

ORIGINAL

Artículo de investigación

Dashboard apoyado en inteligencia de negocios para toma de decisiones en el sector salud*

Dashboard supported by business intelligence for decision making in the health sector

Recibido: Noviembre 21 de 2022 - Evaluado: Febrero 23 de 2023 - Aceptado: Mayo 02 de 2023

Carlos Andrés Dorado-Bastidas**
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7798-6101>
Eduar Yecit Córdoba-Campos***
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9542-3505>
Gabriel Elías Chanchí-Golondrino****
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0257-1988>

Para citar este artículo / To cite this Article

Dorado-Bastidas, C. A., Córdoba-Campos, E. Y., & Chanchí-Golondrino, G. E., (2023). Dashboard apoyado en inteligencia de negocios para toma de decisiones en el sector salud. *Revista Gestión y Desarrollo Libre*, 8(16), 1-13. <https://doi.org/10.18041/2539-3669/gestionlibre.16.2023.10226>

Editor: Dr. Rolando Eslava-Zapata

Resumen

Este artículo tiene como objetivo proponer un dashboard apoyado en inteligencia de negocios (BI) como soporte a la toma de decisiones estratégicas en la Unidad de Salud perteneciente a la Universidad del Cauca con respecto a las morbilidades de los pacientes, los costos de la atención y la inversión en los profesionales. A nivel metodológico, se hizo uso de CRISP-DM, definiendo seis fases a saber: comprensión del negocio, entendimiento de los datos, pre-procesamiento de los datos, modelamiento, evaluación y finalmente despliegue. Como resultado, se pudo evidenciar que las morbilidades que presentan una mayor ocurrencia son: hipertensión esencial, caries de la dentina y atrición excesiva de los dientes. Así mismo, se obtuvo que la especialidad que demanda mayores costos para la Unidad de Salud es la de

* Artículo inédito. Artículo de investigación e innovación. Artículo de investigación. Artículo de investigación vinculado al proyecto final de la Especialización en Data Analytics para Marketing Digital de la Fundación Universitaria de Popayán.

** Ingeniero de Sistemas por la Fundación Universitaria de Popayán, Colombia. Especialista en Data Analytics para Marketing Digital por la Fundación Universitaria de Popayán, Colombia. Instructor del SENA - Centro de Teleinformática y Producción Industrial - CTPI de Popayán, Colombia. Email: cadorado61@misena.edu.co

*** Ingeniero de Sistemas por la Fundación Universitaria de Popayán, Colombia. Especialista en Data Analytics para Marketing Digital por la Fundación Universitaria de Popayán, Colombia. Email: eduaryc@unicauca.edu.co

**** Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones por la Universidad del Cauca, Colombia. Magister en Ingeniería Telemática por la Universidad del Cauca, Colombia. Doctor en Ingeniería Telemática por la Universidad del Cauca, Colombia. Profesor de la Universidad de Cartagena, Colombia. Miembro del Grupo de Investigación DaToS de la Universidad de Cartagena y del Grupo de Investigación Logiciel de la Fundación Universitaria de Popayán. Email: gchanchig@unicartagena.edu.co

odontología. Por lo anterior, es posible indicar que el dashboard basado en inteligencia de negocios es de vital importancia para la toma de decisiones en el marco de la salud preventiva con respecto a las morbilidades por rango etario. Como conclusión, el dashboard propuesto sirve de apoyo a los funcionarios y administrativos de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca en el diseño de planes de contingencia, promoción y prevención.

Palabras Clave: Dashboard, Inteligencia De Negocios, Morbilidad, Promoción y Prevención, Salud

Abstract

This article aims to propose a dashboard supported by business intelligence (BI) as a support for strategic decision making in the Health Unit belonging to the University of Cauca with respect to patient morbidities, costs of care and investment in professionals. At the methodological level, CRISP-DM was used, defining six phases: business understanding, data understanding, data pre-processing, modeling, evaluation and finally deployment. As a result, it was found that the most common morbidities are: essential hypertension, dentin caries and excessive tooth attrition. Likewise, it was found that the specialty that demands the highest costs for the Health Unit is dentistry. Therefore, it is possible to indicate that the dashboard based on business intelligence is of vital importance for decision making in the context of preventive health with respect to morbidities by age range. In conclusion, the proposed dashboard serves as a support to the staff and administrative personnel of the Health Unit of the Universidad del Cauca in the design of contingency, promotion and prevention plans.

Keywords: Business Intelligence, Dashboard, Health, Morbidity, Promotion And Prevention

SUMARIO

INTRODUCCIÓN. - ESQUEMA DE RESOLUCIÓN. - I. Problema de investigación. - II. Metodología. - III. Resultados de investigación. - CONCLUSIONES. – REFERENCIAS.

Introducción

Toda entidad de salud tiene como objetivo principal la atención de sus afiliados, pero se tienen casos en los que las enfermedades crónicas o de alto costo juegan un papel importante en este sector, considerándolas como un desafío para la salud no solamente en el área atención primaria (AP) sino en el área financiera de la entidad. Debido a que un paciente con morbilidad o multimorbilidad exige una asistencia continua, cuidados especiales y por consiguiente lo que traduciría esto en alto costo no solamente para el paciente sino para la entidad y por ende una calidad de vida deficiente para el afiliado por su estado de multimorbilidad (Barrio-Cortes *et al.*, 2020). Cifras indican que una especie para que sea llevada a la extinción es cuando sus tasas de fecundidad están por debajo del 2,00% (López Jiménez, 2008) y según cifras de la Organización Mundial de la Salud (OMS) hoy en día el envejecimiento de la población es un fenómeno social que esta transformado las economías y sociedades a nivel mundial debido a la notables diferencias de natalidad (Alvarado-García & Salazar-Maya, 2014; Ordoñez-Erazo *et al.*, 2022; Petretto *et al.*, 2016) y sumado a esto se presenta la denominada multimorbilidad en pacientes, de tal modo que están naciendo pocas personas y muchas de las que viven actualmente de diferentes edades padecen diferentes tipos de morbilidades.

Teniendo en cuenta lo anterior, se hace necesario aplicar las ventajas provistas por la Inteligencia de Negocios (en inglés *business intelligence*, BI) en las organizaciones prestadoras de salud, con el fin de analizar tanto la morbilidad o multimorbilidad de los pacientes, como los sobrecostos que estos implican, apoyando la toma de decisiones estratégicas a nivel de la

salud preventiva (Calzada & Abreu, 2009; García-Jiménez *et al.*, 2021; Porras-Medrano *et al.*, 2018; Viteri-Cevallos & Murillo-Párraga, 2021). En este sentido y en el caso particular de la Universidad del Cauca, al contar con su propio Sistema de Seguridad Social en Salud (Unidad de Salud), requiere disponer de componentes informáticos que apoyen la toma de decisiones con respecto a la morbilidad y les permitan agilizar sus procesos internos, de tal modo que la inteligencia de negocios puede contribuir con esta problemática. La BI permite combinar análisis de negocios, minería de datos, visualización de la información, herramientas de analítica de datos e infraestructura de datos (Ahumada-Tello & Perusquia-Velasco, 2016; tableau, 2019). En este mismo sentido, la BI puede ser entendida como el conjunto de metodologías, aplicaciones y tecnologías que permiten integrar, depurar y transformar los datos de los sistemas transaccionales y no estructurados, en información estructurada para su aprovechamiento en la toma de decisiones (Silva-Peñañiel *et al.*, 2019; Silva-Solano, 2017; Vanegas-Lago & Guerra-Cantero, 2013; Yang *et al.*, 2020). Así mismo, la BI permite desarrollar la competitividad y el posicionamiento de una empresa a partir de la gestión del conocimiento (Ahumada-Tello & Perusquia-Velasco, 2016; Guevara-Toscano *et al.*, 2018).

Para lograr el objetivo trazado es necesario para el caso de la Unidad de Salud perteneciente a la Universidad del Cauca, diseñar una herramienta tecnológica que logre mostrar por medio de un dataset las morbilidades de los pacientes y los costos que estos representan en la unidad de salud y para ello es necesario implementar un dashboard los cuales tienen la capacidad de mostrar métricas de forma gráfica y concisa, información relevante de datasets con grandes cantidades de datos (Kenigsberg *et al.*, 2022), siendo así una de las herramientas más completas y fácil de utilizar para el usuario final. Cabe destacar que un dashboard tiene grandes ventajas como versatilidad, comprensión de información por medio de gráficas y estadísticas, filtros y fácil manejo para el desarrollador. De acuerdo a lo anterior, este artículo tuvo como objetivo proponer un dashboard o tablero interactivo soportado en inteligencia de negocios como apoyo a la toma de decisiones estratégicas en la Unidad de Salud perteneciente a la Universidad del Cauca. Se hizo uso de la metodología CRIPS-DM, de tal modo que se desarrollan seis fases a saber: comprensión del negocio, entendimiento de los datos, pre-procesamiento o preparación de los datos, modelado de los datos, evaluación y finalmente despliegue. Cabe resaltar que en la fase de evaluación, además de revisar el cumplimiento de los requisitos por parte del equipo de desarrollo, se realizó también la verificación de las funcionalidades a través de un grupo focal conformado por las partes interesadas de la Unidad de Salud perteneciente a la Universidad del Cauca. Finalmente, el dashboard propuesto en este artículo, pretende servir como referente para ser extrapolado en otras organizaciones prestadoras de salud, así como en otras organizaciones de diferentes contextos de aplicación.

Esquema de resolución

1. Problema de investigación

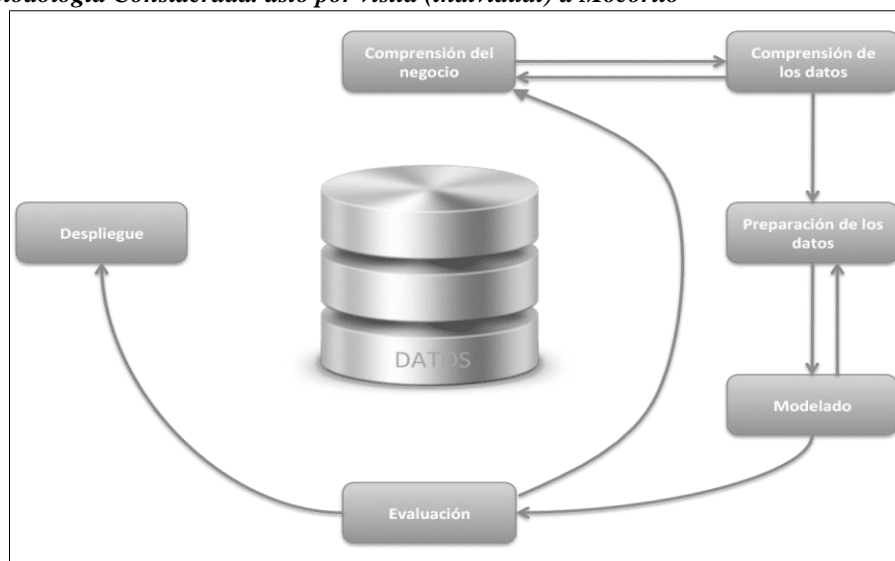
¿Cómo mejorar el análisis y visualización de los datos de morbilidad, multimorbilidad y costos asociados a estas en los pacientes de la Unidad de Salud perteneciente a la Universidad del Cauca?

2. Metodología

Para el diseño e implementación del dashboard se escogió para este caso CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*), la cual es entendida como un estándar de facto y un modelo de proceso independiente de la industria para aplicar proyectos de minería de datos (Ayele, 2020; Cobos *et al.*, 2010; Martínez-Plumed *et al.*, 2021; Saltz, 2021; Schröer *et al.*, 2021; Studer *et al.*, 2021; Tripathi *et al.*, 2021).

El ciclo vital del modelo propuesto por CRIPS-DM contiene seis fases con flechas que indican las dependencias más importantes: entendimiento del negocio, comprensión de los datos, preparación o pre-procesamiento de los datos, modelado de los datos, evaluación y despliegue (figura 1). La secuencia no necesariamente se debe de realizar en ese orden, puesto que muchos proyectos avanzan y retroceden según las necesidades particulares (Abasova *et al.*, 2021; Fernández, 2005; Kumar-Singh *et al.*, 2022; Marbán *et al.*, 2008).

Figura 1. Metodología Considerada. asto por visita (individual) a Mocoquito



Fuente: Tomada de (Álvarez-Gil, 2021).

A continuación son descritas en detalle las 6 fases de la metodología considerada.

Fase 1: comprensión del negocio. En esta fase se debe de asentar la idea principal del proyecto de minería de datos de acuerdo con los objetivos que tiene el negocio, lo cual incluye evaluar la situación actual del negocio de cada fijar claramente los objetivos del proyecto y definir un plan de proyecto (Vallalta-Rueda, 2019). En este sentido, dentro dentro de esta fase el primer reto fue conocer y entender los principales objetivos de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca, encontrando así una institución bastante compleja por el volumen de información que se maneja y el número de personas que laboran, por ende los tiempos de atención para los analistas del proyecto es bastante limitado teniendo en cuenta que es necesario evaluar la situación actual del negocio y evaluar la problemática. Así mismo, es importante que desde este punto se trazara el objetivo de la data mining.

Fase 2: comprensión de los datos. En esta fase se deben conocer la naturaleza de los datos, estructura, distribución y calidad de los mismos , teniendo en cuenta que se deben ejecutar procesos de captura de datos, exploración de los mismos y gestión de la calidad identificando los posibles problemas y proporcionando soluciones (Vallalta-Rueda, 2019). De manera

específica, dentro de la presente fase se pudieron analizar los datos y la respectiva recolección, obteniendo como resultado que la información está contenida en 1274 tablas, las cuales fueron analizadas y previamente seleccionadas para poder extraer la información necesaria, encontrando así algunas novedades en cuantos a datos nulos y datos mal ingresados por parte de los usuarios del sistema empleado por la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca.

Fase 3: preparación de los datos. En esta fase se pretende obtener datos finales con los cuales se debe de ser capaz de establecer el total de datos a trabajar, obtener una limpieza de datos y construir un dataset o conjunto de datos que permita ejecutar un modelo de minería de datos (Vallalta-Rueda, 2019). Puntualmente, para la presente investigación, se realizó la selección de los datos, la cual conlleva a inversión de mucho tiempo por la cantidad de tablas de la base de datos. Así mismo en esta fase se obtuvo una data limpia y sin errores, con datos estructurados e íntegros para lograr el objetivo del proyecto, apoyándose de herramientas básicas de la ofimática las cuales permitieran generar filtros y depuraciones.

Fase 4: modelado. Esta fase se centra principalmente en la construcción de un modelo que permita dar cumplimiento a los objetivos del negocio, por consiguiente se debe seleccionar la técnica de modelado, estrategias de verificación de la calidad del modelo, construir un modelo y ajustar previamente ese modelo (Vallalta-Rueda, 2019). De manera específica, en esta fase es donde toda la información del dataset se debe mostrar al usuario final de tal forma que se pueda interpretar fácilmente, sea interactiva y fácil de utilizar, por lo tanto haciendo uso de herramientas como Power BI se implementa un dashboard con la herramienta Google DataStudio y de esta forma es posible proceder con la evaluación del producto construido.

Fase 5: evaluación. En esta fase se debe evaluar el grado de afinidad que obtuvo el proyecto con el respectivo modelado, revisar todo el proceso de minería de datos y determinar si es necesario hacer un retroceso para realizar ajustes o en su defecto avanzar (Vallalta-Rueda, 2019). Así en esta fase, la evaluación del producto fue realizada por medio pruebas de escritorio y con testeo de usuarios finales, los cuales podrán permitir verificar los errores y por consiguiente mejoras o ajustes al dashboard. Estas evaluaciones buscaron verificar el cumplimiento de los requisitos funcionales inicialmente definidos, en el contexto de un grupo focal con las partes interesadas de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca.

Fase 6: despliegue. La última fase permite desplegar los resultados a los usuarios finales teniendo en cuenta que se debe de hacer seguimiento y mantenimiento de la parte operativa (Vallalta-Rueda, 2019). De este modo, en esta fase implementó y ejecuto el proyecto, teniendo en cuenta los resultados obtenidos de las anteriores fases y sin dejar a un lado la infraestructura que llegaron a tener los usuarios finales para su ejecución, la cual no necesitan más que un computador básico o dispositivo móvil que cuente con señal y un navegador de internet, para ejecutar la aplicación.

Teniendo en cuenta el propósito del proyecto, se hizo un análisis con base en la BI, el cual combinó un análisis de negocios, minería de datos, visualización de información, herramientas e infraestructura de datos y prácticas recomendadas para apoyar a las empresas en la toma de decisiones estratégicas basadas en los datos. A nivel práctico, la implementación de la inteligencia de negocios moderna implica tener una vista integral del total de los datos de la organización. Así mismo, consiste en usar estos datos con el fin de impulsar el cambio, eliminar la ineficiencia y adaptarse rápidamente a los cambios y demandas del mercado (IBM, 2021).

La unidad de salud de la Universidad del Cauca cuenta con una base de datos con más 1274 tablas y una cantidad considerable de registros, por consiguiente, fue necesario realizar la selección de datos en las diferentes tablas para previamente realizar su respectiva limpieza. Lo anterior fue realizado a través del uso de herramientas como DataStudio, la cual permitió

implementar diferentes reportes. Como resultado del proceso Extracción, Transformación y Carga (ETL), el DataWarehouse fue cargado con 68047 registros, los cuales incluyen las atenciones médicas de 2818 pacientes, en 10 especialidades y con 2322 diagnósticos de pacientes comprendidos entre los años 2018 a 2022. Los datos almacenados en el Data Warehouse fueron analizados haciendo uso de las ventajas proporcionadas por la herramienta de explotación Power BI, y se implementó el dashboard con los reportes obtenidos a partir de herramienta Google DataStudio, la cual posibilita la inclusión de funcionalidades tales como: filtrado de los datos; cambio dinámico de ejes; desglose y/o despliegue de la información (drill down - roll up) segmentada por las dimensiones disponibles (diagnóstico del paciente, rangos etarios, especialidades médicas más demandadas, número de atenciones a pacientes de acuerdo con el día de la semana o el del año, entre otros).

3. Resultados de investigación

El dashboard implementado presenta 3 vistas o interfaces principales, las cuales arrojan información de valor agregado con respecto a las morbilidades de los pacientes, los costos de morbilidad por grupos etarios y los costos de atención por las diferentes morbilidades de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca. Cada una de las vistas del dashboard contienen un conjunto de figuras y tablas, así como un conjunto de filtros que permiten realizar búsquedas con respecto a fechas, especialidades y grupos etarios.

En lo referente a la información de las morbilidades de los pacientes, en la figura 2 se presenta una de las vistas del dashboard en la cual se muestra el análisis obtenido con respecto a las diferentes atenciones médicas realizadas en la Unidad de Salud a través del tiempo. En este sentido, en la figura 2 se muestra una gráfica y dos tablas con los diagnósticos principales que han sido clasificados por los médicos según criterio facultativo que tienen a los pacientes afiliados a dicha entidad, teniendo la posibilidad de utilizar los filtros por año, mes, edad, especialidad y diagnóstico. Así mismo, el dashboard presenta el porcentaje de los pacientes atendidos con su diagnóstico más representativo para cada especialidad. Se puede apreciar a partir de la figura 2 que las morbilidades que presentan una mayor número de ocurrencias son: hipertensión esencial, caries de la dentina y atrición excesiva de los dientes.

Cabe destacar que el dashboard, tiene la opción de realizar un filtro por edad del paciente, donde es posible relacionar las afecciones y/o morbilidades de los pacientes con diferentes grupos etarios que han sido agrupados por quinquenios (tabla 1). Así por ejemplo, en la tabla 1, la cual es extraída a partir de la figura 2, muestra como el mayor número de ocurrencias de consultas corresponde a los rangos etarios de: mayores a 80, 75 a 79 años y 70 a 74 años, con la morbilidad de hipertensión esencial.

Así mismo, en la tabla 2, es posible observar como el dashboard cuenta con un filtro adicional, en el cual es posible escoger la especialidad del médico y relacionarla con los diferentes diagnósticos realizados a los pacientes dentro dicha especialidad, obteniendo el número de pacientes que consultaron dicha especialidad, obteniendo el número de pacientes que consultaron dicha especialidad. A modo de ejemplo, en la tabla 2 se aprecian como los resultados de la aplicación muestran que la especialidad de Psicología, cuenta con un total de 142 consultas de pacientes, la especialidad de Pediatría cuenta con un total de 273 consultas y la especialidad de Odontología tiene un total de 78 consultas de pacientes.

Figura 2. Vista de morbilidad de pacientes del dashboard



Fuente: elaboración propia.

Tabla 1. Filtros por grupo etario del dashboard

Id	Rango de edades	Morbilidad	Ocurrencias
1	70-74 años	Hipertensión Esencial (Primaria)	966
2	> 80 años	Hipertensión Esencial (Primaria)	813
3	75-79 años	Hipertensión Esencial (Primaria)	726
4	60-64 años	Atrición Excesiva de los Dientes	568
5	65-69 años	Hipertensión Esencial (Primaria)	566
6	55-59 años	Atrición Excesiva de los Dientes	497
7	60-64 años	Hipertensión Esencial (Primaria)	460
8	50-54 años	Atrición Excesiva de los Dientes	414
9	55-59 años	Hipertensión Esencial (Primaria)	365
10	65-69 años	Atrición Excesiva de los Dientes	355

Fuente: elaboración propia.

Tabla 2. Filtros por especialidad del dashboard

Especialidad	Consultas
Psicóloga	142
Pediatría	273
Odontólogo	78
Médico General	2000
Medicina Familiar	355
Ginecología y Obstetricia	120
Fonoaudiología	22
Fisioterapeuta	228
Enfermera Jefe	92

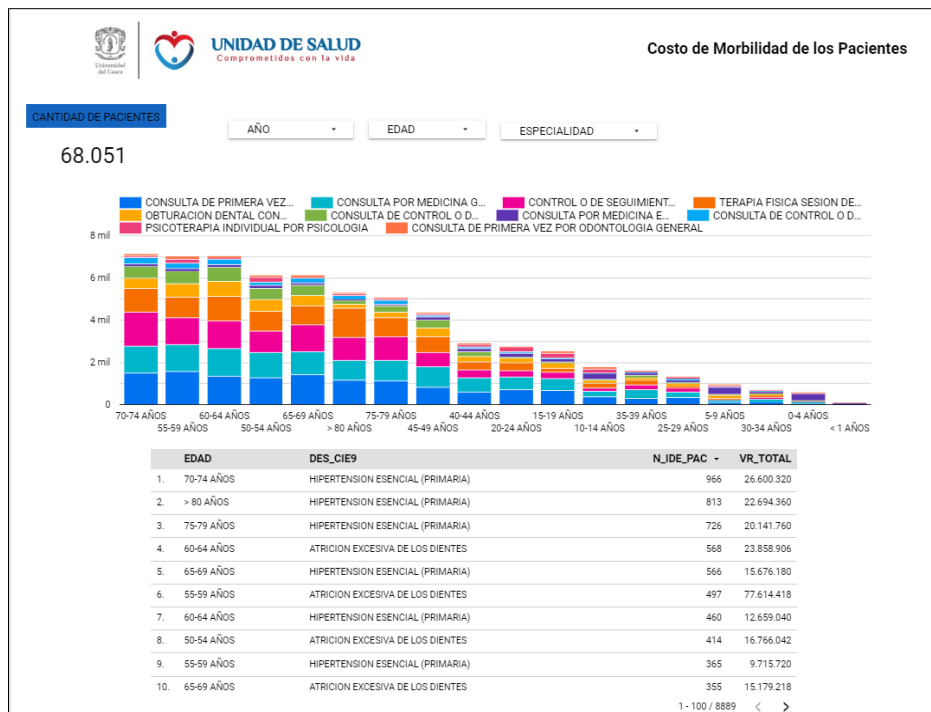
Fuente: elaboración propia.

Analizando los resultados obtenidos a partir del dashboard, es posible determinar que para la especialidad de medicina general, el diagnóstico que encabeza y es más frecuente en la población es el de hipertensión. Del mismo modo en la figura 3 se presenta la vista del dashboard que involucra el costo de morbilidad por rangos etarios de pacientes dentro de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca. Así, se puede observar como a nivel de diferentes morbilidades, el rango etario de los 70 a 74 años, es el que representa un mayor costo para la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca.

El reporte mostrado en la figura 3, cubre la información relacionada con la sumatoria de costos y porcentajes por diagnóstico de las enfermedades diagnosticadas por el grupo etario de los pacientes. Estas gráficas generadas por el dashboard permiten observar cuales son los rangos etarios que implican para la IPS un mayor costo por atención en lo que respecta a diferentes morbilidades, de tal modo son relevantes para la toma de decisiones de las directivas de la Unidad de Salud, ya que hay diagnósticos que se pueden prevenir y pueden ser atendidos por el programa de promoción y mantenimiento de la salud para evitar que se conviertan en pacientes más costosos y para las Instituciones Prestadoras de Salud (IPS) son gastos de enfermedades que se deben de cubrir con los aportes que dan los demás afiliados. Continuando con un análisis más profundo sobre este grupo, es posible observar cómo la patología de hipertensión corresponde a la más costosa de las patologías.

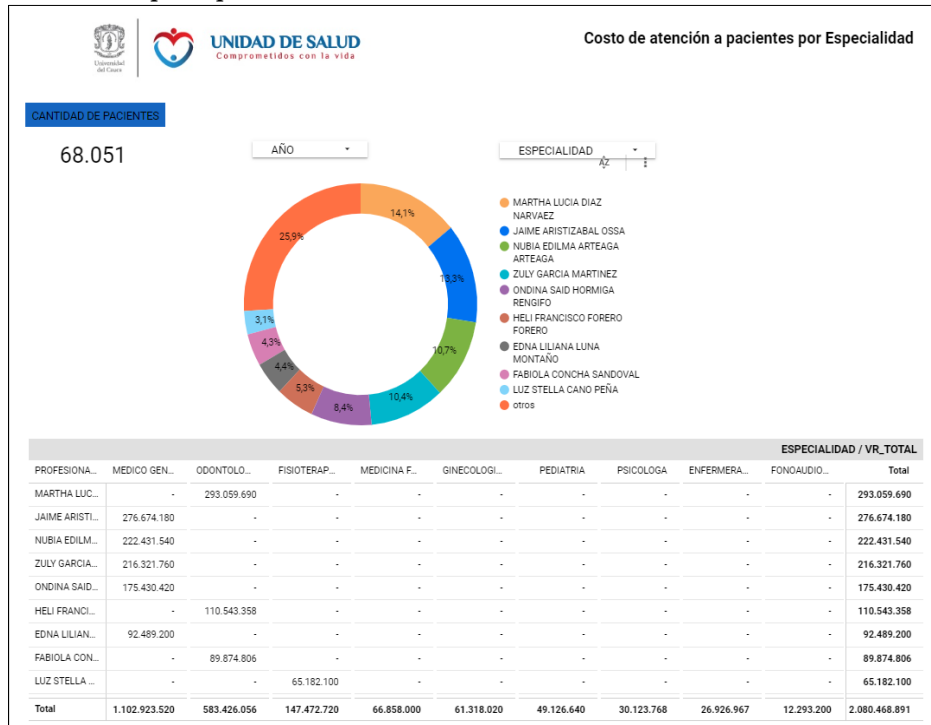
Del mismo modo, en la figura 4 se presenta el dashboard con el costo de atención a pacientes por especialidad. Es posible observar en la figura 4, los 10 primeros médicos que más han atendido consultas, así como el reporte financiero asociado a cada uno de estos profesionales, de tal modo que se aprecia claramente que la especialidad de odontología es la que más factura dentro de la Unidad de Salud. Este y otros patrones resultan sumamente útiles con el fin de que los directivos de la IPS planeen acciones correctivas y preventivas en el ámbito de la salud.

Figura 3. Vista de costos de morbilidad del dashboard



Fuente: elaboración propia.

Figura 4. Vista de costos por especialidad del dashboard



Fuente: elaboración propia.

Con el fin de evaluar el cumplimiento de los requisitos iniciales definidos para el dashboard se conformó un grupo focal compuesto por los desarrolladores del dashboard, los funcionarios de la Unidad de Salud, así como los médicos y directivos de dicha dependencia. En dicho grupo focal se presentaron las diferentes funcionalidades provistas por las vistas del dashboard y se revisaron de manera cualitativa y cuantitativa el alcance y cumplimiento de cada requisito, así como las proyecciones que permite obtener cada una de las vistas del dashboard desde el punto de vista de los miembros del Grupo Focal. La revisión realizada en el grupo focal es presentada en la tabla 3.

Tabla 3. Verificación del cumplimiento de los requisitos

Requisito	Funcionalidad obtenida	Cumplimiento del requisito	Proyecciones
R1. Presentar la información referente a las morbilidades de los pacientes.	La primera vista del dashboard permite mostrar la relación gráfica y detallada de las ocurrencias de las diferentes morbilidades de manera total y segmentada por grupo etario.	El requisito se cumple de manera completa. El porcentaje de cumplimiento es del 100,00%.	Esta información permite a la Unidad de Salud, determinar las morbilidades en las cuales se deben enfocar principalmente las campañas preventivas. Lo anterior también permite determinar el tipo y el número de especialistas que la Unidad de Salud debe incrementar para mejorar el servicio de atención al público.
R2. Mostrar la información referente al costo de las morbilidades de los pacientes.	La segunda vista del dashboard permite mostrar el costo demandado por diferentes grupos etarios al juntar las morbilidades.	El requisito se cumple de manera completa. El porcentaje de cumplimiento es del 100 %.	Esta información permite a la Unidad de Salud, la planificación de campañas de salud enfocadas en un rango etario determinado, en el marco de la denominada salud preventiva.
R3. Mostrar la información correspondiente al costo demandado por las especialidades.	La tercera vista permite visualizar los profesionales médicos con mayor número de consultas, así como los costos	El requisito se cumple de manera completa. El porcentaje de cumplimiento es del 100 %.	Esta información permite determinar las áreas en las cuales se pueden incrementar los profesionales de la salud, así

demandados asociados a cada especialidad.

como la revisión de convenios con otras instituciones y la inversión en infraestructura médica, de cara a mejorar el servicio de prestación de salud.

Fuente: elaboración propia.

Conclusiones

Como principales resultados que se obtuvieron a partir del dashboard propuesto y los cuales no son tan evidentes al observar las bases de datos de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca, se destaca que las morbilidades que presentan una mayor ocurrencia son: hipertensión esencial, caries de la dentina y atrición excesiva de los dientes. Así mismo, se determinó que el rango etario que representa un mayor costo a la Unidad de Salud por diferentes morbilidades es el de 70 a 74 años. Finalmente, también se determinó que la especialidad que demanda mayores costos para la Unidad de Salud es la de odontología. Lo anterior es de vital importancia para la toma de decisiones en lo referente en cuanto a la salud preventiva por morbilidad y por rango etario.

Las herramientas soportadas en inteligencia de negocios pueden ser empleadas por profesionales del sector salud para abordar temáticas o estudios de diferente complejidad con el fin de obtener un máximo aprovechamiento de los datos y contribuyendo en mayor medida a la toma de decisiones estratégicas dentro de las organizaciones. Así, los usuarios del tablero, podrán acceder de forma sencilla e intuitiva a información depurada, integrada y consistente, generando nuevo conocimiento y obteniendo una visión más precisa en todas las áreas de la Salud. Los resultados obtenidos constituyen los primeros pasos en el análisis de la información presente en el negocio y se encuentra a disposición de la Unidad de Salud de la Universidad del Cauca. En este sentido, se espera que a partir de las ventajas del dashboard implementado, la propuesta detallada en este artículo pueda ser extrapolada en las diferentes dependencias de la Universidad.

Referencias

- Abasova, J., Tanuska, P., & Rydzi, S. (2021). Big Data—Knowledge Discovery in Production Industry Data Storages—Implementation of Best Practices. *applied sciences*, 11. doi: <https://doi.org/10.3390/app11167648>
- Ahumada-Tello, E., & Perusquia-Velasco, J. (2016). Inteligencia de negocios: Estrategia para el desarrollo de competitividad en empresas de base tecnológica. *Contaduría y Administración*, 61(1), 127-158. doi: <https://doi.org/10.1016/J.CYA.2015.09.006>
- Alvarado-García, A., & Salazar-Maya, Á. (2014). Análisis del concepto de envejecimiento. *Gerokomos*, 25(2), 57-62. doi: <https://dx.doi.org/10.4321/S1134-928X2014000200002>
- Álvarez-Gil, D. (2021). *Metodología CRISP-DM*. Adictos al trabajo. Obtenido de <https://www.adictosaltrabajo.com/2021/01/14/metodologia-crisp-dm/>
- Ayele, W. (2020). Adapting CRISP-DM for Idea Mining. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(6), 20-32. doi: <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110603>

- Barrio-Cortes, J., Del Cura-González, I., Martínez-Martín, M., López-Rodríguez, C., Jaime-Sisó, M., & Suárez-Fernández, C. (2020). Adjusted morbidity groups: Characteristics and comorbidities in patients with chronic conditions according to their risk level in Primary Care. *Atención Primaria*, 52(2), 86-95. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aprim.2018.12.007>
- Calzada, L., & Abreu, J. L. (2009). El impacto de las herramientas de inteligencia de negocios en la toma de decisiones de los ejecutivos. *Daena: International Journal of Good Conscience*, 4(2). Obtenido de [http://www.spentamexico.org/v4-n2/4\(2\)%2016-52.pdf](http://www.spentamexico.org/v4-n2/4(2)%2016-52.pdf)
- Cobos, C., Zuñiga, J., Guarín, J., León, E., & Mendoza, M. (2010). CMIN - a CRISP-DM-based case tool for supporting data mining projects. *Ingeniería e Investigación*, 30(3). Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/iei/v30n3/v30n3a04.pdf>
- Fernández, E. (2005). Metodología de explotación de información. Gestor de documentos. *Reportes Técnicos en Ingeniería de Software*, 1. Obtenido de <https://docplayer.es/6350419-Gestion-asistida-de-documentos-en-una-metodologia-de-explotacion-de-informacion.html>
- García-Jiménez, A., Aguilar-Morales, N., Hernández-Triano, L., & Lancaster-Díaz, E. (2021). La inteligencia de negocios: Herramienta clave para el uso de la información y la toma de decisiones empresariales. *Revista de Investigaciones Universidad del Quindío*, 33(1). doi: <https://doi.org/10.33975/riuuq.vol33n1.514>
- Guevara-Toscano, M. E., Recalde-Chiluiza, T., Avéles-Monroy, J., & Bravo-Balarezo, L. (2018). Importancia de la estrategia de marketing dentro del sistema de información gerencial en las organizaciones. *Espirales Revista Multidisciplinaria de Investigación*. Obtenido de <https://1library.co/document/yjdgvlmy-importancia-estrategia-marketing-dentro-sistema-informacion-gerencial-organizaciones.html>
- IBM. (2021). *Conceptos básicos de ayuda de CRISP-DM*. IBM. Obtenido de <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=dm-crisp-help-overview>
- Kenigsberg, T., Hause, A., McNeil, M., Nelson, J., Shoup, J., Goddard, K., Lou, Y., Hanson, K., Glenn, S., & Weintraub, E. (2022). Dashboard development for near real-time visualization of COVID-19 vaccine safety surveillance data in the vaccine safety datalink. *Vaccine*, 40(22), 3064-3071. doi: <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2022.04.010>
- Kumar-Singh, V., Singh, A., & Joshi, K. (2022). *Fair CRISP-DM: Embedding Fairness in Machine Learning (ML) Development Life Cycle*. Proceedings of the 55th Hawaii International Conference on System Sciences, Hawaii. Obtenido de <https://hdl.handle.net/10125/79522>
- López-Jiménez, D. (2008). *Control de natalidad en Colombia: De la política multilateral, a la política de estado*. Universidad de la Sabana. Obtenido de <https://dspace.uhemisferios.edu.ec:8080/jspui/handle/123456789/378>

- Marbán, O., Menasalvas, E., & Fernández-Baizan, C. (2008). *A cost model to estimate the effort of data mining projects (DMCoMo)*. 33(1), 133-150. doi: <https://doi.org/10.1016/j.is.2007.07.004>
- Martínez-Plumed, F., Contreras-Ochando, L., Ferri, C., Hernández-Orallo, J., Kull, M., Lachiche, N., Ramírez-Quintana, M., & Flach, P. (2021). CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 33(8), 3048-3061. doi: <https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2962680>
- Ordoñez-Erazo, H., Ordoñez, C., & Bucheli-Guerrero, V. (2022). Predicción de factores clave en el aumento de la demografía en Colombia a través del ensamble de modelos de Machine Learning. *Revista Científica*, 44. doi: <https://doi.org/10.14483/23448350.19205>
- Petretto, D., Pili, R., Gaviano, L., Matos-López, C., & Zuddas, C. (2016). Envejecimiento activo y de éxito o saludable: Una breve historia de modelos conceptuales. *Revista Española de Geriatria y Gerontología*, 51(4), 229-241. doi: <https://doi.org/10.1016/j.regg.2015.10.00>
- Porras-Medrano, J. A., Florencia-Juárez, R., & García-Jiménez, V. (2018). Interfaz de lenguaje natural para consultar cubos multidimensionales utilizando procesamiento analítico en línea. *Research in Computing Science*, 147(6), 153-165. Obtenido de https://rcs.cic.ipn.mx/2018_147_6/Interfaz%20de%20lenguaje%20natural%20para%20consultar%20cubos%20multidimensionales%20utilizando%20procesamiento.pdf
- Saltz, J. (2021). *CRISP-DM for Data Science: Strengths, Weaknesses and Potential Next Steps*. 2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Orlando, FL, USA. doi: <https://doi.org/10.1109/BigData52589.2021.9671634>
- Schröer, C., Kruse, F., & Gómez, J. (2021). A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model. *Procedia Computer Science*, 181, 526-534. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.199>
- Silva-Peñañiel, G., Zapata-Yáñez, V., Morales-Guamán, K., & Toaquiza-Padilla, L. (2019). Análisis de metodologías para desarrollar Data Warehouse aplicado a la toma de decisiones. *Ciencia Digital*, 3(3.4), 397-418. doi: <https://doi.org/10.33262/cienciadigital.v3i3.4..922>
- Silva-Solano, L. E. (2017). Business Intelligence: Un balance para su implementación. *INNOVAG*, 3, 27-36. Obtenido de: <https://revistas.pucp.edu.pe/index.php/innovag/article/view/19742/19808>
- Studer, S., Binh Bui, T., Drescher, C., Hanuschkin, A., Winkler, L., Peters, S., & Müller, K. R. (2021). Towards CRISP-ML(Q): A Machine Learning Process Model with Quality Assurance Methodology. *machine learning & knowledge extraction*, 3, 392-413. doi: <https://doi.org/10.3390/make3020020>

- tableau. (2019). *¿Qué es Business Intelligence o inteligencia de negocios?* [Tableau]. Obtenido de <https://www.tableau.com/es-es/learn/articles/business-intelligence>
- Tripathi, S., Muhr, D., Brunner, M., Jodlbauer, H., Dehmer, M., & Emmert-Streib, F. (2021). Ensuring the Robustness and Reliability of Data-Driven Knowledge Discovery Models in Production and Manufacturing. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4. doi: <https://doi.org/10.3389%2Ffrai.2021.576892>
- Vallalta-Rueda, J. F. (2019). *CRISP-DM: una metodología para minería de datos en salud*. Escuela de formación en inteligencia artificial en salud. Obtenido de <https://healthdataminer.com/data-mining/crisp-dm-una-metodologia-para-mineria-de-datos-en-salud/>
- Vanegas-Lago, E., & Guerra-Cantero, L. (2013). Sistema de inteligencia de negocios para el apoyo al proceso de toma de decisiones. *Revista Ingeniería UC*, 20(3), 25-34. Obtenido de <http://servicio.bc.uc.edu.ve/ingenieria/revista/v20n3/art03.pdf>
- Viteri-Cevallos, C., & Murillo-Párraga, D. (2021). Inteligencia de Negocios para las Organizaciones. *Revista Koinonía*, 6(12), 304-323. doi: <https://doi.org/10.35381/r.k.v6i12.1291>
- Yang, Y., Yuanjie, L., Qingqing, L., Li, L., Aozi, F., Tianyi, W., Shuai, S., Anding, X., & Jun, L. (2020). Brief introduction of medical database and data mining technology in big data era. *Journal of Evidence-Based Medicine*, 13(1). Doi: <https://doi.org/10.1111/jebm.12373>