

**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y
ADMINISTRATIVAS**

CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL

TEMA:

**Big Data y Neuromarketing como Herramientas Útiles
para Medir el Comportamiento del Consumidor en la
Industria de Telecomunicaciones con el Fin de Crear con
Mayor Precisión Productos y Servicios**

AUTORA:

Angulo Toro Lourdes Stefania

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERA EN GESTIÓN EMPRESARIAL
INTERNACIONAL**

TUTOR:

Ing. Carrera Buri Félix Miguel Mgs.

Guayaquil, Ecuador

09 de septiembre del 2019



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL**

CERTIFICACIÓN

Certificamos que el presente trabajo de titulación fue realizado en su totalidad por **Angulo Toro Lourdes Stefania** como requerimiento para la obtención del título de **Ingeniera en Gestión Empresarial Internacional**.

TUTOR

f. _____

Ing. Carrera Buri Félix Miguel Mgs.

DIRECTORA DE LA CARRERA

f. _____

Ing. Hurtado Cevallos Gabriela Elizabeth Mgs.

Guayaquil, 09 de septiembre del 2019



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL**

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, **Angulo Toro Lourdes Stefania**

DECLARO QUE:

El Trabajo de Titulación: **Big Data y Neuromarketing como Herramientas Útiles para Medir el Comportamiento del Consumidor en la Industria de Telecomunicaciones con el Fin de Crear con Mayor Precisión Productos y Servicios**, previo a la obtención del título de **Ingeniera en Gestión Empresarial Internacional**, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, 09 de septiembre del 2019

LA AUTORA

f. _____

Angulo Toro Lourdes Stefania



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL**

AUTORIZACIÓN

Yo, **Angulo Toro Lourdes Stefania**

Autorizo a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil a la **publicación** en la biblioteca de la institución del Trabajo de Titulación: **Big Data y Neuromarketing como Herramientas Útiles para Medir el Comportamiento del Consumidor en la Industria de Telecomunicaciones con el Fin de Crear con Mayor Precisión Productos y Servicios**, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, 09 de septiembre del 2019

LA AUTORA:

f. _____

Angulo Toro Lourdes Stefania



UNIVERSIDAD CATÓLICA

DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS

CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL

REPORTE DE URKUND

URKUND	
Documento	Angulo Toro Lourdes Stefania.docx (D55040030)
Presentado	2019-08-26 16:07 (-05:00)
Presentado por	lourdesstefania2@gmail.com
Recibido	felix.carrera01.ucsg@analysis.arkund.com
Mensaje	Fwd: Tesis final por revisar Mostrar el mensaje completo 2% de estas 48 páginas, se componen de texto presente en 19 fuentes.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios, por ser la base de mi vida, porque me permitió gozar de salud, sabiduría y muchas otras bendiciones durante toda mi carrera universitaria, siendo fiel testigo de cada uno de mis logros y caídas. Este trabajo de titulación es una meta más que gracias a él pude culminar como parte de su plan de vida para mí.

De igual manera, agradezco a mis padres y a mi familia entera por su apoyo durante cada etapa, sus buenos deseos y su fe en mí. Mi mamá de manera especial, quien gracias a su bondad y amor infinito se esforzó por darme lo mejor en todo sentido.

A mis amigos que hicieron de la universidad un lugar más divertido, lleno de experiencias gratificantes y emotivas. A mis profesores y su inmensa paciencia al compartir sus conocimientos. A mis compañeros del trabajo, con los que pude ampliar mi visión como profesional y como persona, desarrollando nuevas habilidades y aptitudes.

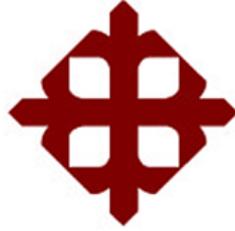
Gracias a todos por formar parte de mi vida y por darme la oportunidad de aprender junto a ustedes. Todos somos partes de este éxito.

Lourdes Stefania Angulo Toro

DEDICATORIA

Esta tesis está dedicada a Dios, por haberme permitido llegar hasta este momento tan especial e importante para mi de la mano de mis padres, a quienes también les dedico este trabajo por ser los protagonistas de todos mis logros, por enseñarme a que cada éxito es el conjunto de esfuerzos, de sacrificios e inclusive de fracasos, por mantenerme arraigada a mis objetivos y a mis sueños, pero principalmente por creer en mi.

Lourdes Stefania Angulo Toro



UNIVERSIDAD CATÓLICA

DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS

CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN

ING. GABRIELA ELIZBETH CEVALLOS HURTADO MGS.

DIRECTORA DE CARRERA

ECON. CÉSAR ENRIQUE FREIRE QUNTERO MGS.

COORDINADOR DEL ÁREA

ECON. JACK ALFREDO GONZALO CHÁVEZ GARCÍA MGS.

OPONENTE



UNIVERSIDAD CATÓLICA

DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS

CARRERA GESTIÓN EMPRESARIAL INTERNACIONAL

CALIFICACIÓN

ANGULO TORO LOURDES STEFANIA

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN	2
Objetivos	7
Objetivo General.....	7
Objetivos Específicos.....	7
Justificación.....	8
Limitaciones y delimitaciones	9
Hipótesis.....	10
1. Capítulo I. Revisión de Literatura	10
1.1 Marco Teórico.....	10
1.1.1 Evolución de la información tecnológica	10
1.1.2 Introducción al Big Data.....	12
1.1.3 Big Data en la toma de decisiones.....	13
1.1.4 Machine Learning y su relación con el big data	15
1.1.5 Algoritmos de aprendizaje.....	17
1.1.5 Red neuronal	19
1.1.6 Del marketing al neuromarketing: Conceptualización y Evolución.....	21
1.1.7 Neuromarketing y Neuroeconomía	25
1.1.8 Métodos del neuromarketing	27
1.2 Marco Legal	28

1.3 Marco Referencial.....	36
1.3.1 Primer Caso: Twitter y el aprendizaje supervisado	37
1.3.2 Segundo Caso: Machine Learning en Facebook	39
1.3.3 Tercer Caso: Experimento de degustación del café desde la perspectiva de neuromarketing.....	43
Capítulo II. Diseño metodológico.....	46
2.1 Formulación de antecedentes.....	46
2.2 Metodología: Diseño de investigación	48
2.3 Técnica de análisis de datos.....	49
Capítulo III. Resultados y Propuesta	51
3.1 Análisis de Resultados.....	51
3.2 Propuesta.....	57
3.2.1 Estrategias de comunicación enfocadas en los sentidos	58
3.2.2 Estrategias de comunicación enfocadas en el lenguaje .	59
3.2.3 Estrategias de comunicación enfocadas en la búsqueda de la tangibilidad y exclusividad	61
3.2.4 Estrategias de comunicación enfocadas el rango de opciones y el sexo.....	62
3.3 Análisis financiero	62
3.3.1 Proyección de gastos	62

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Comparación de las tecnologías de Machine Learning	18
Tabla 2. Pago por concentración de mercado para promover competencia	36
Tabla 3: Algoritmos de aprendizaje de Machine Learning aplicados por producto o servicio	42
Tabla 4: EEG Shooting y marcas de café.....	44
Tabla 5. Modelo 1 de MCO	51
Tabla 6: Estimaciones por intervalo	55
Tabla 7: Modelo 3: MDA (Modelo de desviación de varianza)	56
Tabla 8: Estimaciones de cuantil.....	57
Tabla 9: Comparación de ofertas	65
Tabla 10: Efectivo disponible para la implementación.....	66
Tabla 11: Ingresos de Conecel.....	66
Tabla 12: Proyección de gastos	68

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1.</i> Tipología de las técnicas de Análisis de Sentimiento de la red social Twitter	37
<i>Figura 2:</i> Fases del AAS aplicado al aprendizaje supervisado de clasificación.....	38
<i>Figura 3:</i> Curva ROC.....	41
<i>Figura 4:</i> Deep Customer Analytics Flow	43

<i>Figura 5: Metáfora del café</i>	44
<i>Figura 6. Análisis de dispersión de datos</i>	52
<i>Figura 7: Cuantiles de la normal</i>	53
<i>Figura 8: Elipse de confianza 95% e intervalos marginales de confianza 95%</i>	53
<i>Figura 9: Serie de tiempo multivariada</i>	54
<i>Figura 10: Gama de colores por zonas</i>	58
<i>Figura 11: Cotización Hotjar</i>	63
<i>Figura 12: Cartera de productos de VWO</i>	64
<i>Figura 13: Cotización Inspectlet</i>	64

RESUMEN

La creatividad muchas veces se ve limitada por la falta de efectividad dentro de la comunicación y ésta como consecuencia de la mala toma de decisiones por un análisis limitado de la información, éste es un problema que muchas empresas con grandes volúmenes de datos suelen tener. Por ello la presente investigación consiste en comprobar que dos herramientas innovadoras como el big data y neuromarketing dentro la empresa de telecomunicaciones: Conecel S.A., pueden llegar a optimizar el análisis del comportamiento del consumidor facilitando así la toma de decisiones y aplicación de nuevas estrategias que conlleven a generar mayores ingresos a la compañía. Para el análisis se tuvo que recolectar información de uno de los servidores de la empresa y se la procesó aplicando machine learning a través del programa Gretl. Se pensó que el precio sería uno de los principales motivos por el cual Claro podría incrementar su porcentaje de abandono, pero al obtener los resultados se pudo validar que el servicio representa el principal indicador de *churn*, por ello se plantearon cuatro estrategias de neuromarketing enfocadas en el servicio y la proyección estimada que le costearía a la empresa implementarlas. Así se puede concluir que tanto el big data como neuromarketing son a más allá de herramientas, estrategias específicas para fines de crecimiento a nivel analítico, a nivel de mercado ya que permiten profundizar e inferir de manera precisa el comportamiento y su rumbo a seguir.

Palabras Claves: neuromarketing, big data, machine learning, algoritmos de aprendizaje, modelo predictivo, comportamiento

ABSTRACT

Sometimes creativity is restricted by the lack of communication effectiveness, which is considered as the consequence of the bad decision-making due to the limited information analysis, this is an issue that most of companies with huge volume of data tend to have. Therefore, this research consists on confirm that two innovative tools such as big data and neuromarketing within the telecommunication company: Conecel S.A. can improve the customer behavior analysis making easier the decision-making and the use of new strategies that entail to generate largest incomes to the enterprise. For the analysis it was necessary to collect data from one of the servers of the company and it was processed applying machine learning through the program Gretl. It was thought that the price would be one of the reasons why Claro could increase its churn percentage, but once it was obtained the results it could confirmed that the service is the one that represents the main churn indicator. Then, it was established four neuromarketing strategies focused on the service and the forecast of the implementation. Thus it can be concluded that both big data and neuromarketing are beyond tools, they are specific strategies for growth purposes at the analytical level, at the market level since they allow to deepen and infer precisely the behavior and its course to follow.

Keywords: neuromarketing, big data, machine learning, learning algorithms, predictive model, behavior

RÉSUMÉ

La créativité est souvent limitée par le manque d'efficacité de la communication et, du fait d'une mauvaise prise de décision à cause d'une analyse limitée des informations, ce problème est généralement rencontré par de nombreuses entreprises disposant de gros volumes de données. La présente enquête consiste donc à vérifier que deux outils innovants, tels que le big data et le neuromarketing, au sein de la société de télécommunications : Conecel SA, peuvent optimiser l'analyse du comportement du consommateur, facilitant ainsi la prise de décision et l'application de nouvelles stratégies permettant à l'entreprise de générer plus de revenus. Pour l'analyse, les informations de l'un des serveurs de l'entreprise devaient être collectées et traitées à l'aide de l'apprentissage automatique via le programme Gretl. On pensait que le prix serait l'une des principales raisons pour lesquelles Claro pourrait augmenter son pourcentage d'abandons, mais lorsqu'il a obtenu les résultats, il a été possible de valider que le service représentait le principal indicateur de désabonnement. Pour cette raison, on a établi quatre stratégies de neuromarketing axées sur : le service et la projection estimée que la mise en œuvre coûterait à l'entreprise. On peut donc en conclure que le big data et le neuromarketing sont au-delà des outils, des stratégies spécifiques à des fins de croissance au niveau analytique, au niveau du marché, car ils permettent d'approfondir et d'inférer avec précision le comportement et son évolution.

Mots-clés : neuro-marketing, données volumineuses, apprentissage automatique, algorithmes d'apprentissage, modèle prédictif, comportement)

INTRODUCCIÓN

En un mundo tan competitivo, donde cada industria pelea a toda costa su mercado de clientes se ha podido con el tiempo concluir que quien compite es quien está dispuesto a alcanzar una ventaja diferenciada y, quien contando con una base de consumidores grande está dispuesto también a explotarla al máximo. Las redes sociales y el internet han ayudado a conseguir de una manera inmediata la información y, de hecho, ha servido como un filtro para poder segmentar a los distintos tipos de consumidores por sus intereses, ubicación geográfica, educación, sexo, estado civil. Esos datos han permitido inducir en la predisposición de compra además de otros factores: sociales, emocionales y cognitivos (Stoicescu, 2015).

Esos entre otros factores son los que influyen hoy en día en la decisión final de adquisición de bienes y/o servicios. En este estudio el análisis que se realizará se orienta a la industria de telecomunicaciones, un mercado dinámico cuya cartera de productos ha ido incrementando en los últimos años, clasificándose por segmentos como móvil hogar, servicios de valor agregado, corporativo entre otros. Conecel cuenta con la base de clientes más grande del país en comparación a las otras operadoras, sin embargo, no todos sus productos logran ser comercializados exitosamente. De acuerdo a una reciente investigación del “Big Data al Creative Data” se mencionó que estudios realizados por agencias de investigación de mercado, ha demostrado que la aplicación de estrategias es más eficiente cuando su planteamiento parte de data previamente analizada con un enfoque de mejorar no sólo el desarrollo de productos, sino la forma de comunicarlos y la mejora de la experiencia que encuentran los clientes en el servicio que reciben (Zerpa Ostilla, 2018).

Para el desarrollo de estrategias, es importante conocer la tipología del consumidor y las tendencias de uso, para la primera se puede clasificar en tres categorías: Repertoire, Brand Loyal y Price Driven, que son las que fueron consideradas en el último estudio de Deep Dive realizado por la agencia de estudios de mercado Kantar MillwardBrown para Conecel

(KANTAR MILLWARD BROWN, 2019). De manera breve se puede detallar los segmentos que la empresa maneja y, en las cuales está dividido cada uno de sus productos. El segmento masivo se clasifica en: **(a) Postpago:** Producto que permite al cliente consumir y luego cancelar el servicio; **(b) Prepago:** Producto que antes del consumo exige al cliente pagar primero. Por otro lado el segmento hogar ofrece varios servicios basados en la tecnología como: **(a) HFC:** Tecnología que hace uso de cable coaxial para poder brindar el servicio telefónico, televisión e internet; **(b) DTH:** Tecnología que hace uso de señal satelital para poder brindar los mismos servicios que HFC; **(c) Roaming;** **(d) Car Sync;** **(e) Smarthome & Smartwatch** (Claro, 2019).

A pesar de que todos generan millones de dólares en ingresos, los productos móviles de valor agregado no siempre han sido apreciados por los consumidores, lo que ha generado que la industria deprecie sus componentes, reduciendo así los ingresos. Para Claro ha sido un reto entender el impredecible comportamiento del consumidor y su preferencia al momento de elegir contenido, dónde escuchar su playlist favorito o dónde ver partidos de su equipo de futbol, novelas, series, entre otros. Netflix, Spotify son empresas de entretenimiento que para Conecel S.A. se han convertido en “imbatibles” ya que han logrado posicionarse muy bien en la mente del consumidor.

Estas dos plataformas han hecho que el concepto de propiedad, el mismo que implica asumir a más de costo, compromiso y responsabilidad, pase a lo que se conoce como suscripción, modelo de negocio que Netflix aplica y que se caracteriza por permitir transmitir películas, series, shows de televisión. Este sistema de negocios de acuerdo a lo que Gómez y Hunt mencionan (2015), hace uso de varios algoritmos que permiten que el cliente pueda vivir la ‘experiencia Netflix’ que se basa en ver cuando sea, donde sea y lo que sea, y adicional a ello recibir recomendaciones/sugerencias de programas parecidos a los que el cliente ve. Eso es lo que ha llegado a marcar la diferencia realmente en comparación a los paquetes de canales que muchas empresas de televisión ofrecen, donde el consumidor tiene que

ver lo que está transmitiéndose en ese momento sin opción a elegir lo que realmente quisieran ver.

Este mismo modelo es implementado como modelo de negocios Freemium en proveedores de servicio de música tales como Spotify, Pandora, Rdio, Tidal, entre otras; permitiendo así al cliente disfrutar del servicio sin costo alguno con ciertas limitaciones. En el caso de Spotify, las limitaciones que se perciben más son el número limitado de saltos de canción, espacios publicitarios y el no poder descargar canciones para poder ser reproducidas offline (Li, Luo, Qiu, & Bandyopadhyay, 2016).

Por otro lado, el modelo de negocio 'Ownership' sigue manteniéndose en algunas empresas, y en otras como Apple y su producto iTunes ofrece ambas, suscripción donde el cliente es libre de elegir entre pagar un fee mensual con el fin de escuchar todas las canciones a un costo inferior; en tanto que puede optar también por comprar canciones o álbumes enteros a un precio superior (Apple Inc, 2019). Partiendo de esa aclaración, es evidente que con el paso del tiempo, el consumidor se vuelve más exigente, buscan más por menos, y es así como el tener acceso a muchos beneficios a bajo costo es mejor que poseer un paquete de productos (Trendwtching, 2014).

En cuanto a la exigencia del consumidor, ésta incrementa cada vez más y su peso recae en la facilidad que tenga cada uno de adquirir "x" producto o servicio, a bajo costo, en el menor tiempo posible y sin necesidad de ir al local a comprarlo puesto que esperan entrega a domicilio; de acuerdo al periódico Forbes en uno de sus artículos, los minoristas han concluido que los consumidores pasan pegados a sus dispositivos móviles, lo cual les indica que tienen que apuntar a desarrollar o contar aplicaciones que les permita vender en línea. Peapod, es un claro ejemplo de optimizar sus ventas con tal sólo facilitar a sus clientes la compra de sus productos con el uso de sus celulares escaneando el código de barras, esto lo logró colocando vallas publicitarias en cerca de 100 estaciones de metro (Thau, 2014).

La clave recae entonces en ofrecer un servicio persuasivo, convincente, con un modelo de negocio revolucionario y rentable que permita retener al consumidor y mejorar tanto su experiencia, logrando que recomienden la marca, el producto o el servicio inclusive. Así lo plantea Kennylyn en su investigación publicada el año pasado sobre los efectos de los programas de lealtad en las ganancias y la retención de consumidores, donde la publicidad de boca en boca (Word of mouth) es una de las múltiples formas para reconocer la fidelización a la marca, menos costosa en la adquisición de más consumidores y más eficiente al momento de generar ingresos a la empresa (The Effects of Loyalty Programs on Profits and Customer Retention , 2018).

¿Cómo llegar a medir la fidelización del cliente para retenerlo?; ¿De todos los clientes que adquieren el servicio, cuántos se quedan y cuántos se van?; “Ya nos igualamos a la competencia, ofrecemos más por menos, pero no se reflejan en los ingresos”; ¿Nuevas campañas o producciones deberían ser lanzadas para dar a conocer el producto?, son preguntas que han sido solucionadas gracias a la información obtenida de sistemas de información como Tableau y Power BI. Gracias a ellos y los múltiples convenios y alianzas que ha establecido Conecel con sus clientes, refiriéndose no solo a las personas naturales sino también a sociedades o entidades con fines comerciales; le han permitido no solo mejorar las ofertas comerciales de sus productos sino crear unos nuevos que se ajusten a las necesidades de los clientes. No obstante, la data que analizan y procesan para poder interpretar los resultados y en base a eso realizar la planificación de campañas, producciones de material pop o comerciales está enfocada en el marketing tradicional. Éste, de acuerdo con Martin Lindstrom, no siempre ha permitido tener una mejor percepción de lo que el cliente desea o puede desear (Buyology, 2008).

Para cualquier compañía la información es uno de los recursos más importantes con los que pueden contar, ya que a partir de su análisis se aplican distintas estrategias de marketing con el fin de satisfacer las necesidades del consumidor. Muchas veces esa información se obtiene de encuestas donde se evalúa al final la opinión del consumidor, pero según lo

plantea Iñigo Tallada, los resultados obtenidos sólo engloban el 5% de las emociones del ser humano relacionado a sus hábitos de consumo porque lo restante se produce en el subconsciente (Tallada Casanova, 2015), aquello que no se percibe fácilmente. Según Brenninkmeijer, Schneider, & Woolgar en su artículo: “Witness and Silence in Neuromarketing: Managing the Gap between Science and Its Application” (2019), lo que la gente dice no es específicamente lo que quieren decir o dar a entender, no son lo suficientemente fiables en cuanto a responder acerca de sus intenciones.

Es allí donde el neuromarketing puede llegar a inferir y revelar las verdaderas intenciones, razones, el verdadero interior del consumidor. La fusión de la neurociencia con el marketing tradicional permite hoy por hoy estudiar, con metodología científica y los principios básicos del mercadeo, el comportamiento del consumidor conociéndolo por sus percepciones y emociones. Y es que con el descubrimiento de la data neuronal y su impacto en las percepciones de las personas, muchas empresas han surgido con el fin de ofrecer diversos servicios a través de fuentes científicas como “Eye Tracking”, “Galvanic Response Skin”, “fMRI”, “Facial Coding” entre otras que serán explicadas más adelante. Todas estas fuentes permiten cuantificar las emociones, estados de ánimo, publicidad en medios, examinar actitudes no conscientes para encontrar las motivaciones reales del consumidor y la toma de decisiones (Hsu, 2017).

Partiendo de esa evolución, la recolección de información y su visualización se ha extendido hasta que se conoce como Big Data. Dentro de este contexto se lo conoce como un término y herramienta caracterizada por abarcar un gran volumen de datos variables con sistemas de procesamiento y almacenamiento más complejos de los que se podría administrar en un sistema de información general.

En los próximos capítulos se irá presentando la problemática y los objetivos que conducirán a la resolución de esta, así como también se detallará conceptos del Big Data, el impacto que ha generado en la sociedad para luego introducir al neuromarketing y posteriormente un análisis de cómo ambos se relacionan con el fin de desarrollar nuevas estrategias para la

creación de mejores productos y/o servicios en Conecel S.A. Se ha considerado también incluir casos de éxitos de la aplicación de Big Data y Neuromarketing como un punto a favor de esta investigación, de tal manera de hacer una demostración no sólo teórica sino estadística con resultados reales que permitan esclarecer cualquier duda.

Para el análisis de la investigación se contará con la base de datos de clientes de la empresa Conecel, y se aplicará machine learning, un concepto no implementado ni adaptado a la organización con el fin de poder definir con mayor exactitud las tendencias principales en la migración de clientes a otras operadores e inclusive otros indicadores que permitan desarrollar mejores vías o estrategias de comunicación de las ofertas vigentes, campañas publicitarias de manera que puedan ser digeridas a través de los sentidos, que son los principales determinantes de la conducta del consumidor.

Objetivos

Objetivo General

Estudiar el concepto de Big Data relacionado al Neuromarketing en las telecomunicaciones para desarrollar nuevas estrategias empresariales para la retentiva de clientes.

Objetivos Específicos

- Distinguir teóricamente el concepto más adecuado de Big Data y de Neuromarketing de la empresa Conecel S.A.
- Analizar estadísticamente los clientes mediante machine learning para definir las tendencias primordiales en la migración de clientes.
- Desarrollar estrategias neuromarketeras a partir del análisis de machine learning que permita el desistir de la decisión migratoria de los clientes y el conectar a sus usuarios actuales con su cartera de productos.
- Examinar la factibilidad de ejecutar las estrategias a través de un análisis financiero de la propuesta a aplicar.

Justificación

Atacar al consumidor por cualquier medio, desde vallas, banners, publicidad transmitida por televisión, radio, prensa entre otros medios, ha sido más fácil gracias a los sistemas de información que permiten a través de un análisis ver la tendencia de uso y de consumo, frecuencia de consumo, entre otros, datos esenciales para lograr entender el comportamiento del consumidor.

Sin embargo, muchas veces las campañas no logran llegar a las personas. Es normal que el cliente conozca o haya visto la publicidad en algún medio y la recuerde por los colores, la música de fondo entre otras características que enmarcan la campaña más no por el mensaje que ésta debió haber transmitido. Claro posee una cartera de productos de valor agregados bastante amplios como: Roaming, sin fronteras, contenido, música, video, futbol que se promociona masivamente por los medios, pero llega a las personas como “mensaje basura” o “mensaje roba saldo”. Partiendo de esa problemática se puede mencionar que el principal factor es la falta de información, comunicación en los medios correctos e influencia y es allí donde tanto el Big Data como el neuromarketing intervienen. Herramientas con una perspectiva distinta y un poco compleja a la vez, que se caracteriza por la cantidad de datos que brinda, facilitando y evitando el sesgo de ciertas variables al momento de analizarlas.

Los errores en la comunicación se originan también debido a que el marketing tradicional no siempre ha ayudado a explicar o predecir el comportamiento de compra, lo que induce que la neurociencia puede dar apoyo en este aspecto dado que estudia no sólo la parte racional del ser humano que reside en el hemisferio izquierdo del cerebro, sino también las emociones, ubicadas en el hemisferio derecho del cerebro, así como todo aquello que realiza más por lo que siente sin aplicar la lógica.

Así en este estudio se comprobará que el gran volumen de data más una perspectiva que apunta más a la influencia puede conectar con cada una de las personas para vender no sólo los productos core que maneja Claro sino la marca como tal a partir del pronóstico de aprendizaje que puede lanzar el concepto de machine learning y así brindar entretenimiento, contenido, megas y minutos ajustado a las necesidades emocionales y presupuesto de cada cliente.

Limitaciones y delimitaciones

Este estudio está enfocado en la industria de telecomunicaciones del Ecuador, país en el cual cuenta con una población de 17.254.822 de acuerdo al Instituto Nacional de Estadísticas y Censo (INEC, 2019), cifra que puede variar desde el inicio hasta la culminación de la presente investigación. Dentro de esta industria hay varios servicios que las empresas ofrecen, sin embargo esta investigación se delimita sólo al análisis del Servicio Móvil Avanzado (SMA), en el cual operan tres empresas de telecomunicaciones a nivel nacional tales como: Conecel S.A., Otecel S.A., CNT EP de acuerdo a la última publicación la Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones (ARCOTEL, 2018). El estudio se centrará tanto en la captación como migración de clientes de la empresa Conecel de diciembre 2018 a junio del 2020 en las distintas líneas activas por modalidad para ver la evolución real de altas y bajas sin y con la utilización del Big data y neuromarketing, viendo así la diferencia del ingreso promedio por usuario real vs. El proyectado con la utilización de estas dos innovadoras herramientas.

Al gozar de una vasta cantidad de datos (minería de datos), se puede realizar el concepto de machine learning para el análisis de Big Data sin ningún problema, siendo éste el motor principal de esta investigación no cuenta con limitaciones.

Hipótesis

H₀: La lealtad no tiene relación directa con el precio y servicio

H₁: La lealtad tiene relación directa con el precio y servicio

1. Capítulo I. Revisión de Literatura

1.1 Marco Teórico

1.1.1 Evolución de la información tecnológica

La recolección de información y su procesamiento ha evolucionado a través del tiempo y con ella la manera de entender el comportamiento del consumidor. La evolución de la información ha partido desde la revolución del internet; datos y fechas que se encontraban siglos atrás en libros, periódicos y revistas ahora es posible encontrarlos desde la web, desde el desarrollo de los primeros navegadores de búsqueda hasta contar con los que hoy por hoy ha permitido a la sociedad entera, sentir el poder de la información al tenerla al alcance de sus manos.

El alcance de la información a través de la web y la interconexión como tal podría remontarse desde finales de la segunda guerra mundial, específicamente durante la Guerra Fría, permitiendo el surgimiento así del ARPAnet, la primera red con 113 nodos descentralizados. Desde allí hasta los años 90, el internet no fue más conocido como una herramienta para servicios militares y gubernamentales hasta que Tim Berners-Lee, licenciado de la Universidad de Oxford le dio un giro a esa conceptualización haciendo del internet un servicio útil y de entretenimiento para las personas con la creación de un programa que permitía almacenar información. Más tarde entre otras de sus invenciones: HTML y la “triple w” (World Wide Web) revolucionaría el mundo totalmente (Diaz, 2016).

De acuerdo a un artículo elaborado por colegas de las universidades de Saint Louis, Dayton y Pennsylvania la historia de la tecnología de información se divide en cuatro eras: **(a) Primera era: Círculo interno de computación (a mediados de los 60 hasta mediados de los años 70):** Se remonta desde la segunda guerra mundial, era donde el término procesamiento de data de negocios pasó a administración de sistemas de información, donde los cálculos matemáticos pasaron a aplicarse en las finanzas, contabilidad y operaciones. Finalmente quedó el término sistemas de información. Se caracterizó también por haber dado origen a la profesión IS (Information System) ; **(b) Segunda era: Fin de la revolución del usuario (a mediados de los 70 a inicios de los años 90):** De la profesión IS pasó a IT (Information Technology); comienzo del uso de aplicaciones para la extracción de información, tecnología de base de datos, capacidades de consulta de datos (queries), todo gracias al uso de computadoras personales; **(c) Era del E-commerce (inicios de los años 90 a inicios del año 2000):** Nace un nuevo modelo de negocio donde los productos y/o servicios son comercializados en línea; **(d) Computación ubicua (del año 2000 a la actualidad):** Con la llegada de los millenials, la innovación tecnológica siguió su curso, llegada del internet inalámbrico en las empresas de telecomunicaciones y equipos móviles como tablets y teléfonos inteligentes que permitieron que la navegación pase de un equipo fijo a uno móvil como son los celulares (Niederman, Ferratt, & Trauth, 2016).

De ese dato se puede partir e introducir a lo que hoy se conoce como el internet de las cosas, según (Diaz, 2016) en su artículo “La Evolución de internet y las tecnologías móviles” se menciona que el trabajo en los próximos años estará en manos de la innovación tecnológica, el IOT y la ciencia y deja como manifiesto que:

“El desarrollo de la Internet de las cosas le abre las puertas a la Web of Everything y a la Web Semántica que hoy se encuentran en pleno crecimiento y que permiten realizar consultas sobre una enorme cantidad de información disponible acerca de sensores en línea” (p. 2).

1.1.2 Introducción al Big Data

Una vez detallado brevemente la evolución de la información y su procesamiento gracias a la tecnología, con el fin de poder entender el objetivo principal de este estudio, se analizará el tema central versus una de las variables de investigación a fin de poder entablar los distintos puntos que definen la relación que hay entre ambos. Actualmente grandes volúmenes de datos son generados de distintas fuentes, dos de ellas son el marketing y las redes sociales. Todo esto debido a una de las tendencias tecnológicas mencionadas previamente como es el internet de las cosas (Oussons, Benjelloun, Ait Lahcen, & Belfkih, 2017). La administración del Big Data requiere fuentes significativas, nuevos métodos o tecnologías poderosas para limpiar, procesar, analizar, proteger y proveer un equipo masivo de datos partiendo de un permiso granular, que se caracteriza por ser el acceso que puede definir uno de sus niveles de manera detallada en una tabla (IBM , 2019).

En una encuesta realizada por estudiantes de la Universidad King Saud, para descubrir las tecnologías recientes desarrolladas para Big Data era necesario categorizarla no sólo por sus beneficios, uso, límites y características sino también por las capas por las cuales está conformada tales como: (a) almacenamiento de data; (b) procesamiento de data; (c) consulta de data (querying); (d) acceso a la data; (e) administración de la data (pág. 2). A diferencia de los sistemas de información, la naturaleza del big data es más compleja, requiere de algoritmos avanzados y tecnologías poderosas por lo que no resulta aplicar de manera eficiente las herramientas tradicionales de BI (Oussons et al., 2017). El término en sí abarca tres particularidades, conocidas como las tres V, como lo definió Dough Laney (2001), (a) Volumen; (b) Velocidad; (c) Variedad.

En detalle se puede describir a los puntos que la definen de la siguiente manera: **(a) Volumen:** Magnitud de la data, los tamaños se reportan en múltiples terabytes y petabytes; **(b) Velocidad:** La data se genera rápidamente y debe de la misma forma, ser procesada para extraer información y percepción relevante. La proliferación de los dispositivos

digitales ha permitido recolectar más datos, aplicaciones como Amazon, Walmart reflejan más de un millón de transacciones diarias lo que ha permitido captar información más significativa del consumidor y así plantear mejores estrategias para su retención y captación de nuevos clientes; **(c) Variedad:** La data puede generarse de distintos formatos de archivos, desde videos, comentarios, registros, etc., que es la data estructurada, y la cual conforma el 5% de la data total. Esta característica se basa primordialmente en la heterogeneidad de la estructura en un conjunto de datos (Gandomi & Haider, 2014).

Desde una revisión de literatura de Big Data publicada en el periódico “Strategic Information Systems” Günther, Rezazade Mehrizi, Huysman & Feldberg (2017) indican que tras una recopilación, se ha podido recopilar varios acercamientos tanto inductivos como deductivos de los que se dice que el big data ofrece muchas fuentes de las cuales se puede extraer información y dependiendo de esa variedad y granularidad se hace complejo el hecho de predecir percepciones. Se nombra también la inteligencia de los algoritmos que guían a conceptos analíticos y conceptualizaciones ya que son capaces de predecir el comportamiento humano en tiempo real. Se ajustan al mundo, aprenden de una toma de decisión real basada en el comportamiento del consumidor para finalmente influir en él sin la intervención humana. Varias academias han referido muchos casos de inteligencia artificial basadas en algoritmos y es que han sido capaces de lograr modelos de circulación, sin embargo, estas mismas instituciones consideran importante la inteligencia humana para el análisis de datos y patrones; ambos tipos de inteligencia son indispensables ya que entre ellas se complementan (Como se cita en Abbasi, Sarker, & Chiang, 2016).

1.1.3 Big Data en la toma de decisiones

Si bien es cierto un buen análisis del Big data puede permitir tomar decisiones a partir de los resultados obtenidos, las organizaciones por lo general necesitan contar con procesos eficientes que les ayude a transformar grandes y diversos volúmenes de datos a percepciones significativas. Ese proceso de extracción considera 5 etapas: **(a) Análisis de**

texto: Técnicas para extraer información de data textual como alimentación de datos de redes sociales, e-mails, foros en línea, blogs, respuestas de encuestas, noticias entre otros registros; **(b) Análisis de audio:** Extracción de información de datos concentrados en audio como lenguaje humano, discursos, llamadas de call center, etc.; **(c) Análisis de video:** Extracción de contenido audiovisual/visual de videos en funcionamiento, grabaciones de cámaras de seguridad (CCTV), permitiendo estudiar el comportamiento de compra de las personas; **(d) Análisis de redes sociales:** Análisis de la data estructurada y no estructurada de los canales de medios sociales: redes sociales como tal, blogs, noticias, sitios de preguntas y respuestas, etc., inclusive aplicaciones móviles; **(e) Análisis predictivo:** Basado en la data estructurada predice cuál podría ser la siguiente compra del cliente acorde a lo que normalmente compran, con cuánta frecuencia, cuándo, dónde e incluso lo que suelen postear en sus redes sociales (Gandomi & Haider, 2014).

De acuerdo al modelo de Simon Herbert A., la toma de decisiones se basan en cuatro etapas/pasos: **(1) Inteligencia:** Buscar el problema y oportunidad; **(2) Diseño:** Desarrollo de alternativas en soluciones; **(3) Elección:** Análisis de alternativas y elección de una; **(4) Implementación:** Ejecución de la alternativa elegida (Campitelli & Gobet, 2010). De la conferencia sobre empresas de sistemas de información dada por el departamento de Business Informatics de la Universidad Alemana en el Cairo en conjunto con el departamento de ciencias computacionales de la Universidad Tecnológica de Suiza, se rescata de manera breve cada una de las fases; siendo la primera la recolección, procesamiento, y almacenamiento de fuentes internas y externas para que la data migre al usuario final. El almacenamiento de la data puede darse dentro de cualquiera de sus herramientas de administración y almacenamiento como “MySQL”, “PostgresSQL”; “Databases MPP: Cassandra” y otros (Elgendy & Elragal, 2016).

Adicional al almacenamiento, la data debe ser organizada y procesada, paso en el cual se puede hacer consultas en las bases de datos a través de “querys” (lenguaje de consulta), entre otras herramientas de

procesamiento como Pig, R, SQL. En la siguiente fase: **Diseño**, se trata de enfocar más en el desarrollo de acciones que permitan conceptualizar la data como tal a través de la planificación y elección de un modelo de análisis de datos. Se incluyen algoritmos apropiados de acuerdo a la data disponible, entre los tipos de modelos de análisis, data mining tradicional entre otras técnicas de análisis avanzadas como: algoritmo de agrupamiento (*clustering*); regresión; asociación de reglas junto con el aprendizaje de técnicas computacionales e inteligencia artificial como redes neuronales, árboles de decisión y patrones analíticos (Elgendy & Elragal, 2016).

Para la **Elección** de la alternativa ideal, se requiere medir el impacto de todas las posibles soluciones a través de tableros, mapas cognitivos, etc. Finalmente, en la fase de **Implementación**, donde los resultados de la alternativa/solución elegida se operacionalizan. (Elgendy & Elragal, 2016). Las aplicaciones de Big Data se han dado en varios campos, desde **casos de redes inteligentes** donde ha permitido a través de múltiples conexiones identificar los posibles riesgos y detectar comportamientos anormales en tiempo real; **servicios médicos**, logrando personalizarlos gracias a la atención y monitoreo online de los síntomas de pacientes para ajustar la prescripción médica, además de crear planes médicos a la población acorde a sus diagnóstico, evolución de la enfermedad entre otros factores; transporte y logística; monitoreo gubernamental y servicios políticos como el conteo de votos, etc (Oussons et al., 2017).

1.1.4 Machine Learning y su relación con el big data

Para introducir al machine learning, es importante establecer la diferencia entre la data estructurada y la no estructurada. Según Smith & Frank (2016), **la data estructurada** es el tipo de información registrada en una hoja de cálculo, cada hilera es un dato y cada columna un atributo; **la data no estructurada** es el tipo de información que reside en documentos, imágenes, con diferentes formatos o dimensiones. En el caso de Machine Learning, sus algoritmos trabajan mejor con data estructurada.

Qiu, Wu, Ding, Xu y Feng (2016), definen al Machine Learning como un campo de investigación que se enfoca en las propiedades de sistemas de

aprendizaje, en la teoría de esos sistemas y en la aplicación de algoritmos. Se caracteriza por desarrollar ideas en diferentes tipos de ámbitos como inteligencia artificial, estadística, ciencias cognitivas, ciencias matemáticas, además de brindar soluciones a varios problemas que implican: minería de datos, reconocimiento y control autónomo de sistemas. Machine Learning suele confundirse con “Expert Systems”, que de acuerdo con Steven R. Snapp et al. (2017), es un sistema basado en reglas con competencias de aprendizaje simples y se ocupa de evaluar, reportar un sistema específico como puede ser el de monitoreo y seguridad.

A diferencia de machine learning, que se destaca por manipular grandes números de indicadores, incluso a veces más que observaciones, combinándolos en formas altamente no lineales e interactivas (Obermeyer & Ezekiel, 2016). Machine Learning es considerado como un componente fundamental de data analítica por su capacidad de aprender de la data y brindar información basada en datos, predicciones y decisiones sin requerir el uso explícito de pruebas estadístico (L'heureux, Grolinger, & Capretz, 2017). Machine Learning se divide en tres sub-dominios tales como: **(a)** Aprendizaje supervisado; **(b)** Aprendizaje no supervisado; **(c)** Aprendizaje reforzado. Todos estos puntos pueden ser explicados de la siguiente manera, tal como lo cita Junfei Qiu et al. (2016, p. 2):

Briefly, supervised learning requires training with labeled data which has inputs and desired outputs. In contrast with the supervised learning, unsupervised learning does not require labeled training data and the environment only provides inputs without desired targets. Reinforcement learning enables learning from feedback received through interactions with an external environment. [Resumidamente, el aprendizaje supervisado requiere de capacitación con data etiquetada la cual tiene entradas y salidas deseadas. Por el contrario, el aprendizaje no supervisado no requiere de datos de entrenamiento etiquetados y el entorno solo provee entradas sin objetivos deseados. El aprendizaje reforzado habilita el aprendizaje desde la retroalimentación recibida a través de interacciones con un entorno externo].

L'heureux et al. (2017), en su aporte incluye la relación desde el contexto de machine learning con Big data, partiendo de sus tres principales puntos como lo son: Volumen, velocidad y variedad, teniendo que:

- **Volumen:** Se define al tamaño de manera vertical por el número de muestras en un conjunto de datos o de manera horizontal por el número de características que contenga.
- **Velocidad:** También aplicada al ritmo en el cual la data es analizada, existen varios retos en los cuales machine learning ha contribuido como la disponibilidad de la data, donde se la considera como el procesamiento de la nueva data apenas ésta llega
- **Variedad:** La variedad en la estructura de un conjunto de datos y su interpretación semántica, dentro de machine learning la localidad de la data se encuentra en la memoria o en una simple carpeta de disco; al contrario de big data donde eso es básicamente imposible debido al tamaño completo de la data, de modo que no es ajustable en la memoria siendo distribuidos en inmensos números de filas que residen en ubicaciones diferentes.

Machine Learning depende de técnicas ejemplares, usualmente aquellas aplicadas a la estadística para encontrar patrones y expresar correlaciones, sin embargo, no puede evaluar el valor real de lo que encuentran; aquí entra el papel del científico de llevar a cabo el estudio que permita medir o evaluar la calidad del resultado; después de todo está comprobado que las máquinas hacen el aprendizaje, pero las personas son quienes hacen minería de datos (Smith & Frank, 2016).

1.1.5 Algoritmos de aprendizaje

Junfei Qiu et al. (2016, p. 3) dentro de su investigación comparten un cuadro comparativo donde se detalla estos tres tipos de aprendizaje junto con los algoritmos aplicados para cada uno de ellos. Los algoritmos de aprendizaje tratan de buscar un modelo de data que respalde una predicción, según Smith & Frank (2016), aprendiendo de un conjunto de datos se puede predecir la exactitud de la predicción de la data restante.

Tabla 1: Comparación de las tecnologías de Machine Learning

Tipos de aprendizaje	Tareas de proceso de data	Normas de distinción	Algoritmos de aprendizaje	Referencias representativas
Aprendizaje supervisado	Clasificación /Regresión /Estimación	Clasificadores computacionales	Máquinas de vectores de soporte	[120]
		Clasificadores estadísticos	Clasificador bayesiano ingenuo	[15]
			Modelo oculto de Markov	[121]
			Redes bayesianas	[122]
Aprendizaje no supervisado	Agrupamiento/ Predicción	Clasificadores connexionistas	Redes neuronales	[123]
		Paramétricos	Media K	[124]
			Modelo mezclado Gaussiano	[125]
Aprendizaje reforzado	Toma de decisiones	No paramétricos	Proceso de modelo mezclado de Dirichlet	[125]
		Modelo gratuito	Media X	[124]
			Aprendizaje Q	[126]
			Aprendizaje R	[127]
		Basado en modelo	Aprendizaje TD	[128]
		Aprendizaje Sarsa	[129]	

Fuente: Smith y Frank (2016).

Se detalla como primer punto dentro de la Tabla 1 comparativa, se tiene que el aprendizaje supervisado puede introducirse de dos maneras: **clasificación** y **regresión**, las cuales se utilizan cuando se trata de predecir algo que posee valores discretos y cuando se trata de predecir un valor numérico teniendo como objetivo principal encontrar una fórmula que permita generar una buena estimación del valor real, respectivamente. La

regresión requiere el empleo de más algoritmos y centra su medición en cuán cerca es el valor estimado al valor actual dado por el experto en lugar de ver si el valor predicho es precisamente correcto o no.

Por otro lado, dentro del aprendizaje no supervisado, que es más aplicado cuando no se conoce la respuesta correcta con anticipación y no hay una base anterior sobre la cual evaluar si el resultado es bueno o no; se encuentra lo que es **agrupación y asociación** dado una data recopilada, separando en dos o más grupos basados en sus similitudes (Smith & Frank, 2016).

El aprendizaje no supervisado no tiene como objetivo establecer juicios correctos o erróneos sino de encontrar simplemente generalidades interesantes y útiles dentro de la data. Smith & Frank (2016), afirmaron que la similitud no siempre es tan obvia como se espera.

1.1.5 Red neuronal

Como lo explica Padilla, Guillen & Bolancé (2017) : “Las redes neuronales son métodos complejos de procesamiento de información, inspirados en asociaciones neuronales biológicas (p. 6)”. Los resultados que se obtienen a través de redes neuronales no son tan certeros, por otro lado, entre las ventajas que sí posee está la habilidad para identificar las relaciones complejas no lineales tanto en variables respuesta como en variables explicativas y el poder de ambas es de ser capaz de entender dichas relaciones. “El origen de las redes neuronales artificiales es tratar de emular, con modelos matemáticos, sencillos, el comportamiento del cerebro en la realización de determinadas tareas” (Prieto, 2018).

Las redes neuronales artificiales, que se puede abreviar como RNA son definidos también como sistemas de conexión o procesadores de información estructurada en redes neuronales, propiamente dicho. Esa información está formada por nodos o neuronas interconectadas y codificadas con un valor en números que se lo denomina “peso”. El procesamiento de estas neuronas puede resumirse en inputs y outputs de

información, ambas dependerán de la fuerza o el valor que tengan las neuronas interconectadas a otras (Montaño Moreno, 2018).

Para llegar a entender el término: “red neuronal”, es fundamental que se considere al cerebro a más de un órgano, como un computador que trabaja o funciona de manera paralela es decir independientemente, procesando información compleja y no lineal. Estos atributos lo hacen un computador no tradicional, ya que las actividades no las hace a través de programas, ni de ecuaciones; así bien para mantener un péndulo o x objeto erguido o recto, se requiere un simple movimiento manual que el cerebro coordina con las extremidades (Prieto, 2018).

Entre las áreas o problemas en los que las RNA han tenido bastante aceptación ha sido el Reconocimiento de patrones, que, a más de un área de inteligencia artificial, estudia técnicas, metodología para identificar la diferencia de objetos partiendo de sus propios atributos, por supuesto, los más destacados. Para ello hace uso de algoritmos computacionales basados en cálculos matemáticos simulando ciertas habilidades propias del ser humano como los sentidos. Los RNA al igual que los algoritmos de aprendizaje, pasan por el mismo proceso de inducción llamada *fase de entrenamiento* en la cual calibra el peso que hay entre las distintas conexiones de las neuronas que la componen para luego ser aplicadas (Tostado, Ornelas, Espinal, & Puga, 2015).

Por otro lado, la relación que la inteligencia artificial guarda con los macrodatos o bien conocido como Big Data, es la capacidad de facilitar patrones como la predictibilidad y el apoyo que brindan en la toma de decisiones; así se puede llegar a conocer mejor al consumidor, al mercado entero, mejorar personalizando productos y/o servicios, optimizar el tiempo de la toma de decisión y proyectar el posible comportamiento del consumidor. Sin embargo, el marketing no es el único campo en el cual estas dos herramientas se pueden explayar, a nivel corporativo pueden llegar a mejorar las condiciones laborales, transformando datos en estrategias y/o directrices que permitan mejorar la experiencia tanto del cliente interno como externo (Cotino, 2017).

1.1.6 Del marketing al neuromarketing: Conceptualización y Evolución

Antes de conocer el neuromarketing y sus diferentes ventajas en el mercado, se tenía ya claro el concepto de marketing gracias a las aportaciones de varios autores tales como Philip Kotler y Gary Armstrong, quienes en su libro “Marketing” (2012) determinaron que el marketing no sólo implica en hacer publicidad con el fin de vender un producto o un servicio, se centra más en vender un valor superior al que espera el cliente con el fin de superar sus expectativas de tal manera que tenga motivos por el cual elegir dicha marca. Es así como definieron que: “el marketing es la administración de relaciones redituables con el cliente” (p. 32).

Para Diego Monferrer (2013): el marketing es un flujo de bienes y servicios generado entre el mercado y la organización. En su libro “Fundamentos de marketing”, define este concepto como “el proceso de planificación y ejecución del concepto, precio, promoción y distribución de ideas, bienes y servicios para crear intercambios que satisfagan objetivos individuales y colectivos” (p. 16).

La conceptualización de marketing ha sido desarrollada de varias filosofías de negocio como: **(a) Orientación a la producción:** Donde la demanda excede mucho la oferta, siendo más común en países tercermundistas y en países europeos ubicados al este; **(b) Orientación al producto:** Basada en desarrollar productos con mejores características en un intento por complacer a todas las personas, haciendo que compren a un costo mayor esos atributos que en su mayoría no necesitan realmente. La desventaja de esta filosofía es que no existe una segmentación del producto como tal en base a las necesidades o al perfil del consumidor; **(c) Orientación a la compra:** Se enfoca más en satisfacer las necesidades del vendedor en lugar de las del consumidor; **(d) Orientación al consumidor:** El consumidor es lo suficientemente inteligente para conocer sus necesidades y no están dispuestos a comprar nuevamente si no hay valor agregado a cambio. Entre otros conceptos del marketing está el **marketing social** que se enfoca en reconocer las necesidades de manera individual, de

tal manera que la organización que lo aplique vele por el bienestar de toda la sociedad. **La relación del marketing** tiene como objetivo determinar quién puede ser o quién será el consumidor más leal a lo largo de su vida. (Citado en Blythe, 2005, p.24)

De todos los conceptos que se han establecido a lo largo de la historia, el nacimiento del marketing se detiene en el origen de la economía misma, las necesidades que el ser humano siempre ha necesitado suplir, el intercambio de bienes junto con la innovación que ha permitido que la diversidad del mercado se amplíe. Con el tiempo esta idea fue madurando, llegando a ser una disciplina social y tecnología de aprovisionamiento, según lo plantea Layton (2015), relacionada con las creencias, comportamientos, prácticas sociales e institucionales que surgen de esa interacción que existe entre personas, grupos o entidades, quienes de manera directa o indirecta forman parte de la creación de valor social o económico a través del intercambio.

De acuerdo con José Sixto (2019), la evolución del concepto de marketing se sintetiza en 3 etapas:

- (a) Período incipiente:** Tuvo lugar entre los años 1900 a 1950, durante la primera guerra mundial surgió la necesidad de vender productos en masa a mercados poderosos, recurriendo al marketing para poder promoverlos y darlos a conocer. Es así como el primer concepto de este término se concentra en la oferta su compensación junto con la demanda y su dispersión. Entre los acontecimientos más importantes estuvo la creación del American Marketing Journal y de American Marketing Association.
- (b) Período conceptual:** Etapa en la cual varias conceptualizaciones se integran en base a las influencias de las ciencias del comportamiento humano distinguiendo las características físicas y psicológicas de los bienes de modo que el marketing llega a concebirse como una actividad que logra satisfacer las necesidades de sus clientes a través del intercambio.
- (c) Período de consolidación y desarrollo:** Después de intentos en cuanto a la adaptación del concepto frente a las líneas de investigación, incluyendo el marketing social, estratégico, relacional para finalmente

conceptualizarlo como la gestión por la cual las personas y grupos de personas satisfacen sus necesidades, intercambiando, brindando o creando productos con valor agregado a otros.

A partir de allí en adelante, el deseo de ver en la mente de los consumidores como lo plantea Hsu, (2017) creció a través del tiempo. Gerald Zaltman fue el primero en descubrir y aplicar métodos de neurociencia cuyo potencial permitiría mejorar la forma de ver el marketing y las necesidades del consumidor en general. Entre los métodos que se usaron inicialmente fueron encelografía magneta, electroencefalografía, entre otros que serán explicados más adelante.

Este hecho se confirma en una artículo publicado por doctores de varias universidades europeas plantearon que la comunicación entre seres humanos es la razón de la existencia, razón por la cual varios investigadores se han interesado en conocer profundamente sobre el comportamiento del cerebro y todo los procesos que implica entenderlo, la toma de decisiones, la inteligencia cognitiva, el impulso de acuerdo a las emociones, modelos en los que se aplican algoritmos complejos que permiten correlacionar lotes de información variada (Rubio, Babiloni, & Álvarez, 2017).

Con el tiempo el **neuromarketing** fue extendiéndose a medida que iba siendo más conocido, no sólo las técnicas sino también las definiciones que han sido aportadas por distintos autores , en el diccionario de Collins se encuentra este término como: “The process of researching the brain patterns of consumers to reveal their responses to particular advertisements and products before developing new advertising campaigns and branding techniques” [El proceso de buscar patrones cerebrales del consumidor para revelar sus respuestas a anuncios en particular y productos antes de desarrollar nuevas campañas publicitarias y técnicas de marca] (Collins Dictionary, 2019). Por otro lado Nyoni & Bonga definen el neuromarketing como el uso de métodos de investigación neurológica para entender mejor los patrones del pensamiento del consumidor a través de la identificación de los botones de compra dentro del cerebro humano para poder hacer la

comunicación más efectiva en base a las respuestas recibidas en relación a la marca o a la publicidad (Nyoni & Bonga, 2017).

El **neuromarketing**, según Stasi, et al., (2017), a diferencia de neurociencia, es que se refiere al interés comercial en herramientas neuropsicológicas como eye-tracking, conducta de piel, electroencefalografía, entre otras. La neurociencia, por el contrario, a pesar de relacionarse directamente con el neuromarketing, se caracteriza por la investigación académica en la intersección de la neurociencia y la psicología del consumidor. El neuromarketing abarca un número de técnicas de investigación que pueden ayudar a medir aspectos que han sido considerados cruciales dentro del proceso de consumo como la respuesta emocional del consumidor y qué tanto recuerda del producto o marca o servicio.

Según Yücel et al. (2015) el neuromarketing es un campo interdisciplinario donde intervienen el marketing, neurología, psicología y sociología, de modo que puede revelar el proceso de decisión de compra en el cual el consumidor decide consciente e inconscientemente. Como varios autores entre ellos Lindstrom (2008), Zurawicki (2010) el neuromarketing también puede ser definido como aplastar el botón de compra del cerebro. El proceso del neuromarketing empieza básicamente en el cerebro, cuando éste recolecta la data a través de los cinco sentidos durante el proceso de decisión de compra, el cerebro comienza a asociar la data con factores como las experiencias y la personalidad.

Nyoni y Boga (2017) en su investigación "Neuromarketing: No brain, no gain", basándose el autor Hilderbrand mencionan que el neuromarketing es la clave para asegurar que el criterio principal de muchas empresas sea alcanzado como lo es que la publicidad y los esfuerzos en el branding sean efectivos. Para ello se consideran 5 factores que han sido los indicadores en estos casos tales como: (1) Las empresas deben estar seguras que sus mensajes no solo hayan sido comunicados sino también el que hayan logrado la percepción correcta en las personas; (2) Los consumidores deben ser capaces de simplificar y facilitar el proceso de información; (3) Los

consumidores deben ser capaces de recordar no sólo el producto sino también la empresa detrás de él; (4) Las empresas deben aplicar un método conocido como Marca sensorial para enganchar al consumidor; (5) La publicidad también debe apelar al lado emocional del consumidor ya sea positivo o negativo para atraer su atención.

Breiter, et al. (2015), menciona en su artículo “Redifining neuromarketing as an integrated science of influence que el neuromarketing se enfoca en entender el balance que existe entre las preferencias externas e internas basadas en las experiencias emocionales del cliente. El neuromarketing puede llegar a superar la falta de teoría que existe en la comunicación, entendiendo cómo procesa el cerebro, cómo aprende y almacena estímulos provocados por la publicidad. Su contribución en la creación efectiva de mercados para bienes y servicios que lideran el crecimiento de la economía sin reducir la autonomía decisiva de los consumidores, es lo que la ha permitido ser considerado como una herramienta de investigación importante (Alvino, Constantinides, Efthymios, & Massimo, 2018).

1.1.7 Neuromarketing y Neuroeconomía

Así como el marketing guarda relación con la economía, el **neuromarketing** puede llegar a ser confundido con la neuroeconomía, la cual se enfoca en las elecciones que hace el consumidor y la distribución de esas elecciones, mientras que el neuromarketing es considerado una ciencia de influencia que se encarga de que esa distribución de elecciones sea cambiada o intervenida por las escalas del comportamiento entre otros factores cognitivos (Breiter, et al., 2015).

Desde el punto de vista de Iñigo Tallada (2015), la **neuroeconomía** se basa en un modelo de elección, que se centra en como la persona llega a rechazar o aceptar partiendo de la economía conductual y experimental para poder entender procesos de biología neuronal que conllevan a la toma de decisiones; en tanto que el **neuromarketing** a través de procesos cerebrales apunta a conocer de mejor manera las emociones y comportamiento del consumidor. Del lado de Meckl-Sloan la neuroeconomía es un campo

interdisciplinario relativamente nuevo que incluye neurociencia cognitiva, computacional y económica buscando explicar la toma de decisión del ser humano y su habilidad al procesar varias alternativas para finalmente seleccionar el curso de sus acciones; en tanto que el neuromarketing según la autora es relativamente una disciplina nueva también, pero que viene de la neuroeconomía y estudia la manera en la que el cerebro procesa las tomas de decisiones más relevantes desde el punto de vista económica, y va dirigida a marketeros en lugar de médicos profesionales (Neuroeconomics and Neuromarketing, 2015)

Lăzăroiu et al. (2017), refuerzan los anteriores conceptos planteando que la neuroeconomía cubre la investigación de las microfundaciones biológicas tanto en la cognición económica como en la conducta económica simulando un método social que se basa en dos supuestos: (a) sistema clarificado para construir el comportamiento de la elección humana que puede inferir dentro del área neurocientífica, psicológica y económica; (b) posibilidad de que hayan mapas coherentes y comprensibles como la etapa de elucidación. Así al determinarse dichos mapeos, los flujos de limitaciones algorítmicas propios de la neurociencia puede llegar a ser viables en cuanto a análisis para varios economistas. La neuroeconomía tiene los mismos fines de la microeconomía porque comprende lo que generan las opciones, sus ventajas, confirmando así la maximización de la utilidad dada por esas elecciones.

Se entiende que dentro del cerebro existen dos tipos de coherencia: la económica y la social, ambas en términos de preferencia están blindadas en distintas redes neuronales que trabajan de manera armónica para regular la toma de decisión. Una característica de la cual los neurocientíficos han tomado ventaja ha sido la toma de control dentro de un esquema teórico integrado para así comprender mejor la conducta humana. La neuroeconomía experimenta la aplicación de una mezcla de pruebas avanzadas basadas en simulaciones del cerebro enfocadas en las neurociencias cognitivas y sistemas microeconómicos; asocia imágenes con patrones económicos para explicar cómo deciden las personas sobre una estrategia teniendo una gama de opciones (Lăzăroiu et al. 2017).

1.1.8 Métodos del neuromarketing

El neuromarketing al ser un apoyo en el estudio del mecanismo cerebral para entender el comportamiento del consumidor para mejorar las estrategias de marketing, basándose en la psicología del comportamiento, economía y neurociencia aplica ciertas técnicas que han sido útiles dentro del campo de la investigación tales como: FMRI, PET y EEG. La diferencia con el resto de estrategias o técnicas marketeras es que éstas sirven para toda aquella información que los grupos focales, encuestas dirigidas, entrevistas y cuestionarios no alcanzan a recopilar o profundizar en detalles. En el campo de la investigación, el acceso a la conciencia del consumidor no tiene precedentes y eso ha levantado muchas preguntas que han cuestionado la ética desde las estrategias invasivas como el uso de equipos médicos para descubrir lo que el consumidor recuerda de algo, la manipulación en sus preferencias sin que estén previstos de ello; la explotación de las emociones a través de mensajes subliminales (Cósic, 2016).

Estas técnicas son consideradas muy rentables al momento de aplicarlas inclusive más que la investigación científica lo que a nivel ético lo hace más cuestionable. Entre ellas Dijana (2016) plantea los siguientes:

Resonancia magnética funcional: Es una medida indirecta de la sangre rica en oxígeno a una parte activa del cerebro, usa ondas magnéticas y radiales para crear imágenes cerebrales. Es útil también para estudiar las preferencias y elecciones del consumidor; viendo escaneos del cerebro se puede evidenciar qué partes del mismo están activas mientras reciben algún tipo de estímulo o toman una decisión.

Tomografía de emisión de positrones: conocido como PET, es un método de scanner donde los investigadores inyectan nexando radioactivos en el torrente sanguíneo de una persona y registra la acumulación en el cerebro. Se caracteriza por ser aplicado para entender como las sustancias pueden afectar el comportamiento humano al ser distribuidas al cerebro.

Electroencefalografía: Técnica basada en la colocación de electrodos en el exterior de un cráneo midiendo la actividad eléctrica de las neuronas. Considerado uno de los métodos más populares de neuromarketing por su bajo costo. Utilizado para medir la excitación es decir cuán relevante una persona encuentra algo, la carga de trabajo cognitiva es decir cuánta información es procesada y la motivación.

Eye tracking: Este método implica monóculos o gafas o un rastreador inmóvil que usa cámaras infrarojas para detectar hacia dónde está mirando una persona, midiendo no sólo la dilatación de la pupila sino también movimientos de la cabeza. Se extiende a la cabeza en general ya que la dilatación de la pupila muchas veces suele ser un trabajo difícil debido a los cambios en el brillo, entre otros detalles. Este método es el menos instructivo pero el único ético únicamente si las personas saben que participan o son parte de un estudio de mercado en lugar de uno científico.

Entre las limitaciones que pueden encontrarse dentro de los métodos detallados anteriormente es el financiamiento, ya que son caras e inmóviles de modo que sólo pueden ser utilizadas en un laboratorio configurado y requerido únicamente para ver interpretar los resultados. Además, interviene también la ética como un tema de controversia ya que si dentro del estudio de mercado se descubre una condición médica no favorable, no es un tema que deba ser difundido (Cósic, 2016).

1.2 Marco Legal

Las empresas de telecomunicaciones del Ecuador, representan una herramienta indispensable dentro del ciclo de desarrollo de todo país, permitiendo que mejorar así la calidad de vida de la sociedad en general. Para operar dentro del país, tienen que estar estructuradas en base a las reglamentaciones de los siguientes entes de control y regulación tales como: El Consejo Nacional de Telecomunicaciones (CONATEL); La Secretaría Nacional de Telecomunicaciones (SENATEL) (Contraloría General del Estado, 2017); La Superintendencia de Telecomunicaciones (SUPERTEL) (Ministerio de Telecomunicaciones y de la sociedad de la información, 2019)

y, La Agencia de Regulación y control de Telecomunicaciones (ARCOTEL, 2019).

Dentro de este marco se incluyen las leyes más relevantes que toda empresa de telecomunicaciones debe considerar para poder realizar sus operaciones dentro del país. El 18 de febrero del 2015 se suscribe y publica La Ley Orgánica de Telecomunicaciones, donde el entonces Presidente de la República Rafael Correa Delgado expidió el reglamento general de esta ley (ARCOTEL, 2019).

Dentro de la reglamentación de la Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones, se tiene al **Artículo 1:** En el cual se detalla el objetivo de la ley Arcotel que es: “desarrollar, el régimen general de telecomunicaciones y del espectro radioeléctrico como sectores estratégicos del Estado, que comprende las potestades de administración, control y gestión en todo el territorio nacional, bajo los principios y derechos constitucionalmente establecidos” (ARCOTEL, 2016, p. 1).

El **artículo 2** de la antes citada Ley indica que ésta se debe aplicar “a todas las actividades de establecimiento, instalación y explotación de redes, uso y explotación del espectro radioeléctrico, servicios de telecomunicaciones y a todas aquellas personas naturales o jurídicas que realicen tales actividades a fin de garantizar el cumplimiento de los derechos y deberes de los prestadores de servicios y usuarios”, señalándose además en el segundo inciso del artículo 2 citado que: “Las redes e infraestructura usadas para la prestación de radiodifusión sonora y televisiva y las redes e infraestructura de los sistemas de audio y video por suscripción, están sometidas a lo establecido en la presente Ley” y que “No corresponde al objeto y ámbito de esta Ley, la regulación de contenidos” (ARCOTEL, 2016, p. 1).

Que, el artículo 313 de la Constitución de la República, reserva de manera exclusiva para el Estado, la potestad de administrar regular, controlar y gestionar los sectores estratégicos, entre ellos el de telecomunicaciones, a fin de precautelar el cumplimiento de los principios de

sostenibilidad ambiental, precaución, prevención y eficiencia (ARCOTEL, 2016).

En el Registro Oficial No.439 (2015), se explica la definición de telecomunicaciones como:

Toda transmisión, emisión o recepción de signos, señales, textos, vídeo, imágenes, sonidos o informaciones de cualquier naturaleza, por sistemas alámbricos, ópticos o inalámbricos, inventados o por inventarse. La presente definición no tiene carácter taxativo, en consecuencia, quedarán incluidos en la misma, cualquier medio, modalidad o tipo de transmisión derivada de la innovación tecnológica (p. 5).

En el Suplemento del Registro Oficial No. 676, artículo 3 donde se detallan las definiciones se explica la definición de los Servicios de Telecomunicaciones (2016): “Los servicios de telecomunicaciones están destinados a permitir y facilitar la transmisión y recepción de signos, señales, textos, video, imágenes, sonidos o información de cualquier naturaleza, para satisfacer las necesidades de telecomunicaciones de los abonados, clientes y usuarios” (p. 5).

Se incluye también la definición de Tecnologías de la información y comunicación –TIC.- como: “El conjunto de servicios, redes y plataformas integradas que permiten el acceso o generación de datos a través del procesamiento, almacenamiento, análisis y presentación de la información” (p. 25).

Para entender ciertas terminologías a las que hace mención el Registro Oficial (2015) detalla en sus artículos las siguientes:

Espectro radioeléctrico.- Conjunto de ondas electromagnéticas que se propagan por el espacio sin necesidad de guía artificial utilizado para la prestación de servicios de telecomunicaciones, radiodifusión sonora y televisión, seguridad, defensa, emergencias, transporte e investigación científica, entre otros. Su utilización responderá a los principios y disposiciones constitucionales (p. 5).

Homologación.- Es el proceso por el que un equipo terminal de una clase, marca y modelo es sometido a verificación técnica para determinar si es adecuado para operar en una red de telecomunicaciones específica (pág. 5)

En el aspecto de los derechos y obligaciones de los prestadores de servicios, que en este caso serían las empresas de telecomunicaciones se detalla que “Los prestadores de servicios tienen el derecho a elegir los mecanismos de gestión comercial, incluida la venta y distribución de los servicios, a través de terceros mediante la modalidad de reventa y acorde a la normativa jurídica aplicable” (Servicio de Información Emergente, 2016, p. 25).

De acuerdo con el **Artículo 50** dentro del Suplemento del Registro Oficial No. 676 (2016):

3. Todos los prestadores de servicios de telecomunicaciones, incluidos los de radiodifusión por suscripción, deberán cumplir con las regulaciones tarifarias emitidas por la ARCOTEL para cada uno de los servicios prestados. Los prestadores de servicios declarados preponderantes o con poder de mercado, además, deberán cumplir con las obligaciones que se hayan establecido por encontrarse en tal condición (p. 26).

Dentro del mismo artículo se incluye las obligaciones de las empresas de telecomunicaciones en cuanto al servicio SMA:

7. Los prestadores del servicio móvil avanzado deberán garantizar a los usuarios la conservación de su número en caso de portabilidad numérica. En relación a la portabilidad numérica en los otros servicios de telecomunicaciones que utilizan recurso numérico se estará a los lineamientos, términos, condiciones y plazos que a tal efecto establezca la ARCOTEL (2016, p. 26) a través de regulaciones

11. La obligación prevista en el artículo 24 número 20 de la LOT será cumplida por los prestadores de servicios del régimen general de

telecomunicaciones, de conformidad con la normativa aplicable para cada servicio; considerándose como cambios esenciales, los siguientes:

- (a) Modificaciones a las condiciones de las redes que pudieran afectar la continuidad o calidad de los servicios.
- (b) Cambio de las condiciones técnicas aprobadas para el servicio.
- (c) El establecimiento de nueva tecnología.
- (d) Las condiciones de interconexión, acceso u ocupación.
- (e) Cualquier otro que sea determinado por la ARCOTEL (2016, p. 27) a través de las regulaciones que dicte para el efecto.

En el registro Oficial No. 439 se detalla en el Capítulo I sobre el establecimiento y explotación de redes el tema de la convergencia, relacionada al internet de las cosas, así como también dentro del título III, capítulo I sobre los derechos y obligaciones hace alusión a las definiciones de abonados, clientes y usuarios dentro de la industria de telecomunicaciones:

Artículo 12.- Convergencia. El Estado impulsará el establecimiento y explotación de redes y la prestación de servicios de telecomunicaciones que promuevan la convergencia de servicios, de conformidad con el interés público y lo dispuesto en la presente Ley y sus reglamentos. La Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones emitirá reglamentos y normas que permitan la prestación de diversos servicios sobre una misma red e impulsen de manera efectiva la convergencia de servicios y favorezcan el desarrollo tecnológico del país, bajo el principio de neutralidad tecnológica (p. 7).

Artículo 21.- Definición y tipo de usuarios. Usuario es toda persona natural o jurídica consumidora de servicios de telecomunicaciones. El usuario que haya suscrito un contrato de adhesión con el prestador de servicios de Telecomunicaciones, se denomina abonado o suscriptor y el usuario que haya negociado las cláusulas con el Prestador se denomina Cliente.

En la negociación de las cláusulas con los clientes no se afectará ninguno de los derechos de los usuarios en general, ni se

podrán incluir términos en menoscabo de las condiciones económicas de los usuarios en general (p. 8).

Entre otras obligaciones está el “Proporcionar en forma clara, precisa, cierta, completa y oportuna toda la información requerida por la Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones o el Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información, en el ámbito de sus competencias, en los formatos, plazos y condiciones establecidos por dichas autoridades” (p. 10).

Dentro del registro público de telecomunicaciones, detallado en el capítulo VI del Reglamento General a la Ley Orgánica de Telecomunicaciones (2016):

Art. 24.- Del Registro Público de Telecomunicaciones.- El Registro Público de Telecomunicaciones que estará a cargo de la ARCOTEL, contendrá la inscripción, modificación y cancelación de los títulos habilitantes por delegación y los títulos habilitantes para entidades y empresas públicas, los acuerdos y disposiciones de compartición de infraestructura, interconexión o cualquier otro documento relacionado a estos; conforme las secciones, requisitos, procedimientos y condiciones que prevé la Ley Orgánica de Telecomunicaciones, el presente Reglamento General y las demás regulaciones que emita la ARCOTEL para el efecto formará parte del Registro Público de Telecomunicaciones, el Registro Nacional de Títulos Habilitantes como una sección específica donde se inscribirán los títulos otorgados para la prestación de servicios de radiodifusión y los asuntos relacionados con la prestación de dichos servicios, de conformidad con lo dispuesto en la Ley Orgánica de Comunicación, su Reglamento General y las regulaciones que emita la ARCOTEL para el efecto.

En el Registro Público de Telecomunicaciones se inscribirá también la resolución de Habilitación General que ampara a los títulos habilitantes de Concesión y Autorización, según corresponda, así como los demás actos, resoluciones, autorizaciones y permisos para

servicios del régimen general de telecomunicaciones que se hayan anexado a la misma.

La ARCOTEL en la normativa para la gestión del Registro Público de Telecomunicaciones establecerá el procedimiento para el acceso de los órganos y entes del Estado, así como de los ciudadanos, a la información constante en el Registro, posibilitando el acceso en línea a esta información.

El otorgamiento de títulos habilitantes incluyendo las asignaciones de espectro radioeléctrico a entidades responsables de la seguridad pública y del Estado que por sus características sean de naturaleza secreta o confidencial se inscribirán en el Registro Público de Telecomunicaciones en una sección reservada, por lo que no serán de libre acceso debiendo la ARCOTEL establecer un procedimiento para el acceso a dicha información (p. 10).

Entre las competencias que la ARCOTEL posee se encuentran en la LOT en el artículo 144, siendo entre otras: “1. Emitir las regulaciones, normas técnicas, planes técnicos y demás actos que sean necesarios en el ejercicio de sus competencias, para que la provisión de los servicios de telecomunicaciones cumplan con lo dispuesto en la Constitución de la República y los objetivos y principios previstos en esta Ley, de conformidad con las políticas que dicte el Ministerio rector de las Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información.”, facultándole en el artículo 148 a la Dirección Ejecutiva para aprobar la normativa para la prestación de cada uno de los servicios de telecomunicaciones, en los que se incluirán los aspectos técnicos, económicos, de acceso y legales, así como los requisitos, contenido, términos, condiciones y plazos de los títulos habilitantes y cualquier otro aspecto necesario para el cumplimiento de los objetivos de esta Ley” (2016, p. 2)

El Reglamento General a la Ley Orgánica de Telecomunicaciones, publicado en el Suplemento del Registro Oficial No. 676 del 25 de enero de 2016, en el numeral 3 del artículo 9, establece como función del Director Ejecutivo de la ARCOTEL lo siguiente: “Expedir la normativa técnica para la prestación de los servicios y para el establecimiento, instalación y

explotación de redes, que comprende el régimen general de telecomunicaciones y el espectro radioeléctrico” (p. 7).

Dentro de los aspectos generales del Reglamento de Títulos Habituantes de Telecomunicaciones y Frecuencias (2016):

Para la prestación de servicios del régimen general de telecomunicaciones, operación de redes privadas y para el uso y/o explotación del espectro radioeléctrico se requiere obtener previamente un título habilitante, otorgado por la Dirección Ejecutiva de la Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones -ARCOTEL-, el que se sujetará a la regulación de prestación de servicios y normas técnicas que para el efecto se emitan, con estricta observancia de lo dispuesto en la Ley Orgánica de Telecomunicaciones, Ley Orgánica de Comunicación, sus reglamentos generales de aplicación, el presente Reglamento, regulaciones o disposiciones emitidas por la ARCOTEL, y, lo señalado en los títulos habilitantes (p. 7).

En cuanto a las homologaciones de los equipos, de acuerdo al capítulo III de la norma técnica del espectro de uso libre y de espectro para uso determinado en bandas libres, **artículo 13** “Todos los equipos que utilicen espectro UDBL, deberán ser homologados por la ARCOTEL de acuerdo con lo establecido en el Reglamento para homologación y certificación de equipos terminales de telecomunicaciones” (ARCOTEL, 2018).

En cuanto a la regulación de los mercados, establecida en el capítulo II, artículo 31 del Registro Oficial No. 439 (2015):

La Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones, con sujeción al Reglamento de Mercados que para el efecto apruebe, determinará al menos cada dos años los mercados relevantes relativos a servicios o redes de telecomunicaciones, tanto mayoristas como minoristas y el ámbito geográfico, con el propósito de establecer si dichos mercados se están desarrollando en un entorno de competencia efectiva, cuyas características pueden dar lugar a la imposición a los prestadores con poder

de mercado de obligaciones específicas de manera proporcionada y justificada (p. 12).

En el artículo 34, el registro 439 (2015), determina el pago por concentración de mercado cuyo objetivo es:

Evitar las distorsiones en el mercado de servicios de telecomunicaciones y servicios por suscripción y promover la competencia, los prestadores privados que concentren mercado en función del número de abonados o clientes del servicio concesionado, autorizado o registrado, pagarán al Estado un porcentaje de sus ingresos totales anuales conforme a la siguiente tabla:

Tabla 2. *Pago por concentración de mercado para promover competencia*

Desde	Hasta	Pago
30%	34.99%	0.5%
35%	44.99%	1%
45%	54.99%	3%
55%	64.99%	5%
65%	74.99%	7%
75%	En adelante	9%

Fuente: Registro Oficial Órgano del Gobierno del Ecuador (2015)

“La recaudación de estos valores será trimestral y la realizará la Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones, de conformidad con la regulación que para el efecto emita” (2016, p. 13).

1.3 Marco Referencial

Existen varios casos donde el big data ha sido aplicado, al igual que el machine learning y por supuesto el neuromarketing. Entre los primeros casos de éxito en la aplicación de estas herramientas innovadoras se cuenta con el caso de empresas altamente reconocidas por su idea, por la calidad de su servicio y la tendencia que marca tanto a nivel tecnológico como en lo personal.

1.3.1 Primer Caso: Twitter y el aprendizaje supervisado

Twitter, más que una red social es considerada como un espacio donde lo que está “in” o en tendencia se lo reconoce a través de un “hashtag”. Más dirigida a postear mensajes comunicativos y fidedignos de cuentas presidenciales, corporativas, atención al cliente y críticas de películas, moda, eventos más importantes del año, etc.

El enfoque de este caso recae en el aprendizaje automático y en la herramienta SentiStrenght. El objetivo de este análisis de sentimiento, permitiría revelar un análisis más eficiente de la comunicación que se da en el cyber espacio y, su enfoque fue el desarrollo de estos procesos aplicados a los mensajes en castellano. Twitter relaciona cada mensaje que es publicado con la carga emocional con la que es transmitido, la misma que se clasifica en (1) Polaridad: Cuando el sentimiento es positivo o negativo; (2) Intensidad: La intensidad puede ser negativa o positiva y en base a ello adquiere un valor numérico; (3) Emoción: Los textos son distribuidos según el tipo de emoción que lo represente. Al ser aplicado a grandes volúmenes de datos llega a tener relación con el big data pero con el acercamiento o enfoque del machine learning (aprendizaje automático); sin embargo la complejidad del análisis se basa en que los codificadores pueden variar (Baviera, 2016).

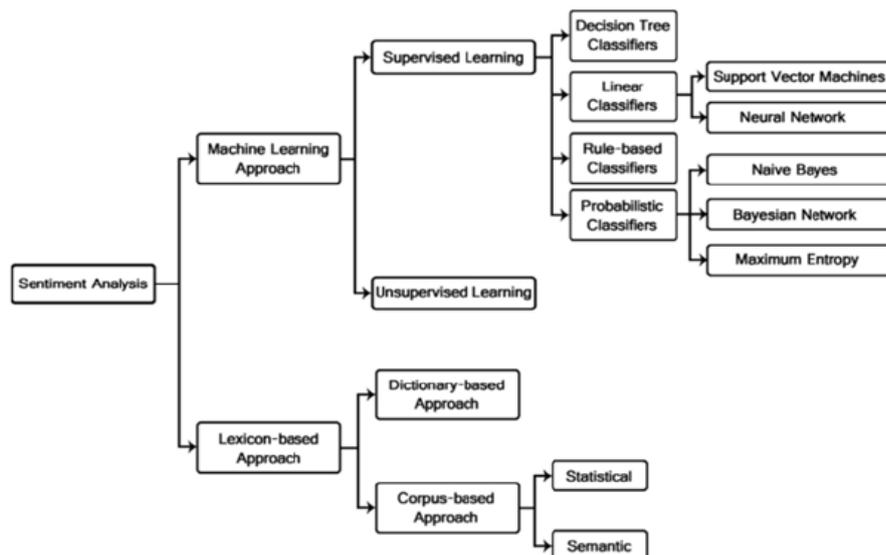


Figura 1. Tipología de las técnicas de Análisis de Sentimiento de la red social Twitter

Fuente: Baviera (2016)

De acuerdo a Baviera (2016): “El sentimiento, entendido de modo general, puede ser evaluado a nivel de documento, oración o entidad. Cuando se evalúa el sentimiento de un documento, se tiene en cuenta el conjunto completo de información. El nivel de análisis de oración se limita a analizar una construcción oracional. El nivel más concreto de análisis corresponde al sentimiento (p. 3). Para ello como el autor lo menciona basándose en lo que cita Medhat (2014) las técnicas a aplicar pueden dividirse en la aplicación del aprendizaje automático como también en lexicon-based approach que es haciendo uso del diccionario.

En este ejemplo, los algoritmos supervisados son los más idóneos para poder evaluar la fiabilidad o factibilidad, considerando un porcentaje mínimo de 80%. Así tal como se mencionó en el punto 2 de la presente investigación según Smith & Frank (2016), los algoritmos supervisados pueden clasificarse como algoritmos de regresión (regression) o clasificación, comprobándose una vez más en este caso que plantea Baviera. Sin embargo, para cada carga emocional varía el tipo de aprendizaje supervisado, así en el caso de la polaridad, el más recomendado sería el de clasificación porque permitiría clasificar de acuerdo a la categoría del mensaje: positivo o negativo e inclusive neutro.

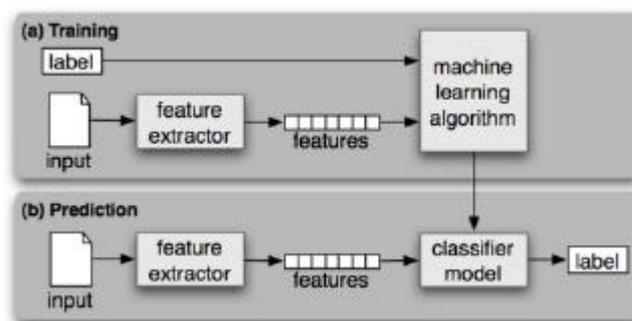


Figura 2: Fases del AAS aplicado al aprendizaje supervisado de clasificación

Fuente: Baviera (2016) como se cita en Bird, Klein y Loper (2009)

Dentro de este caso, se puede rescatar también el uso del Support Vector Machine que, es un algoritmo de aprendizaje (como se cita en Smith & Frank, 2016) dentro del tipo de aprendizaje supervisado. Como menciona Baviera (2016), cada tweet reúne una serie de atributos asociada a cada una

de las palabras descritas en el texto y para el procesamiento de extracción de atributos hay distintas maneras de realizarlo y el SVM es el algoritmo apropiado para ello. Con la identificación de los patrones gramaticales existentes en el tweet, permitirá formar a través de una matriz de datos que estará constituida por valores nulos abundantes como parte de la extracción de atributos.

Para la aplicación de este procedimiento, las fases pueden simplificarse de la siguiente manera: (1) Unigramas: equivalente a una palabra dentro de un tweet; (2) Unificación de hashtags, menciones a distintos usuarios, fechas y signos de puntuación dentro de una sola característica; (3) Reemplazo de emoticones por categoría de emociones; (4) Exclusión de términos de categorías morfosintácticas poco representativas; (5) Uso de diccionario de polaridad; (6) Aplicación de los vectores de soporte. Luego de proceder, el resultado no fue tan satisfactorio ya que, la capacidad de predicción que se tuvo fue de 72,1%, frente a un mínimo requerido de 80%; esto demuestra que aunque las técnicas de PLN y AAS por ahora han resultado exitosas en la investigación en inglés mas no en castellano, en los trabajos en inglés han utilizado estas mismas técnicas donde los niveles de exactitud han sido aceptables entre 80% a 84% (Baviera, 2016).

1.3.2 Segundo Caso: Machine Learning en Facebook

En un estudio reciente sobre Machine Learning en Facebook, se explica la perspectiva de la infraestructura de un centro de datos. En la industria de telecomunicaciones, Facebook se ha mostrado como un aliado para poder predecir el porcentaje de *churn* o abandono que tienen mes a mes las telecomunicaciones, esto como un tipo de alianza de acuerdo a lo que Adriana Henao, Directora Regional de Facebook en Latinoamérica comentó, en la cual tanto Facebook como Claro Ecuador, Claro Peru, Claro Colombia y fonYou ganan, en el caso de facebook más usuarios y en el caso de las empresas de telecomunicaciones más clientes a través de estrategias específicas de retención y fidelización (entendiéndose como dos transacciones distintas) que pueden plantear en la toma de decisiones

basándose en los resultados semanales o mensuales que Facebook les facilita.

Dentro de las funciones predictivas que maneja Facebook las diez más importantes son: (1) Modelo de dispositivo: celular, tablet u otro dispositivo por el cual el usuario ha ingresado a su cuenta facebook; (2) Carrier Tenure: Número de días en el que las personas usan su operadora basado en la operadora de la que hacen uso cuando ingresan a facebook; (3) Porcentaje de tiempo móvil a través de wifi: Tiempo neto en el que las personas pasan navegando en facebook haciendo uso únicamente de wifi, sin considerar sus datos; (4) Tenencia del dispositivo: La cantidad de días que las personas han usado su dispositivo actual, estimado según el dispositivo utilizado mientras usan Facebook; (5) Ubicación; (6) Edad: de acuerdo a lo que las personas reportan en sus perfiles; (7) Marca del dispositivo: determinada por la lógica propiedad de facebook; (8) Estado civil: de acuerdo al perfil del usuario; (9) Porcentaje del tiempo navegando en la red móvil 4G: El porcentaje de tiempo que las personas navegan en esa red vs el tiempo total que pasan en su celular; (10) Porcentaje del tiempo navegando en la red móvil 3G: El porcentaje de tiempo que las personas navegan en esa red vs el tiempo total que pasan en su celular (Facebook, Inc, 2019).

Dentro de esta herramienta de predicción, empresas como Claro y fonYou han aprendido cómo predecir si los consumidores se van o si llegan a adquirirlos. Dentro del modelo que usan se basan en que el 20% de los clientes que poseen el mayor nivel de *churn* es 2,68 veces más eficaz en predecir la cuota de churn que de lo que puede resultar de una muestra aleatoria. La curva de característica operativa del receptor o ROC, es la que Facebook emplea para poder comparar la eficacia de “x” modelo frente a una muestra aleatoria de clientes; si un modelo presenta mayor porcentaje positivo verdadero significa que va a tener predicciones más precisas, más acertadas (Facebook, Inc, 2019).

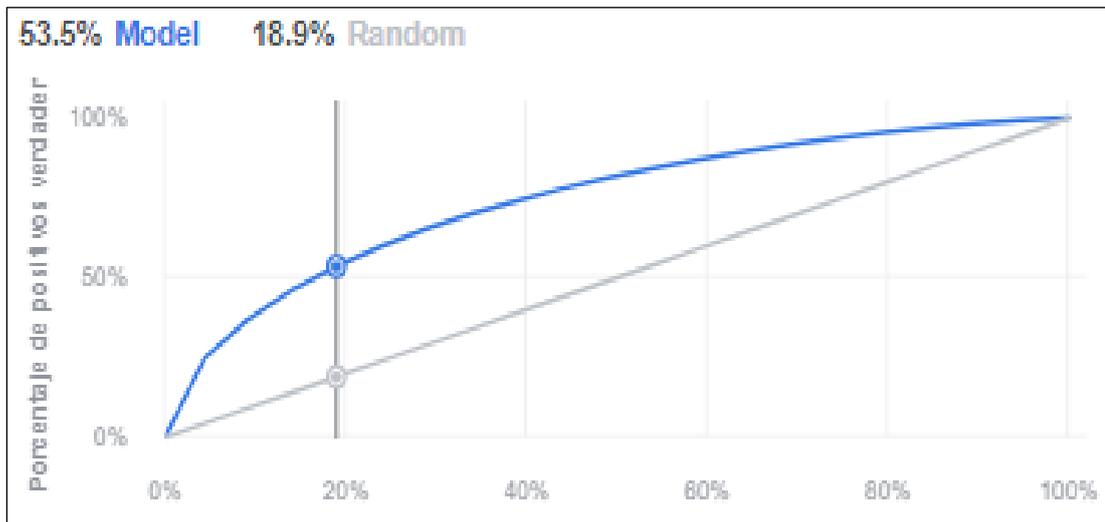


Figura 3: Curva ROC

Fuente: Escogido de Facebook (2019).

Es así como el Machine learning ha brindado a Facebook las claves necesarias para poder medir la experiencia del usuario desde el momento en el que ingresa a la aplicación (facebook app o facebook messenger) incluyendo servicios como el ranking de publicaciones, discursos, traducciones de texto y clasificación de fotos o videos en tiempo real. Para ello hace uso de una gama de algoritmos en cada uno de estos servicios en especial máquinas de soporte vectorial, árboles de decisión con potenciación del gradiente y diferentes estilos de redes neuronales (Hazelwood et al., 2018). Una vez más el aprendizaje supervisado es aplicado en cuanto a clasificación y el aprendizaje no supervisado en cuanto a predicciones tal como lo planteó Smith & Frank (2016).

Como bien L'heureux et al. (2017), el machine learning permite predecir una vez que aprende de la data, esto se corrobora con lo que mencionan Hazelwood et al. (2018) donde establece que el machine learning puede aprovechar una serie de entradas para poder construir el modelo requerido creando una predicción entre otras señales útiles. Entre los servicios que brinda facebook están los que se detallan en la tabla a continuación:

Tabla 3: *Algoritmos de aprendizaje de Machine Learning aplicados por producto o servicio*

Modelos	Servicios
Máquinas de soportes vectoriales	Facer (User Matching)
Árboles de decisión con gradientes potenciales	Sigma
Percepción multicapa	Publicidad, Nuevo feed, búsqueda, sigma Lumos, Facer (Extracción de features o características)
Redes neuronales convolucionales	Entendimiento de texto, traducción,
Redes neuronales recurrentes	reconocimiento de voz

Fuente: Hazelwood et al. (2018).}

Gracias a estas implementaciones, Facebook ha dejado de ser una red social para ser una red de alianzas e interconexión donde logra mejorar el negocio de personas y de empresas. Actualmente se encuentra implementando Autoflex como una herramienta o instrumento que ha hecho que los ingresos de FonYou hayan despegado de manera sorprendente, el fin es simple: ¿Sin megas?, No hay problema el cliente tendrá la opción de ingresar al portal cautivo sin salir de la experiencia (Facebook) o hacer un préstamo para poder seguir navegando sin la necesidad de enviar un SMS o USSD por fuera de la aplicación (fonYou, 2019). Lo que fonYou le llama Deep Customer Analytics puede resumirse en la figura a continuación:

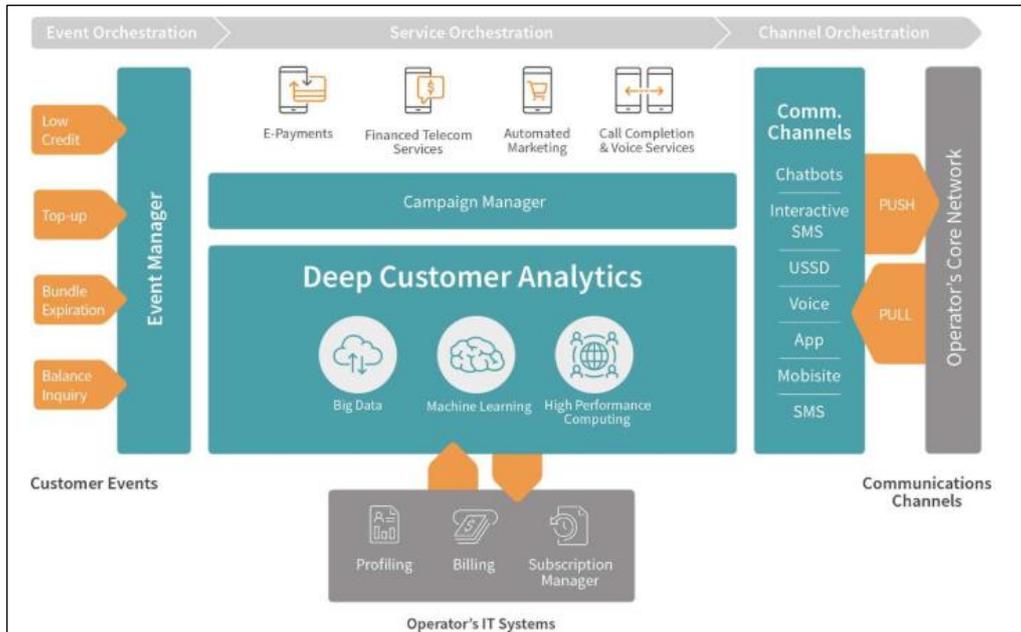


Figura 4: Deep Customer Analytics Flow

Fuente: Proveedor Fon You (2019) de servicio proporcionado.

1.3.3 Tercer Caso: Experimento de degustación del café desde la perspectiva de neuromarketing

El objetivo de este estudio fue determinar la preferencia de compra del consumidor en cuanto al café usando el método de electroencefalografía aplicando metodología experimental con una muestra de 30 estudiantes de la universidad de Firat entre 18 y 26 años de edad. Entre las preguntas preliminares que se hicieron a los estudiantes fue qué marca de café quería, partiendo de allí si la respuesta era inmediata habría querido decir las primeras cinco palabras en diez segundos. Eso aparecería en su mente cuando pensó en la palabra "Café", es allí cuando es conectado al aparato de electroencefalografía y prueba cinco tazas de café de distintas marcas (sin etiquetar que marca es cada una), el aparato apuntó una alta frecuencia y una gran magnitud en la onda EEG, de lo que se puede interpretar como un mayor estímulo (Yücel, y otros, 2015).

El método electroencefalográfico como Hsu, (2017) y Stasi, et al., (2017) lo nombraron es uno de los más funcionales para el neuromarketing, de acuerdo a Yücel et al. (2015) en este estudio evaluaba tanto las condiciones fisiológicas sino también psicológicas del cerebro y, por lo general se producen de 8 a 16 canales para registrar las actividades de las diferentes secciones del cerebro de manera simultánea. Dentro de los resultados se tuvo que Nescafé era la marca líder para las personas encuestadas, de acuerdo a la metáfora planteada.

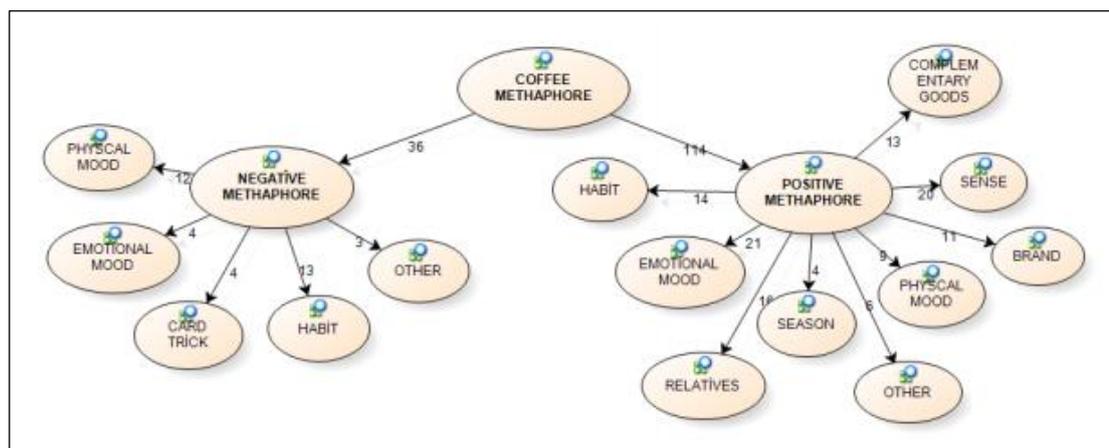


Figura 5: Metáfora del café

Fuente: Yücel et al. (2015).

Al inicio de la evaluación, la longitud de la onda normal había estado en un ritmo alfa de 9-10 Hz. Después de unos cuatro segundos el voluntario tomó café lo que hizo que las ondas cerebrales cambiaran. Por lo general, las ondas tienen una frecuencia normal, sin embargo al tener una estimulación positiva las ondas disminuyen y la actividad cerebral decrece también. Esto se debió a que una vez que las personas bebieron el café que les gustó se relajaron demostrando que cuando las ondas cerebrales caen paralelamente, la persona puede permanecer libre de estrés en tanto que si prueban uno que no les gusta ocurre lo opuesto (Yücel et al.,2015).

Los resultados en data extraídos del aparato de electroencefalografía pueden resumirse en la tabla como sigue:

Tabla 4: EEG Shooting y marcas de café

Recuento de voluntario	Promedio del intervalo del comienzo de la actividad	Tipo de ola	Promedio de frecuencia de la onda en Hertz	Elección de marca de café
3	4-6 segundos	TETA	7-8	VIP
5	4-6 segundos	TETA	6-7	SHAZILLI
13	4-6 segundos	TETA	7-8	NESCAFE
4	4-6 segundos	TETA	7-8	JACOBS
5	4-6 segundos	TETA	7-8	CAFÉ CROWN

Fuente: Yücel et al. (2015).

Este estudio demostro como se mencionó anteriormente que la marca Nescafé se sitúa en primer lugar dado el número de personas que la prefirieron, comprobandose a través del promedio de frecuencia de la onda en Hertz que reveló que a más de Nescafé, las marcas: Jacobs, Café Crown y VIP son también marcas que causan ese impacto en las ondas cerebrales pero en menos personas.

Capítulo II. Diseño metodológico

2.1 Formulación de antecedentes

Dentro de los rasgos más importantes en la historia de Claro antes de BI se pueden destacar los siguientes: (a) Dependencia del departamento de datawarehouse: que hoy es el área encargada del mantenimiento de las bases de datos y del servidor, se dependía de ella porque no había acceso directo a las bases de datos. Desde la implementación de Tableau es que se puede ahora acceder sin problema y procesar la información.

La única limitante, por temas de seguridad y control es que sólo se puede ingresar a aquellas liberadas por datawarehouse (b) Limitación en el Volumen de Datos: Antes los datos que enviaba datawarehouse (DWH) eran en Excel, cuya capacidad sólo permitía hasta 1 millón de registros aproximadamente. Con Tableau se ha logrado tener acceso a más de 1 millón de registros diarios; (c) Velocidad de Procesamiento: Excel era antes la única herramienta para procesar datos y se volvía lento para procesar información; (d) Desarrollo de Dashboards: Inclusive los tableros era ejecutados en Excel y sus características no permitían modelar datos (Ozaette, 2019).

Por otro lado, del lado de marketing, ha habido varias etapas en las que BI ha sido un factor influyente para el lanzamiento de campañas, nuevas ofertas incluidas en las guías comerciales, etc. De acuerdo con lo que Ruth Terrelongue, jefe del segmento Prepago, paquetes y datos y Byron Añazco, gerente de Datos y Contenido, Hogar y SVA, comentan sobre la evolución del marketing en la empresa es que antes no se contaba con agencias de investigación de mercado como ahora que la empresa es una multinacional; las campañas eran lanzadas en base al resultado de encuestas hechas al cliente en cada uno de los canales de venta.

Hoy la empresa cuenta con el área de desarrollo de productos, encargada de establecer alianzas y negociaciones con diferentes proveedores que prestan servicios, plataformas, licencias para hacer cada

una de las líneas de negocio más eficientes. Pontis, por ejemplo, es un proyecto que ya está en ejecución y se caracteriza por ser un gestor de campañas, que permite retener y fidelizar a los clientes, ofreciéndoles más beneficios promoviendo así que vuelvan a comprar ya sea un paquete o hacer una recarga.

Las campañas publicitarias son diseñadas en base a un plan de medios y a indicadores que permiten saber cuál será el retorno de la inversión en cada una de ellas lo que ha permitido medir de manera correcta lo que generará o no ingresos a la compañía. Sin embargo, el personal considera que aún le falta a la empresa experimentar y arriesgarse por campañas que puedan despertar más los sentidos de las personas y ya no sólo retenerlos por nuevas ofertas, sino más bien por la publicidad, no sólo vender producto sino la marca como tal (Terrelongue & Añazco , 2019).

En muchas industrias se ha empezado a considerar al consumidor desde otras ópticas, diez años atrás se veía únicamente lo que el cliente consumía a nivel de cantidades o a nivel de plazas y se analizaba estadísticamente qué ciudades consumían más y en qué denominación se consumían más, esto es de acuerdo al ARPU que para Claro es average rate per user (en español el ingreso promedio por usuario); un indicador es un acrónimo dentro de la industria de telecomunicaciones. Históricamente se veía sólo esas métricas, sin embargo, el cliente con el tiempo se fue volviendo más selectivo, las ofertas cambiaron de ofrecer llamadas o mensajes principalmente para ofrecer el consumo de datos.

A nivel regulatorio, la estrategia comercial de Claro evolucionó, hasta antes del 2012; las recargas tenían vigencia, es decir que, aunque el usuario se haya consumido o no los minutos o el paquete de mensajes en su totalidad, tenía un plazo para consumirse ese saldo. A partir del 2012, el gobierno estableció que no sería así, por lo que el usuario puede conservar su saldo el tiempo que el estime sin preocuparse por la fecha de caducidad. Así nacen los paquetes de recarga, de modo que el cliente pueda devengarlos.

Se cree que el consumidor está más empoderado, la competencia más agresiva y por ello se creó hace 3 o 4 años la unidad de inteligencia de negocios con el fin de analizar varias variables que no habían sido consideradas para el establecimiento de estrategias. En la actualidad, se cuenta con una unidad de negocio adicional dedicada a realizar tres tipos de analítica tales como: (a) Analítica descriptiva (entender lo que pasó); (b) Analítica predictiva (en base al histórico, determina lo que va a suceder); (c) Analítica prescriptiva (se meten ciertos elementos adicionales de juicio para hacer que el resultado sea lo que uno espera) (Caballero, 2019).

2.2 Metodología: Diseño de investigación

La presente investigación es del tipo descriptiva, multivariada e incluirá modelos de aprendizajes autónomos (machine learning) aplicando el sistema de información Power BI, en el cual se desarrollarán cada uno de ellos. Se trabajará con data dura, es decir datos secundarios. En cuanto a la población y el tamaño de la muestra, se define que no existe dado que se trabaja con una minería de datos, con la cual se trata de encontrar patrones atractivos en la información y resulta más efectiva cuando se cuenta con todos los datos.

La minería de datos trabaja sobre una base grandes de datos, se requiere de toda en su totalidad para poder sacar conclusiones más representativas (Morales, Valencia Cuevas, & Castro Martínez, 2016)

Las variables serán: (a) sociodemográficas: se caracterizan por ser indicadores económicos, demográficos y sociales que permiten segmentar a la audiencia o conjunto de datos (que es la población) en grupos iguales para luego elegir el público objetivo a la que estará apuntado una campaña de comunicación; (Hernández Burbano & Burbano Obando, 2015), variables georeferenciales: relacionadas con la localización, condición y distribución de la data basadas en coordenadas (DataCentric, 2018) y socioeconómicas que de acuerdo a Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC, 2019) pueden ser la vivienda, la educación, características económicas, bienes y hábitos de consumo. Así, se cuenta con numerosas variables, pero se ha

podido resumir en tres: variable dependiente: la lealtad y como variables independientes: el precio y el servicio.

2.3 Técnica de análisis de datos

Se aplicará cuatro modelos estadísticos como: (a) el modelo de mínimos cuadrados ordinarios; (b) el modelo de estimaciones por intervalo; (c) El modelo de desviación de varianza; (d) Modelo de estimaciones de cuantil. Todos estos modelos son usados para el pronóstico, en este caso pronósticos cuantitativos ya que se dispone de una información histórica sobre la cual se apoyará este estudio para pronosticar; a más de ser cuantificable, el patrón que sigue se entiende es recurrente por lo que las probabilidades de que éste mantenga el mismo comportamiento o similar a futuro, son altas. Se puede determinar también que este tipo de modelos son considerados modelos de pronóstico causal dado que demuestra la relación que hay entre las variables y a su vez una causa-efecto entre ellas, es por ello que en los dos primeros modelos se incluye análisis de regresión lineal como lo plantea Begoña (2016).

El primer modelo o método como es el de los mínimos cuadrados ordinarios, conocido por sus siglas MCO, es un modelo tradicional lineal de regresión cuya ventaja es obtener medidas ajustables y confiables, obteniendo estimaciones de los parámetros desconocidos partiendo de un grupo de observaciones de varias variables. Este modelo de acuerdo con Pignataro (2018) permite conseguir los estimadores lineales más apropiados sin sesgo respaldados por un conjunto de supuestos, siguiendo el teorema de Gauss-Markov que según Pavón (2017): “establece que el método de estimación de mínimos cuadrados va a producir estimadores óptimos” (p. 27); es decir que éstos van a tener una varianza mínima y serán centrados. En este caso, se usará la variable dependiente (la lealtad) partiendo de una a un millón de observaciones. El R cuadrado jugará un papel importante en este método ya que es el coeficiente de determinación, el cual es una medida de bondad de ajuste que indicará la proporción que existe entre la lealtad explicada por la regresión lineal aplicada.

El segundo modelo de estimaciones por intervalo que como lo explica Bologna (2014): “Es un resultado que se encuentra rara vez en los reportes de investigación, que suelen limitarse a informar el tamaño del efecto como medida descriptiva, obtenida de los datos de la muestra” (p. 2), recalando que se puede inferir a través de los intervalos de confianza quienes logran cuantificar cualquier incertidumbre que surjan de las estimaciones planteadas. Por otro lado, el tercer modelo: Modelo de desviación de varianza permitirá analizar la variable dependiente al igual que el último método a aplicar como las estimaciones de cuantil, que como lo describe Muñoz & Ramírez-Nafarrete (2015) es una medida de desempeño al igual que la varianza que suelen ser los más apropiados al momento de la toma de decisiones, las cuales según González Redondo (2015) son las estimaciones.

Capítulo III. Resultados y Propuesta

3.1 Análisis de Resultados

Tabla 5. Modelo 1 de MCO

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	valor p	
Const	5.56034	1.38425	4.017	0.0001	***
Servicio	6.68340	0.623010	10.73	<0.0001	***
Precio	5.87269	2.45370	2.393	0.0186	**

Media de la vble.	8.430000	D.T. de la vble. dep.	10.66691
Dep.			
Suma de cuad.	5001.715	D.T. de la regresión	7.180813
Residuos			
R-cuadrado	0.555976	R-cuadrado corregido	0.546821
F(2, 97)	60.72828	Valor p (de F)	7.93e-18
Log-verosimilitud	-337.512	Criterio de Akaike	681.0243
	2		
Criterio de Schwarz	688.8398	Crit. de Hannan-Quinn	684.1874

Nota: Usando las observaciones 1-1000000 donde la variable dependiente es la lealtad, se mide los coeficientes y los estadísticos haciendo uso del programa Gretl.

Mínimos cuadrados ordinarios, es el primer modelo utilizado para la definición del aprendizaje automático (machine learning) de un conjunto de datos ajustados a un millón de observaciones, datos tomados de los servidores de claro basados en registros de compra y consumo de datos móviles, tiempo aire y roaming. Este modelo revela que el precio no es tan significativo como lo es el servicio, por lo que se puede inferir que manteniendo el precio y mejorando el servicio se puede levantar el interés de la lealtad del cliente, por eso una de las estrategias a usarse de neuromarketing será las estrategias por servicio.

Para la garantía del modelo, nos basamos en el R^2 el cual es de 0.56, lo que indica que es una correlación y le proporciona robustez al modelo predictivo. Esto ayudará a especificar la probabilidad de inserción de un cliente al negocio, caso contrario su complemento indicará la deserción de este.

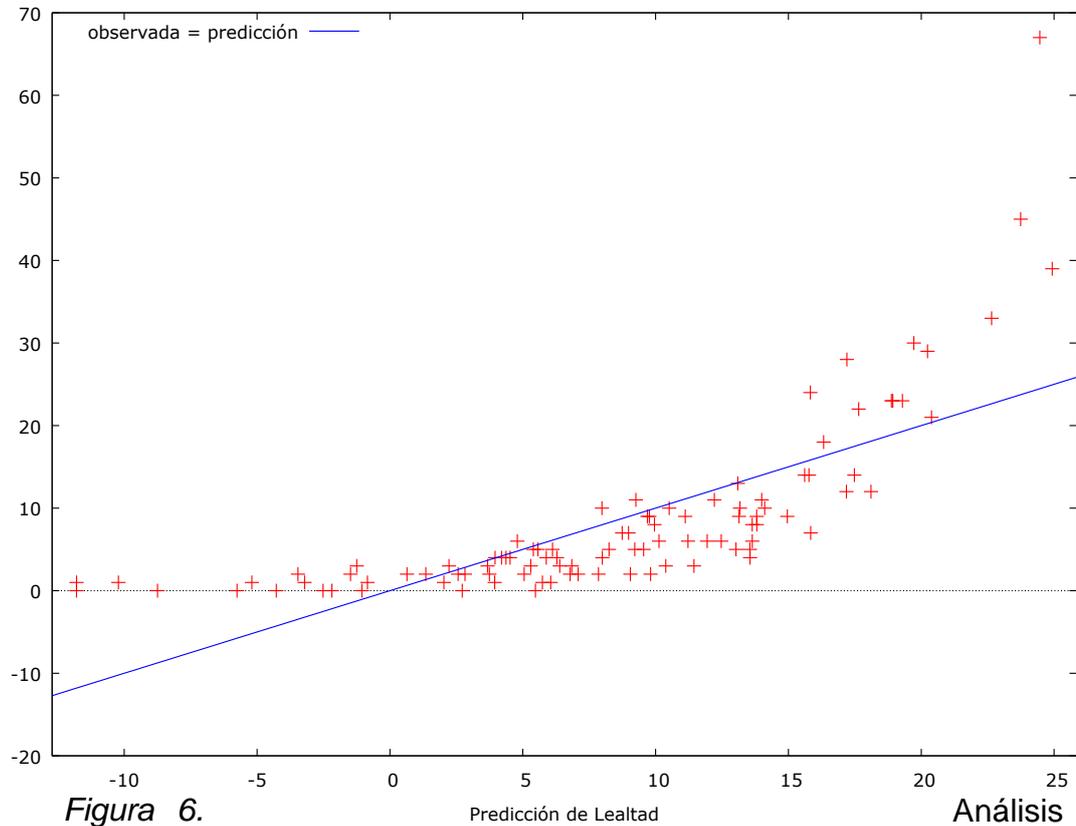


Figura 6.

de dispersión de datos

El gráfico de predicción de lealtad muestra una correlación bastante aceptable de los datos con relación a su media, en este caso representada por la recta de regresión. Es una correlación positiva ya que su tendencia es creciente, pese a la lejanía de ciertos datos, lo que causa una variación no tan dañina para el modelo de predicción, nótese que el 80% de los datos son fuertemente correlacionados, pero por la minoría que está bastante alejada de la recta de regresión, causa una caída en la valoración de la fuerza de correlación (0,56).

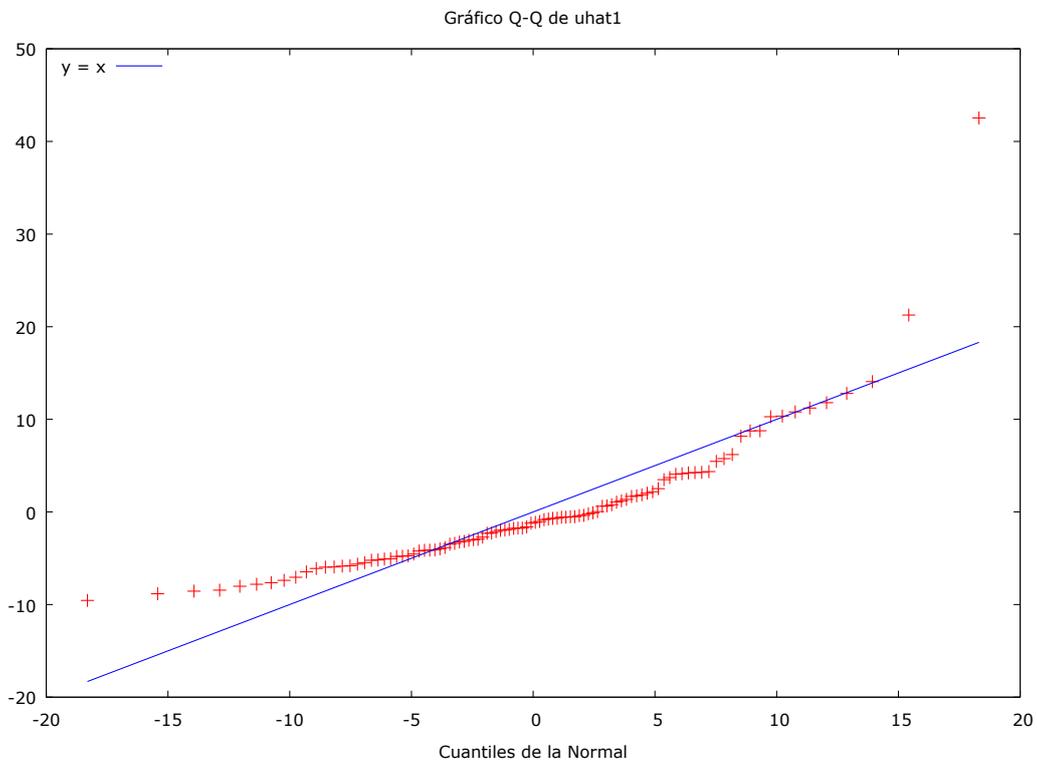


Figura 7: Cuantiles de la normal

Este gráfico muestra la normalidad de los datos en forma gráfica, lo que garantiza una calidad de datos con una varianza normalizada, su naturaleza muestra una varianza de datos no tan cambiante pues, sigue una tendencia creciente sin ninguna estacionalidad y muy fiel a la recta de regresión.

Dado el aprendizaje automático de la metodología de machine learning, usando grandes volúmenes de datos (big data) podemos asociar dentro de un rango de confiabilidad en donde podría estar un cliente en la situación actual que presenta la empresa, mientras más cercano esté al centro de la elipse, mejor será la puntuación de la empresa en lo referente a servicio y precio. Sin embargo, hay que ser conscientes que puede haber factores influyentes de la competencia que también haga que se de esa naturaleza dentro de los datos, pues lo que se está observando es el punto de la confianza donde un cliente deposita su lealtad a la empresa medidos mediante el precio y el servicio.

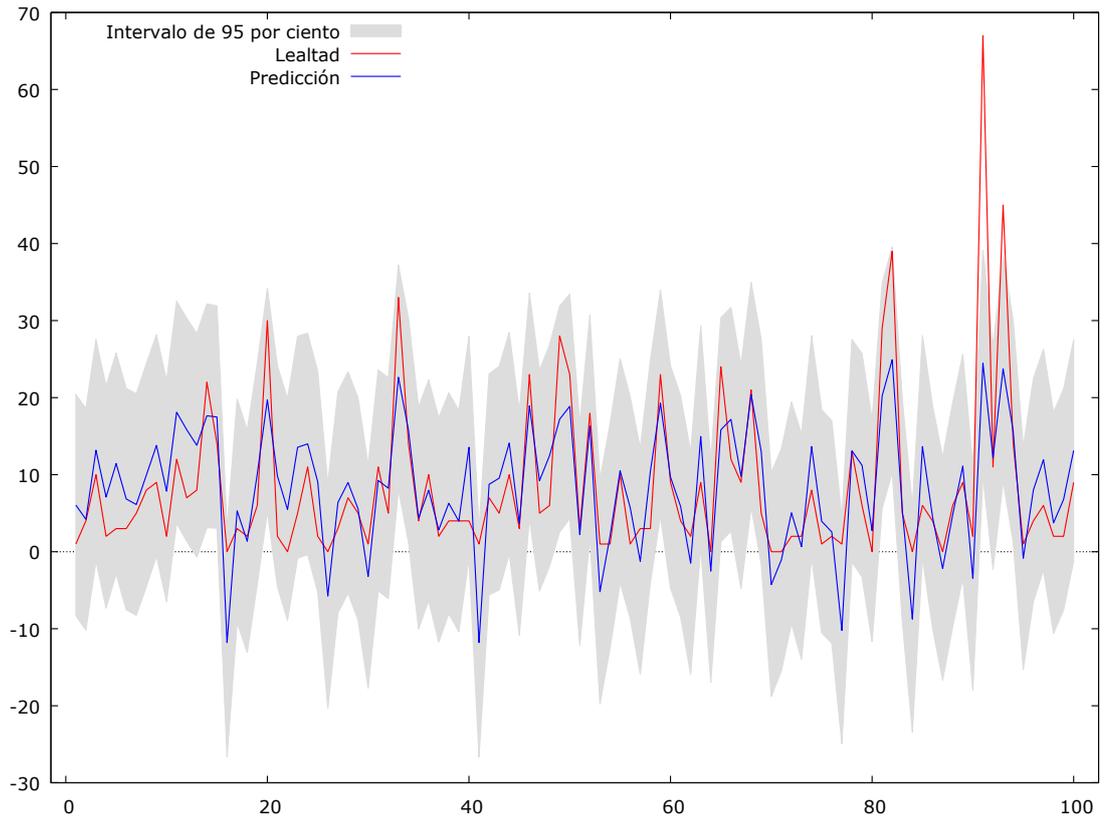


Figura 8: Elipse de confianza 95% e intervalos marginales de confianza 95%

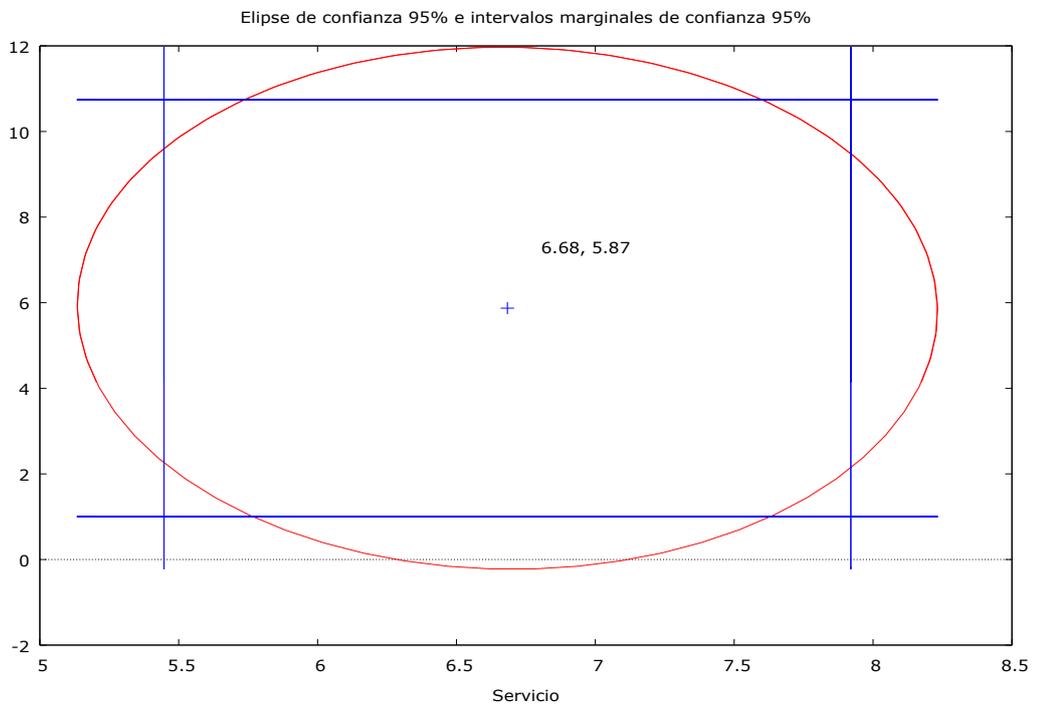


Figura 9: Serie de tiempo multivariada

El gráfico siguiente muestra una serie de tiempo multivariada de cómo el machine learning permite lanzar un pronóstico según el historial de datos, de cómo se va a comportar el cliente si se mantiene las estrategias de mercado de la empresa.

La curva roja, muestra la serie original de datos, es decir son los datos ingresados de los registros de los clientes; la curva azul, es la predicción del machine learning que indica cómo se estarán manteniendo los clientes con las mismas estrategias, mientras más se junten ambas curvas, más exacto será el pronóstico; es decir, que con 1.25% de confianza, Claro seguirá teniendo casi la misma cantidad de clientes como lo ha estado teniendo hasta ahora. La sombra gris que se ve atrás de las curvas, es un intervalo de confianza creado para que si en algún momento el modelo falle, el negocio no incurra en estrategias de último momento o improvisaciones que cuesten más de lo planificado.

Tabla 6: *Estimaciones por intervalo*

	Coefficiente	Desv. Típica	Z	valor p	
Const	5.56034	1.36333	4.078	<0.0001	***
Servicio	6.68340	0.613594	10.89	<0.0001	***
Precio	5.87269	2.41661	2.430	0.0151	**
Chi-cuadrado(2)	125.2129		valor p	6.46e-28	
Log-verosimilitud	âˆ’337.5122		Criterio de Akaike	683.0243	
Criterio de Schwarz	693.4450		Crit. de Hannan-Quinn	687.2417	

Nota: Usando las observaciones 1-1000000 donde el límite tanto inferior como superior es la variable dependiente: la lealtad, se considera las desviaciones atípicas basadas en el Hessiano. Se mide los coeficientes y los estadísticos haciendo uso del programa Gretl; donde se obtiene que el sigma es igual a 7.07228 (0.500086); hay 0 observaciones no censuradas por la izquierda y por la derecha, 0 observaciones censuradas, en tanto que hay 100 observaciones puntuales. Se tiene que el error tiene distribución normal, un chi cuadrado de 68.9771 como estadístico de contraste con un valor p de 1.0515e-015

Lo que se ha corrido, es una transformación lineal al lado cualitativo, a través de la cual se trata de demostrar si la lealtad está influenciada por el precio y el servicio, por lo que al dar un valor “p” muy inferior al 0.05 de significancia, se rechaza la hipótesis nula de que la lealtad no tiene relación directa con el precio y servicio, puesto que así también lo garantiza la prueba de chi cuadrado.

Tabla 7: *Modelo 3: MDA (Modelo de desviación de varianza)*

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	valor p	
Const	4.56612	0.887298	5.146	<0.0001	***
Servicio	4.03389	0.811925	4.968	<0.0001	***
Precio	4.10029	1.42299	2.881	0.0049	***
Mediana vble. depend.	5.000000	D.T. de la vble. dep.		10.66691	
Suma resid. Absolutos	419.1009	Suma de cuad. Residuos		6312.607	
Log-verosimilitud	-312.6089	Criterio de Akaike		631.2177	
Criterio de Schwarz	639.0332	Crit. de Hannan-Quinn		634.3808	

Nota: Usando las observaciones 1-1000000 donde la variable dependiente es la lealtad. Se mide los coeficientes y los estadísticos haciendo uso del programa Gretl.

Tabla 8: *Estimaciones de cuantil*

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	valor p	
Const	4.56612	0.289671	15.76	<0.0001	***
Servicio	4.03389	0.130372	30.94	<0.0001	***
Precio	4.10029	0.513465	7.986	<0.0001	***
<hr/>					
Mediana vble. depend.	5.000000	D.T. de la vble. dep.	10.66691		
Suma resid. absolutos	419.1009	Suma de cuad. Residuos	6312.607		
Log-verosimilitud	-312.6089	Criterio de Akaike	631.2177		
Criterio de Schwarz	639.0332	Crit. de Hannan-Quinn	634.3808		

Nota: Usando las observaciones 1-1000000 donde la variable dependiente es la lealtad. Se mide los coeficientes y los estadísticos haciendo uso del programa Gretl, del cual se determina que $\tau=0.5$ además de desviaciones típicas suponiendo errores IID

El modelo MDA y el modelo de estimaciones de cuantil, sólo son modelos confirmatorios, que enfatizan que tanto la variable de servicio y precio son variables influyentes en la lealtad del cliente por su alta significancia, pese a que en el modelo de mínimos cuadrados pronostica que más se deben lanzar estrategias para el servicio y mantener el precio como se ha llevado hasta ahora.

3.2 Propuesta

Dado los resultados previos se puede definir que Claro no requiere de estrategias de neuromarketing basadas en el precio para fidelizar a sus clientes actuales o para la captación de nuevos clientes, al contrario requiere de estrategias que más allá de mejorar la calidad del servicio, permita mejorar la experiencia del cliente a través de técnicas de comunicación efectivas que de acuerdo con Castillo Troncoso (2016) tienen que llamar la atención del consumidor de manera que se logre conectar con ellos a través

de los sentidos y el lenguaje con el fin de estimular al cerebro. Así, se propone la implementación de las siguientes estrategias:

3.2.1 Estrategias de comunicación enfocadas en los sentidos

3.2.1.1 Los ojos

Conocer lo que el usuario observa ya sea en una campaña publicitaria o en anuncios publicitarios en cualquier medio de difusión es la clave principal para poder crear y/o comunicar efectivamente cualquier mensaje. Cuando se trata de un servicio, es importante que el personal encargado de atender al cliente sea ya para la venta o asistencia a cualquier inconveniente, tenga la predisposición de dar un buen servicio. Sin embargo, para ello es importante anticiparse a las necesidades del consumidor y para ello se tiene que conocer su comportamiento; por ello se propone la instalación de un **heatmap o mapa de calor** que permitirá analizar a la empresa cómo navegan los consumidores sin que ellos puedan percatarse. En el caso de Claro, que cuenta con su propia página web conocida como tienda virtual el usuario normalmente accede para ver promociones, realizar consultas con respecto a los productos que ha adquirido de la empresa o para recibir atención a través de chatbots.

El heatmap trabaja con una gama de colores que, de acuerdo con su tonalidad se las conoce como zonas frías y zonas calientes, siendo las primeras las que producen o indican menos interacción o interés con el usuario y las segundas donde se concentra la mayor parte del interés del público.

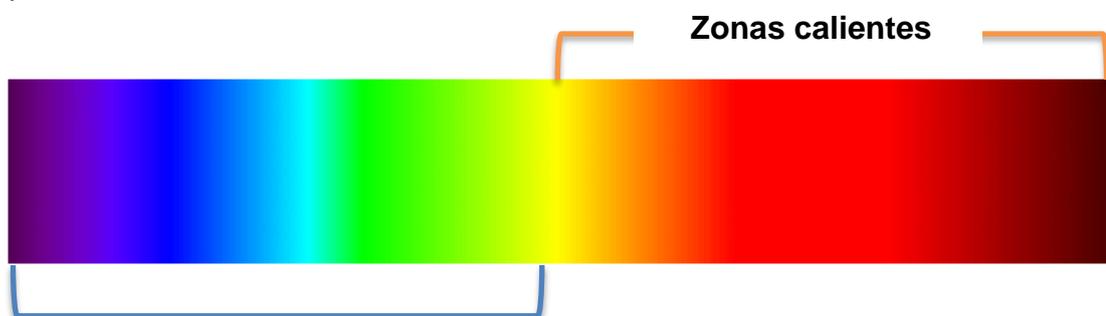


Figura 10: Gama de colores por zonas

Aquí interviene la técnica de neuromarketing: eye tracking, un mecanismo tecnológico basado en el seguimiento ocular como respuesta a un estímulo permitiendo así detectar a qué área o elemento de la página web el usuario más se enfoca, determinando así lo que se le hace más atractivo. Adicional, se propone aplicar mapas de zonas ciegas, que pueden indicar las zonas en las cuales el usuario ha prestado su atención o no se ha fijado, de modo que se puede mejorar la gama de colores en esa parte de la página web o el contenido que esté ubicado allí (Zambrano Pabón, 2016). Entre otros tipos de mapas de calor, se propone implementar el mapa de movimientos de ratón, clics de ratón y scroll o desplazamiento vertical, todos ellos relacionados con la navegación en la página web.

Con esta técnica aplicada, el área reptiliana del cerebro, es decir aquella en la que se alojan todos los procesos inconscientes, será quien se activará durante el proceso de seguimiento y así se pueda deducir cuáles son los posibles factores por los cuales posiblemente el usuario no se fije sea por: (a) el exceso de elementos: que generan rechazo y confusión; (b) formas no apropiadas: sin considerar que las formas básicas suelen ser las más fascinantes para el cerebro humano; (c) lenguaje claro y corto: vender sin que sepa que se le está vendiendo hace que el mensaje sea más efectivo y las probabilidades de incrementar las ventas sean más altas (Castillo, 2016).

Contando con esa información, se puede definir mejor la percepción que tiene el cliente, lo que espera recibir, lo que puede estar buscando aproximadamente, de manera que cuando recurra a un punto venta los asesores comerciales puedan estar preparados con respecto a sus posibles intereses.

3.2.2 Estrategias de comunicación enfocadas en el lenguaje

Para este tipo de estrategias es importante aplicar la programación neurolingüística, un modelo que tecnifica la hipnosis para poder realizar cambios a nivel neuronal, de acuerdo con un estudio realizado se puede definir que una comunicación efectiva se da con un 7% de palabras, 38% con el tono de voz y el 55% se da con la comunicación no verbal a través de gestos y en especial la postura de la persona, en este caso del vendedor.

Conocer de la programación neurolingüística le permitirá a la empresa descubrir ciertos patrones de comportamiento que se lleva a cabo en el inconsciente del ser humano con el fin de proporcionar un servicio adecuado. Las objeciones del cliente, cuando este las tenga en el punto de venta deberían ser atendidas de la mejor manera con técnicas de negociación que se enfoquen en hacer preguntas abiertas o que le den un espacio al cliente de replantearse sobre la compra del producto que hará.

3.2.2.1 Estrategias de convergencia

Se centran en las neuronas llamadas espejos, las cuales están relacionadas a la comprensión del lenguaje, la empatía generando así un ambiente donde prevalezca la confianza y el intercambio de palabras de forma respetuosa (Polanco Estibáñez, 2016). La aplicación del lenguaje no verbal permitirá conocer el estado interno del cliente, y a través de la calibración se podrá diferenciar cualquier tipo de congruencia o incongruencia que se generen al momento de emitir un mensaje. Estas técnicas deberán ser impartidas a través de una capacitación de programación neurolingüística hacia el personal de venta y distribuidores de manera que puedan conocer las pautas correctas para una postural corporal adecuada, el contacto visual, técnicas de respiración y cómo mantener la distancia apropiada y un lenguaje verbal que vaya a la par con los clientes con los que interactúen.

Se propone también de manera adicional que como parte de aplicar PNL, en cada centro de atención al cliente la persona que recibe a los clientes debe estar suficientemente capacitada como para percibir el humor del cliente que entra para tomar acciones inmediatas y así evitar confrontamientos o escenas de reclamos que puede perturbar al resto de personas esperando su turno de atención. Para ello se contará con una parte recreada para que el cliente pueda distraerse y estar a gusto mientras espera ser atendido.

3.2.3 Estrategias de comunicación enfocadas en la búsqueda de la tangibilidad y exclusividad

Esta estrategia está orientada en buscar que los clientes perciban el servicio que reciben en el punto de venta como un producto más, de manera que lo sientan tan confiable y real como cuando adquieren un bien. Las empresas de software o telecomunicaciones a veces suelen tener falta de conocimiento acerca de esto o pueden conocerla, pero no aplicarla. Para Claro se propone que una vez que el cliente sea atendido en un CAC (centro de atención al cliente) por la compra sea ya de un amigo kit con o sin plan, o un servicio fijo para su hogar, se le entregue:

- Un sobre, en el cual esté un documento de felicitación por pertenecer a la familia Claro, así se logrará despertar el sentimiento de pertenencia y exclusividad en el consumidor. Esto puede conllevar a que las personas busquen a Claro más allá que por sus productos
- Un link que lo redirija a la tienda virtual, le permita ingresar a su cuenta para que visualice sus productos/servicios activos con la empresa y pueda recibir una retroalimentación de cómo activar su chip, consultar cualquier duda sobre la garantía de su equipo; conocer la vigencia de su servicio, fecha de corte, etc. Esto puede implementarse inclusive en la APP vigente de modo que el usuario pueda ver no sólo el número de megas con los que cuenta en tiempo real, ni sólo para que pueda realizar recargas, etc; sino más bien para que pueda conocer todos los detalles descritos anteriormente desde su dispositivo móvil.
- Una tarjeta de presentación del asesor que atendió al cliente, de modo que pueda comunicarse con el directamente.

Con esta estrategia se espera cumplir con uno de los principios de una comunicación efectiva a través del neuromarketing aplicando “la magia del papel”.

3.2.4 Estrategias de comunicación enfocadas el rango de opciones y el sexo

Esta estrategia de comunicación se da cuando se está teniendo una interacción con el cliente. Se propone siempre dar 3 opciones de compra como máximo ya que está comprobado que cuando se supera de ese número de opciones, el cerebro empieza a no procesar la información que recibe porque pierde control sobre la toma de decisión más lógica o apropiada, entra en un estado de saturación. Adicional, es necesario saber tratar con los dos tipos de sexo, ya que dialogar con mujeres no va a hacer lo mismo que con un hombre, por lo tanto, el tipo de lenguaje a utilizar debe ser distinto, pero no menos apropiado. Ambos querrán satisfacer sus necesidades y sentir que fueron atendidos correctamente, pero desde diferentes maneras (Castillo, 2016)

3.3 Análisis financiero

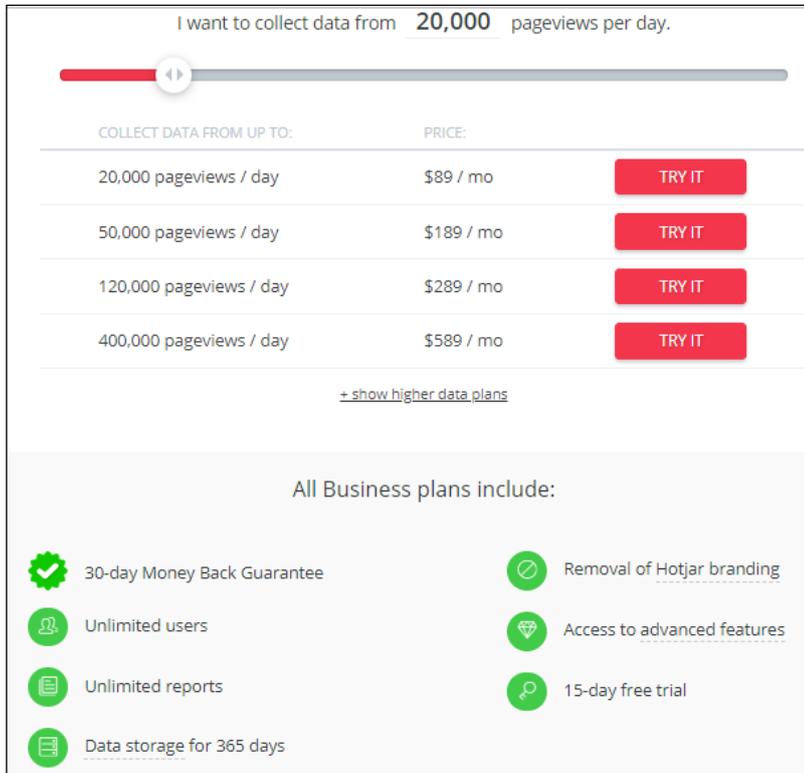
3.3.1 Proyección de gastos

De acuerdo con las estrategias de neuromarketing ya definidas, se presenta el presupuesto estimado que la empresa Conecel S.A deberá considerar de septiembre a diciembre. Dentro de este período se propone aplicar las estrategias: 2, 3 y 4 ya que la primera (Heatmap) no tiene un plan de implementación sino más bien de costeo ya que no es algo que lleve tiempo ni que incurra en costos considerables.

A continuación, se presenta algunas proformas de plataformas dedicadas a ofrecer el heatmap, en algunas hasta cierto número de visitas el uso de esta es gratis, sin embargo, a medida como la empresa quiera más visitantes puede optar por la opción Premium o Plus donde podrá tener más visitantes por día entre otros beneficios.

El número de cotizaciones mínimas de acuerdo con la política de compras de Claro es tres, por ello se presentan las propuestas de cada una de las herramientas que ofrecen este producto, considerando la versión plus ya que lo que más se requiere es contar con todos los features necesarios para poder tener un mejor análisis.

La primera cotización es de Hotjar, una plataforma que ofrece diversos productos como mapas de calor, grabaciones de visitantes, embudos de conversión, análisis de forma, encuestas de retroalimentación, comentarios entrantes, encuestas entre otros.



I want to collect data from 20,000 pageviews per day.

COLLECT DATA FROM UP TO:	PRICE:	
20,000 pageviews / day	\$89 / mo	TRY IT
50,000 pageviews / day	\$189 / mo	TRY IT
120,000 pageviews / day	\$289 / mo	TRY IT
400,000 pageviews / day	\$589 / mo	TRY IT

[+ show higher data plans](#)

All Business plans include:

- 30-day Money Back Guarantee
- Unlimited users
- Unlimited reports
- Data storage for 365 days
- Removal of Hotjar branding
- Access to advanced features
- 15-day free trial

Figura 11: Cotización Hotjar

Fuente: (Hotjar, 2019)

La segunda cotización es de la empresa VWO, una plataforma que se ajusta a cualquier tipo de estrategia de crecimiento que tenga la empresa, ofrece desde testeos, insights, testeo de producto y experiencia de las características, entre otros planes.

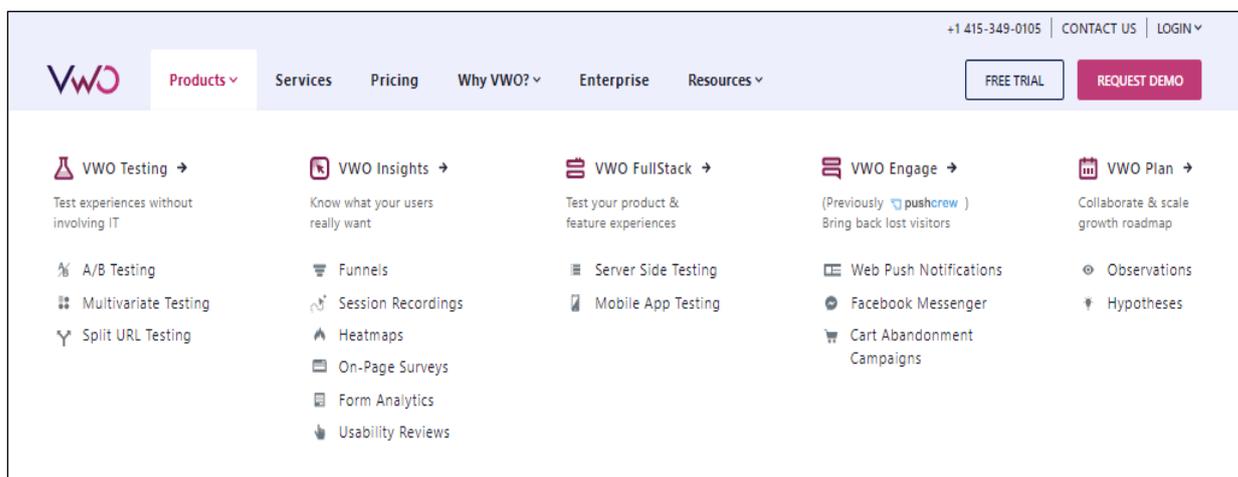


Figura 12: Cartera de productos de VWO

Fuente: (VWO, 2019)

Finalmente, la tercera cotización realizada fue la de la plataforma Inspectlet, la cual permite realizar desde grabaciones de sesiones, mapas de color dinámicos, testeos, formas analíticas, registro de errores.

Free	Micro	Startup	Growth	Accelerate	Enterprise
\$ 0	\$ 39	\$ 79	\$ 149	\$ 299	\$ 499
per month					
Sign Up					

Figura 13: Cotización Inspectlet

Fuente: (Inspectlet, 2019)

Presentada las tres cotizaciones se ha hecho el siguiente cuadro comparativo para poder elegir la más conveniente en cuanto a precio/beneficio. Para la elección de la mejor oferta se considera que Claro en de acuerdo con los registros que tienen en Google Analytics cuenta con

un promedio diario de 35.000,00 visitantes en la página principal de la compañía.

Tabla 9: *Comparación de ofertas*

Plataforma	# Visitas diarias	Precio mensual	Beneficios
Hotjar	50,000.00	189.00	30 días de garantía de reembolso de dinero Usuarios ilimitados Reportes ilimitados Almacenamiento de data por 365 días Opción a remover marca Acceso a características especiales 15 días de prueba gratis
VWO	50,000.00	916.00	Testeo de la página web, URL Insights, editor visual Testeo del sitio móvil Segmentación lógica avanzada Embudos Reportería Encuestas
Inspectlet	50,000.00	299	Revisión de página web Notificaciones ilimitadas 12 meses de almacenamiento compatibilidad con sitios dinámicos soporte técnico control de target soporte via mail, teléfono

Fuente: (Hotjar, 2019); (Inspectlet, 2019); (VWO, 2019).

De las ofertas presentadas analizando costo/beneficio, se propone Hotjar como la plataforma que se sugiere usar dado que tiene lo principal que es heatmap, el precio es aceptable en base a los beneficios, permitirá excluir su marca/logo de las diferentes encuestas, reportes, etc., ofreciendo un sentido de pertenencia del trabajo que uno recibiría por parte de ellos.

A continuación, se presenta el plan financiero en base a las estrategias 2, 3 y 4, detallando cada una de las tablas y su contenido:

Tabla 10: *Efectivo disponible para la implementación*

EFFECTIVO DISPONIBLE	AGO-19	SEP-19	OCT-19	NOV-19	DIC-19	TOTAL ANUAL	TENDENCIA
Efectivo mensual	-131,103.00	161,297.00	152,297.00	161,297.00	152,297.00	497,085.00	
Efectivo Acumulado	-131,103.00	30,194.00	182,991.00	344,288.00	497,085.00	497,085.00	

Fuente: (Claro, 2019)

En la tabla 10 se tiene el flujo mensual y acumulado de agosto a diciembre estimado, esto es lo que se espera que Claro facture en este período de tiempo sea ya por la venta de productos o servicios. En el mejor de los escenarios, se trabaja con una tendencia creciente porque mes a mes las metas planteadas en el plan de negocios tienen la directriz de ser cumplidas y/o superadas.

En la tabla 11 a continuación, se tiene los distintos tipos de ingreso que se proyecta tener para los siguientes meses; se espera que por retención al cliente (no renuncias) los ingresos al terminar el año sean de \$920.000 para ello es importante cumplir con las estrategias en la fase de la implementación y/o aplicación ya que así se evitará la fuga de los principales activos de la compañía. Como segunda fuente de ingreso esperado son las ventas cross selling que se basan en venderle productos o servicios de la parte fija a los clientes que pertenecen a la móvil (productos móviles como planes, etc) y viceversa; adicional los upgrades como fuente de ingreso es trabajar para que en el caso de postpago (planes móviles) los clientes pasen de un plan por el que pagan x cantidad de dólares a otro plan cuyo costo es superior pero que se compensa con los beneficios que incluye.

Tabla 11: Ingresos de Conecel

TIPO DE INGRESOS	ago-19	sep-19	oct-19	nov-19	dic-19	TOTAL ANUAL	TENDENCIA
No renuncias		230,000.00	230,000.00	230,000.00	230,000.00	920,000.00	
Cross Selling		3,500.00	3,500.00	3,500.00	3,500.00	14,000.00	
Upgrades		12,000.00	12,000.00	12,000.00	12,000.00	48,000.00	
TOTAL DE INGRESOS	-	245,500.00	245,500.00	245,500.00	245,500.00	982,000.00	

Fuente: (Claro, 2019)

En la tabla 12, se presenta la proyección de gastos donde se considera tanto el sueldo de las personas que recibirán a cada uno de los clientes en cada uno de los centros de atención al cliente, la compra de Smart tvs que serán colocados en cada uno de los canales de atención con el fin de ser un elemento distractor y de relajación. Se incluye el pago del heatmap con el proveedor elegido en el punto anterior. En cuanto a las capacitaciones, después de haber levantado información con respecto a la asesoría de programación neurolingüística, se capacitará a cada una de los hostes con el fin de que cuenten con la capacidad de poder tratar cualquier tipo de emoción con cada uno de los clientes. El desarrollo de la APP donde se incluya más información con respecto a los productos, servicios, dudas, etc, no tiene un costo muy relevante dado que lo que se tendría que aplicar son ciertas características dentro del modelo estructura con el que ya la compañía cuenta. De la misma manera se manejaría con la página web.

Tabla 12: Proyección de gastos

GASTOS	ago-19	sep-19	oct-19	nov-19	dic-19	TOTAL ANUAL	TENDENCIA
Sueldo Hostes x 32 CACS	782.00	782.00	782.00	782.00	782.00	3,910.00	
Compra TV Smart TV x 32 CACS	38,400.00					38,400.00	
Servicios x 32 CACS	63,232.00	63,232.00	63,232.00	63,232.00	63,232.00	316,160.00	
Hotjar (Heatmap)	189.00	189.00	189.00	189.00	189.00	945.00	
Capacitación PNL	20,000.00	20,000.00	20,000.00	20,000.00	20,000.00	100,000.00	
Desarrollo de la APP	5,000.00	-	5,000.00	-	5,000.00	15,000.00	
Mejora de la página web	3,500.00	-	3,500.00	-	3,500.00	10,500.00	
TOTAL DE GASTOS	131,103.00	84,203.00	92,703.00	84,203.00	92,703.00	484,915.00	

Fuente: (Claro, 2019)

CONCLUSIONES

De esta investigación se ha logrado medir el objetivo principal que consistía en el análisis de aprendizaje automático y la neurociencia como herramientas que pueden llegar a influir de manera positiva en el análisis de la data y la definición de estrategias, haciendo que el marketing tradicional pueda trascender al neuromarketing, a través del cual se pueda lograr una comunicación efectiva para poder conservar o incrementar el nivel de lealtad con los consumidores. Dentro del análisis de los dos conceptos, se puede concluir que, si bien el Big data y neuromarketing permitirán desarrollar nuevas y exitosas estrategias, se aclara que no por utilizarlos para predecir el futuro significa que son leedores de mentes, sino técnicas para entender lo que el cliente piensa en base a sus reacciones, basandose en un patrón para poder emitir una predicción más exacta.

De acuerdo con la literatura revisada sobre el Big Data y neuromarketing, se tiene que ambos pueden llegar a ser la clave para un análisis más profundo que no se limita a determinamos números o una cantidad determinada de variables únicamente, sino que gracias a su amplitud en datos se puede llegar a establecer estrategias más eficaces para entender que va más allá de los patrones de comportamiento del consumidor. Para toda empresa, el Big data puede dar paso a la cadena de valor de la información que encierra un conjunto de actividades basadas en la derivación del conocimiento y la toma de decisiones. Tanto el Big data como el neuromarketing logra tener un impacto no sólo en los procesos que lleva una empresa sino también en las personas.

Partiendo de los resultados obtenidos de la data se puede concluir que la mejor manera de reforzar la fidelidad del cliente es a través del servicio que se le ofrece. Con la prueba de chi cuadrado se logra descubrir que se debe rechazar el hecho de que la lealtad no guarda una relación directa con el precio y servicio, esto dado que el valor “p” es menor a 0.05 que representa el nivel de significancia. Rechazando la hipótesis nula se puede concluir que no es necesario variar el precio de los productos core o servicios generales que ofrece la compañía ya que cualquiera que sea el

costo para el cliente resultará justificable con una buena experiencia post-compra.

Así, con esas premisas se ha propuesto implementar estrategias neuromarketeras de manera progresiva, ya que como todo nuevo campo de estudio es necesario contar con un período de prueba en el cual la empresa se logre adaptar a cada una de ellas y todo lo que abarca; en este caso la aceptación por parte del corporativo (AMX) de invertir en la implementación de heatmap con el proveedor apropiado y de asumir el gasto que implica capacitar al personal de venta, supervisores jefes y gerentes sobre la programación neurolingüística. Ambas tendrán un efecto redituable, ya que a más la empresa invierta en estrategias como éstas, no sólo conocerán más acerca del comportamiento del mercado, sino que lograrán optimizar sus campañas publicitarias y sus costos operacionales, que suelen muchas veces ser bastantes demandantes a nivel financiero.

Finalmente, revisando el plan financiero se puede ver que el período de implementación más la prueba dura seis meses, en los cuales la empresa probablemente no vea reflejado ingresos tan contundentes hasta el cuarto mes, estación en la cual se juntarán eventos importantes como el lanzamiento 5G, acontecimiento en el cual se planificará tener un acercamiento más personalizado con la cartera de clientes actual con miras a atraer y reforzar ciertas zonas del país aplicando las estrategias mencionadas.

RECOMENDACIONES

Se sugiere que las estrategias propuestas puedan ser incluidas en los futuros planes de negocios. Luego de los meses de prueba e implementación por los tres meses siguientes se considera que se debería evaluar la atención al cliente dentro de los estudios de mercado en los cuales se mida los productos y servicios principales de Claro. Por otro lado, se recomienda que contando Claro con la plataforma de Actionable Insights de Facebook donde se ven inmersas predicciones de churn (abandono) a través de logaritmos de aprendizaje, Claro logre medir y validar o descartar que sus bajas sean netamente por el servicio ofrecido al cliente o por los productos en sí. De esta manera se podrá palpar más que las estrategias que se han propuesto sean efectivas.

Adicional, se sugiere que del reporte mensual de Facebook que se haga mensualmente, el personal encargado de retención y/o fidelización pueda prestar atención a las distintas plazas distribuidas en toda la región, tanto warning, por fidelizar y en crecimiento. Las evaluaciones que se hagan en aquellas zonas críticas permitirán descartar si las bajas de la compañía se deben a una falta de comunicación entre la empresa y el cliente o algún otro factor.

REFERENCIAS

- Alvino, L., Constantinides, Efthymios, & Massimo, F. (2018). Towards a better understanding of consumer behavior. *International Journal of Marketing Studies*, 10. doi:10.5539/ijms.v10n1p90
- Apple Inc. (13 de mayo de 2019). Recuperado el mayo de 2019, de <https://www.apple.com/legal/internet-services/itunes/us/terms.html>
- ARCOTEL. (04 de marzo de 2016). *Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones*. Recuperado el 23 de junio de 2019, de <http://www.arcotel.gob.ec/wp-content/uploads/2015/06/RESOLUCI%C3%93N-04-03-ARCOTEL-2016-PDF-1.pdf>
- Arcotel. (17 de mayo de 2016). *REGLAMENTO TITULOS HABILITANTES DE*. Recuperado el 22 de junio de 2019, de http://www.arcotel.gob.ec/wp-content/uploads/2017/06/014_reglamento-otorgar-titulos-habilitantes-regimen-general-telecomunicaciones-espectro.pdf
- ARCOTEL. (2018). Obtenido de http://www.arcotel.gob.ec/wp-content/uploads/2018/06/norma_eul_y_udbl_audiencias_p%C3%BAblicas.pdf
- ARCOTEL. (Octubre de 2018). *ARCOTEL*. Recuperado el 25 de Mayo de 2019, de <http://www.arcotel.gob.ec/servicio-movil-avanzado-sma/>
- ARCOTEL. (18 de febrero de 2019). Obtenido de http://www.arcotel.gob.ec/wp-content/uploads/2016/01/Reglamento-LOT_864_28Dic2015.pdf
- Baviera, T. (2016). Técnicas para el análisis del sentimiento en Twitter: Aprendizaje Automático Supervisado y SentiStrength. *Dígitos, Revista de Comunicación Digital*, 1-18. Obtenido de <http://orcid.org/0000-0002-2331-6628>

- Begoña Campos. (2016). *Estimación (de parámetros)*. Recuperado el julio de 2019, de Repositorio: <http://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/102646/1/Estimaci%C3%B3n-apuntes.pdf>
- Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural Language Processing with Python* (1st ed.). (J. Steele, Ed.) Sebastopol: O'Reilly Media Inc. Recuperado el 23 de junio de 2019, de <http://www.datascienceassn.org/sites/default/files/Natural%20Language%20Processing%20with%20Python.pdf>
- Bologna, E. (2014). Estimación por intervalo del tamaño del efecto expresado como proporción de varianza explicada. *EVALUAR*, págs. 43-66. Recuperado el agosto de 2019, de <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/revaluar/article/view/11521/11960>
- Brenninkmeijer, J., Schneider, T., & Woolgar, S. (2019). Witness and Silence in Neuromarketing: Managing the Gap between Science and its Application. *SAGE*, pág. 25. doi: 10.1177/0162243919829222
- Caballero, J. (julio de 2019). Evolución del marketing. (L. Angulo, Entrevistador)
- Campitelli, G., & Gobet, F. (Diciembre de 2010). *ResearchGate*. Obtenido de Investigation of Cognitive Processes in Experts: https://www.researchgate.net/publication/226396333_Herbert_Simon's_Decision-Making_Approach_Investigation_of_Cognitive_Processes_in_Experts
- Castillo, E. (2016). *Ideas para crear anuncios efectivos utilizando neuromarketing*. junio: Reset. Recuperado el 04 de agosto de 2019, de <https://books.apple.com/mx/book/del-marketing-al-neuromarketing/id1121439493>
- Claro. (mayo de 2019). Recuperado el mayo de 2019, de <https://www.claro.com.ec>

- Collins Dictionary. (2019). doi:<https://www.collinsdictionary.com/es/diccionario/ingles/neuromarketing>
- Contraloría General del Estado. (2017). Recuperado el junio de 2019, de <http://www.contraloria.gob.ec/WFDescarga.aspx?id=51137&tipo=inf>
- Cósic, D. (2016). Neuromarketing in market research. *Interdisciplinary Description of Complex Systems*, 14, págs. 1-9. doi:10.7906/indecs.14.2.3
- Cotino, L. (2017). Big data e inteligencia artificial. Una aproximación a su tratamiento jurídico desde los derechos fundamentales. *Dilema*(24), 1-20. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/6066829.pdf>
- DataCentric. (03 de marzo de 2018). *Data Centric*. Obtenido de Cómo distinguir entre geolocalización y georeferenciación: <https://www.datacentric.es/blog/geomarketing/diferencia-entre-geolocalizacion-y-georeferenciacion/>
- Diaz, F. J. (diciembre de 2016). La evolución de Internet y las tecnologías móviles. *Bit & Byte*(4), 2. Recuperado el mayo de 2019, de http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/57360/Documento_completo.pdf-PDFA.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Elgendy, N., & Elragal, A. (2016). Big Data Analysis in Support of Decision Making Process. *Conference on Enterprise Information Systems* (pág. 14). Cairo: Elsevier. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050916324206>
- Facebook, Inc. (24-22 de jun-jul de 2019). *Actionable Insights*. Recuperado el 27 de julio de 2019, de Estadísticas del mercado: Predicción: https://partners.facebook.com/actionable_insights/apps/?partner_id=489244497762050&app=market_insights§ion=prediction
- fonYou. (2019). *fonYou*. Obtenido de Solutions: <https://fonyou.com/solutions/>

- Gandomi, A., & Haider, M. (3 de Diciembre de 2014). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0268401214001066>
- Gomez Uribe, C. A., & Hunt, N. (diciembre de 2015). The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 6(4), 19. doi:<http://dx.doi.org/10.1145/2843948>
- González Redondo, F. (2015). *Ciencia y Técnica entre la paz y la guerra 1714, 1814, 1914: La necesidad de decidir en períodos de crisis| La matemática una herramienta aliada* (Vol. 2). Madrid, España: Sociedad Española de Historia de las Ciencias y de las Técnicas. Obtenido de https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/48387125/Ciencia_y_Tecnica_entre_la_Paz_y_la_Guerra._1714__1814__1914_Vol._2.pdf?response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DCiencia_y_Tecnica_entre_la_Paz_y_la_Guer.pdf&X-Amz-Algorithm=AWS4-HMAC-SHA
- Günther, W. A., Rezazade Mehrizi, M. H., Huysman, M., & Feldberg, F. (14 de agosto de 2017). Debating big data: A literature review on realizing value from. *Journal of Strategic Information Systems*, pág. 19. Recuperado el 25 de Mayo de 2019, de <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsis.2017.07.003>
- Hernández Burbano, E., & Burbano Obando, M. (2015). *Bdigital*. Obtenido de CARACTERIZACIÓN SOCIODEMOGRÁFICA Y DEFINICIÓN DE LA CALIDAD DE LA INFORMACIÓN ACERCA DE LOS EGRESADOS DE UN PROGRAMA DE ESPECIALIZACIÓN EN SALUD PÚBLICA OFRECIDO EN CONVENIO POR DOS UNIVERSIDADES EN COLOMBIA: http://bdigital.ces.edu.co:8080/jspui/bitstream/10946/2478/1/Caraterizacion_Sociodemografica_Egresados.pdf

- Hotjar*. (agosto de 2019). Obtenido de <https://www.hotjar.com/pricing>
- Hsu, M. (2017). *Neuromarketing: Inside the Mind of the Consumer*. SAGE, 59, págs. 1-18. doi:<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0008125617720208>
- IBM . (2019). Obtenido de Cognos Analytics 11.0x: https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/es/SSEP7J_11.0.0/com.ibm.swg.ba.cognos.wig_cr.doc/c_ca_accesspermissions.html
- INEC. (25 de Mayo de 2019). *Ecuador en cifras*. Recuperado el 25 de Mayo de 2019, de <http://www.ecuadorencifras.gob.ec/encuesta-a-empresas/>
- INEC. (2019). *Instituto Nacional de Estadísticas y Censos*. Obtenido de Encuesta de Estratificación del Nivel Socioeconómico: <http://www.ecuadorencifras.gob.ec/encuesta-de-estratificacion-del-nivel-socioeconomico/>
- Inspectlet*. (agosto de 2019). Obtenido de <https://www.inspectlet.com/plans>
- KANTAR MILLWARD BROWN. (mayo de 2019). Recuperado el mayo de 2019, de <http://www.millwardbrown.com/mb-global/what-we-do/kantar-marketplace>
- Kennylyn, M. (18 de diciembre de 2018). *The Effects of Loyalty Programs on Profits and Customer Retention . Senior Capstone Projects*. Providence, Rhode Island, Estados Unidos: Johnson & Wales University. Recuperado el mayo de 2019, de <https://scholarsarchive.jwu.edu/hospcapstone/1>
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2012). *Marketing* (Decimocuarta ed.). Mexico: Pearson Education, Inc. Recuperado el 26 de Mayo de 2019
- Laney, D. (6 de Febrero de 2001). *META GROUP*. Obtenido de Application Delivery Strategies: <https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>

- Layton, R. (2015). Marketing, marketing systems, and the framing of marketing history. *Journal of Historical Research in Marketing*, 7(4), págs. 4-26. Recuperado el 26 de Mayo de 2019, de <https://www.emeraldinsight.com/doi/pdfplus/10.1108/JHRM-02-2015-0008>
- L'heureux, A., Grolinger, K., & Capretz, M. A. (2017). Machine Learning With Big Data: Challenges and Approaches. *IEEE Access*, 5, 1-22. Recuperado el 09 de Junio de 2019, de <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7906512>
- Li, S., Luo, Q., Qiu, L., & Bandyopadhyay, S. (13 de diciembre de 2016). Papers SSRN. *The Optimal Pricing Model of Digital Music: Subscription, Ownership or Mixed?* Xi'an, Gainesville, Shaanxi, Florida, China, Estados Unidos: SSRN. doi:<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2884252>
- Lindstrom, M. (2008). *Buyology* (marzo 2010 ed.). (A. de Hassan, Trad.) Barcelona: Doubleday. Recuperado el mayo de 2019, de https://books.google.com.ec/books/about/Buyology.html?id=VUPs51U13gAC&printsec=frontcover&source=kp_read_button&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
- Meckl-Sloan, C. (2015). Neuroeconomics and Neuromarketing. *International Journal of Business Management and Economic Research*, 1-4. Recuperado el 19 de 06 de 2019, de <http://ijbmer.com/docs/volumes/vol6issue2/ijbmer2015060201.pdf>
- Medhat, W. (diciembre de 2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Science Direct*, págs. 1093-1113. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447914000550?via%3Dihub>
- Ministerio de Telecomunicaciones y de la sociedad de la información. (2019). Obtenido de <https://www.telecomunicaciones.gob.ec>
- Moferrer Tirado, D. (2013). *Fundamentos de marketing*. Universitat Jaume.

- Montaño Moreno, J. (2018). *Universitat de les illes balears*. Obtenido de Redes Neuronales Artificiales aplicadas al análisis de datos: http://dspace.uib.es/xmlui/bitstream/handle/11201/2511/Montano_Morano_JuanJose.pdf?sequence=1
- Morales, A. F., Valencia Cuevas, R. E., & Castro Martínez, J. M. (Enero-Junio de 2016). Procesamiento Analítico con Minería de Datos. *Revista Iberoamericanade las Ciencias Computacionales e Informática*, 5(9), págs. 1-22. Obtenido de <http://www.reci.org.mx/index.php/reci/article/view/40/172>
- Muñoz, D. F., & Ramírez Nafarrete, A. (agosto de 2015). Estimación de la Esperanza, Varianza y Cuantiles en Simulaciones de Estado Estable. *Scielo*, 26, págs. 3-12. doi:10.4067/S0718-07642015000100002
- Niederman, F., Ferratt, T. W., & Trauth, E. M. (Febrero de 2016). *University of Dayton eCommons*. Recuperado el mayo de 2019, de https://ecommons.udayton.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://scholar.google.com.ec/&httpsredir=1&article=1082&context=mis_fac_pub
- Nyoni, T., & Bonga, W. G. (2017). Neuromarketing: No brain, no gain! *Dynamic Research journals*, 2(2), 1-13. Obtenido de <https://poseidon01.ssrn.com/delivery.php?ID=6480030271171121070011181230680010920300450400840560291061070680680700820891160910660050270300380091040500071271000300761250010290940900050230890980760860841070281160650460440051080941231140710710181031220701181>
- Obermeyer, Z., & Ezekiel, E. (2016). Predicting the Future — Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine. *The New England journal of medicine*, 1-6. doi:10.1056/NEJMp1606181
- Oussons, A., Benjelloun, F.-Z., Ait Lahcen, A., & Belfkih, S. (12 de Junio de 2017). Big Data technologies: A survey. *Journal of King Saud University- Computer and Information Sciences*, 30, 3. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157817300034>

- Ozaette, J. (20 de junio de 2019). Claro antes de BI. (L. S. Angulo , Entrevistador)
- Padilla Barreto, A., Guillen, M., & Bolancé, C. (2017). Disposit USB. *BIG-DATA ANALYTICS IN INSURANCE*, 23. ESAP. Obtenido de Big Data Analytics in Insurance: <http://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/120173/1/676957.pdf>
- Pavón, A. S. (2017). *Análisis sistémico de la micro y pequeña empresa latinoamericana: Los factores externos y las finanzas como correlatos de la competitividad* (Primera ed.). Mexico. Obtenido de Ecorfan: http://www.ecorfan.org/libros/analisis_sistemico/An%C3%A1lisis_sist%C3%A9mico_de_la_micro_y_peque%C3%B1a_empresa.pdf#page=25
- Pignataro López, A. (2018). Análisis de datos de panel en ciencia política: ventajas y aplicaciones en estudios electorales. *Revista española de ciencia política*(46), págs. 259-283. doi:<https://doi.org/10.21308/recp.46.11>
- Polanco Estibáñez, A. (2016). *Universidad Pública de Navarra*. Recuperado el 04 de agosto de 2019, de La programación neurolingüística (PNL) con adolescentes migrantes: https://academica-e.unavarra.es/bitstream/handle/2454/22569/TFM_Adriana_Polanco_M%2B%C3%ADster_Intervenci%2B%C2%A6n.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Prieto, A. (17 de mayo de 2018). *Redes Neuronales: modelos y aplicaciones*. Almeria, Almeria, España. Obtenido de http://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/55772/RedesNeuronales_Almeria_Mayo_2018_vf.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Qiu, J., Wu, Q., Ding, G., Xu, Y., & Feng, S. (2016). A survey of machine learning for big data processing. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, págs. 1-16. Recuperado el junio de 2019, de <https://asp->

eurasipjournals.springeropen.com/track/pdf/10.1186/s13634-016-0355-x

Registro Oficial Órgano del Gobierno del Ecuador. (18 de febrero de 2015). Recuperado el 23 de junio de 2019, de <https://www.telecomunicaciones.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2016/05/Ley-Org%C3%A1nica-de-Telecomunicaciones.pdf>

Reglamento General a la Ley Orgánica de Telecomunicaciones. (25 de enero de 2016). Recuperado el 23 de junio de 2019, de <https://www.telecomunicaciones.gob.ec/wp-content/uploads/2016/02/Reglamento-Ley-Organica-de-Telecomunicaciones.pdf>

Rubio, A. L., Babiloni, F., & Álvarez, J. T. (2017). The Social Brain and Connective Intelligence. *Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal*, 1-4. Recuperado el 26 de Mayo de 2019, de <https://www.redalyc.org/html/158/15852791001/>

Servicio de Información Emergente. (25 de enero de 2016). Obtenido de SIE Derecho Público, SIE-DP-16/04: https://www.securitydata.net.ec/wp-content/downloads/Normativas/R_ley_de_comercio_electronico/SIE_DP_16_04.pdf

Sixto García, J. (2019). Marketing hasta la última definición de American Marketing Association. *Revista de la asociación española de investigación de la comunicación*, 1-9. Obtenido de <http://revistaeic.eu/index.php/raeic/article/download/163/141>

Smith, T. C., & Frank, E. (2016). Introducing Machine Learning Concepts with WEKA. En E. Mathé, & S. Davis, *Statistical Genomics: Methods and Protocols, Methods in Molecular Biology* (Vol. 1418, págs. 1-22). New York: Springer Science+Business Media NY. doi:10.1007/978-1-4939-3578-9_17

- Snapp, S. R., Brentano, J., Dias, G. V., Goan, T. L., Herbelein, L. T., Ho, C. L., . . . Mansur, D. (2017). *Institutional Repository*. Obtenido de Digital Library University of Moratuwa: <http://dl.lib.mrt.ac.lk/handle/123/12232>
- Stasi, A., Songa, G., Mauri, M., Ciceri, A., Diotallevi, F., Nardone, G., & Russo, V. (Mayo de 2017). Neuromarketing empirical approaches and food choice: A systematic review. *ELSEVIER*, 1-15. Obtenido de <http://iranarze.ir/wp-content/uploads/2018/06/E7614-IranArze.pdf>
- Stoicescu, C. (2015). Big Data, the perfect instrument to study today's consumer behavior. *Database Systems Journal*, VI(3), págs. 29-42. Recuperado el 25 de Mayo de 2019, de <http://www.dbjournal.ro/archive/21/21.pdf#page=29>
- Tallada Casanova, Í. (Junio de 2015). *Repositorio Comillas*. Recuperado el Mayo de 2019, de <https://repositorio.comillas.edu/jspui/bitstream/11531/4550/1/TFG001359.pdf>
- Terrelongue, R., & Añazco, B. (20 de junio de 2019). Marketing en claro. (L. Angulo, Entrevistador)
- Thau, B. (30 de mayo de 2014). Retailers Seek To Capture Dollars Of Consumers On The Go With Shoppable Windows, Storefronts. *Forbes*. Recuperado el mayo de 2019, de <https://www.forbes.com/sites/barbarathau/2014/05/30/amid-the-growth-of-mobile-commerce-retailers-target-transumers/#2d2b3c684bd3>
- Tostado, S., Ornelas, M., Espinal, A., & Puga, H. J. (2015). IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA EL ENTRENAMIENTO DE REDES NEURONALES DE SEGUNDA GENERACIÓN. *Jóvenes en la ciencia*, 1(3), 1-5. Obtenido de http://www.jovenesenlaciencia.ugto.mx/index.php/jovenesenlaciencia/article/download/715/pdf_2

- Trendwtching*. (enero de 2014). Recuperado el 02 de junio de 2019, de <https://trendwatching.com/trends/11trends2011/#ownerless>
- VWO. (Agosto de 2019). Obtenido de https://vwo.com/pricing/?utm_source=google&utm_medium=paid&utm_campaign=mof_search_category_heatmap_generic&utm_content=308585015702&utm_term=heatmaps&gclid=Cj0KCQjwwlPrBRCJARIsAFIVT8-gaRI4-d3NHbvav_X_d0R844cLoQWtqp8H99iUGhyRb0yQFd5tEMaAmzMEALw_wcB
- Yücel, N., Yücel, A., Yilmaz , A. S., Çubuk, F., Buğra Orhan, E., & Şimşek, A. (2015). *International Academic Conference Proceedings*. Obtenido de https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/39811297/COFFEE_TASTING_EXPERIMENT_FROM_THE_NEUROMARKETING_PERSPECTIVE.pdf?response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DCOFFEE_TASTING_EXPERIMENT_FROM_THE_NEURO.pdf&X-Amz-Algorithm=AWS4-HMAC-SHA256&X-
- Zambrano Pabón, D. C. (2016). *Universidad de La Sabana*. Recuperado el 05 de agosto de 2019, de Eye tracking: Fijación de la mirada y la conciencia espacial de un operario en el ensamble de ensaladas del Restaurante Escuela de la Universidad de La Sabana: <https://intellectum.unisabana.edu.co/handle/10818/27717>
- Zerpa Ostilla, G. (Septiembre de 2018). *Repositorio Uiji*. Recuperado el 22 de Mayo de 2019, de http://repositori.uji.es/xmlui/bitstream/handle/10234/178143/TFG_2018_ZerpaOstilla_GabrielaMatilde.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Zurawicki, L. (2010). *Exploring the Brain of the Consumer*. Boston: Springer. Obtenido de <https://books.google.com.ec/books?hl=es&lr=&id=gy45SfmuxK4C&oi=fnd&pg=PR3&dq=ZURAW%C4%B0CK%C4%B0,+Leon,+Neuromarketing,+Exploring+the+Brain+of+the+Consumer,+Springer,+Boston+MA,>

+USA,+2010&ots=1sVsOYildZ&sig=tfvM0ZOW5f32M1dZnEyEDSR
mTU#v=onepage&q=ZURAW%C4

DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **Angulo Toro Lourdes Stefania**, con C.C: # **0922831094** autor/a del trabajo de titulación: **Big Data y Neuromarketing como Herramientas Útiles para Medir el Comportamiento del Consumidor en la Industria de Telecomunicaciones con el Fin de Crear con Mayor Precisión Productos y Servicios**, previo a la obtención del título de **Ingeniera en Gestión Empresarial Internacional** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de titulación para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizo a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de titulación, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, **09** de septiembre del **2019**

f. _____

Nombre: **Angulo Toro Lourdes Stefania**

C.C: **0922831094**

REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA

FICHA DE REGISTRO DE TESIS/TRABAJO DE TITULACIÓN

TEMA Y SUBTEMA:	Big Data y Neuromarketing como Herramientas Útiles para Medir el Comportamiento del Consumidor en la Industria de Telecomunicaciones con el Fin de Crear con Mayor Precisión Productos y Servicios.		
AUTOR(ES)	Lourdes Stefania Angulo Toro		
REVISOR(ES)/TUTOR(ES)	Félix Miguel Carrera Buri		
INSTITUCIÓN:	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil		
FACULTAD:	Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas		
CARRERA:	Carrera Gestión Empresarial Internacional		
TÍTULO OBTENIDO:	Ingeniero en Gestión Empresarial Internacional		
FECHA DE PUBLICACIÓN:	DE 09 de septiembre del 2019	No. DE PÁGINAS:	80
ÁREAS TEMÁTICAS:	Marketing, Finanzas, Estadística		
PALABRAS CLAVES/KEYWORDS:	Neuromarketing, Big Data, Machine Learning, Algoritmos de aprendizaje, Modelo predictivo, Comportamiento.		
RESUMEN:	<p>La creatividad muchas veces se ve limitada por la falta de efectividad dentro de la comunicación y ésta como consecuencia de la mala toma de decisiones por un análisis limitado de la información, éste es un problema que muchas empresas con grandes volúmenes de datos suelen tener. Por ello la presente investigación consiste en comprobar que dos herramientas innovadoras como el big data y neuromarketing dentro la empresa de telecomunicaciones: Conecel S.A., pueden llegar a optimizar el análisis del comportamiento del consumidor facilitando así la toma de decisiones y aplicación de nuevas estrategias que conlleven a generar mayores ingresos a la compañía. Para el análisis se tuvo que recolectar información de uno de los servidores de la empresa y se la procesó aplicando machine learning a través del programa Gretl. Se pensó que el precio sería uno de los principales motivos por el cual Claro podría incrementar su porcentaje de abandono, pero al obtener los resultados se pudo validar que el servicio representa el principal indicador de churn, por ello se plantearon cuatro estrategias de neuromarketing enfocadas en el servicio y la proyección estimada que le costearía a la empresa implementarlas. Así se puede concluir que tanto el big data como neuromarketing son a más allá de herramientas, estrategias específicas para fines de crecimiento a nivel analítico, a nivel de mercado ya que permiten profundizar e inferir de manera precisa el comportamiento y su rumbo a seguir.</p>		
ADJUNTO PDF:	<input checked="" type="checkbox"/> SI	<input type="checkbox"/> NO	
CONTACTO CON AUTOR/ES:	TELÉFONO: +593-45018902	E-mail: lourdesstefania2@gmail.com	
CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN (COORDINADOR DEL PROCESO UTE):	Nombre: Ing. Román Bermeo, Cynthia Lizbeth Mgs.		
	Teléfono: +593-4-3804601 Ext. 1637		
	E-mail: cynthia.roman@cu.ucsg.edu.ec		
SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA			
Nº. DE REGISTRO (en base a datos):			
Nº. DE CLASIFICACIÓN:			
DIRECCIÓN URL (tesis en la web):			