

USO DE INDICADORES COMO UNA SOLUCIÓN DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA UN PROCESO LOGÍSTICO DE ATENCIÓN AL CLIENTE DE CIERTOS BANCOS PRIVADOS VENEZOLANOS

USE OF INDICATORS AS A BUSINESS INTELLIGENCE SOLUTION FOR A LOGISTICS PROCESS OF CUSTOMER SERVICE OF CERTAIN VENEZUELAN PRIVATE BANKS

SIRO TAGLIAFERRO¹

Universidad Metropolitana de Caracas, Venezuela
stagliaferro@unimmet.edu.ve
0000-0001-7501-3568

JOSÉ VALENTÍN SALAZAR²

Universidad Metropolitana de Caracas, Venezuela
jvalentin@unimmet.edu.ve

Resumen

Las herramientas de Business Intelligence (BI) permiten ordenar y analizar datos, provenientes de diversas fuentes, para obtener conocimientos que faciliten la interpretación y comprensión de información, mejorando la toma de decisiones en una empresa y logrando una ventaja competitiva. El presente artículo busca plantear soluciones de BI para el servicio de atención al cliente, utilizando como base de datos y fuente de información dos instituciones bancarias anónimas. Mediante el uso de Rstudio®, como herramienta digital para trabajar con Data Mining, se realizaron procesos y análisis estadísticos para extraer toda la información pertinente para el desarrollo de los indicadores de gestión. A través de estos indicadores y la metodología Benchmarking, se compararon los resultados entre ambos bancos, donde se determinó que existían dos graves problemas: la segmentación de clientes y exceso de productos ofrecidos. Finalmente, se propuso una serie de soluciones basadas en inteligencia de negocios que permitan optimizar recursos y mejorar el servicio de atención al cliente, incrementando así el nivel de competitividad de ambos bancos.

Palabras clave: Business Intelligence, inteligencia de negocios, Indicadores de gestión, servicio al cliente, análisis de clúster, Rstudio®.

1 Siro German Tagliaferro Isturiz: Ingeniero de Producción (2012) UNIMET, MBA (2016) IESA, Data Science (2022) UCV, profesor a tiempo completo con más de 5 años de experiencia.

2 José Valentín Salazar: Ingeniero de Producción (2021) UNIMET.



Summary

Business Intelligence (BI) tools allow ordering and analyzing data from various sources, to obtain knowledge that facilitates the interpretation and understanding of information, improving decision-making in a company and achieving a competitive advantage. This article seeks to propose BI solutions for customer service, using two anonymous banking institutions as a database and source of information. Through the use of Rstudio®, as a digital tool to work with Data Mining, statistical processes and analyzes were carried out to extract all the pertinent information for the development of management indicators. Through these indicators and the Benchmarking methodology, the results between both banks were compared, where it was determined that there were two serious problems: customer segmentation and excess products offered. Finally, a series of solutions based on business intelligence were proposed to optimize resources and improve customer service, thus increasing the level of competitiveness of both banks.

Keywords: Business Intelligence, business intelligence, management indicators, customer service, cluster analysis, Rstudio©

RECIBIDO: 09-07-2024 / ACEPTADO: 13-09-2024 / PUBLICADO: 22-12-2024

Cómo citar: Tagliaferro S. & Salazar J. (2024). Uso de Indicadores como una solución de Inteligencia de Negocios para un proceso logístico de atención al cliente de ciertos Bancos Privados Venezolanos. *Almanaque*, 44, 59 - 84.
<https://doi.org/10.58479/almanaque.2024.9>

CONTENIDO

Resumen	59
Summary	60
Introducción	63
Fases de la Investigación	63
Obtención de información	63
Limpieza de los datos	64
Minería de Datos	66
Evaluación y comparación	68
Construcción de indicadores	71
Resultados del estudio	74
Valores actuales de los indicadores	74
Eficiencia del producto	75
Productos más vendidos	76
Ventas por Estado	77
Generación de <i>Dashboard</i>	78
Conclusiones y recomendaciones	79
Conclusiones	79
Recomendaciones	80
Agradecimientos	81
Referencias	81

Introducción

Hoy día, uno de los factores claves para la toma de decisiones en una empresa es la rapidez con la que se tiene acceso a información verídica. En cualquier proceso de toma de decisiones, si una de las partes falla todas lo hacen. Por otra parte, si los datos no se presentan de tal forma que faciliten su interpretación, no se podrá obtener información confiable. Los indicadores permiten establecer parámetros de medición y entender el estado de un negocio, además facilita la toma de decisiones con base y con evidencia. La inteligencia de negocios permite extraer información de calidad a partir de la recopilación y análisis de cualquier cantidad de datos procedentes de distintas fuentes en especial los indicadores, parte fundamental para que funcione una solución de Inteligencia de Negocios, por otra parte, el análisis de datos con apoyo de esta solución permite la utilización de herramientas de Data Mining, las cuales pueden detectar patrones o acciones que se ocultan y no se pueden obtener de forma empírica, que al final pueden convertir en una ventaja competitiva para las empresas.

Otro factor de suma importancia para las empresas es el servicio de atención al cliente. El costo de adquirir un cliente es mucho mayor al de mantenerlo y cada vez los clientes son más exigentes, por lo que una mala experiencia se convierte en mala reputación para la empresa y pérdida de clientes.

De lo explicado anteriormente, surge esta propuesta de investigación, que propone implementar soluciones de inteligencia de negocios para el servicio de atención al cliente mediante indicadores, construidos a partir de información suministrada por dos instituciones bancarias, y la metodología Benchmarking aplicada entre estas dos empresas.

Fases de la Investigación

Obtención de información

La información se obtuvo a través de los bancos A y B para obtener las siguientes variables de estudio como: tipos de cuentas, productos, registros, sexo, nacionalidad, edad, región, último ingreso en la cuenta, entre otros. Dicha información fue almacenada en un archivo csv.

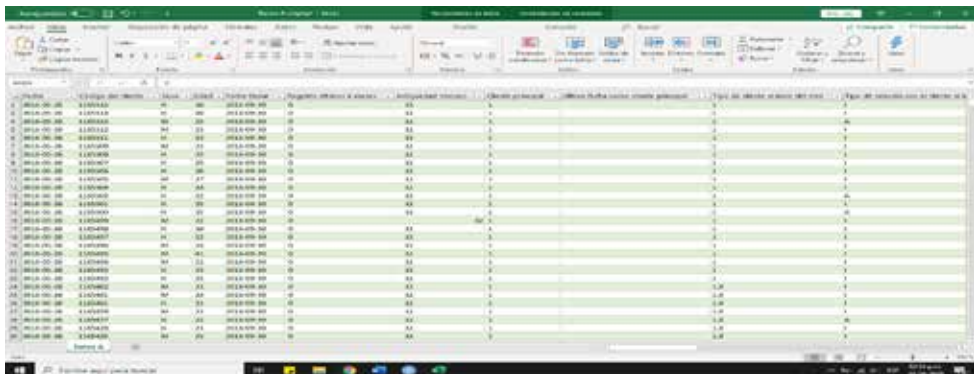
Con esta data se realizó el data mining para elaborar los indicadores y detectar patrones que fueron de interés para el estudio.

Limpeza de los datos

La base de datos entregadas por los bancos estaba conformada de la siguiente forma: los clientes (filas) y las variables (columnas), donde las variables de mayor importancia son: Fecha de apertura de cuenta, edad del cliente, sexo, productos adquiridos, si es cliente principal, ubicación del cliente, nacionalidad, fondos de apertura, ingresos, si posee hipoteca, entre otros. Por otra parte, hay otros que fueron de utilidad como: Código de Cliente, número de cuenta, entre otros ya que son datos que son transacciones que no aportan en el estudio, más adelante en el estudio se hará otra limpieza para a nivel de efecto entre las variables, por medio de herramientas de Data Mining. Por otro lado, hubo datos que no se pudieron tomar para el estudio por falta de información o de errores en los valores.

Los datos fueron archivados en documentos de Excel, los cuales fueron suministrados por los bancos a partir de sus sistemas de información. En la siguiente tabla 1 se muestra un ejemplo de lo comentado en el párrafo anterior.

Tabla 1. Datos de los bancos

The image shows a screenshot of an Excel spreadsheet. The spreadsheet contains a table with approximately 20 columns and 30 rows of data. The columns represent various variables such as account numbers, dates, and other financial metrics. The data is organized in a standard grid format with alternating light green and white rows. The Excel interface, including the ribbon and taskbar, is visible around the spreadsheet.

Fuente: Elaboración propia con los Bancos

Luego se procedió a codificar las variables para facilitar el cálculo en la herramienta Rstudio®, dicha codificación se utiliza para poder introducir datos cualitativos en el software, dado que este no reconoce las variables *character* en sus algoritmos de Data Mining.

En la siguiente tabla 2 se observa cómo se realizó dicha codificación para que fuera reconocido por el software Rstudio®, solo se transforma la data cualitativa, todo lo demás que estaba en data cuantitativa se mantuvo igual como fue entregado. Esta transformación se realiza de forma ordenada y con números consecutivos según la cantidad de valores que tenga la variable, en algunos casos se usa un booleano en su valor Si o No (0 o 1) para la codificación.

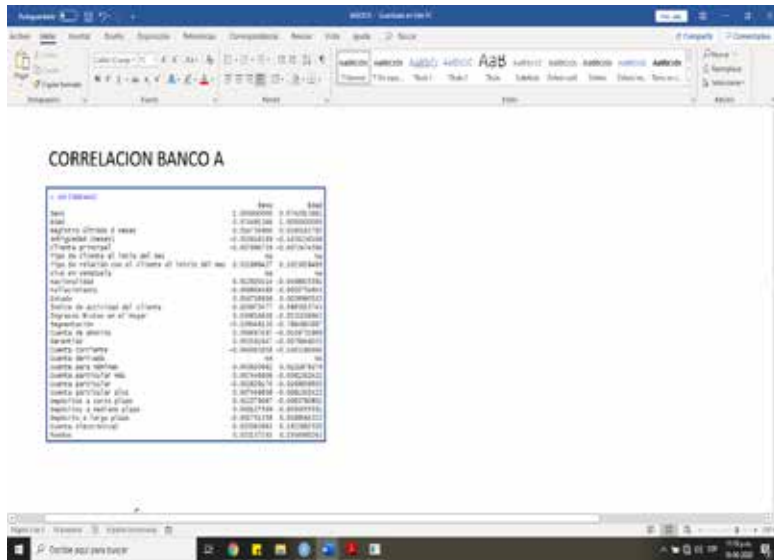
Tabla 2. Lista de variables cualitativas codificadas

Variable	Valores originales	Valores nuevos
Sexo	H (Masculino)	1
	M (Femenino)	0
Vive en Venezuela	Si	1
	No	0
Nacionalidad Venezolana	Si	1
	No	0
Fallecimiento	Si	1
	No	0
Nombre del estado	Amazonas	1
	Anzoátequi	2
	Apure	3
	Arauca	4
	Barinas	5
	Bolívar	6
	Carabobo	7
	Cojedes	8
	Delta Amacuro	9
	Dependencias Federales	10
	Distrito Capital	11
	Falcón	12
	Guárico	13
	Lara	14
	Mérida	15
	Miranda	16
	Monagas	17
	Nueva Esparta	18
	Portuguesa	19
	Sucre	20
	Táchira	21
	Trujillo	22
	Vargas	23
	Yaracuy	24
	Zulia	25

Fuente: Elaboración propia

A continuación, se extrajeron los datos ya codificados en el software Rstudio®, se aplicó la función *summary* para revisar si el programa estaba leyendo los datos correctamente y que a su vez genere estadísticas descriptivas de la data, lo cual se debe realizar para ver que está detectando el software y tener una visión empírica del comportamiento de los datos. En la tabla 3 se puede observar los valores de cada variable: máximos y mínimos, su promedio, su varianza, sus cuartiles y el tipo de data que contiene. El poder constatar que data detecta el software es de suma importancia para que puedan trabajar correctamente los algoritmos de Data Mining y proseguir con el estudio.

Es importante mencionar que en este artículo se ha aplicado y analizado en el banco A, ya que los pasos metodológicos y algoritmos aplicados son los mismos para el banco B.

Tabla 4. Análisis de correlación por la función *Cor* en Rstudio ©

Fuente: Elaboración propia

Después, se generó este análisis de correlación mediante la función *corrplot*, para observar de manera gráfica el grado de correlación entre las variables filtradas y facilitar la ubicación de las variables más importantes para análisis futuros.

Se realizó un proceso de transformación de los datos donde, se escalaron todas las variables haciendo uso de la función *scale*; esto no es más que restar la media y dividir por la desviación estándar, de tal forma que las variables resultantes sean de media 0 y desviación estándar 1. Esto se realizó a fin de evitar que algunas variables tuvieran mayor influencia que otras en la varianza y, por tanto, prevenir que el algoritmo de agrupamiento seleccionado genere resultados erróneos.

Para la fase de selección y aplicación de métodos para data mining, se utilizaron distintos tipos de clusters jerárquicos basados en distancias euclídeas, ya que cada uno utiliza una función (ecuación) y representación distinta, por lo que se pueden obtener diversos agrupamientos (modelos) para poder explicar la mayor cantidad de datos posibles a través de un número óptimo de patrones o, al menos, indicar dependencias en los datos. Para elegir cada uno de los modelos a utilizar, se establecieron tres criterios de preferencia: que fuera un método óptimo para la cantidad de datos, que se ajustara al problema y que trabajara con distancias euclídeas. Finalmente, todos los modelos obtenidos fueron comparados entre sí para decidir cuál o cuáles de ellos describen mejor la información analizada.

Evaluación y comparación

En esta etapa se evaluó y descifró la información obtenida de acuerdo con el método de clustering utilizado. Además, se seleccionó el número de agrupamientos que mejor lograron describir los datos y se sentaron las bases para el diseño de los indicadores.

En la tabla 5 se presentan los distintos algoritmos utilizados para los *clusters*, en dicha tabla se explica de manera resumida de cómo se establece el proceso de agrupamiento, para ello se utilizan las distancias matemáticas entre los datos obtenidos y se van agrupando según sean los algoritmos utilizados.

Tabla 5. Tipos de distancias que se aplican en los *Clusters*

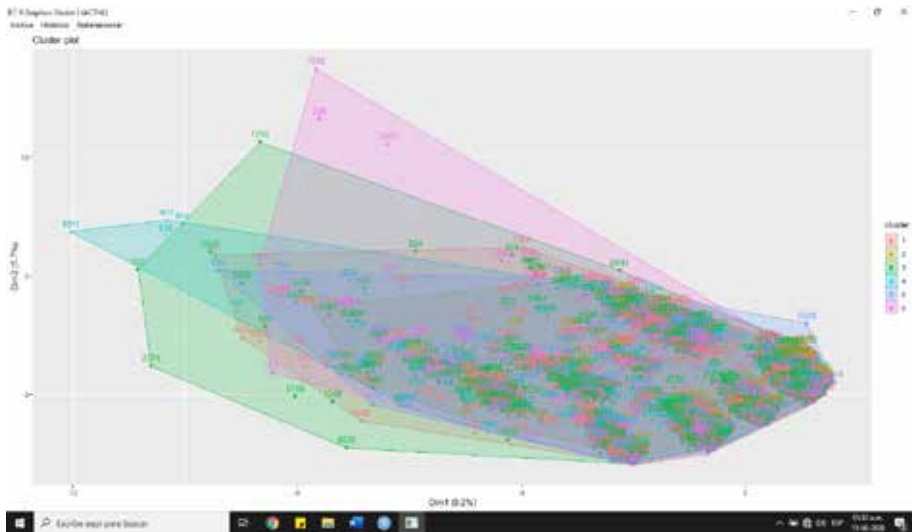
Método	Descripción
Distancias mínimas (<i>single linkage</i>)	Algoritmo que relaciona los clusters de acuerdo con la distancia mínima entre las entidades más cercanas.
Distancia máxima (<i>complete linkage</i>)	Algoritmo que relaciona los clusters de acuerdo con la distancia máxima entre las entidades más cercanas.
Ward (varianza mínima)	Algoritmo que intenta reducir la varianza al considerar la unión de cada par de clusters y optar por combinar aquellos que generen un menor incremento en la suma de los cuadrados de las desviaciones al unirse.
Ward.D2	Algoritmo similar al anterior. La diferencia radica en que las disimilitudes se elevan al cuadrado antes de actualizar el clúster.
Centroides	Algoritmo que agrupa a los individuos de acuerdo con el centro geométrico del cluster (centroide).
CLARA (<i>Clustering Large Applications</i>)	Algoritmo que permite realizar tantas agrupaciones como se le indique a través del parámetro K. Se utiliza cuando hay grandes cantidades de datos porque reduce el consumo de memoria RAM.

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 1 se presenta la forma de programar el algoritmo en el software Rstudio®, dicho procedimiento es el mismo para cada algoritmo de cluster, solo se presenta el que realmente pudo ser útil para el estudio el cual fue el algoritmo CLARA. Se utiliza este algoritmo porque fue el que generó más exactitud en la distribución de los grupos y cumplía con el objetivo de lograr una segmentación más sencilla para los bancos.

En la figura 3 se muestra de manera gráfica como fueron agrupados los clientes de los bancos, aunque es difícil de ver cada uno de los puntos, lo más importante está representado en la figura 2.

Figura 3. Representación gráfica de los cluster



Fuente: Elaboración propia

En la tabla 6 se puede observar los distintos algoritmos con el óptimo de grupos detectados por el mismo y luego se presentan la cantidad recomendada por los investigadores.

Tabla 6. Agrupamiento por cada algoritmo de *cluster*

Método de cluster	Cantidad óptima de agrupamientos	Índice de recomendación
Distancias mínimas	6	9
Distancias máximas	7	11
Ward.D	6	7
Ward.D2	6	7
Centroides	5	11

En la tabla 7 se puede ver las características de cada cluster traducidos a los valores originales, los cuales nos permite identificar patrones y conocimiento para generar indicadores, por otra parte se podrá observar que en los productos relevantes hay una siglas, las cuales indican el tipo de cuenta que posee los clientes por ejemplo : CA (Cuenta Ahorro), CP (Cuenta principal), CC (Cuenta corriente) y DD (Débito Directo). Por último, se tienen la cantidad de cliente que pertenecen en un cluster.

Por otro lado, se tienen variables que no están aportando como fue el caso de la segmentación de clientes que habían realizado los bancos.

Tabla 7. Características de los clientes por *cluster*

Cluster	Segmentación	Sexo	Edad	Nacionalidad	Estado	Ingresos	Productos relevantes	Tamaño
1	3	Masculino	23	Venezolana	Sucre	90.974,40	CC, CP, Seguro y DD.	1848
2	3	Femenino	23	Venezolana	Miranda	274.123,65	CP y DD.	366
3	3	Femenino	22	Venezolana	Miranda	56.788,89	CA, CC, CP+, Pensión y DD.	2459
4	3	Masculino	27	Venezolana	Dto. Capital	130.612,95	CC, CP Y DD.	1077
5	2	Masculino	42	Venezolana	Dto. Capital	183.409,98	CC, CN, CP, Seguro y DD.	577
6	3	Masculino	24	Venezolana	Falcón	-	CC, CP Y DD.	1669

Fuente: Elaboración propia

Construcción de indicadores

En esta etapa se construyeron los indicadores de gestión basados en la información obtenida de los algoritmos de *cluster* y las estadísticas generadas por el software Rstudio®, donde se crearon 4 indicadores con sus respectivas fichas de indicadores. En las siguientes tablas se muestran los elementos que conforman la ficha técnica de los indicadores son: nombre del indicador, definición, forma de cálculo, fuentes, responsable del cálculo, unidad de medida, periodicidad y observaciones.

Luego de desarrollar los indicadores, estos se aplicaron a los datos reales con el fin de obtener información que pudiera utilizarse en la toma de decisiones.

Tabla 8. Ficha del Indicador Eficiencia del Producto

FICHA TÉCNICA DEL INDICADOR (1)		
NOMBRE DEL INDICADOR:	Eficiencia del producto.	
DEFINICIÓN:	Representa el porcentaje de éxito (ventas) que tiene un producto en el mercado.	
FORMA DE CÁLCULO:	Cociente de la cantidad de producto X vendido entre la cantidad total de clientes.	Numerador: cantidad de producto X vendido.
		Fuente del numerador: empresa.
		Denominador: cantidad total de clientes.
		Fuente del denominador: empresa.
RESPONSABLE:	Gerente de ventas de la empresa.	
UNIDAD DE MEDIDA:	Porcentaje.	
PERIODICIDAD:	Mensual.	
OBSERVACIONES:		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 9. Ficha del Indicador Cobertura de la empresa

FICHA TÉCNICA DEL INDICADOR (2)		
NOMBRE DEL INDICADOR:	Cobertura de la empresa.	
DEFINICIÓN:	Es el porcentaje de productos adaptados a la realidad.	
FORMA DE CÁLCULO:	Cociente de la sumatoria de la eficiencia de todos los productos entre la cantidad total de productos.	Numerador: Sumatoria de la eficiencia de cada producto.
		Fuente del numerador: empresa.
		Denominador: cantidad total de productos que ofrece la empresa.
		Fuente del denominador: empresa.
RESPONSABLE DEL CÁLCULO:	Gerente de ventas de la empresa.	
UNIDAD DE MEDIDA:	Porcentaje.	
PERIODICIDAD:	Mensual.	
OBSERVACIONES:		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 10. Ficha del Indicador Producto más vendido

FICHA TÉCNICA DEL INDICADOR (3)		
NOMBRE DEL INDICADOR:	Productos más vendidos.	
DEFINICIÓN:	Porcentaje de ingresos que representan los cinco productos más vendidos.	
FORMA DE CÁLCULO:	Cociente de la cantidad de productos más vendidos entre la cantidad total de productos vendidos.	Numerador: cantidad de productos más vendidos.
		Fuente del numerador: empresa.
		Denominador: cantidad total de productos vendidos.
		Fuente del denominador: empresa.
RESPONSABLE DEL CÁLCULO:	Gerente de ventas de la empresa.	
UNIDAD DE MEDIDA:	Porcentaje.	
PERIODICIDAD:	Mensual.	
OBSERVACIONES:		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11. Ficha del Indicador Índice de consumo

FICHA TÉCNICA DEL INDICADOR (4)		
NOMBRE DEL INDICADOR:	Índice de consumo.	
DEFINICIÓN:	Cantidad de productos adquiridos en promedio por cliente.	
FORMA DE CÁLCULO:	Cociente entre la cantidad total de productos vendidos entre la cantidad total de clientes.	Numerador: cantidad de productos vendidos.
		Fuente del numerador: empresa.
		Denominador: cantidad total de clientes.
		Fuente del denominador: empresa.
RESPONSABLE DEL CÁLCULO:	Gerente de ventas de la empresa.	
UNIDAD DE MEDIDA:	Por cada cliente.	
PERIODICIDAD:	Mensual.	
OBSERVACIONES:		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 12. Ficha del Indicador Ventas por Estado

FICHA TÉCNICA DEL INDICADOR (5)		
NOMBRE DEL INDICADOR:	Ventas por estado.	
DEFINICIÓN:	Porcentaje que representa cada estado en términos de ventas.	
FORMA DE CÁLCULO:	Cociente entre la cantidad de productos vendidos en el estado X entre la cantidad total de productos vendidos.	Numerador: cantidad de productos vendidos en estado X.
		Fuente del numerador: empresa.
		Denominador: Cantidad total de productos vendidos.
		Fuente del denominador: empresa.
RESPONSABLE DEL CÁLCULO:	Gerente de ventas de la empresa.	
UNIDAD DE MEDIDA:	Porcentaje.	
PERIODICIDAD:	Mensual.	
OBSERVACIONES:		

Fuente: Elaboración propia

Resultados del estudio

En estos resultados están presente ambos bancos para lograr realizar un *benchmark* con respecto a los indicadores expuestos anteriormente.

Valores actuales de los indicadores

Luego de haber construido los indicadores, éstos fueron aplicados para conocer la situación actual de cada banco, así como demostrar la utilidad y propósito de los indicadores. En la tabla a continuación se puede observar el significado que representa cada color en las gráficas de los indicadores.

Tabla 13. Índice de colores en las gráficas.

Color	Puntuación
Verde.	Excelente.
Morado.	Adecuado.
Rojo.	Deficiente.

Fuente: elaboración propia.

Eficiencia del producto

Los resultados obtenidos al aplicar el indicador definido como “Eficiencia de producto” a cada institución bancaria se muestran en las gráficas a continuación:

La eficiencia se mide a través del porcentaje de éxito (ventas) que tiene un producto en el mercado.

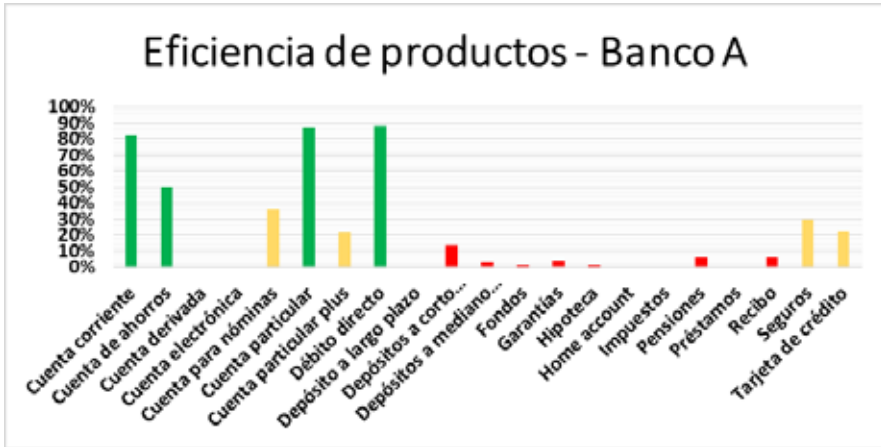


Figura 4. Eficiencia de productos, Banco A

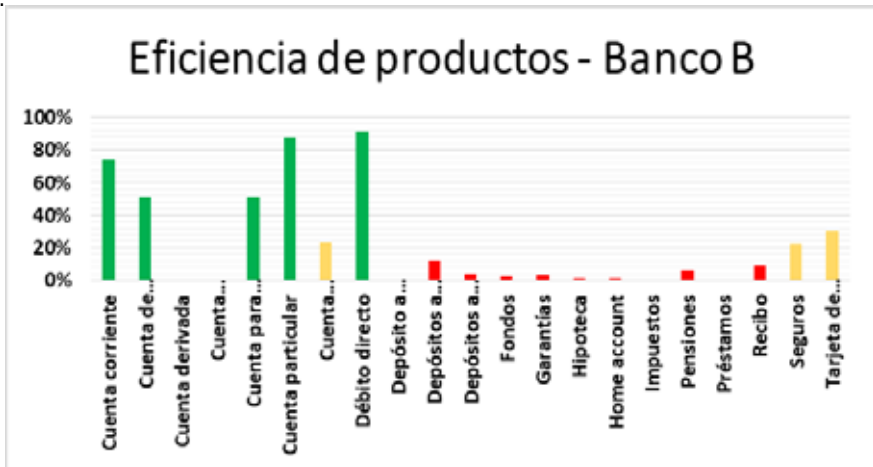


Figura 5. Eficiencia de productos, Banco B.

Se puede observar que se tienen muchos productos que no son utilizados por los clientes de ambos bancos.

Productos más vendidos

Ahora se muestran los resultados obtenidos al aplicar el indicador definido como “Productos más vendidos” a cada institución bancaria se muestran en las gráficas a continuación:



Figura 6. Porcentaje de ventas totales, Banco A.



Figura 7. Porcentaje de ventas totales, Banco B.

Donde se puede observar que los banco tienen demasiados productos que deberían ser revisados ante el mercado actual

Ventas por Estado

Ahora se muestran los resultados obtenidos al aplicar el indicador definido como “Ventas por Estado” a cada institución bancaria se muestran en las gráficas a continuación:

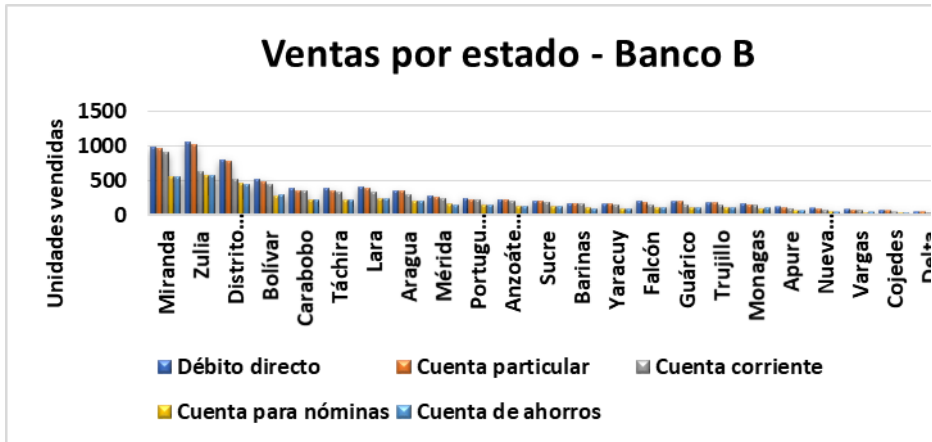


Figura 8. Ventas por Estado, Banco A.



Figura 9. Ventas por Estado, Banco B.

Generación de *Dashboard*

Para facilitar la lectura de dichas gráficas se generó un *dashboard* global de cada uno de los indicadores, dicho *dashboard* fue generado por medio de tablas dinámicas y el resultado de cada uno de los indicadores propuestos.

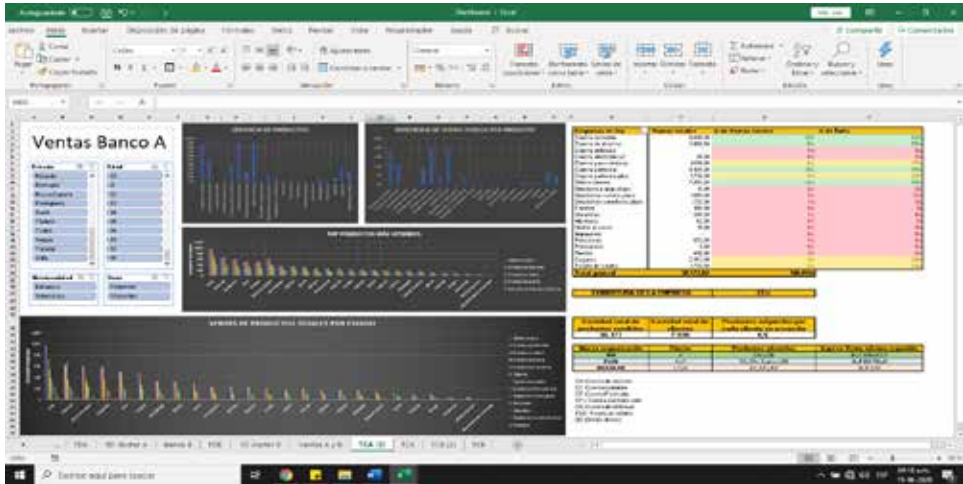


Figura 10. Dashboard del Banco A

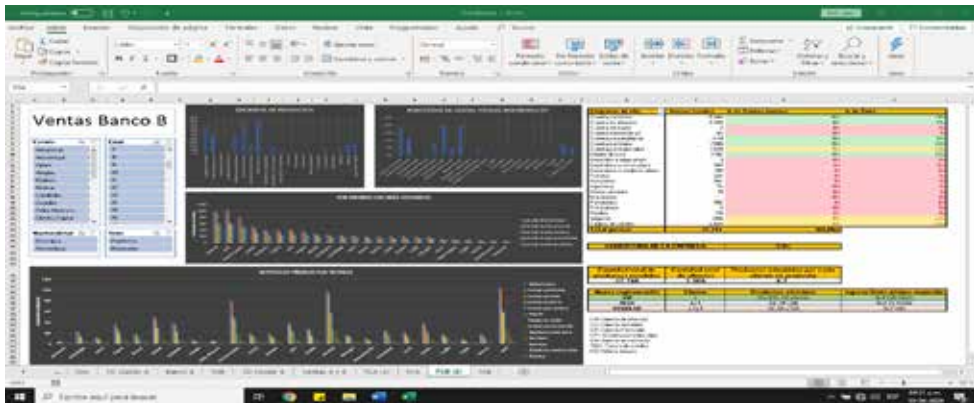


Figura 11. Dashboard del Banco B

Conclusiones y recomendaciones

Finalmente, se plantean las conclusiones del proyecto de investigación, los nuevos objetivos y recomendaciones a tomar en cuenta para mejorar el proceso de servicio de atención al cliente y la situación a futuro de cada banco en general.

Conclusiones

- El formato de los datos suministrados nunca es ideal. Un proceso de selección, limpieza y transformación de datos bien ejecutado es la base para diseñar una estrategia que permita generar resultados deseados y seguros porque si la data de entrada no es confiable, tampoco lo será la información obtenida (Garbage In, Garbage Out). Esta metodología previene la obtención de información errónea al ignorar las variables no influyentes, disminuir el ruido, eliminar inconsistencias y validar que la información sea la adecuada para el algoritmo de minería de datos.
- A pesar de que los procesos de *data mining* son metódicos, es muy común realizar varias iteraciones a lo largo del proyecto variando diversos parámetros, como el algoritmo de minería, objetivos e incluso los datos. Esto se realiza con el fin de obtener información precisa y de la mayor calidad posible para facilitar la toma de decisiones.
- Ambas empresas poseen ciertas deficiencias al momento de recolectar información y/o al registrar los datos, pues se encontraron los siguientes errores: una variable con todos sus valores correspondientes vacíos (Última fecha como cliente principal) y no reflejaron la fecha de obtención del dato sino del registro de todo el set. Además, la existencia de valores vacíos en los Ingresos brutos en el hogar puede suponer un problema legal ya que por normativa venezolana es obligatorio declarar ingresos.
- Se identificaron dos grandes problemas en cada institución bancaria: la segmentación de clientes y el exceso de productos ofrecidos. Esto surge debido a una deficiencia en el servicio de atención al cliente, ya que las empresas no supieron precisar las características y necesidades de éstos. Por lo tanto, además de clasificarlos en una jerarquía incongruente, crearon una gran cantidad de productos que no están generando beneficios para la empresa.
- Las variables críticas asociadas al proceso de segmentación fueron los ingresos brutos en el hogar, el tamaño del cluster y los siguientes productos: cuentas de ahorros, cuentas corrientes, cuentas particulares, cuentas particulares plus, cuentas de nóminas, tarjetas de crédito y débito directo.
- Se diseñaron los siguientes indicadores: Eficiencia del producto, Cobertura de la empresa, Productos más vendidos, Índice de consumo y ventas por estado, para medir la situación actual de cada empresa en términos de ventas e identificar los productos que no poseen valor agregado.
- Los resultados obtenidos al aplicar el indicador Cobertura de la empresa se encuentran muy por debajo del valor aceptable sugerido, sin embargo, no son definitivos a falta

de información referente a ingresos de cada producto. Aun así, tomando en cuenta que se trata del indicador más importante

- A través de herramientas y procedimientos estadísticos, se logró obtener información confiable que permitió determinar la situación actual de una empresa en uno o varios aspectos específicos, lo que, a su vez, facilitó el proceso de benchmarking al comparar únicamente los detalles más influyentes para el análisis.

Recomendaciones:

- Se debe mejorar la base de datos o crear una automatizada que permita recopilar y registrar la información. Esto facilitará la aplicación de los indicadores y proceso de data mining al no tener que invertir tanto tiempo y recursos en la limpieza de los datos.
- Es imprescindible evaluar constantemente los resultados de los indicadores levantados, de acuerdo con la frecuencia establecida en cada uno de ellos, para poder tomar medidas preventivas y/o correctivas en caso de encontrar algún valor fuera del rango establecido como óptimo por la empresa.
- Comparar los resultados obtenidos con los del período anterior para verificar que las ventas estén alineadas con los objetivos y que las correcciones realizadas, en caso de existir, sean efectivas.
- Los productos que obtengan un puntaje igual o inferior al 20% al levantar el indicador de Eficiencia del producto deberán ser sometidos a un análisis minucioso, tomando en cuenta ingresos que generen dichos productos, para decidir si estos deben ser eliminados, modificados o dejados tal como están. Es muy probable que en la mayoría de los casos de productos con baja eficiencia sean eliminados si resultan ser activos que generen intereses, como préstamos o hipotecas, ya que en una situación inflacionaria el dinero pierde valor en el tiempo si el contrato no se encuentra anclado a una moneda fuerte como el dólar. No obstante, si se hacen los estudios pertinentes como se indicó anteriormente y resulta que los clientes necesitan este tipo de productos, la empresa deberá tomar las decisiones correspondientes a fin de satisfacer dichas necesidades.
- Implementar una nueva segmentación que funcione para cada banco, de tal forma que puedan brindar servicio personalizado de atención al cliente y ofrecer productos relacionados a las características y/o requerimientos del cliente o consumidor.

Agradecimientos

José Valentín Salazar

Quisiera agradecerles a mis padres en primer lugar, por haberme dado la oportunidad de estudiar en esta prestigiosa universidad, por todo el apoyo a lo largo de la carrera y por hacerme saber que soy capaz de lograr cualquier cosa que me proponga.

Deseo expresar mi reconocimiento a las autoridades de la Universidad Metropolitana por mantener funcionando esta casa de estudios al más alto nivel y, en especial, a mi tutor Siro Tagliaferro por guiarme a lo largo de este trabajo de investigación.

Doy gracias a mi hermano y mis amigos, quienes supieron ayudarme en los momentos difíciles.

Siro Tagliaferro

Quisiera agradecer a mi casa de estudios Universidad Metropolitana y a todos los profesores que me brindaron su apoyo para lograr esta investigación

Referencias

- American Productivity And Quality Center. (1993). *The benchmarking management guide*. Productivity Press, Cambridge, Massachuset. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <http://mautic.agenciaf2b.com.br/The-Benchmarking-Management-Guide-New-Release-2019.pdf>
- Balagueró, T. (2018). Cuáles son los componentes de business intelligence en *Big Data*. Deusto Formación. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <https://www.deustoformacion.com/blog/gestion-empresas/cuales-son-componentes-business-intelligence-big-data>
- Bisquerra, R. (1989). *Métodos de investigación educativa: Guía práctica*. Recuperado el 11 de Octubre de 2019 de: <http://dip.una.edu.ve/mead/metodologia1/Lecturas/bisquerra2.pdf>
- Botella, P., Alacreu, M. y Martínez, M. (s.f.). *Instalación e introducción al software estadístico R y la librería R-Commander. Estadística descriptiva*. Recuperado el 4 de Noviembre del 2019 de: <https://www.uv.es/~mamtnez/IRCED.pdf>
- Camargo-Vega, J, Camargo-Ortega, J y Aguilar, L. (2014). *Conociendo Big Data*. Revista Facultad de Ingeniería. Número 38. Recuperado el 28 de septiembre de 2019 de: <http://www.scielo.org.co/pdf/rfing/v24n38/v24n38a06.pdf>
- Cebotarean, E. (s.f.). *Business intelligence*. Recuperado el 25 de Octubre de 2019 de: http://www.scientificpapers.org/wp-content/files/1102_Business_intelligence.pdf

- Gallardo, J. (s.f.). *Introducción al Análisis Cluster. Consideraciones generales*. Recuperado el 19 de enero del 2020 de: <https://www.ugr.es/~gallardo/pdf/cluster-1.pdf>
- Guerrero, F. y Rodríguez, J. (2013). *Diseño y desarrollo de una guía para la implementación de un ambiente Big Data en la Universidad Católica de Colombia*. Universidad Católica de Colombia. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <https://repository.ucatolica.edu.co/handle/10983/1320>
- Gurutze, M. y Ochoa, C. (2005). *UNA REVISIÓN TEÓRICA DE LA HERRAMIENTA DE BENCHMARKING*. Revista de Dirección y Administración de Empresas. Número 12, España. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: https://www.ehu.es/documents/2069587/2113623/12_6.pdf
- Hernández, R, Fernández, C y Baptista, P. (2004). *Metodología de la investigación*. Recuperado el 11 de Octubre de 2019 de: <http://sistemas.unicesar.edu.co/documentossistemas/sampieri.pdf>
- Hare, J. (2016). *Gartner Survey Reveals Investment in Big Data Is Up but Fewer Organizations Plan to Invest*. Stamford, EU. Gartner. Recuperado el 11 de Octubre de 2019 de: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2016-10-04-gartner-survey-reveals-investment-in-big-data-is-up-but-fewer-organizations-plan-to-invest>
- IDATHA. (2014). *BIG DATA –Conceptos Generales*. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <http://idatha.com/whitepapers/Whitepaper-bigdata.pdf>
- López, P. (2004). *POBLACIÓN MUESTRA Y MUESTREO*. Punto Cero, 09(08), 69-74. Recuperado el 4 de noviembre de 2019 de: http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1815-02762004000100012&lng=es&tlng=es
- Luhn, H. (1958). *Business Intelligence System*. IBM Journal. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <http://altaplana.com/ibm-luhn58-BusinessIntelligence.pdf>
- Macassi, S. y Mata, M. (1997). *Cómo elaborar muestras para los sondeos de audiencia*. Cuadernos de investigación No 5. ALER, Quito.
- McAfee, A. y Brynjolfsson, E. (2012). *Big Data: The Management Revolution*. Harvard Business Review. Recuperado el 14 de noviembre del 2019 de: <http://tarjomefa.com/wp-content/uploads/2017/04/6539-English-TarjomeFa-1.pdf>
- Molina, L. (2002). *Data mining: torturando a los datos hasta que confiesen*. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <https://www.businessintelligence.info/resources/assets/dss/molina-torturando-datos.pdf>
- Mondragón, A. (2002). *¿Qué son los indicadores?*. Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. Revista de información y análisis. Número 22. Recuperado el 19 de enero del 2020 de: https://www.orion2020.org/archivo/sistema_mec/10
- Muñiz, L. (2018). *El Business Intelligence herramienta clave para mejorar la gestión empresarial*. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: http://www.sistemacontrolgestion.com/Portals/1/Ebook_Mejorar_gestion_BI_SCG_Estrategia_v18.pdf

- Niño, M y Illarramendi, A. (2015). *ENTENDIENDO EL BIG DATA: ANTECEDENTES, ORIGEN Y DESARROLLO POSTERIOR*. Universidad del País Vasco. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <https://www.dyna-newtech.com/busqueda-NT/entendiendo-big-data-antecedentes-origen-y-desarrollo-posterior>
- Paz, R. (2005). *Servicio al cliente*. Vigo, España: Ideaspropias Editorial.
- Robles, R. (2016). *Las ventajas del Big Data*. Recuperado el 28 de septiembre de 2019 de: <https://www.icemd.com/digital-knowledge/articulos/las-ventajas-del-big-data/>
- Raffino, M. (2018). *Concepto de servicio al cliente*. Argentina. Concepto de. Recuperado el 6 de noviembre del 2019 de: <https://concepto.de/servicio-al-cliente/>
- Ruiz, B., Batanero, C. y Arteaga, P. (2011). *Vinculación de la Variable Aleatoria y Estadística en la Realización de Inferencias Informales por parte de Futuros Profesores*. Boletim de Educação Matemática, 24(39). Recuperado el 4 de Noviembre del 2019 de: <https://www.redalyc.org/pdf/2912/291222099006.pdf>
- SAS. (s.f.). *Inteligencia de cliente en la era del marketing basado en datos*. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: https://www.sas.com/content/dam/SAS/es_mx/doc/infographic/inteligencia-de-cliente-en-la-era-del-marketing-basado-en-datos-spanish_ebook.pdf
- Sinnexus. (s.f.). *Soluciones de Business Intelligence para su empresa*. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: <https://www.sinnexus.com/downloads/SnxFolletoComercial.pdf>
- Tascón, M. (2013). *Introducción al Big Data. Pasado, Presente y Futuro*. Revista Telos. Revista de Pensamiento sobre Comunicación, Tecnología y Sociedad. Número 95. Recuperado el 28 de septiembre de 2019 de: <https://telos.fundaciontelefonica.com/archivo/numero095/pasado-presente-y-futuro/>
- Timarán, S., Hernández, I., Caicedo, S., Hidalgo, A. y Alvarado, J. (2016). *El proceso de descubrimiento de conocimiento en bases de datos*. En Descubrimiento de patrones de desempeño académico con árboles de decisión en las competencias genéricas de la formación profesional (pp. 63-86). Bogotá: Ediciones Universidad Cooperativa de Colombia. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de <http://ediciones.ucc.edu.co/index.php/ucc/catalog/download/36/40/230-1?inline=1>
- Universidad Santo Tomás, (s.f.). *El Método Estadístico*. Recuperado el 4 de Noviembre del 2019 de: http://soda.ustadistancia.edu.co/enlinea/Segunda%20Unidad%20Cuanti/el_mtodo_estadstico.html
- Valcárcel, V. (2004). *Data Mining y el Descubrimiento del Conocimiento*. Revista de la Facultad de Ingeniería Industrial Vol. (7) 2. Recuperado el 25 de Octubre del 2019 de: https://www.researchgate.net/publication/307181857_DATA_MINING_Y_EL_DESCUBRIMIENTO_DEL_CONOCIMIENTO
- Vanegas, E y Guerra, L. (2013). *Sistema de inteligencia de negocios para el apoyo al proceso de toma de decisiones*. Revista INGENIERÍA UC, 20(3). Recuperado el 30 de Septiembre de 2019 de: <https://www.redalyc.org/pdf/707/70732641004.pdf>

USO DE INDICADORES COMO UNA SOLUCIÓN DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS PARA UN PROCESO LOGÍSTICO DE ATENCIÓN AL CLIENTE DE CIERTOS BANCOS PRIVADOS VENEZOLANOS.

Vicente, J. (s.f.). *Introducción al análisis cluster*. Universidad de Salamanca. Recuperado el 15 de junio de 2020 de: <https://www.yumpu.com/es/document/read/14514099/analisis-cluster-estadistica-universidad-de-salamanca>