpropagation para predecir la variable ventas debido a que esta red es especialmente útil en aplicaciones de reconocimiento o clasificación de patrones.

Existen cuatro aspectos que caracterizan una red neuronal: su topología, el mecanismo de aprendizaje, tipo de asociación realizada entre la información de entrada y salida, y, por último, la forma de representación de estas informaciones [14]. En este trabajo, se estudiaron los resultados obtenidos luego de utilizar cuatro configuraciones de red distintas.

1.2.1 Formulación del Problema

En síntesis, lo que necesita la gerencia es saber cuál es el estado del ciclo de vida de los servicios que se brinda por cada especialidad considerando como variable principal la cantidad de atenciones que se realiza. Y no solamente saber el estado actual, sino conocer cuál es la tendencia o el comportamiento en el futuro de los servicios por especialidad para así tomar medidas correctivas.

Por lo expuesto, formulamos la siguiente interrogante:

¿Cuál es el grado de asertividad del Modelo Analítico de Inteligencia Predictiva en el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP?

1.2. Justificación de la Investigación

La presente investigación tiene relevancia y aporta a la ciencia y tecnología con un modelo de inteligencia analítica predictiva ajustado a la data histórica de los servicios que brinda la entidad privada de salud de QS-CRP. Este modelo permite hacer un diagnóstico del ciclo de vida de los servicios de salud y en base al historial hace un pronóstico de los servicios. Este modelo tendrá las características necesarias para pronosticar el comportamiento futuro de los servicios por especialidad que brinda la entidad privada de salud QS-CRP.

Entre otros beneficios resaltantes podemos mencionar:

- ✓ Dotar al departamento de marketing y de ventas, una herramienta que le ayude en la elaboración del pronóstico del ciclo de vida de las especialidades.
- ✓ Proporcionar valor añadido mediante la implementación de un datamart de la información de las atenciones por especialidad, de manera que siempre esté disponible, de forma centralizada, aportando información que permite realizar un análisis en las diferentes dimensiones de tiempo (Año, mes y día).
- ✓ Proporcionará la base de la planeación para innovar en aquellos servicios que se encuentran en un estado de declive.
- ✓ El modelo brindará al usuario una manera cómoda, sencilla, segura y gradual información de las atenciones futuras que se usa para la toma de decisiones.
- ✓ Apoyará a la toma de decisiones por parte de las Gerencias de Mercadeo para definir acciones que puedan impulsar los servicios de salud que se encuentren en declive.
- ✓ Brindará gran flexibilidad en la elaboración de pronósticos y múltiples escenarios para efectos de análisis de las atenciones proyectadas.

Para realizar la presente investigación es necesario considerar aspectos que son indispensables para lograr los objetivos del trabajo que son: tener acceso a la información, dominio de las herramientas de minería de datos, herramientas con una capacidad de procesamiento de millones de registro, tecnología de inteligencia de negocios que permita un tiempo de respuesta óptimo en el procesamiento de datos en tiempo real para el análisis de las variables. En principio la investigación se realizará en el Centro de Consultoría de BP&QL Group el cual son los responsables de brindar servicios de inteligencia de negocios a la empresa en estudio. Con respecto al dominio de los modelos de minería de datos que se necesita, el Centro de Consultoría cuenta con especialistas el cual se solicitará asesoría especializada en este ámbito. De manera similar se cuenta con herramientas con alta capacidad de procesamiento que permite optimizar el tiempo de respuesta cuando se hace un análisis de las variables.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivos Generales

Determinar el grado de asertividad del Modelo Analítico de Inteligencia Predictiva en el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Definir las variables críticas de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP. (Comprender el negocio).
- Analizar y definir los datos que se van a utilizar de acuerdo a los objetivos del negocio (Comprensión de datos).
- Desarrollar un datamart para las variables críticas de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP. (Preparación de datos).
- Diseñar el Modelo de Pronóstico que predice las tendencias del Ciclo de Vida de las variables críticas de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP. (Modelado).
- Validar Modelo de Pronóstico que predice las variables críticas de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP. (Evaluación).
- Aplicar el Modelo de Pronóstico que predice las variables críticas de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP (Despliegue).
- Implementar el Modelo de Pronóstico que predice las tendencias del Ciclo de Vida de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP (Despliegue).

1.4 Hipótesis

El Modelo Analítico de Inteligencia Predictiva tiene una alta asertividad en el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP.

2. Marco Teórico

2.1 Calidad de la Información

Tradicionalmente, se ha asociado calidad de la información con precisión (de los datos) y confianza (de la fuente). Esta postura tiene sus falencias, ya que deja de lado otros atributos importantes a la hora de calificar la bondad o deficiencia de la información. En la actualidad se considera una era de información ya que existe una cantidad de información. Las publicaciones científicas prestigiosas son información precisa y de una fuente confiable pero escrita en un idioma que ninguno de los traductores disponibles maneja; en ese caso, al considerar el atributo de la presentación, el valor de la información sería reducido [18] [19].

El paradigma actual de Calidad de la Información (IQ) tiene cuatro categorías que juzga en valor de la información: la disponibilidad, la presentación, el contexto y lo intrínseco. Cada categoría puede ser descompuesta en una serie de dimensiones de estudio [20] [21].

A continuación, se presentan las dimensiones de la calidad de la información:

Dimensión de accesibilidad: Se evalúa la relación de compromiso entre accesibilidad y seguridad. Es determinante de modo absoluto. Cuantas más medidas de seguridad son implementadas (Ej.: criptografía, claves de acceso, controles, biométricos, caja de seguridad, etc.) mayor resulta de dificultad de acceso a la información.

Dimensión de presentación: Se debe buscar la concisión y la consistencia metodológica de los datos. Donde se debe considerar atributos como el idioma, el soporte, las unidades de medida y la codificación y la información debe ser inteligible. Considérese el caso de una corporación con sucursales en los Estados Unidos y en Latinoamérica, que posea una base de datos central donde todas las sucursales carguen datos. Si la interfaz de carga en la base de datos pidiera, por ejemplo, altura y peso, y no se especificarán las unidades, en los Estados Unidos ingresarían valores en pies y libras, mientras que en Latinoamérica lo harían en centímetros y kilogramos. En este caso, la base de datos no sería consistente y la calidad de los datos disponibles se vería seriamente perjudicada [20] [22].

Dimensión contextual: Los datos deben ser relevantes para el tema en cuestión y actuales. El valor agregado es lo que en Teoría de las Comunicaciones se conoce como cantidad de

información (cantidad de información = información conocida - información recibida). La cantidad y la integridad dependen del usuario, pero generalmente se acepta como positivo que estas dimensiones tengan valores altos. Evalúan la relación entre los datos y el contexto en que se utilizarán.

Dimensión intrínseca: Las dimensiones tradicionales entran en esta categoría: precisión de los datos y confianza en la fuente.

Para tomar decisiones y un análisis de inteligencia es esencial que la información que pasa el análisis de todas las dimensiones antes mencionada puede considerarse apta para su uso. Cabe mencionar que la ponderación que se hará de cada atributo dependerá de la función que ocupe con respecto a la información. En los extremos, los niveles jerárquicos inferiores (recolectores, custodios) darán mayor importancia a las dimensiones de disponibilidad y presentación, mientras que los niveles de decisión (consumidores) pondrán el énfasis en las dimensiones contextuales e intrínsecas de la información [22] [23].

2.2 La Gestión y Calidad de la Información

La información será útil a la organización a medida en que facilite la toma de decisiones, en este sentido Davenport propone un modelo con seis características que determinan el valor de la información en las organizaciones, los cuales se describen en la Tabla 1. Por otra parte, señala que la gestión de información permite a la organización adquirir, producir y transmitir, al menor costo posible, datos e información con una calidad, exactitud y actualidad suficientes para servir a los objetivos de la organización, donde las personas utilicen adecuadamente la información en procesos correctamente diseñados [23].

Señala además que una adecuada gestión de información comprende mejorar los procesos y los flujos de información, con políticas que estimulen el uso transparente y compartido de la información. Si bien es útil disponer de tecnología de información, es más importante la capacidad que tiene la organización de asimilar, comprender y utilizar inteligentemente la información que maneja [23] [24].

Tabla 1:
Modelo de Valor de la Información

Indicador	Características deseables que se valoran en la información
-----------	--

Precisión	<ul style="list-style-type: none"> • Falta de errores simples en la transcripción, recopilación o agregación. • Resolución de las mediciones • Confianza en la fuente • Información actualizada acorde a la necesidad
Oportunidad	<ul style="list-style-type: none"> • Entrega a tiempo • Fuentes oportunas de información • Recuperabilidad, grado de dificultad para obtener una información, tiempo requerido para obtener información
Accesibilidad	<ul style="list-style-type: none"> • Disponibilidad de la información • Comprensibilidad • Notarse a través del formato, medio, presentación, método
Atracción	<ul style="list-style-type: none"> • Información atractiva, como atrae al posible usuario • Adaptación de la presentación
Aplicación	<ul style="list-style-type: none"> • Uso directo de la información para solucionar un problema o tomar decisiones
Singularidad	<ul style="list-style-type: none"> • Acceso privilegiado a información confidencial que pierde valor cuando se hace circular

Fuente: Adaptación de la propuesta de Thomas Davenport [23]

2.3 Sistema de Información Ejecutivo

Un EIS (Executive Information Systems) se podría definir como un sistema que presenta información interna y externa, y lo muestra de forma gráfica, donde permite ver los datos detallados hasta el fondo y capacita al usuario para manipular fácilmente la información. El propósito de un EIS es donde los altos ejecutivos pueden tener acceso a todos los datos de la organización donde podrá crear información útil y agrupar los resultados en una forma clara. En la mayoría de las veces tiende a confundirse el concepto de EIS con el DSS, sin embargo, la diferencia estriba en que los EIS son presentadores de información y van dirigidos a la alta gerencia de la organización [3].

2.3.1. Beneficios de un EIS para la Organización

Rico [25] menciona que los sistemas de Información ayuda de gran a las organizaciones a los ejecutivos y tiene muchos beneficios , los siguientes son los principales:

- a. Sensibilidad al medio: Mejor acceso a la información, aún de datos externos, mejor sensibilidad al medio, y más información competitiva.
- b. Efectividad de ejecutivos: Mejora en la comunicación, desempeño mejorado, ahorro en tiempo de ejecución, mejor presentación de los datos.

- c. Cumplimiento de objetivos estratégicos: Aumento en radio de control, planeación mejorada, mejor toma de decisiones, mejor entendimiento de problemas, mejor desarrollo de alternativas.
- d. Economía: Ahorro en costos, menos papeleo, mayor respuesta al cambio en las necesidades del cliente, apoyo de reducción en la organización.

2.3.2 Implementación de un sistema de información Ejecutivo

De acuerdo a Rockart [26] los puntos claves que debemos considerar en la implementación de un EIS son:

- a. La existencia de un promotor ejecutivo informado y enterado de los sistemas que se involucrarán en el proyecto y desarrollo del sistema.
- b. La existencia de un promotor operacional quien se encargará del aspecto técnico del desarrollo del sistema.
- c. Contar con un equipo de trabajo apropiado que consolidará tanto el aspecto técnico como el de negocios para facilitar la interacción de los usuarios con el sistema.
- d. Contar con la tecnología adecuada, seleccionar el software y hardware idóneo para el funcionamiento del EIS tomando en cuenta factores como estilo directivo y el entorno.
- e. Una administración de datos que se encargue de obtener información, procesarla, filtrarla y suministrarla al sistema.
- f. Un vínculo claro del EIS y los objetivos del negocio.
- g. Administración de la resistencia organizacional.
- h. Administración y seguimiento de la evolución del sistema.

2.4. Business Intelligence

Fue Howard Dresner, posterior consultor de Gartner Research, el primero que acuñó en 1989 el término de Business Intelligence (BI). Éste, definió BI como:

“BI es un proceso interactivo para explorar y analizar información estructurada sobre un área (normalmente almacenada en un datawarehouse), para descubrir tendencias o patrones, a partir de los cuales derivar ideas y extraer conclusiones. El proceso de Business Intelligence incluye la

comunicación de los descubrimientos y efectuar los cambios. Las áreas incluyen clientes, proveedores, productos, servicios y competidores” [27] [28].

Business Intelligence es el conjunto de estrategias y herramientas enfocadas a la administración y creación de conocimiento mediante el análisis de datos existentes en una organización. Es decir, permite gestionar una empresa en base a la información que genera el propio negocio, buscando atender las necesidades de información de ejecutivos y analistas, para ampliar el entendimiento de sus operaciones y poder definir estrategias de negocios acertadas, por ejemplo, permite almacenar, reunir y analizar fuentes de datos de nuestros clientes, para estimar ventas o descubrir patrones y tendencias potencialmente beneficiosos, esto bajo un entorno que permite compartir la información entre los diferentes departamentos de la empresa [29] [30].

También se puede definir BI, en dos partes uno en el almacenamiento de los y luego el procesamiento de los grandes cantidades de datos con el principal objetivo de transformarlos en conocimiento y en decisiones en tiempo real, a través de un sencillo análisis y exploración [31].

En toda organización existen tres tipos de necesidades de información: operacional, táctica y estratégica. Los sistemas de Business Intelligence toman los datos registrados en toda transacción del día a día en el nivel Operacional para que de una manera ordenada, integrada y homogénea los convierta en información valiosa para la gestión en los niveles Táctico y Estratégico. De aquí la importancia de que las empresas cuenten con un ambiente operacional estable y de acuerdo a sus necesidades [29].

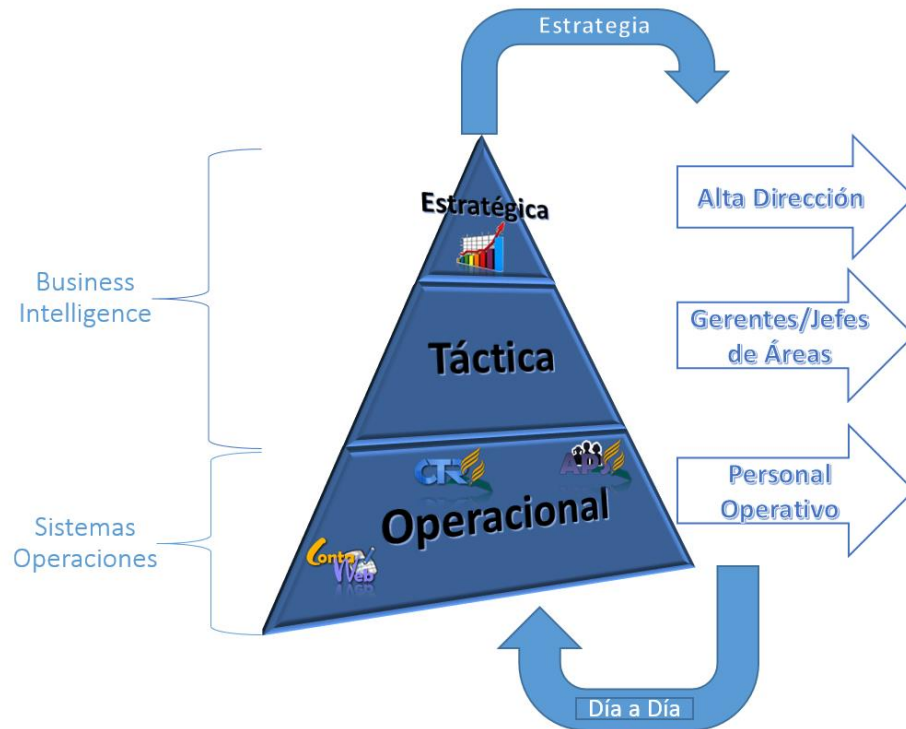


Figura 1. Adaptación de la propuesta de Edison Medina [29]

2.4.1 Proceso de Business Intelligence

A fin de comprender cómo una organización puede crear inteligencia de sus datos, como ya se ha mencionado, proveer a los usuarios finales oportunas y acertadamente acceso a esta información, se describirá a continuación el proceso de BI. El mismo está dividido en cinco fases, las cuales serán explicadas teniendo como referencia el siguiente gráfico, que sintetiza todo el proceso:

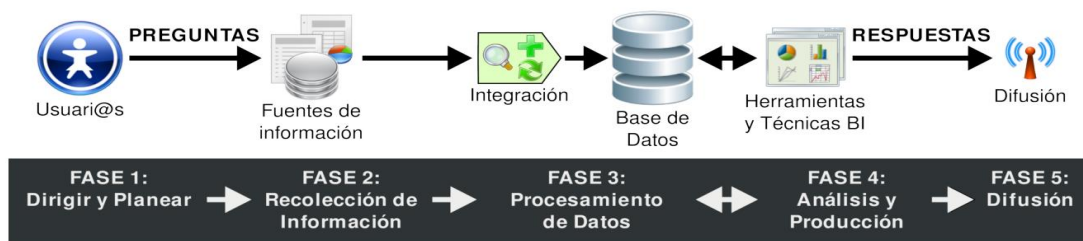


Figura 2. Fases del proceso de BI [31]

FASE 1: Dirigir y Planear. En esta fase inicial es donde se deberán recolectar los requerimientos de información específicos de los diferentes usuarios, así como entender sus diversas necesidades, para que luego en conjunto con ellos se generen las preguntas que les ayudarán a alcanzar sus objetivos.

FASE 2: Recolección de Información. Es aquí en donde se realiza el proceso de extraer desde las diferentes fuentes de información de la empresa, tanto internas como externas, los datos que serán necesarios para encontrar las respuestas a las preguntas planteadas en el paso anterior.

FASE 3: Procesamiento de Datos. En esta fase es donde se integran y cargan los datos en crudo en un formato utilizable para el análisis. Esta actividad puede realizarse mediante la creación de una nueva base de datos, agregando datos a una base de datos ya existente o bien consolidando la información.

FASE 4: Análisis y Producción. Ahora, se procederá a trabajar sobre los datos extraídos e integrados, utilizando herramientas y técnicas propias de la tecnología BI, para crear inteligencia. Como resultado final de esta fase se obtendrán las respuestas a las preguntas, mediante la creación de reportes, indicadores de rendimiento, cuadros de mando, gráficos estadísticos, etc.

FASE 5: Difusión. Finalmente, se les entregará a los usuarios que lo requieran las herramientas necesarias, que les permitirán explorar los datos de manera sencilla e intuitiva.

2.4.2 Herramientas y Técnicas

La Inteligencia de Negocio integra una serie de herramientas, tecnologías, metodologías y técnicas orientadas a aportar beneficios frente al tratamiento de la información en el negocio. A continuación, se enumeran y se detallan los diferentes conceptos que forman la inteligencia de negocios, tanto técnicas referidas más al negocio como herramientas obtenidas con la informática [32] [33].

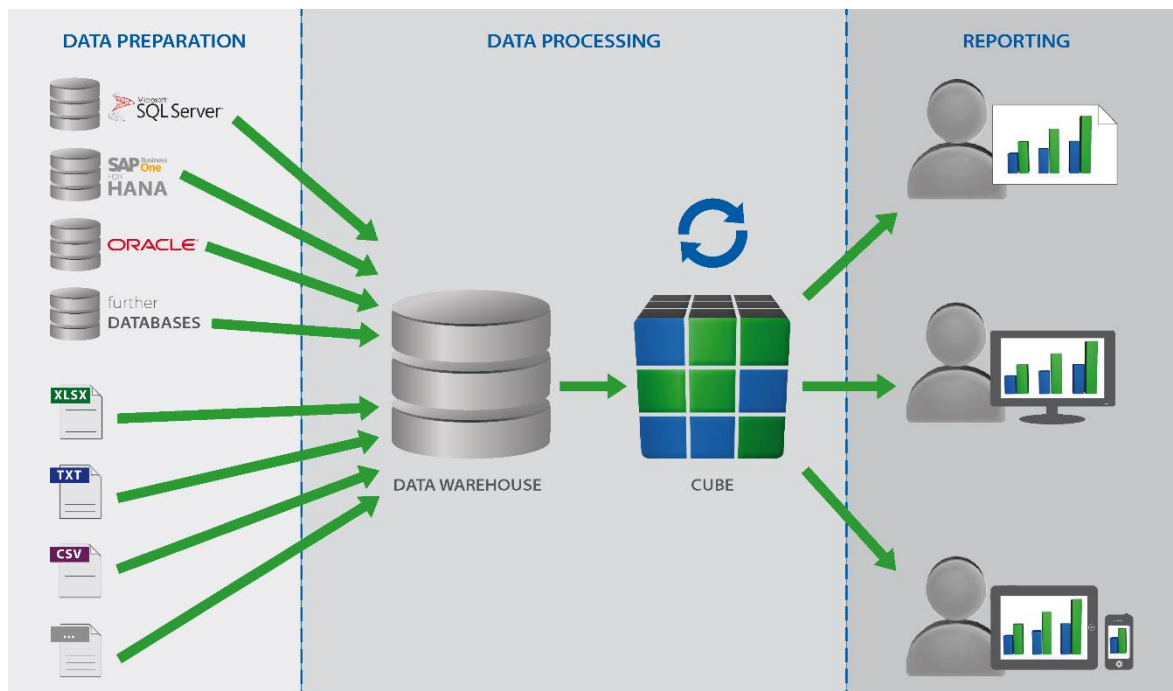


Figura 3. Esquema de una solución BI

2.4.2.1 OLTP (On-line Transaction Processing)

Tecnología que se utiliza para administrar aplicaciones que utilizan operaciones transaccionales, es decir, sistemas donde se realizan una gran cantidad de modificaciones y entradas de datos y pocas lecturas masivas de los mismos. En estos sistemas es necesario tener un tiempo de respuesta aceptable a la hora de realizar las modificaciones de los datos [32].

2.4.2.2 On-line Analytical Processing (OLAP)

Estas herramientas manejan una serie de consultas de forma interactiva sobre estructuras multidimensionales (Cubos OLAP) cargadas previamente con los datos almacenados en las bases de datos corporativas tradicionales. Permiten realizar informes y obtener grandes cantidades de información a partir de lo que resultaría ser a modo rutinario una serie de complejas consultas sobre una base de datos de forma sencilla. Al estar los datos precompilados sobre una estructura intermedia, el tiempo de respuesta de las consultas es menor, posee una enorme potencia de cálculo y técnicas de indexación especializadas. Esta tecnología es favorable en un sistema OLTP, pero

suele ser lenta si se realizan complejas consultas. Con estos sistemas es posible analizar la información almacenada en un data warehouse, pero no es estrictamente necesario, ya que la información puede provenir de diferentes bases de datos. El objetivo de estas herramientas es obtener una mejor comprensión de lo almacenado en las bases de datos. [32] [34].

2.4.2.3 Query & Reporting

Herramientas para elaborar informes y listados no demasiado complejos con los datos más usuales y más sencillos de analizar, tanto de manera agregada como detallada de la información. Este tipo de herramientas trabajan de forma óptima a través de sistemas basados en almacenes de datos ya que su tecnología y su forma de estructurar la información favorecen que con estas herramientas se obtengan tiempos de respuesta menores en las consultas, no siendo así en los sistemas tradicionales [32].

Estas herramientas ofrecen diferentes formas de presentación y diseño (Excel, PDF,...), según el tipo de información analizada y dependiendo de para qué causa esté destinada. Algunas de estas herramientas ofrecen al usuario la posibilidad de refrescar la información de informes almacenados y que poseen información estática por medio de alarmas previamente programadas, de esta manera el usuario siempre dispondrá de la información actualizada. Los informes se pueden compartir con otros usuarios haciéndolos públicos o gestionando la suscripción a ciertos informes para dotar a los usuarios de diferentes permisos sobre los informes.

2.5 Herramientas de Business Intelligence

2.5.1. Microsoft Business Intelligence

Una vez que nos hemos introducido en el mundo del BI a nivel general, vamos a centrarnos a partir de este momento en la plataforma que nos ofrece Microsoft para el desarrollo de soluciones de BI

2.5.1.1 Componentes de la plataforma Microsoft BI

Comencemos por las herramientas que forman el núcleo y la base de la plataforma de BI, y que vienen todas ellas como parte de SQL Server:

Database Engine: es el servicio principal para almacenar, procesar y proteger datos. El Database Engine (Motor de base de datos) proporciona acceso controlado y procesamiento de transacciones rápido para cumplir con los requisitos de las aplicaciones consumidoras de datos más

exigentes de su empresa. Lo utilizaremos para crear y mantener las bases de datos relacionales [31].

Integration Services (SSIS): es una plataforma para la creación de soluciones empresariales de transformaciones de datos e integración de datos. Integration Services sirve para resolver complejos problemas empresariales mediante la copia o descarga de archivos, el envío de mensajes de correo electrónico como respuesta a eventos, la actualización de almacenamientos de datos, la limpieza y minería de datos, y la administración de objetos y datos de SQL Server [35].

Analysis Services (SSAS): ofrece funciones de procesamiento analítico en línea (OLAP) y minería de datos para aplicaciones de Business Intelligence. Analysis Services admite OLAP y permite diseñar, crear y administrar estructuras multidimensionales que contienen datos agregados desde otros orígenes de datos, como bases de datos relacionales. En el caso de las aplicaciones de minería de datos, Analysis Services permite diseñar, crear y visualizar modelos de minería de datos que se construyen a partir de otros orígenes de datos mediante el uso de una gran variedad de algoritmos de minería de datos estándar del sector [36].

Reporting Services (SSRS): es una plataforma de creación de informes basada en servidor que ofrece una completa funcionalidad de creación de informes para una gran variedad de orígenes de datos. Reporting Services contiene un completo conjunto de herramientas para crear, administrar y entregar informes, así como interfaces de programación de aplicaciones con las que los desarrolladores podrán integrar o extender el procesamiento de los datos y los informes en aplicaciones personalizadas. Las herramientas de Reporting Services trabajan en el entorno de Microsoft Visual Studio y están totalmente integradas con las herramientas y los componentes de SQL Server. [31] [37]



Figura 4. Componentes Microsoft BI

2.5.2 Power BI de Microsoft

LA herramienta de Inteligencia de negocios de Power BI es el que ha repuntado en la última versión del cuadrante de Garner.

2.6. Tipos de metodología para una solución de Business Intelligence

Según Dario [31] actualmente existen 3 tipos de metodologías principales para el desarrollo de una solución de Business Intelligence, entre las cuales tenemos las siguientes:

Ralph Kimball: Esta metodología se caracteriza por la arquitectura bottom-up esto significa que parte de un conjunto de datamarts y posteriormente se integra en un datawarehouse centralizado.

Kimball determina que un data warehouse es la unión de todos los datamarts de una organización. Define la metodología bottom-up (hacia arriba).

Bill Inmon: Esta metodología se caracteriza por la arquitectura top-down esto significa que parte de un datawarehouse y posteriormente los segmenta en distintos datamarts.

Bill Inmon define una metodología descendente top-down (hacia abajo) donde los data marts se crearán después de haber terminado el data warehouse completo de la organización.

Hefesto: Esta metodología se caracteriza por tener una arquitectura híbrida la cual combina la bottom-up y top-down, adaptándose así a cualquier necesidad empresarial.

Tomando en cuenta las diferentes características de cada metodología y el análisis de las necesidades del Área de Gerencia Financiera, se optó por la metodología de Ralph Kimball ya que se puede encontrar suficiente documentación y nos permite implementar datamarts para cada departamento sin la necesidad de contar previamente con un datawarehouse centralizado, por lo que conduce a una solución completa en una cantidad de tiempo relativamente corto. [38] [39]

La tabla 2 describe las principales diferencias y se identifican en los siguientes puntos:

Tabla 2

Diferencias entre el Modelo Kimball VS Inmon

	Kimball	Inmon
Objetivo	Todas las empresas necesitan almacenar, analizar e interpretar los datos que generan y acumulan, y luego tomar decisiones críticas que les permitan maximizar la prosperidad. Para ello se necesita un sistema que les ayude a comprender los datos y lograr sus objetivos, de esta forma nació la idea de “implementar un data warehouse”.	
Diseño del Data Warehouse	Utiliza el enfoque "Bottom – Up"	Utiliza el enfoque "Top – Down"
Enfoque	Tiene un enfoque por procesos que son manejados por las diferentes áreas del proceso. Trata de responder necesidades específicas según el tema.	Tiene un enfoque global de toda la empresa. No está basado en requerimientos específicos.
Tiempo de implementación del Datawarehouse	Dado que los datamarts se implementan primero, el tiempo de implementación es rápido. Sin embargo, se debe tener cuidado ya que si cada datamart se opera de forma independiente, el entorno DWH se desintegraría rápidamente.	Debido a que se implementa por completo el DWH se demanda mucho más tiempo.
Costos	Implementar cada datamart permite que la solución no presente un alto costo.	Se replican grandes cantidades de datos por tanto los costos aumentan.

Modelo de Datos Kimball	Kimball propone usar el modelamiento dimensional: Esquema estrella. Identificación de dimensiones y hechos.	<p>Inmon propone tres niveles en el modelo de datos del DWH:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Alto nivel, ERD (Entity Relationship Diagram) • Nivel Medio, DIS (Data Item Set) • Nivel Bajo, llamado Modelo Físico (Physical Model). <p>Sin embargo, menciona que para implementar los datamarts debe hacerse con modelamiento dimensional.</p>
-------------------------	---	--

2.7 Modelo de Ralph Kimball

La metodología de Ralph Kimball se referencia como Bottom-up, pues al final el Data warehouse Corporativo no es más que la unión de los diferentes data marts, que están estructurados de una forma común a través de la estructura de bus como se puede observar en la Figura 6 [40].

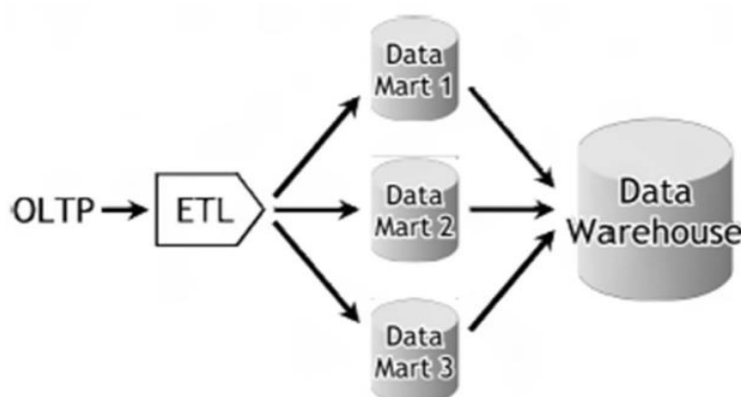


Figura 5. Arquitectura Bottom-up [31]

Esta característica le hace flexible y sencilla de implementar, pues se puede construir un DataMart como primer elemento del sistema de análisis, y luego ir añadiendo otros que comparten las dimensiones ya definidas o incluyen otras nuevas.

La metodología se basa en lo que Kimball denomina Ciclo de Vida Dimensional del Negocio [40] [41]. Este ciclo de vida del proyecto de DW, está basado en cuatro principios básicos:

- a. Centrarse en el negocio: Hay que concentrarse en la identificación de los requerimientos del negocio y su valor asociado, y usar estos esfuerzos para desarrollar relaciones sólidas con el negocio, agudizando el análisis del mismo y la competencia consultiva de los implementadores.
- b. Construir una infraestructura de información adecuada: Diseñar una base de información única, integrada, fácil de usar, de alto rendimiento donde se reflejará la amplia gama de requerimientos de negocio identificados en la empresa.
- c. Realizar entregas en incrementos significativos: crear el almacén de datos (DW) en incrementos entregables en plazos de 6 a 12 meses. Hay que usar el valor de negocio de cada elemento identificado para determinar el orden de aplicación de los incrementos. En esto la metodología se parece a las metodologías ágiles de construcción de software.
- d. Ofrecer la solución completa: proporcionar todos los elementos necesarios para entregar valor a los usuarios de negocios. Para comenzar, esto significa tener un almacén de datos sólido, bien diseñado, con calidad probada, y accesible. También se deberá entregar herramientas de consulta ad hoc, aplicaciones para informes y análisis avanzado, capacitación, soporte, sitio web y documentación.

La construcción de una solución de DW/BI (Datawarehouse/Business Intelligence) es sumamente compleja, y Kimball nos propone una metodología que nos ayuda a simplificar esa complejidad. Las tareas de esta metodología (ciclo de vida) se muestran en la figura 6.

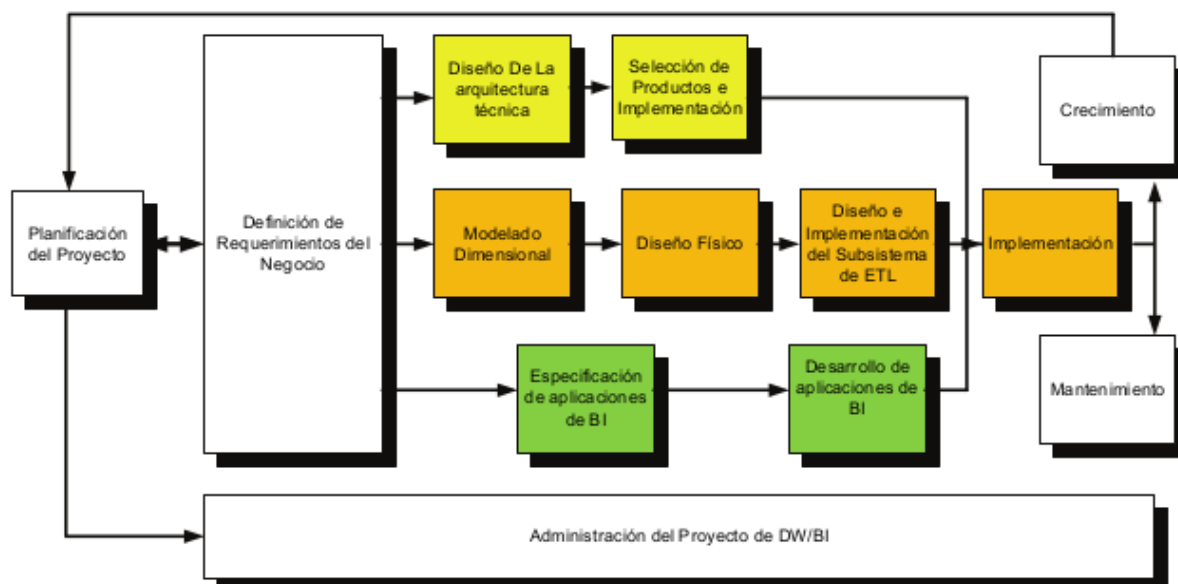


Figura 6. Tareas de la metodología de Kimball, denominada Business Dimensional Lifecycle [40]

2.7.1 El Tratamiento de la Información Atómica

Inmon: la información atómica debe almacenarse en un Data Warehouse estandarizado.

Kimball: La información atómica debe estar estructurada dimensionalmente.

En general, al diseñar un almacén de datos, los desarrolladores optan por el modelado dimensional. Se trata de una técnica de diseño lógico que busca presentar los datos siguiendo un estándar que permita su recuperación de manera eficiente, minimizando los tiempos de acceso [42] [43].

El modelado multidimensional proporciona una forma viable de agregar hechos a través de múltiples atributos, llamados dimensiones. Los datos se almacenan como hechos y dimensiones en un modelo de datos relacionales [44].

La forma de organizar los datos como hechos y dimensiones es a través de tablas.

- a. Tabla de hechos: contiene información de datos reales, mediciones, hechos en bruto. Son tablas (típicamente ventas, compras, consumos, etc.) en las que cada tupla contiene información sobre un evento: las medidas asociadas con ese evento (por ejemplo, la cantidad vendida en una venta) y la información dimensional a la que ese evento es asociado. hecho (cliente al que se le vendió, producto que se vendió, etc.). Suelen contener un gran volumen de información ya que contienen la información histórica de todos los eventos de un determinado tipo que han ocurrido en una empresa. Son los que contienen la información a consultar y formarían el núcleo del Data Warehouse construido. [45]
- b. Tabla de dimensiones: Contienen información dimensional, que permite filtrar, organizar, agregar, etc. la información contenida en las tablas de hechos. Por lo general, son tablas que contienen información desnormalizada de un concepto con respecto al cual se relacionan los hechos individuales. Así tendríamos una tabla con toda la información del cliente, otra de productos, otra de lugares, otra de horarios, etc. La tabla de clientes estaría relacionada con las tablas de hechos, esta a su vez con la tabla de productos, y así sucesivamente con el resto de las tablas de dimensiones existentes. Las dimensiones podrían definirse como diferentes puntos de vista mediante los cuales podemos analizar la información. [46]

Hay dos esquemas de organización para tablas de hechos y dimensiones; Una forma es el llamado "Esquema de estrella" y otra forma de organización es el "Esquema de copo de nieve". Las siguientes imágenes muestran estos dos esquemas.

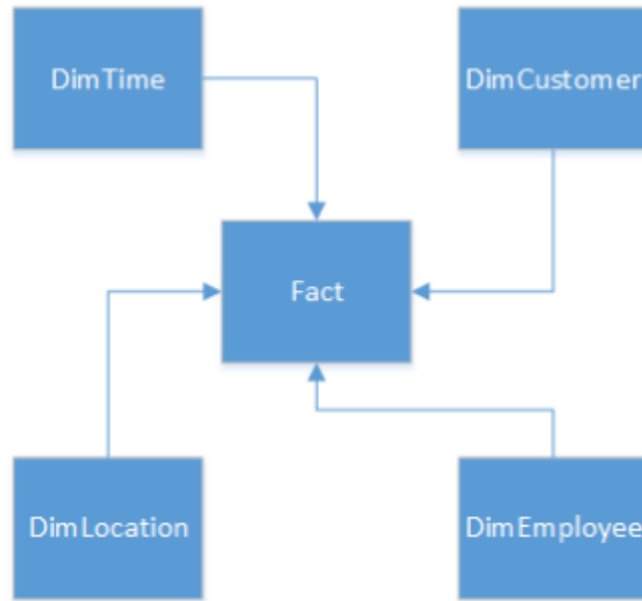


Figura 7. Esquema en Estrella [47]

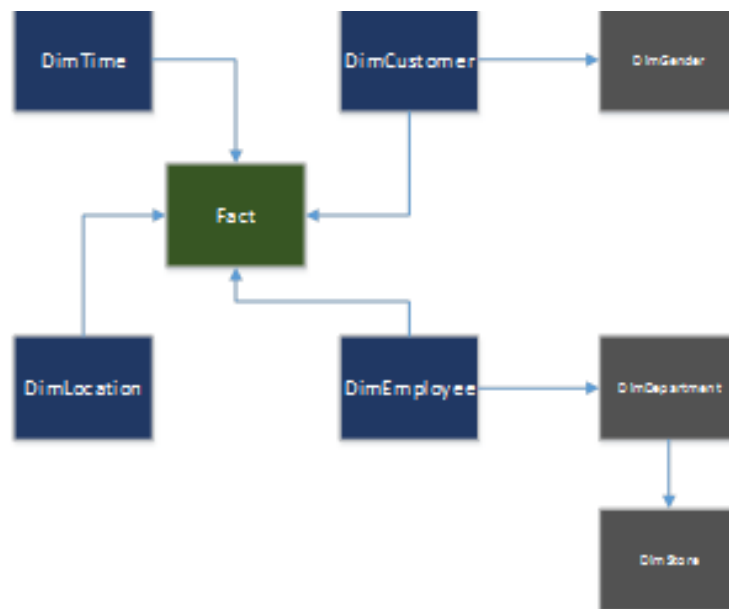


Figura 8. Esquema Copo de Nieve [47]

La mayoría de los almacenes de datos están diseñados en base al esquema en estrella para representar el sistema de datos multidimensional. El sistema estrella se caracteriza por tener una o más tablas de hechos que contienen la información principal del Data Warehouse, y un número indeterminado de tablas de dimensiones. Cada una de las tablas de dimensiones contiene información sobre las entradas (tuplas) de un determinado atributo en la tabla de hechos. Cada tabla de dimensiones está relacionada con la tabla de hechos utilizando el sistema de clave primaria - clave externa. Las dimensiones no están relacionadas entre sí. Una tabla de hechos contiene claves y medidas [47] [48].

2.7.2 Fases de la Metodología Ralph Kimball

2.7.2.1 Planificación

En este proceso se determina el propósito del proyecto de DW/BI, sus objetivos específicos y el alcance del mismo, los principales riesgos y una aproximación inicial a las necesidades de información.

En la visión de programas y proyectos de Kimball, Proyecto, se refiere a una iteración simple del KLC (Kimball Life Cycle), desde el lanzamiento hasta el despliegue [49].

Esta tarea incluye las siguientes acciones típicas de un plan de proyecto:

- Definir el alcance (entender los requerimientos del negocio).
- Identificar las tareas
- Programar las tareas
- Planificar el uso de los recursos.
- Asignar la carga de trabajo a los recursos
- Elaboración de un documento final que representa un plan del proyecto.

2.7.2.2 Análisis de Requerimientos

La definición de los requerimientos es en gran medida un proceso de entrevistar al personal de negocio y técnico, pero siempre conviene tener un poco de preparación previa. Se debe aprender tanto como se pueda sobre el negocio, los competidores, la industria y los clientes del mismo. Hay que leer todos los informes posibles de la organización; rastrear los documentos de estrategia interna; entrevistar a los empleados, analizar lo que se dice en la prensa acerca de la organización, la competencia y la industria. Se deben conocer los términos y la terminología del negocio [50].

2.7.2.3 Modelado Dimensional

La creación de un modelo dimensional es un proceso dinámico y altamente iterativo.

El proceso de diseño comienza con un modelo dimensional de alto nivel obtenido a partir de los procesos priorizados de la matriz descrita en el punto anterior [50].

El proceso iterativo consiste en cuatro pasos:

- Elegir el proceso de negocio.
- Establecer el nivel de granularidad.
- Elegir las dimensiones.
- Identificar medidas y las tablas de hechos

2.7.2.4 Diseño Físico

Nos plantearemos las siguientes interrogantes:

¿Cómo puede determinar cuán grande será el sistema de DW/BI?

¿Cuáles son los factores de uso que llevarán a una configuración más grande y más compleja?

¿Cómo se debe configurar el sistema?

¿Cuánta memoria y servidores se necesitan? ¿Qué tipo de almacenamiento y procesadores?

¿Cómo instalar el software en los servidores de desarrollo, prueba y producción?

2.7.2.5 Diseño del sistema de Extracción, Transformación y Carga (ETL)

El sistema de Extracción, Transformación y Carga (ETL) es la base sobre la cual se alimenta el Datawarehouse. Si el sistema ETL se diseña adecuadamente, puede extraer los datos de los sistemas de origen de datos, aplicar diferentes reglas para aumentar la calidad y consistencia de los mismos, consolidar la información proveniente de distintos sistemas, y finalmente cargar (grabar) la información en el DW en un formato acorde para la utilización por parte de las herramientas de análisis [50] [51].

Un Data Warehouse, o un DataMart, se cargan periódicamente, y en él se unifica información procedente de múltiples fuentes, creando una base de datos que cumple una serie de características. Esto implica que deben existir una serie de procesos que leen los datos de las

diferentes fuentes, los transforman y adaptan al modelo que hayamos definido, los depuran y limpian, y los introducen en esta base de datos de destino. Esto es lo que se conoce como procesos ETL, procesos de Extracción, Transformación y Carga (Load) [52] [53].

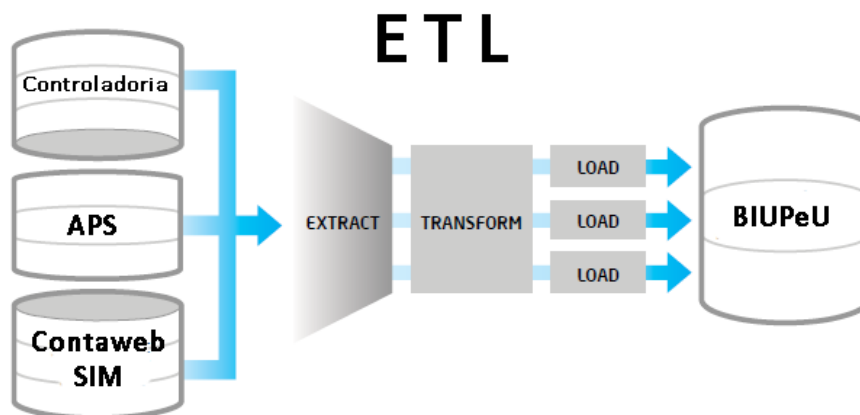


Figura 9. Proceso de ETL

2.7.2.6 Especificación y Desarrollo de Aplicaciones de BI

Una parte fundamental de todo proyecto de DW/BI está en proporcionarles a una gran comunidad de usuarios una forma más estructurada y, por lo tanto, más fácil, de acceder al almacén de datos. Proporcionamos este acceso estructurado a través de lo que llamamos aplicaciones de inteligencia de negocios (Business Intelligence Applications).

Las aplicaciones de BI son la cara visible de la inteligencia de negocios: los informes y aplicaciones de análisis proporcionan información útil a los usuarios. Las aplicaciones de BI incluyen un amplio espectro de tipos de informes y herramientas de análisis, que van desde informes simples de formato fijo a sofisticadas aplicaciones analíticas que usan complejos algoritmos e información del dominio. Kimball divide a estas aplicaciones en dos categorías basadas en el nivel de sofisticación, y les llama informes estándar y aplicaciones analíticas. [50]

3. Método de la Investigación

3.1 Tipo de Investigación

La presente investigación es aplicada; es decir, aplica las teorías de pronóstico e implementa una solución en una entidad privada de salud.

También la investigación es de tipo longitudinal porque analiza el comportamiento de las variables en el tiempo y es predictivo porque identifica las tendencias o el estado del ciclo de vida asociado a las especialidades del servicio de salud.

El estudio es investigación tecnológica puesto que responde a problemas técnicos, y está orientada a demostrar la validez de ciertas técnicas bajo las cuales se aplican principios científicos que demuestren su eficacia en la modificación o transformación de un hecho o fenómeno. Esta

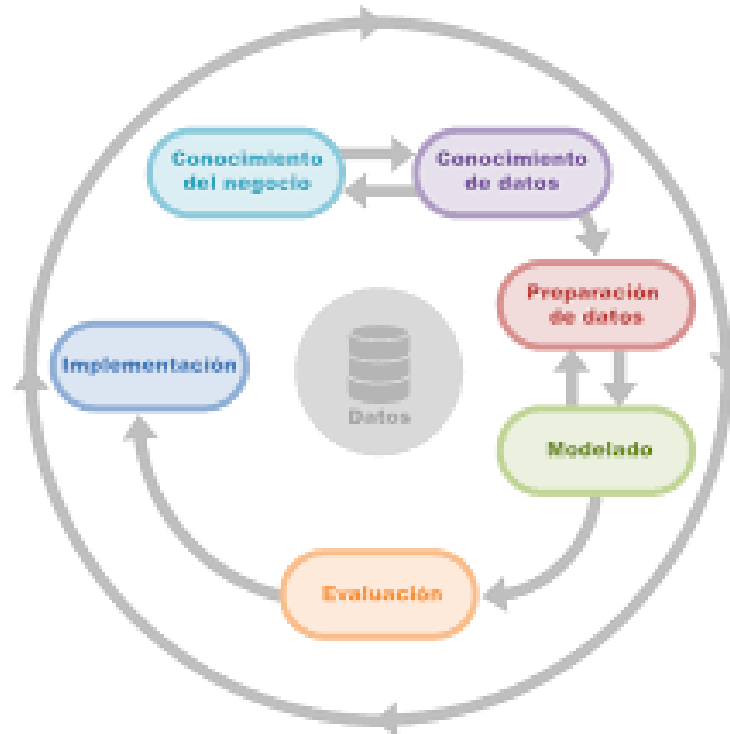
investigación tecnológica aprovecha del conocimiento teórico científico producto de la investigación básica o sustantiva y organiza reglas técnicas cuya aplicación posibilita cambios en la realidad.

Además, esta investigación tecnológica tiene como finalidad de entregar información del comportamiento futuro de las atenciones para el cual se utiliza el conocimiento científico de los modelos estadísticos ya validados científicamente; por lo tanto no sería su finalidad descubrir nuevas leyes, y casualidades, sino la de obtener información futura de valor para tomar decisiones para cambiar tendencias negativas [54] [55].

3.2 Diseño de Investigación

El diseño de investigación es no experimental, exploratorio y descriptivo. El diseño es no experimental porque no manipula las variables de estudio, es exploratorio porque analiza las variables asociadas a las especialidades de los servicios de salud en las diferentes dimensiones del tiempo para identificar los diferentes estados de del ciclo de vida. Es descriptivo porque encuentra patrones de comportamiento en las atenciones de acuerdo a los estados del ciclo de vida de una determinada especialidad.

Método de investigación:



Comprensión del negocio (Objetivos y requerimientos desde una perspectiva no técnica)	Establecimiento de los objetivos del negocio (Contexto inicial, objetivos, criterios de éxito)
	Evaluación de la situación (Inventario de recursos, requerimientos, supuestos, terminologías)
	Establecimiento de los objetivos de la minería de datos (objetivos y criterios de éxito)
	Generación del plan del proyecto (plan, herramientas, equipo y técnicas)
Comprensión de los datos (Familiarizarse con los datos teniendo presente los objetivos del negocio)	Recopilación inicial de datos
	Descripción de los datos
	Exploración de los datos
	Verificación de calidad de datos
Preparación de los datos (Desarrollar el datamart)	Selección de los datos
	Limpieza de datos
	Construcción de datos
	Integración de datos
Modelado (Aplicar las técnicas de minería de datos a los dataset)	Selección de la técnica de modelado
	Diseño de la evaluación
	Construcción del modelo
	Evaluación del modelo
Evaluación (De los modelos de la fase anteriores para determinar si son útiles a las necesidades del negocio)	Evaluación de resultados
	Revisar el proceso
	Establecimiento de los siguientes pasos o acciones
Despliegue (Explotar utilidad de los modelos, integrándolos en las tareas de toma de decisiones de la	Planificación de despliegue
	Planificación de la monitorización y del mantenimiento
	Generación de informe final

3.3 Población y muestra



Todas las atenciones que se han realizado los pacientes de la entidad privada de salud QS-CRP es considerado la población. El tamaño de la población es mayor a los siete millones de registros comprendidos desde el años de 1995 hasta abril del año de 2018. Por la naturaleza de la investigación se trabajará con toda la población del cual se deduce que la muestra es censal.

3.3 Técnica y Recolección de Datos

Para recopilar la información se utilizará el proceso de ETL (Extracción, Transformación, Cargado) que es la extracción, transformación y cargado de la data operacional en un datamart [35].

3.3 Instrumentos para Recolección de Datos

La ficha de indicadores se utilizó para recopilar la información en donde se define los indicadores que se van a recopilar, las dimensiones y los periodos de análisis.

 FICHA TÉCNICA DE REQUERIMIENTO DE KPI			
EMPRESA: CLÍNICA RICARDO PALMA			
Indicador:	Atención de Pacientes	Código	AP
Usuarios:	Gerencia de Plan Salud, Gerencia de Marketing, Gerencia Financiera, Gerencia de Salud, Reponsables de los Servicios de la CRP.		
Funcionalidad:	Los usuarios necesitan ver en una interfaz en donde se visualice el comportamiento por especialidad de las atenciones realizadas a los pacientes distribuidas por día, mes, año.		
Beneficios:	Es información será para hacer un diagnóstico del estado actual del ciclo de vida de los servicios de las especialidades, ademas de ver su tendencia y/o su comportamiento futuro.		
Unidad de Medida:	Cantidad	Frecuencia de Medición	Diario
		Oportunidad de Medición	12 de la noche
KPI	<input checked="" type="checkbox"/> KPI <input type="checkbox"/> Inductor	Tipo de Indicador:	<input checked="" type="checkbox"/> Estratégico <input type="checkbox"/> Ejecutivo <input type="checkbox"/> Operativo
Fórmula:	Para obtener la cantidad de atenciones de paciente por día, mes y año; será una suma de los registros de cada paciente que se ha atendido en una fecha determinada.		
Método de Cálculo:	Sumatoria de los registros de atenciones realizadas a los diferentes pacientes que se atendieron en cualquiera de las especialidades		
Fuente de Datos:	Lista de B.D., Archivos, etc...	Responsables	
	Sistema de CHAVIN	Oficina de Informática	
	Sistema de Farmacia	Consultora 3DEV	
	ERP FLEXLINE	Consultora Chilena	
Tipo de Procesamiento:	<input checked="" type="checkbox"/> Automático <input type="checkbox"/> Manual	Responsable:	Centro de Consultoría BP&QL Group
Nivel de Complejidad:	<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>		
Valor para el Negocio	<input type="checkbox"/> 0% <input type="checkbox"/> 10% <input type="checkbox"/> 20% <input type="checkbox"/> 30% <input type="checkbox"/> 40% <input type="checkbox"/> 50% <input type="checkbox"/> 60% <input type="checkbox"/> 70% <input type="checkbox"/> 80% <input checked="" type="checkbox"/> 90% <input type="checkbox"/> 100%		
Fecha de Aprobación	Fecha de Presentación	Fecha de Producción	
Criterios de Aceptación			
1. El tiempo de respuesta del procesamiento de los datos en tiempo real debe ser menor a 30 segundos.			
2. En una sola interfaz se debe visualizar las diferentes dimensiones de análisis.			
3. Las dimensiones de tiempo debes ser: año, mes y día.			
4. El analisis en tiempo real debe permitir bajar los niveles de jerarquía (año, mes y día)			
5. Los datos deben permitir hacer un análisis acumulativo de los meses por año.			

3.3 Técnicas para el Procesamiento y Análisis de los Datos

Para el procesamiento y análisis de datos se utilizará dos técnicas. La descriptiva y la predictiva. Para la descriptiva se utilizará el Power BI para estudiar el comportamiento histórico de las atenciones de los pacientes. Para la predictiva se utilizó los modelos estadísticos de proyección como regresión lineal y series de tiempo que permiten obtener información de la cantidad de atenciones futuras de acuerdo a los tiempos que se necesita.

4. Desarrollo del Modelo de Inteligencia Analítica Predictiva

En este capítulo se presenta el proceso de construcción de la solución que se detalla cada fases de la metodología aplicada, hemos usado la herramienta SQL Server como gestor de base de datos y el Power BI para la presentación de los reportes, el SPSS en su versión 22.0 para la validación de los modelos y el lenguaje R para el análisis conjunto de la data en tiempo real.

El objetivo es construir un sistema de información ejecutivo que permita analizar el comportamiento de la trayectoria de las atenciones de las diferentes especialidades de una clínica privada en función a los estados de la curva de Nolan e identificar su tendencia para que los directivos puedan tomar decisiones y cambiar la trayectoria del comportamiento de las atenciones en el tiempo [25] [56].

4.1 Modelo de Inteligencia Analítica Predictiva

La elaboración de la solución del modelo de inteligencia analítica predictiva para los directivos de la entidad privada de salud, se desarrolla en cinco fases: analizar y planear, fuentes de datos, procesamiento de datos, análisis y producción, construcción del modelo analítico predictivo, presentación del EIS; en la fase inicial se identifica las necesidades del negocio y se define los requerimientos para la solución de BI, en la fase de fuente de datos se gestiona el acceso a los servidores de base de datos SQL Server 2008, las base de datos de archivos planos de los sistemas financieros, y además de datos externos de fuentes de Excel, en la fase de procesamientos de datos, se realiza la construcción del Datamart.



Figura 10. Diseño de la Solución de Business Intelligence

4.1.1 Comprensión del Negocio de Salud

El caso a desarrollar se trata de la Clínica privada CRP-QS, empresa líder del mercado de Salud Privada en el Perú con 37 años de presencia en el mercado. La cual viene tiene un Plan Estratégico, el mismo que ha servido como primera experiencia en este tipo de actividades estratégicas.

En el año 2017 se realizó el análisis estratégico y elaboración (aún incompleta) de un Plan Estratégico 2017 - 2021, indicando una serie de metas estratégicas en la gestión de salud y en la parte operativa.

Es necesario tener presente que el core business de la Clínica es la atención en Salud, las cuales focaliza su nicho de mercado en el grupo de asegurados de empresas aseguradoras privadas, EPSs y autoseguros; siendo en menor medida los clientes particulares.

Asimismo, debemos mencionar que la clínica ha desarrollado un modelo de negocio en base a sus accionistas las cuales son también proveedores de Servicios. Teniendo un matiz particular. Debido a que la clínica brinda servicios comunes a sus socios como facturar a sus clientes de manera concentrada todos los servicios que brindan sus dueños que a su vez son sus proveedores de servicios. Asimismo, brinda sus instalaciones el cliente lo brinda a sus usuarios y toda labor administrativa que complementa los expedientes de la atención y que administra la información para el desarrollo de la empresa.

Sobre el equipo de elaboración del Plan Estratégico está compuesto por funcionarios y operativos de la Clínica Ricardo Palma generando un equipo multidisciplinarios donde está representado los aspecto core del negocio (salud), la operativa, comercial, de gestión y tecnología.

Este grupo liderado por Gerente General, funcionario con 7 años en el cargo, encabezó esta tarea de la elaboración de la estrategia. Junto con el director de planificación, funcionarios del tema core con un tiempo ejerciendo las jefaturas de 2 años y 8 años respectivamente donde definiendo unas metas según el análisis de la proyección de los crecimientos y objetivos se desarrollaron los planes, teniendo en cuenta las observaciones del Economista de la clínica, Jefe de Planeamiento con 2 años en el cargo.

A la fecha se han elaborado el Plan Operativo (inconcluso) por intermedio del director de planificación; el Plan Comercial elaborado por la responsable de gerencia comercial, funcionaria con 7 años en el cargo. Quedando pendiente el Plan de TI (PETI) el cual será desarrollado por el responsable de gerencia de TI, funcionario con 5 años en el cargo.

Con ello se completa la visión del capital humano, encargo del Gerente de Recursos Humanos, funcionario con 2 años en el cargo y en la parte contable financiera cuya responsable cuenta con 4 años en función.

Como se puede apreciar es un grupo especializado para los cargos esto debido al cambio generacional en la institución que durante los anteriores años se vino desarrollando con personal que estuvo desde la creación de la Clínica y que hoy apuesta por un staff profesionalizado para el desarrollo dentro de un mercado de alta competencia como es el de la Salud Privada en el Perú. Principalmente en estos últimos años donde el crecimiento del país invita a la inversión privada, lo que permite diferentes tipos de negocios, integraciones, asociaciones y fusiones en este mercado lo cual exige un mayor desempeño de las instituciones para mantener y de ser posible desarrollar mejores herramientas para afrontar los retos que demanda el mercado.

Todo el equipo directivo tiene una preocupación que es el de repotenciar las especialidades ya que en los últimos años se ha observado un estancamiento y declive en el crecimiento de la atenciones y es por ello que una de las prioridades en el plan estratégico es incorporar el análisis en el tiempo con inteligencia analítica predictiva la trayectoria de la atenciones para cambiar las tendencias no deseadas en cada especialidad.

Los directivos necesitan conocer como es el comportamiento de las atenciones por año y mes de las diferentes especialidades. El análisis mensual es necesario compararlo o analizarlo en el mismo mes de los años anteriores para tomar decisiones por estaciones asociadas al mes. También ha expresado que identificar la situación actual de acuerdo al ciclo de vida de un servicio (curva de nolan) e identificar la tendencia futura del estado.

4.1.2 Comprensión de los Datos de Salud - Datamart

La clínica en la actualidad cuenta con un datamart el cual es actualizado cada semana. Y, para la extracción, transformación y carga de datos se utiliza la herramienta SQL Server Business Intelligence Development Studio 2012, y la solución de BI Integration Services Project.

En la figura 20 se presenta el modelo datamart de atenciones de las diferentes especialidades y se cuenta con las dimensiones principales de Tiempo, Médico y una tabla de hechos en las cuales se registran la atenciones realizadas por especialidad y tiempo.

En la dimensión de DIMMEDICO se encuentra configurado las especialidades de las cuales el Clínica Privada brinda los servicios distribuidos en las diferentes áreas que son los TIPO_ESPECIALIDAD. En la dimensión DIMTIEMPO se encuentran en los periodos de AÑOS y MESES que son los que se van a utilizar para construir los modelos predictivos. Finalmente, en la tabla de hechos FACT_ATENCION se encuentran los registros de atenciones que se realizan por cada especialidad asociados al mes y año el cual es lo que se necesita para el análisis predictivo.

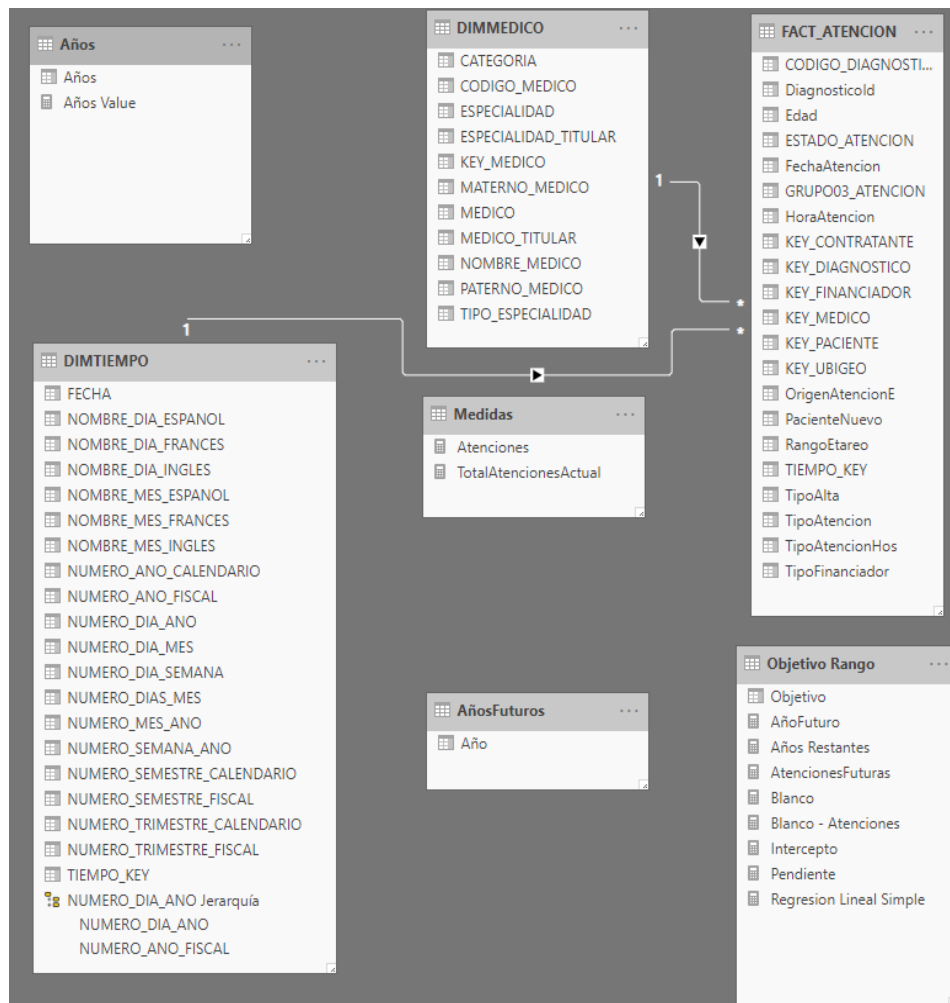


Figura 11. Creación del ETL para la carga de datos

4.1.3 Preparación de los Datos para el Análisis Predictivo - Dataset

La estructura de los datos varía de acuerdo al modelo predictivo que se va a utilizar. Puesto que esta investigación se ha utilizado el modelo de regresión lineal para realizar proyecciones en tiempo de las diferentes especialidades, entonces, se ha elaborado un datamart asociado al modelo a utilizar que se presenta en la figura 25.

	Años	Estado	EstadoGlobal	Pediatría	Traumatolo...	Ginecología	Gastroenterología	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	AtenciónAnual
1	1996	1	1,00	5255	7147	562	225	2931	2748	2900	2859	2842	2830	2676	2673	3011	3344	3011	3158	34983
2	1997	1	1,00	5575	6651	1072	385	2978	2782	3254	2905	2764	2846	3675	3607	3772	3819	3772	3863	40037
3	1998	1	1,00	6488	7443	1964	418	4248	3952	4045	3936	3703	3877	3970	3743	3586	3699	3586	3867	46212
4	1999	1	1,00	7124	8497	1955	488	3878	3668	4602	3908	3921	3695	3799	4217	4173	4668	4173	5140	49842
5	2000	1	1,00	11870	10176	3218	774	5243	5006	5338	5202	5816	5711	5956	6433	6884	7144	6884	7556	73173
6	2001	1	1,00	12225	9409	3808	842	7270	6353	6610	6136	6251	5696	6161	5485	5138	5484	5138	4905	70627
7	2002	1	1,00	9367	7865	3138	614	4896	4588	5096	5123	4976	5035	5054	4552	4721	5142	4721	4904	58808
8	2003	1	1,00	10759	7683	2857	535	4769	4404	4654	4760	4554	4640	4666	4577	4815	5107	4815	5396	57157
9	2004	2	2,00	37815	25420	31370	18626	26414	23888	26683	24753	25672	24390	24555	27352	26749	26442	26749	25818	309465
10	2005	2	2,00	43503	29897	33553	20981	27943	25137	28614	28525	29145	28257	27602	31685	29428	29126	29428	28807	343697
11	2006	2	2,00	47572	33928	36285	24511	32571	28755	32698	29698	32870	30469	31192	34036	33005	34017	33005	30472	382788
12	2007	2	2,00	53440	39280	38960	29166	36308	33076	36805	34022	36699	34098	36844	36627	37200	41132	37200	34738	434749
13	2008	2	2,00	60670	45484	45651	35614	42538	40953	40323	43445	38870	39659	41936	41514	43902	45811	43902	41805	504658
14	2009	2	2,00	67981	46332	48374	44647	46780	42942	47556	45630	45202	46102	47501	45841	45260	46256	45260	40892	545222
15	2010	2	2,00	71831	47819	47974	42553	45895	43419	50188	45357	46159	44536	44415	47545	48143	47866	48143	44951	556617
16	2011	2	2,00	70922	54013	53045	45002	50116	46907	53894	48226	50890	49788	48795	55711	52496	50828	52496	46841	606988
17	2012	3	2,00	75396	58522	54994	47045	55992	52196	55885	52768	56782	53009	56627	57030	53394	54387	53394	47057	648521
18	2013	3	2,00	76826	60168	55599	48604	59742	53003	52980	60774	57061	52871	59709	58394	56201	59830	56201	50106	676872
19	2014	3	2,00	78206	61756	56843	49145	59846	54773	60653	56991	58528	57093	57231	58408	57444	56932	57444	50488	685831
20	2015	3	2,00	75088	61983	56565	50899	57088	53501	60928	56703	55730	56882	56355	58806	58575	57344	58575	51546	682033
21	2016	4	2,00	74237	60356	55493	50443	58360	59365	59965	59503	60538	56462	54186	63378	63880	61738	63880	54190	715445
22	2017	4	2,00	73396	58772	54441	49991	750494

Figura 12. Creación de un Proyecto de Analysis Services

En la figura 12 se puede observar que existe una columna Estado que representa los estados de la curva de Nolan en sus cuatro estados que son: 1. Introducción, 2. Crecimiento, 3. Madurez y 4. Declive. También se observa que las atenciones por año y mes de las especialidades de Pediatría, traumatología, Ginecología y Gastroenterología.

4.1.4 Construcción del Modelo Predictivo

Para la construcción del modelo se sigue la metodología de regresión lineal que tiene 9 pasos.

Objetivos de la regresión múltiple: Los directivos del Clínica Privada necesitan identificar la tendencia de las atenciones a partir de la data histórica de las diferentes especialidades que se registran cada día y están procesadas en el datamart de Atenciones.

Para aplicar el procedimiento de regresión, se define la Cantidad de Atenciones (y) como variable dependiente y el mes y el año como variable independiente (x).

Diseño de investigación mediante el análisis de regresión lineal: El estudio del comportamiento de las atenciones en el tiempo obtuvo 7 millones de registros de la base de clientes. Los 7 millones de atenciones se registraron durante los años de 1995 hasta el 2018 que el resultando de observaciones disponibles para el análisis. La primera cuestión a responder en relación con el tamaño muestral es el nivel de relación (R2) que puede ser razonablemente detectado con el análisis de regresión propuesto. La Tabla 3 nos indica que la muestra censal de 23 unidades de análisis, con una variable potencialmente independiente, es capaz de detectar relaciones con valores de R2 aproximadamente un 73.6 por ciento para una potencia de 0,542 con un nivel de significación fijado en 0,01. El análisis de regresión propuesto se consideró suficiente para identificar no sólo relaciones estadísticamente significativas sino también relaciones que tuviesen relevancia práctica.

Tabla 3

Resumen del estadístico varianza explicada de las Atenciones

Resumen del modelo ^a				
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación
1	,736 ^b	,542	,466	10003,162

a. Curva de Nolan = Introducción

b. Predictores: (Constante), Periodo de análisis

Supuestos de análisis de regresión múltiple: Es esencial cumplir los supuestos del análisis de regresión para asegurar tanto que los resultados obtenidos sean verdaderamente representativos de la muestra como que hemos obtenido los mejores resultados posibles. Cualquier incumplimiento serio de los supuestos debe detectarse y corregirse si es posible. [57] El análisis que asegura que la investigación cumple los supuestos básicos del análisis de regresión implica dos etapas: contrastación de las variables dependientes e independientes y la contrastación de la relación conjunta después de la estimación del modelo. Esta sección está dedicada a la evaluación de las variables individuales, mientras que el examen de la relación conjunta tendrá lugar después de haber estimado el modelo.

Los tres supuestos imputados a las variables individuales son linealidad, constancia de la varianza y normalidad.

Para el análisis solo se ha considerado dos supuestos que son: constancia de la varianza y normalidad. No se ha considerado linealidad puesto que se tiene una sola variable independiente que es el periodo de análisis en años, así como en meses.

Las diferentes variables cumplen con la constancia de la varianza que se realiza con el análisis de ANOVA y en las cuatro especialidades salen que si existe variabilidad de los coeficientes.

Tabla 4

Prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov para una muestra individual

	Hipótesis nula	Prueba	Sig.	Decisión
1	La distribución de Atenciones den Pediatría es normal con la media 45.570 y la desviación estándar 29.635,000.	Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra	,200 ^{1,2}	Rechace la hipótesis nula.
2	La distribución de Atenciones en Traumatología es normal con la media 35.070 y la desviación estándar 22.425,951.	Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra	,200 ^{1,2}	Rechace la hipótesis nula.
3	La distribución de Atenciones en Ginecología es normal con la media 32.232 y la desviación estándar 23.457,478.	Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra	,200 ^{1,2}	Rechace la hipótesis nula.
4	La distribución de Atenciones en Gastroenterología es normal con la media 26.561 y la desviación estándar 21.508,363.	Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra	,200 ^{1,2}	Rechace la hipótesis nula.

Estimación del modelo de regresión y valoración global del ajuste: Con el análisis de regresión especificado en términos de variables dependientes e independientes, la muestra considerada adecuada en función de los objetivos del estudio y los supuestos evaluados para las variables individuales, el proceso procede ahora a la estimación del modelo de regresión y la evaluación del ajuste total del modelo. Después de que el modelo de regresión se ha estimado, el valor teórico será evaluado para ver el cumplimiento de los supuestos del análisis de regresión.

Tabla 5
Análisis de varianza de la etapa introducción

ANOVA^{a,b}						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	37568500,149	1	37568500,149	12,190	,013 ^c
	Residuo	18491018,726	6	3081836,454		
	Total	56059518,875	7			

a. Curva de Nolan = Introducción

b. Variable dependiente: Atenciones den Pediatría

c. Predictores: (Constante), Periodo de análisis

En la tabla 5 se presenta el análisis de varianza de la etapa de introducción de la curva de Nolan. De los resultados se observa que si existe variabilidad significativa en el coeficiente asociado a la variable independiente puesto que el p-value es de 0.013 el cual es menor al nivel de significancia de 0.05

Tabla 6
Coefficientes del modelo de regresión lineal de la etapa de introducción

Coefficientes^{a,b}						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	-1882491,857	541628,917		-3,476	,013
	Periodo de análisis	945,774	270,882	,819	3,491	,013

a. Curva de Nolan = Introducción

b. Variable dependiente: Atenciones den Pediatría

En la tabla 6 se presenta los coeficientes del modelo de regresión lineal de la etapa introducción asociada a las atenciones realizadas mensualmente en la entidad de salud privada, y de los resultados se observa que el periodo influye significativamente (p-valor=0.013) en el comportamiento de las atenciones del servicio de pediatría con un grado de influencia de 945.774 y una fuerza de 0.819.

Interpretación del resultado teórico: De acuerdo a los resultados de la sección anterior se formula el modelo de regresión lineal de las atenciones asociadas al servicio de pediatría.

$$y = -1882491,85 + 945,77x$$

De acuerdo al modelo de regresión lineal se puede interpretar que por cada unidad que incremente la variable independiente x , la variable y incrementa en 945.77 unidades; es decir, por cada periodo de análisis que transcurre en el tiempo, las atenciones incrementan en 975.77.

Visión Gerencia de los Resultados: A continuación, se presenta un panorama del análisis predictivo en función a las cuatro etapas de la curva de Nolan para tener un panorama global del comportamiento de las atenciones en el tiempo.

En la figura 13 se presenta la visión global del pronóstico del comportamiento de las atenciones en el tiempo en base a las etapas de la curva de Nolan con el modelo de regresión lineal. De los resultados se puede observar que para cada etapa se tiene un modelo diferente el cual da un panorama más claro para los que toman las decisiones.

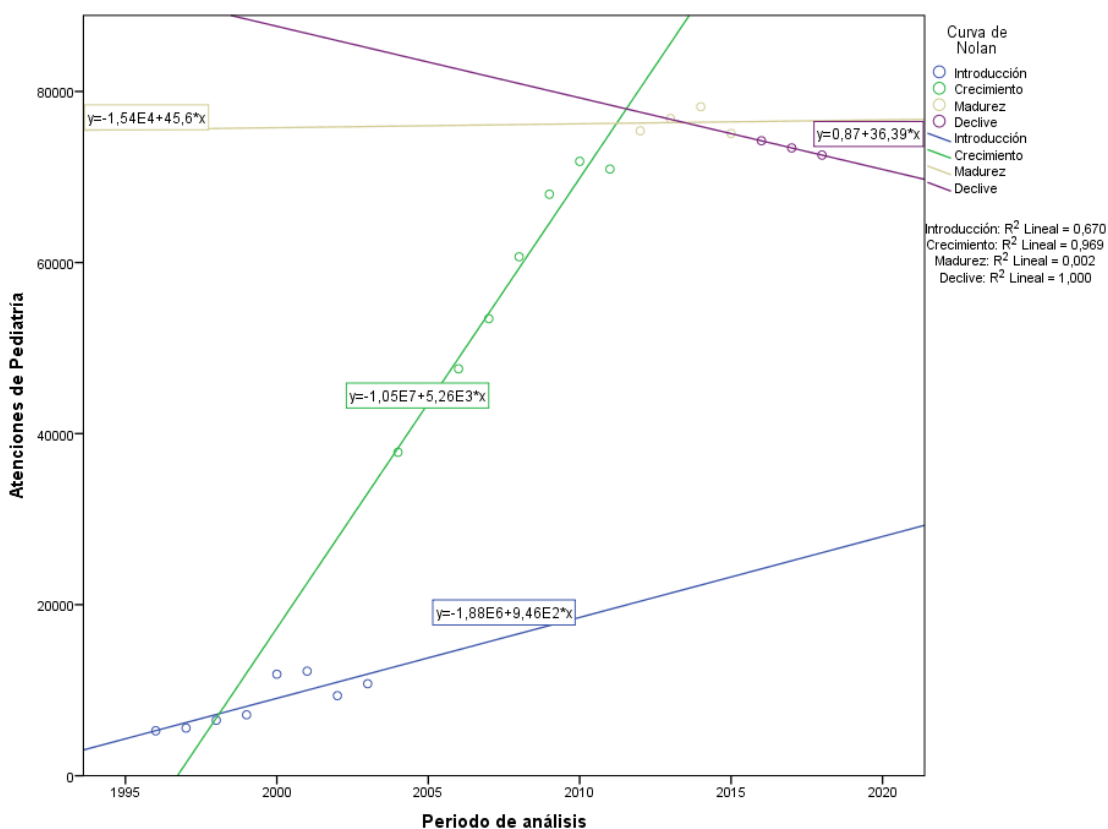


Figura 13. Visión global del pronóstico del comportamiento de las atenciones en el tiempo

4.1.6 Desarrollo de la Solución (DSS)

El desarrollo de la solución se ha realizado en la herramienta de Business Intelligence de Power BI considerando algunas variables principales que se utilizan para la toma de decisiones en las reuniones gerenciales. Y, para la parte de construcción del modelo de pronóstico con regresión lineal se ha utilizado el paquete estadístico SPSS para identificar el modelo que se ajusta a la data y se ha incorporado la librería del paquete estadístico R para automatizar el pronóstico. A continuación, se presentan las interfaces principales del sistema para soporte de las decisiones gerenciales.



Figura 14. Panel del cuadro de mando del sistema de inteligencia analítica

En la figura 14 se presenta el panel de cuadro de mando del sistema de inteligencia analítica en base a las variables cualitativas y cuantitativas. Del cuadro se puede observar que los sábados y domingos las atenciones son mínimas en comparación con los días de lunes a viernes. También se observa que el 84% de las atenciones son consultas externas, el 14% de las atenciones son por emergencias y solo el 2% de las atenciones son por hospitalización. También se observa en el gráfico de barras la especialidad que más atenciones realiza es de MEDICINA luego le sigue

CIRUGIA. Finalmente, en la parte inferior se observa el historial del comportamiento de las atenciones en el tiempo distribuido por años de servicio.



Figura 15. Comportamiento de las atenciones y su estado actual en base a la data del dataset

En la figura 15 se presenta el comportamiento de las de las atenciones y su estado actual en base al dataset. Para hacer el análisis del comportamiento en el tiempo de las atenciones e identificar el estado actual del servicio se ha desarrollado la interfaz que se presenta en la figura 3 el cual cambia de acuerdo a la jerarquía del modelamiento en base a la dimensión tiempo. Para esta investigación se ha realizado tres niveles de análisis en el tiempo que son por año, por mes y por día; es decir, en la solución se puede observar el comportamiento en el tiempo de las atenciones por año, por mes y por día. Cuando se analiza por mes es un comparativo en función a cada mes del año ya que la información es más útil al compararla en función a los meses de un año anterior y como fue el comportamiento de un determinado mes en base al anterior.

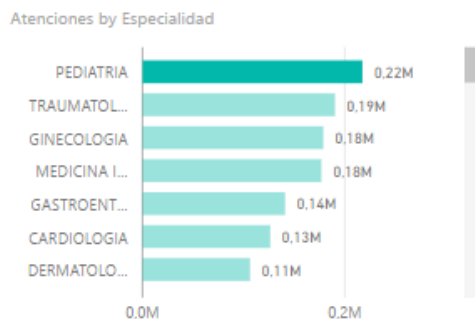


Figura 16. Filtro por especialidad para el análisis de las atenciones en el tiempo

De acuerdo al modelo estrella, se han considerado varias dimensiones para el análisis longitudinal de las atenciones de los servicios de salud. Sin embargo, en la figura 16 se presenta la dimensión asociada a los servicios por especialidad y al seleccionar una determinada especialidad también cambiará de manera automática la gráfica de las atenciones en el tiempo. En consecuencia, la solución de inteligencia analítica está diseñada para realizar el estudio longitudinal del comportamiento de las atenciones que se ha realizado por cada especialidad.

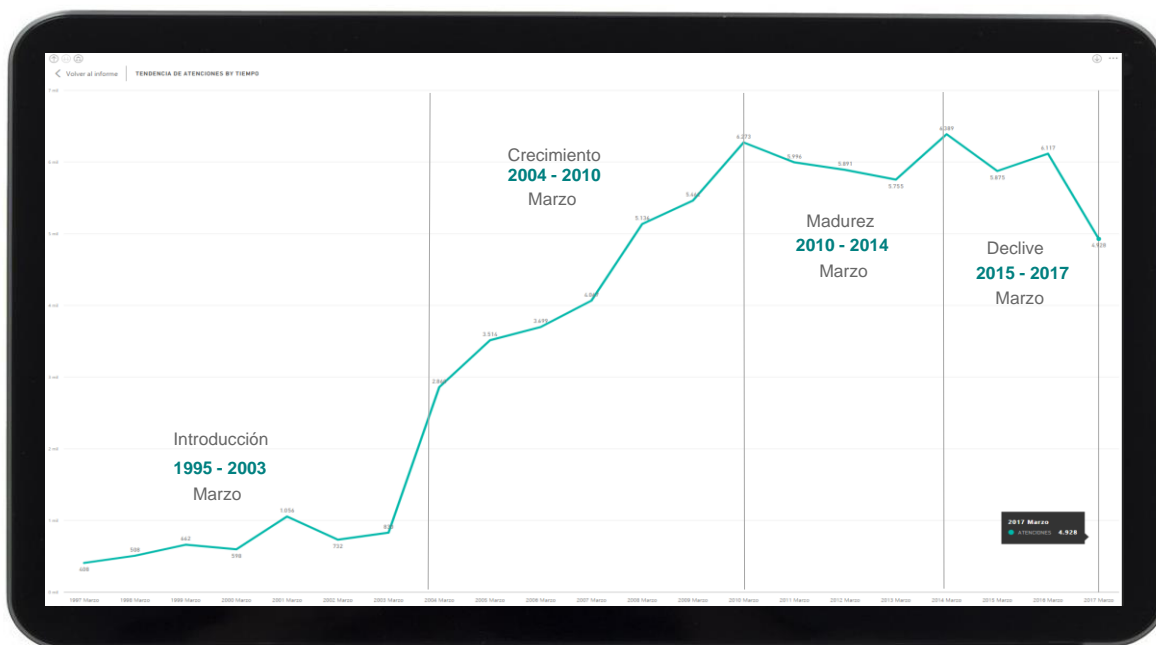


Figura 17. Análisis longitudinal de las atenciones por mes

En la figura 17 se presenta la gráfica de las atenciones que se ha realizado durante cada mes de un año para el análisis longitudinal. Por ejemplo, en la figura se observa que la gráfica de todos los meses de Marzo desde el año 1995 hasta el 2018. Y además la gráfica te permite identificar las etapas del ciclo de vida de los servicios de acuerdo a la curva de Nolan. Esta gráfica varía de acuerdo a la especialidad que se elija para analizar y también de acuerdo a las dimensiones del modelo y su jerarquía.



5. Análisis, Interpretación y Discusión de los Resultados

En este capítulo presenta los resultados del estudio que está estructurado en tres partes. En la primera parte se presenta el análisis multidimensional de los resultados considerando como métrica principal las atenciones realizadas en las diferentes especialidades. La segunda parte se presenta el análisis longitudinal de las atenciones de los servicios de salud a los clientes considerando tres niveles de jerarquía que son: anual, mensual y diario. En la tercera parte se presenta el pronóstico del ciclo de vida con el modelo estadístico de regresión lineal.

Para explicar los resultados se ha trabajado con la especialidad de pediatría que es la que más atenciones tiene a lo largo del tiempo. Los resultados de las demás especialidades son de manera similar y tiene el mismo patrón de comportamiento.

5.1 Análisis e Interpretación Multidimensional de los Resultados Descriptivos

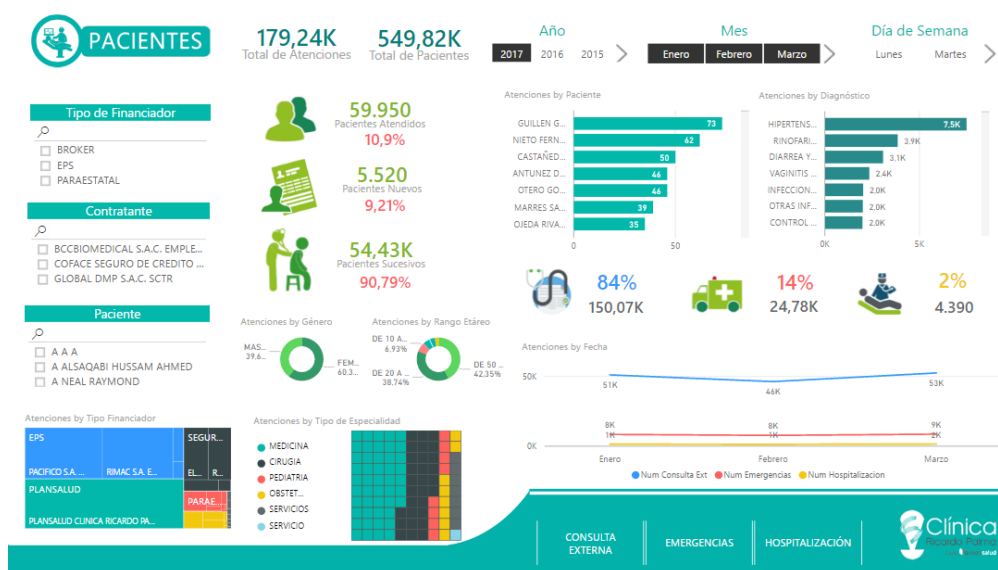


Figura 18. Interfaz de la métrica de atenciones con filtros en base a las dimensiones del modelo

En la figura 18 se presenta los resultados de de la métrica de atenciones con filtros en base a las dimensiones del modelo. Y en base a estos resultados se analiza e interpreta lo siguiente:

En los meses de enero, febrero y marzo del 2017 se han realizado 179,240 atenciones. Además, en el resultado se observa que los pacientes que se han atendido en total fueron 59,950 de los cuales 5,520 (9.21%) son pacientes nuevos y 54,430 son pacientes sucesivos. De aquí se puede deducir que un paciente en promedio se atiende 3 veces por año el cual beneficia a la institución si no es un paciente asegurado y resta utilidades a la clínica si es un paciente asegurado en la misma clínica

En los resultados también se observa que las entidades EPS y Plan Salud de la clínica en estudio son los mayores proveedores de pacientes para que sean atendidos.

El seguro de Plan Salud de la clínica en estudio ha realizado 67,570 atenciones a 18,703 pacientes de los cuales solo 227 (1,21%) son Pacientes Nuevos y 18,480(98.79%) son pacientes sucesivos. Además, más del 50% de atenciones han sido a pacientes mayores o igual a 50 años y el 64.16% de los pacientes han sido mujeres.

De aquí se deduce que la tasa de Atención x Paciente es de 3,61; es decir, se han hecho de 3 a 4 atenciones por cada paciente en este año del 2017.

También se observa que el 84% de las atenciones se han realizado por consulta externa, el 14% por emergencia y solo el 2% por hospitalización. Y el 42.35% de los pacientes que se han atendido tiene una edad igual o mayor de 50 años.

5.2. Análisis del Ciclo de Vida de los Servicios de Salud

En esta sección se presenta los resultados del análisis longitudinal en el tiempo de las atenciones realizadas en diferentes especialidades de los servicios que brinda la entidad privada de salud en estudio. Para realizar la interpretación y el análisis se ha seleccionado la especialidad que tiene mayor cantidad de atenciones a lo largo del tiempo. El mismo análisis y patrón se puede realizar con el resto de especialidades y en general se ha encontrado que tienen el mismo patrón de comportamiento.

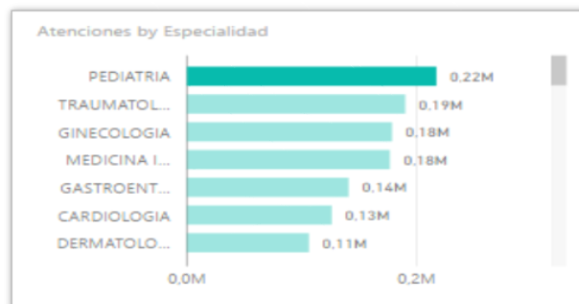


Figura 19. Gráfico de barras asociada a las atenciones por especialidad

En la figura 19 se presenta el gráfico de barras asociada a las atenciones por especialidad. Y se puede observar que la especialidad de Pediatría tiene la mayor cantidad de atenciones a lo largo del tiempo; luego le sigue Traumatología y así sucesivamente.

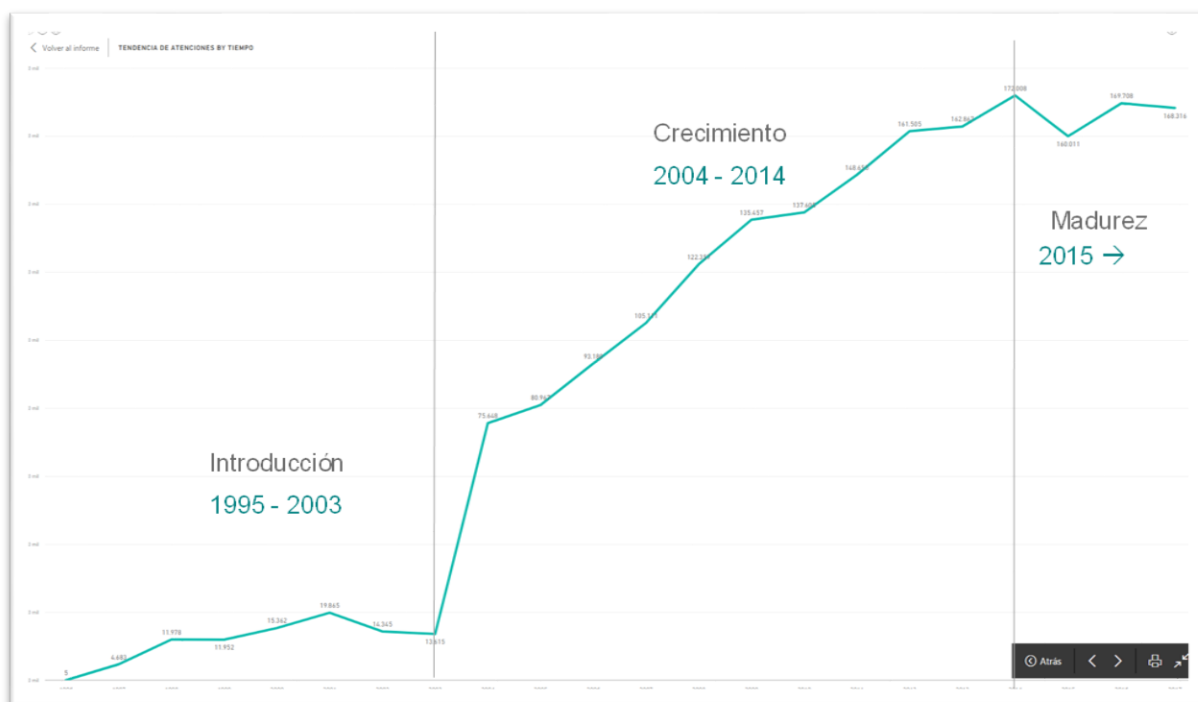


Figura 20. Gráfico de atenciones anuales de la especialidad de pediatría

En la figura 20 se presenta el gráfico de atenciones anuales de la especialidad de pediatría. Al analizar el comportamiento en el tiempo de la especialidad de pediatría debido a que tiene la mayor cantidad de atenciones se observa el siguiente:

Etapas de Introducción: Desde 1995 hasta el año 2003 esta especialidad estaba en una etapa de introducción del Servicio en el mercado.

Etapa de Crecimiento: Desde el año 2004 en el cual se tuvo 13,415 atenciones, esta especialidad tuvo un crecimiento exponencial hasta el año 2014 logrando realizar 172,008 atenciones.

Etapa de Madurez: Desde el año 2015 hasta el 2016 se podría afirmar que llegó a una etapa de madurez ya que en el año 2015 solo se ha alcanzado a realizar 160,011 atenciones y en el año 2016 se hicieron 169,708 atenciones los cuales son menores a las atenciones hechas el año 2014; y el año 2017 nuevamente empieza a disminuir las atenciones a 168,316; del cual se deduce que ya casi no hay un crecimiento y se mantiene la cantidad de atenciones a lo largo de este periodo.

Etapa de Declive: Y desde el año 2017 en adelante, de acuerdo a los resultados se podría decir que empieza el declive de este servicio ya que se observa una tendencia negativa de las atenciones. Sin embargo, para confirmar que el inicio de esta etapa se da en el 2017 se realizará un análisis por mes.

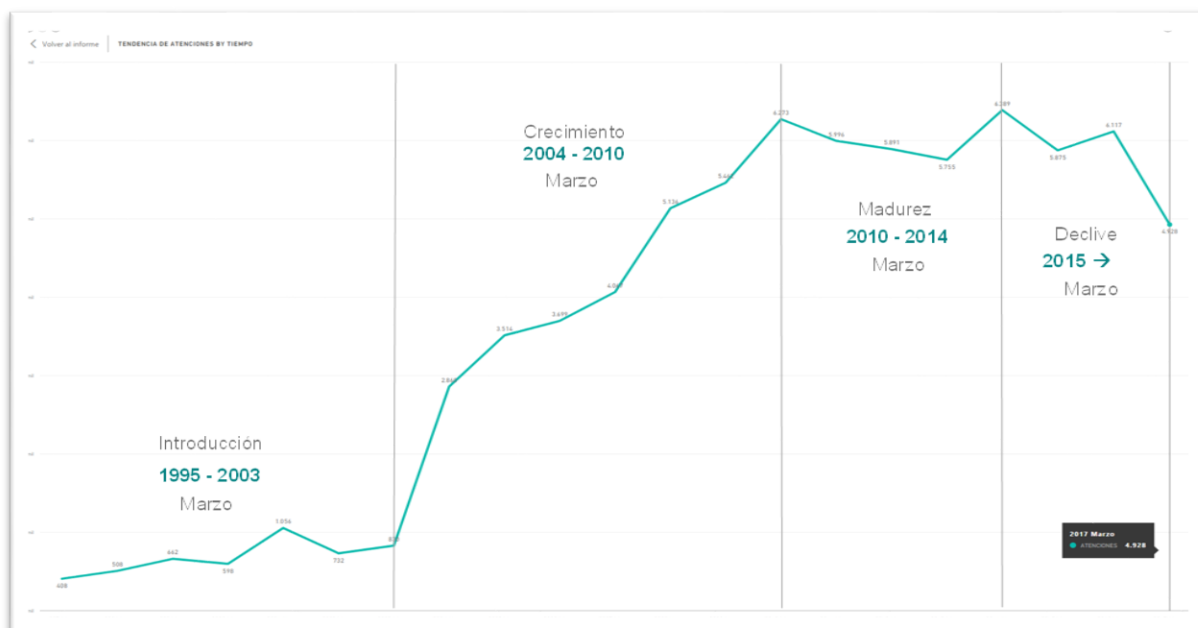


Figura 21. Gráfico de las atenciones de los meses de marzo

En la figura 21 se presenta el gráfico de atenciones de todos los meses de marzo de la especialidad de pediatría. De acuerdo a los resultados de la gráfica se realiza la siguiente interpretación:

Etapa de Introducción: El comportamiento de las atenciones hechas en marzo desde 1995 hasta el año 2003, esta especialidad estaba claramente en una etapa de introducción del Servicio en el mercado.

Etapa de Crecimiento: El comportamiento de las atenciones hechas en marzo desde el año 2004, esta especialidad tuvo un crecimiento exponencial hasta el año 2010 logrando realizar 6,273 atenciones en el mes de marzo del 2010.

Etapa de Madurez: Desde el año 2011 hasta el 2014 este servicio llegó a su madurez alcanzando 6,514 atenciones por mes.

Etapa de Declive: Y desde el año 2017 en adelante, de acuerdo a los resultados se podría decir que empieza el declive de este servicio porque empieza a disminuir las atenciones y tiene una tendencia negativa.

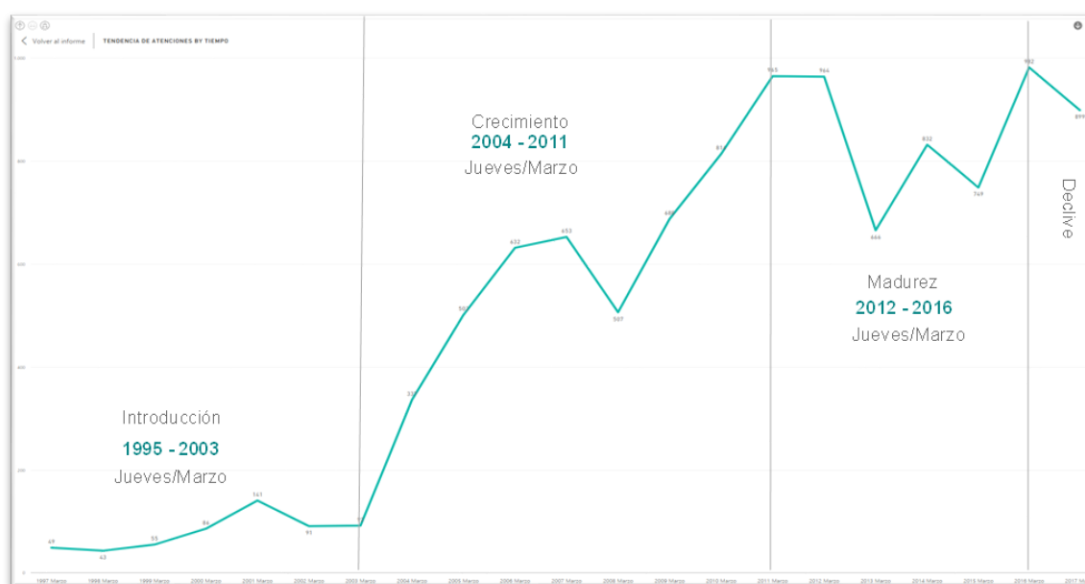


Figura 22. Gráfico del total de las atenciones de los jueves del mes de marzo

En la figura 22 se presenta el gráfico del total de las atenciones de los jueves del mes de marzo de la especialidad de pediatría. De acuerdo a los resultados de la gráfica se realiza la siguiente interpretación:

Etapa de Introducción: El comportamiento de las atenciones hechas los jueves del mes de marzo desde 1995 hasta el año 2003, esta especialidad estaba claramente en una etapa de

Introducción del Servicio en el mercado ya que inicia con 49 atenciones los jueves del mes de marzo en el año 1995 y en el año 2003 alcanza a 92 atenciones.

Etapa de Crecimiento: El comportamiento de las atenciones hechas los jueves del mes marzo desde el año 2004, esta especialidad tuvo un crecimiento exponencial hasta el año 2010 ya que las atenciones que se hizo los días jueves del mes de marzo del año 2004 fueron de 337 y el año 2010 se ha alcanzado a realizar 965 atenciones. Este resultado afirma que en este periodo estuvo en una etapa de crecimiento.

Etapa de Madurez: Desde el año 2012 hasta el 2016 no se observa un crecimiento en las atenciones de los jueves del mes de marzo ya que el 2012 se hizo 964 atenciones y el año 2016 solo llego hasta 982 atenciones y el siguiente periodo ya empieza un declive pronunciado. De este resultado se confirma que en el periodo del 2012 hasta el 2016 el servicio estaba una etapa de madurez.

Etapa de Declive: Y desde el año 2017 en adelante, de acuerdo a los resultados se podría decir que empieza el declive de este servicio porque empieza a disminuir las atenciones y tiene una tendencia negativa ya que de 982 atenciones baja a 899 atenciones.

5.3 Pronóstico del ciclo de vida de los servicios de salud

Para realizar un pronóstico utilizando modelos de inteligencia analítica en particular el modelo de regresión lineal, se ha trabajado por segmentos de periodos en cada etapa del ciclo de vida; es decir, por cada etapa se ha construido el modelo de regresión lineal que se ajusta a la data histórica para hacer su pronóstico respectivo.

En la sección de construcción del modelo predictivo se ha realizado el análisis estadístico el cual valida que el modelo de regresión lineal si se ajusta a la data histórica. Aquí ahora solo se presenta el gráfico final en donde se observan los diferentes modelos lineales para realizar el pronóstico del ciclo de vida.

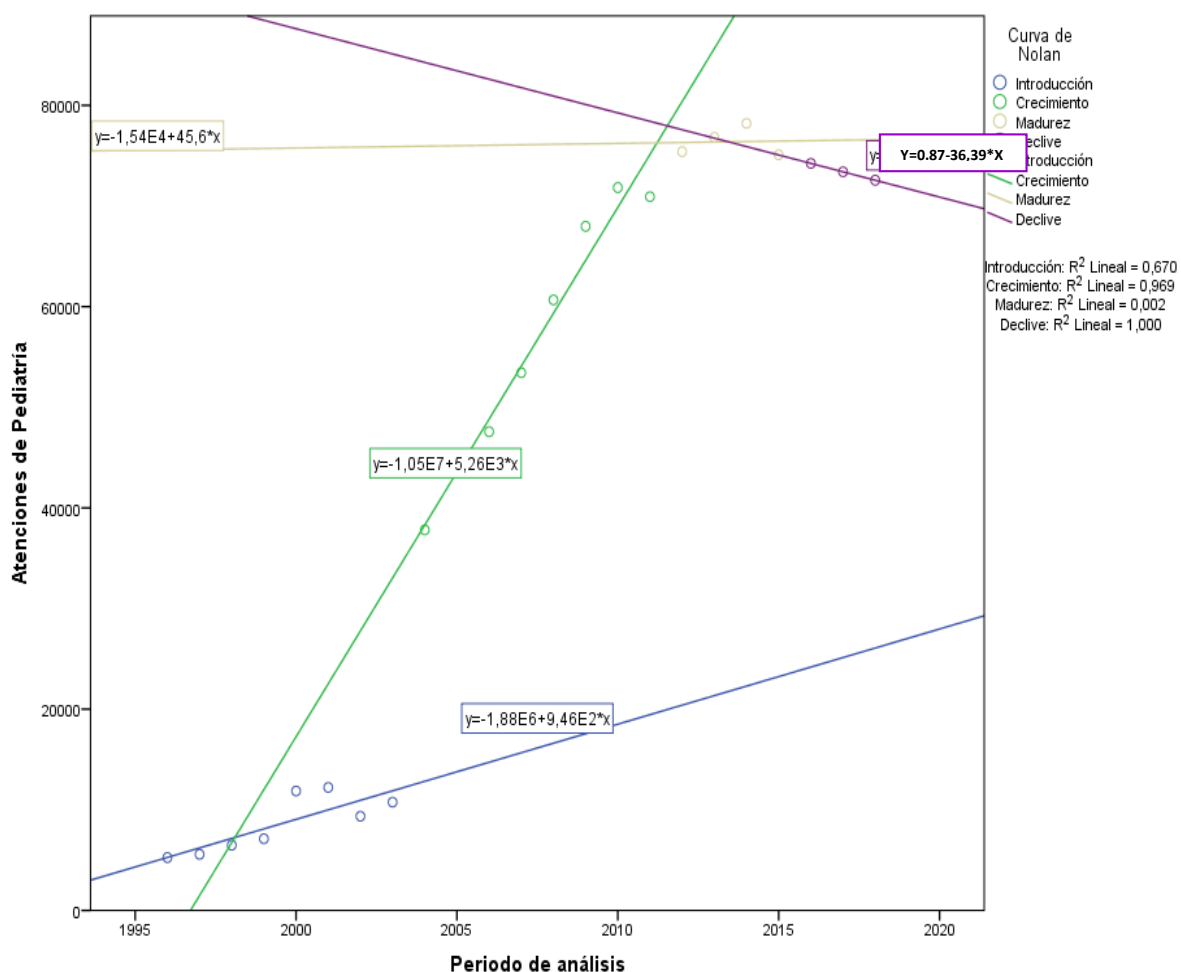


Figura 23. Gráfico de los modelos lineales asociados a las atenciones del servicio de pediatría

En la figura 23 se presenta el gráfico de los modelos lineales asociados a las atenciones del servicio de pediatría. Y de acuerdo a los resultados observados en el gráfico se realiza la siguiente interpretación:

Modelo lineal para la etapa de introducción: la línea azul representa el pronóstico de las atenciones con un r^2 de 0.670 el cual explica en un 67% la variabilidad de las atenciones de pediatría está en función al tiempo y que naturalmente hay otras variables que explican también la variabilidad de las atenciones. Este modelo asociado a la etapa de introducción proyecta una tendencia positiva en el tiempo, pero a partir del 2003 su pronóstico presenta mucha desviación.

Modelo lineal para la etapa de crecimiento: la línea verde representa el pronóstico de las atenciones con un r^2 de 0.969 el cual explica en un 96.9% la variabilidad de las atenciones de

pediatría en función al tiempo. Este modelo asociado a la etapa de crecimiento proyecta una tendencia positiva más pronunciada en el tiempo en comparación con la etapa anterior, pero a partir del 2014 su pronóstico presenta mucha desviación en función a las atenciones realizadas. Esto implica que la etapa de crecimiento termina cuando existe mucha desviación del pronóstico de las atenciones con las atenciones reales.

Modelo lineal para la etapa de madurez: la línea dorada representa el pronóstico de las atenciones con un r^2 de 0.002 el cual explica en un 0.2% la variabilidad de las atenciones de pediatría en función al tiempo y que en esta etapa de madurez hay otras variables que explican el comportamiento de las atenciones en este periodo. Este modelo asociado a la etapa de madurez proyecta una tendencia positiva muy pequeña, pero a partir del 2016 su pronóstico presenta mucha desviación en función a las atenciones realizadas. Esto implica que la etapa de madurez termina cuando existe mucha desviación del pronóstico de las atenciones con las atenciones reales.

Modelo lineal para la etapa de declive: la línea de color lila representa el pronóstico de las atenciones con un r^2 de 1 el cual explica en un 100% la variabilidad de las atenciones de pediatría en función al tiempo y que, en teoría, en esta etapa de declive no hay otras variables que explican el comportamiento de las atenciones en este periodo excepto el tiempo. Este modelo asociado a la etapa de declive proyecta una tendencia negativa relativamente pronunciada.



Figura 24. Panel de análisis para el pronóstico del ciclo de vida de los servicios de salud

En la figura 24 se presenta panel de análisis para el pronóstico del ciclo del ciclo de vida de los servicios de salud. El panel está estructurado de la siguiente manera:

Elemento del Modelo de regresión Lineal: Es la información del modelo de regresión lineal asociada a la data de análisis. En principio todas las especialidades tendrán asociados un modelo de regresión lineal simple.

Resumen estadístico: en el resumen estadístico se presenta los coeficientes asociados a las variables de estudios, también se presenta el r^2 y el p-valor para que el analista tenga la seguridad en la decisión que pueda tomar con respecto al pronóstico.

Filtro de Atenciones por Especialidad: También se presenta un filtro en formato de gráfico de barras para hacer el análisis del ciclo de vida por cada especialidad.

Periodos de análisis: El panel también contempla los filtros de los periodos de análisis para realizar los filtros en base a las etapas del ciclo de vida de la curva de Nolan.

Gráfica de validación: El panel muestra la gráfica de validación del modelo lineal en donde se puede observar el intervalo de confianza, el pronóstico y la data real. Esta validación le permita al analista del negocio verificar el desempeño del modelo.

Predicción: Finalmente el panel presenta un gráfico de predicción de las atenciones en función al tiempo. Esta predicción cambia en base a la especialidad y el periodo de análisis el cual ayuda identificar los periodos asociados al ciclo de vida de los servicios de la entidad de salud en estudio.

5. Conclusiones y Recomendaciones

5.1. Conclusiones

De acuerdo a los resultados obtenidos se tiene las siguientes conclusiones

- Luego de realizar el análisis de las variables que los directivos de la entidad en estudio utilizan para tomar decisiones, se concluye que las variables de Financiador del Seguro, los Servicios por Especialidad y el Canal de Atención son las que permiten realizar el análisis del comportamiento de la métrica de las atenciones en el tiempo el cual varían de acuerdo en función a la jerarquía del modelo dimensional.
- Al construir el datamart de atenciones aplicando jerarquías en el modelado de las dimensiones, ha permitido realizar de manera rápida el comportamiento de las atenciones en el tiempo considerando tres niveles que son por año, mes y día. Además, este comportamiento varía de acuerdo a las variables críticas de filtro o dimensiones el cual permite obtener una información detallada para la toma de decisiones.
- Al hacer el análisis longitudinal de las atenciones que se ha realizado en los diferentes servicios, se ha encontrado que el patrón del comportamiento en el tiempo se repite en los diferentes variaciones que se ha realizado de acuerdo a las dimensiones de análisis; y el patrón se ajusta al ciclo de vida de acuerdo a la curva de Nolan que contempla cuatro etapas que son: introducción, crecimiento, madurez y declive.
- El Modelo de Pronostico basado en el modelo estadístico de regresión lineal permite hacer predicciones de las tendencias del Ciclo de Vida de las variables críticas de los Servicios de Salud de la entidad privada del Sector salud QS-CRP. (Modelado) con un nivel de significancia de 0.000
- Al aplicar el Modelo de Pronostico en las diferentes especialidades, ha permitido encontrar los rangos del ciclo de vida de los diferentes servicios logrando así identificar el estado actual de cada servicio; Además de acuerdo a los resultados se concluye que el ciclo de vida de los servicios de salud se encuentra en una etapa de inicial de declive ya que las tendencias en los últimos periodos de análisis es negativa

- Finalmente se puede concluir que el modelo de inteligencia analítica predictiva basado en regresión lineal, permite realizar el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud para la entidad privada del sector salud QS-CRP con un nivel de significancia de 0.00.

5.2.Recomendaciones

Para el presente estudio se ha considerado tres variables dimensionales para analizar el comportamiento de las atenciones de los diferentes servicios de salud de la entidad privada en estudio que son: Financiador del Seguro, los Servicios por Especialidad y el Canal de Atención; para futuras investigaciones se recomienda implementar las variables dimensionales asociados al diagnóstico de las enfermedades con el objetivo de identificar las tendencias de tal forma que los directivos puedan actuar con anticipación la atenciones.

En el modelo del datamart de atenciones para la presente investigación se ha considerado tres niveles que son por año, mes y día; se recomienda para futuras investigaciones considerar los periodos de tiempo semanal y bimestral con el objetivos de encontrar patrones diferentes del comportamiento de las atenciones de los servicios de salud.

El análisis longitudinal de las atenciones de los diferentes servicios, tiene un patrón del comportamiento que se ajusta al ciclo de vida de acuerdo a la curva de Nolan que contempla cuatro etapas que son: introducción, crecimiento, madurez y declive. Se recomienda para futuras investigaciones considerar como una variable explicativa al estado de las atenciones para analizar la influencia en el comportamiento futuro de la trayectoria de las atenciones de los servicios de salud.

En el presente estudio se ha utilizado el modelo estadístico de regresión lineal para hacer predicciones e identificar tendencias del Ciclo de Vida de los Servicios de Salud de le entidad privada del Sector salud QS-CRP. Se recomienda utilizar modelos avanzados como redes neuronales artificiales para el análisis longitudinal de tal forma que se encuentre mayor precisión en el pronóstico de las atenciones cuando los directivos desean hacer proyecciones a un futuro muy lejano.

Finalmente; para los directivos de entidad en estudio, se recomienda continuar con la implementación de la solución evidenciado las decisiones que se toman para luego si dichas decisiones han logrado efectos del comportamiento de las atenciones de las diferentes especialidades.

Referencias Bibliográficas

- [1] Karaoglan, A. D., & Karademir, O. (2017). Flow time and product cost estimation by using an artificial neural network (ANN): A case study for transformer orders. *The Engineering Economist*, 62(3), 272-292.
- [2] Forradellas, R. R. (2022). Impacto de la transformación digital y la inteligencia artificial aplicado a negocio: factores económicos y legales. *Dykinson eBook*.
- [3] M. A. y M. M. El Reynaldo Montelongo Valencia, “Tipos de sistemas de información,” pp. 1–7.
- [4] González, R. A. G., & Bonilla, M. H. S. (2022). Educación e Inteligencia Artificial: Nodos temáticos de inmersión. *Edutec. Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, (82), 59-77.
- [5] Avilés Vílchez, J. B., Galan Garcia, A., Macedo Luna, K. I., & Soria Armas, J. A. (2023). Plan de negocio para la creación de una empresa que brinde un servicio basado en una plataforma de interacción humana dentro de un metaverso enfocado en el sector corporativo.
- [6] Coca Castillo, Y. G., Rojas Luna, J. G., Maya Barroso, L., Meléndez Castillo, B. A. G., & Saldivar Cantillano, M. F (2022). Propuesta y desarrollo de un plan de negocios digital para [www. salcant. com](http://www.salcant.com).
- [7] Sapag Chain, N., Sapag Chain, R., & Sapag, J. M. (2014). *Preparación y evaluación de proyectos*. Mc Graw Hill educación.
- [8] Castillo, N. H. (2023) La estimación del costo de capital y su impacto en las decisiones financieras. *LIBRE*, 51.
- [9] Lara Vizuete, S. A. (2022). *Aplicación de técnicas de Machine Learning como método de validación para predecir la efectividad de un modelo estadístico de series de tiempo en la producción de fruta fresca en las diferentes provincias del Ecuador* (Master's thesis, Universidad de Guayaquil-Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas-Carrera de Ingeniería Civil).

- [10] Piza Burgos, N. D., Amaiquema Márquez, F. A., & Beltrán Baquerizo, G. E. (2019). Métodos y técnicas en la investigación cualitativa. Algunas precisiones necesarias. *Conrado*, 15(70), 455-459.
- [11] Dervitsiotis, K. N. (1981). Operations management. (*No Title*).
- [12] Catalán Ibarra, E. E. (2023). Planificación de producción en modelo de optimización lineal con pronósticos de venta.
- [13] Abril, M. D. L. M. (2021). Modelos para el Análisis de las Series de Tiempo. Universidad Nacional de La Matanza; RinCE; 11; 22; 8-2021; 1-6
- [14] Hilera González, J. R., & Martínez Hernando, V. J. (1995). *Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones*.
- [15] Díaz Hierro, J. (2014). *Análisis y pronóstico de la demanda y necesidades de personal en un call center de emergencias sanitarias*. Universidad de Granada.
- [16] Gil Zavaleta, E., & Rodríguez Collas, E. (2010). Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales.
- [17] Nojek, S., Britos, P., Rossi, B., & García Martínez, R. (2003). Pronóstico de Ventas: Comparación de predicción basada en redes Neuronales versus Método Estadístico. *Reportes Técnicos en Ingeniería del Software*, 5(1), 1-12.
- [18] P. Fabián and A. Spanevello, "IQ : CALIDAD DE LA INFORMACION," no. 1, pp. 48–55.
- [19] Duque Cleves, M. G., & Díaz Bohórquez, A. C. (2020). Cartilla redacción científica.
- [20] R. Y. Wang and D. M. Strong, "Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers," vol. 12, no. 4, pp. 5–33, 2013.
- [21] Becerra, M. A., Londoño-Montoya, E., Serna-Guarín, L., Peluffo-Ordóñez, D., Tobón, C., & Giraldo, L. (2020). Modelo de capital estructural para universidades basado en el modelo de

fusión de datos JDL y la calidad de la información. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, (E29), 465-478.

[22] Quinto, N. M. D., Villodas, A. J. C., Montero, C. P. C., Cueva, D. L. E., & Vera, S. A. N. (2021). La inteligencia artificial y la toma de decisiones gerenciales. *Revista de Investigación Valor Agregado*, 8(1), 52-69.

[23] T. H. Davenport, “Ecología de la información. Porqué la tecnología no es suficiente para lograr el éxito en la era de la información,” vol. 2, no. 3, pp. 181–197, 2009.

[24] Cruz, Y. R. (2021). Gestión de Información y del Conocimiento para la toma de decisiones organizacionales. *Bibliotecas. Anales de investigación*, 11(4), 150-163.

[25] B. C. RICO, “Desarrollo de una solución business intelligence en una empresa del sector de alimentación,” 2011.

[26] J. F. Rockart and M. E. Treacy, “Executive Information Support Systems,” vol. 1980, no. 65, 1981.

[27] P. F. I. N. D. E. Carrera, “INTELLIGENCE Y SU APLICACIÓN SOFTWARE,” 2010.

[28][56] Tavera Romero, C. A., Ortiz, J. H., Khalaf, O. I., & Ríos Prado, A. (2021). Business intelligence: business evolution after industry 4.0. *Sustainability*, 13(18), 10026.

[29] E. Medina, N. Eoi, C. Aplicadas, I. Mec, B. Intelligence, C. Rica, B. S. Sac, and C. P., “Business Intelligence La información como arma competitiva Resumen Introducción,” pp. 1–7.

[30] Mikalef, P., Pappas, I., Krogstie, J., & Pavlou, P. (2019). Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value.

[31] B. R. Dario, “DATA WAREHOUSING: Investigación y Sistematización de Conceptos,” 2010.

[32] R. Matamoros Zapata, “Implantación en una empresa de un sistema Business Intelligence SaaS / On Demand a través de la plataforma LITEBI,” 2010.

- [33] Mendoza-Rivera, R. D. (2022). Inteligencia de Negocios para Agilizar la Toma de Decisiones en la Gestión de Pacientes de Policlínicos de Salud. In *Memorias de la Vigésima Primera Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernética e Informática: CISCI 2022*.
- [34] Bravo, A. K. O. (2023). *Facultad de Ingeniería Maestría en Gestión Estratégica de Tecnologías de la Información* (Doctoral dissertation, Universidad de Cuenca).
- [35] Antolić, S. (2019). *ETL za skladišta podataka-Microsoft SQL Server 2017 Integration Service* (Doctoral dissertation, University of Rijeka. Department of Informatics).
- [36] Al Taleb, T. M., Hasan, S., & Mahd, Y. Y. (2021). On-line analytical processing (OLAP) operation for outpatient healthcare. *Iraqi Journal of Science*, 225-231. DOI: 10.24996/ij.s.2021.SI.1.32
- [37] Tinco Curi, E. I. (2022). Implementación de una solución de business intelligence para la toma de decisiones en el servicio de consulta externa de un hospital.
- [38] A. C. Boada Vilalba, “DESARROLLO DE UN SISTEMA DE INFORMACION BAJO AMBIENTE WEB PARA LA GESTION DEL SERVICIO DE CONEXION A INTERNET SOBRE BANDA ANCHA [...]ATENCION AL CLIENTE,” *Univ. Oriente. Bibl. Digit.*, p. 153, 2009.
- [39] Cajas, J. M., Chicaiza, D. K., Álvarez, M. L., & Vélez, K. R. (2023). Desarrollo de un sistema BI Inteligencia de Negocios para la toma de decisiones gerenciales: Caso práctico empresa CTLSPORTS. *Revista Científica y Tecnológica VICTEC*, 4(6), 86-104.
- [40] R. Kimball, “The Data Warehouse Lifecycle Toolkit Table of Contents,” 1998.
- [41] Aguilar Garcia, D. J. (2023). *Sistema de inteligencia de negocios para el área de ventas de la empresa Itoys Store* (Doctoral dissertation, Instituto Peruano de Administración de Empresas IPAE).
- [42] F. Informática, “Desarrollo de una solución business intelligence en una empresa del sector de alimentación.”

- [43] Pizarro, G., Jurado, V., & Coque, S. (2019). Arquitectura de un Almacén de Datos Espacial. *INVESTIGATIO*, (12), 1-12.
- [44] Bellatreche, L., Karlapalem, K., & Mohania, M. (2001). Some issues in design of data warehousing systems. In *Developing quality complex database systems: practices, techniques and technologies* (pp. 125-172). IGI Global.
- [45] Romero-Chuquital, A., Melendres-Velasco, J. J. y Valles-Coral, M. A. (2023). Uso de data Warehouse para la toma de decisiones empresariales: una revisión literaria. *Revista Científica de Sistemas e Informática*, 3(2), e543. <https://doi.org/10.51252/rcsi.v3i2.543>
- [46] Li, X., Li, Q., Hu, Y., Chen, Q., Peng, J., Xie, Y., & Wang, J. (2022). Study on three-dimensional dynamic stability of open-pit high slope under blasting vibration. *Lithosphere*, 2021(Special 4), 6426550.
- [47] P. Lane, J. Raitto, R. Roccaforte, S. Subramanian, G. Smith, A. Thusoo, J. Verrier, G. Vincent, A. Witkowski, and Z. Ziauddin, "Oracle9i," vol. 2, no. March, 2002.
- [48] Bottani, S., Burgos, N., Maire, A., Wild, A., Ströer, S., Dormont, D., ... & APPRIMAGE Study Group. (2022). Automatic quality control of brain T1-weighted magnetic resonance images for a clinical data warehouse. *Medical Image Analysis*, 75, 102219.
- [49] Rivadera, G. R. (2010). La metodología de Kimball para el diseño de almacenes de datos (Data warehouses).
- [50] G. R. Rivadera, "La metodología de Kimball para el diseño de almacenes de datos (Data warehouses).
- [51] Ortiz Paguay, J. L. (2021). *Diseño y generación del almacén de datos aplicando etl para instituciones de salud* (Bachelor's thesis, Riobamba, Universidad Nacional de Chimborazo).
- [52] S. Ramos, *Microsoft Business Intelligence : vea el cubo medio lleno. .*
- [53] Loaiza López, J. A. (2020). Automatización de un proceso de extracción, transformación y carga de datos, enmarcado en el diseño de experiencia al cliente de la empresa TIGO.

[54] F. Bello, “* Dr. urbanismo. Dpto. Ciencias Sociales F.C.S. - U.C. Responsable del Laboratorio de Investigación en el Area Social (LIAS).”

[55] Rubiños Dávila, L. G. (2023). Proceso de atención de Enfermería en paciente con hemangioma esplénico del Hospital Nacional Arzobispo Loayza.

[56] Rodríguez, C. H., Beltrán, L. A. D., & Chávez, R. M. A. (2021). Los sistemas de información aplicados en la toma de decisiones en las organizaciones y su relación con el Covid 19. Resultados de investigación e innovación empresarial, 204.

[57] Baños, R. V., Torrado-Fonseca, M., & Álvarez, M. R. (2019). Análisis de regresión lineal múltiple con SPSS: un ejemplo práctico. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 12(2), 1-10.

[58] Wolery, T. (2021). *SUPCRTNE Thermodynamic Database Engine* (No. LLNL-TR-825568). Lawrence Livermore National Lab. (LLNL), Livermore, CA (United States).