

**DRIVERS DE CONSUMO A TRAVÉS DEL CANAL DIGITAL  
EN EL SECTOR DE LA MODA URBANA ENFOCADOS A LA  
EMPRESA UNDERGOLD S.A.S**

**Ricardo Bojanini Wiesner**

**Colegio de Estudios Superiores de Administración - CESA**

**Pregrado en Administración de empresas**

**Bogotá**

**2019**

**DRIVERS DE CONSUMO A TRAVÉS DEL CANAL DIGITAL  
EN EL SECTOR DE LA MODA URBANA ENFOCADOS A LA  
EMPRESA UNDERGOLD S.A.S**

**Ricardo Bojanini Wiesner**

**Director:  
Nicolas Gomez**

**Colegio de Estudios Superiores de Administración - CESA  
Pregrado en Administración de empresas  
Bogotá  
2019**

## Tabla de contenidos

<b>Resumen .....</b>	<b>4</b>
<b>Introducción .....</b>	<b>6</b>
<b>1. Marco teórico .....</b>	<b>12</b>
<b>1.1 Panorama comercial del sector de la moda .....</b>	<b>12</b>
<b>1.2 Contexto y dinámica del canal digital y sus principales implicaciones.....</b>	<b>13</b>
<b>1.3 Modelos de predicción de demanda .....</b>	<b>19</b>
<b>1.4 Entendiendo los drivers del consumidor objetivo.....</b>	<b>24</b>
<b>2 Metodología.....</b>	<b>28</b>
<b>2.1 Modelo Orgánico.....</b>	<b>28</b>
<b>2.2 Modelo Marketing .....</b>	<b>31</b>
<b>3. Resultados .....</b>	<b>35</b>
<b>3.1 Resultados Modelo Orgánico .....</b>	<b>38</b>
<b>3.2 Modelo de Marketing .....</b>	<b>42</b>
<b>4. Conclusiones.....</b>	<b>44</b>
<b>Bibliografía.....</b>	<b>51</b>
<b>5. Anexo .....</b>	<b>53</b>
<b>Glosario .....</b>	<b>53</b>

## Lista de Tablas

<b>Tabla 1 Datos Recolectados Modelo Orgánico .....</b>	<b>30</b>
<b>Tabla 2 Datos Recolectados Modelo Marketing .....</b>	<b>32</b>
<b>Tabla 3 Variables Independientes Iniciales .....</b>	<b>35</b>
<b>Tabla 4. Resultado Regresión Múltiple Modelo Orgánico .....</b>	<b>39</b>
<b>Tabla 5 Resultados Regresión Múltiple Modelo de Marketing.....</b>	<b>42</b>
<b>Tabla 6 Referencias Vendidas .....</b>	<b>54</b>

## Resumen

El fin de la investigación presentada a continuación es identificar los principales factores que incrementen las ventas de Undergold S.A.S a través del canal digital, que permita tener una predicción de las ventas con mayor efectividad para la producción de ropa en el mercado colombiano, extrapolable para Pymes. Adicionalmente se definirá la estrategia de recolección de datos, enfocada en Undergold S.A.S, que permitan predecir la demanda en un país en el que el mercado digital está empezando a crecer;

definir los drivers en marketing digital que inciden en la compra de moda urbana masculina en Colombia para Undergold S.A.S y Proponer procedimientos complementarios para contrarrestar el porcentaje de error de la predicción de la demanda basado en la investigación realizada para el marco teórico.

Para responder los objetivos de la investigación se analizaron más de 900 ventas efectuadas en las cuales se analizaron 8 factores que tuvieron algún tipo de incidencia en el momento de la compra en el canal digital a través de dos modelos de regresión lineal múltiple, uno para los factores de venta orgánicos y otro para los factores de venta que contaban con inversión monetaria.

Los resultados de la investigación permitieron concluir que los factores de mayor incidencia en la venta a través del canal digital para Undergold S.A.S fueron los descuentos, la interacción de famosos y la novedad del producto para el modelo orgánico, mientras que para el modelo de marketing no permitió determinar ningún factor relevante debido a la falta de datos que permitieran relacionar las variables.

Estos resultados permitieron concluir que principalmente, al aumentar la interacción de famosos, generar descuentos y la constante renovación del producto se incrementan las ventas de Undergold S.A.S. También permitió determinar que el apoyo de investigaciones del sector y la data mayormente recolectada es la que permite encontrar los principales factores que permitan correr una regresión exitosa. Por otro lado, los drivers identificados como más influyentes y menos influyentes que permiten planear una estrategia de marketing que maximice las ventas, se deben seguir analizando para validar las variables que no tuvieron significancia, aunque se puede construir una estrategia con los drivers de marketing validados. Finalmente, como se consultó en diferentes fuentes hay factores que no se evaluaron como la navegabilidad, confiabilidad y de exhibición del producto, que pueden contrarrestar el error en la predicción de ventas de Undergold S.A.S.

## Introducción

En el 2016 constituí legalmente Undergold S.A.S, una marca de ropa enfocada en la naciente cultura del *streetwear*, la cual es una rama de la ropa urbana. En el proceso me encontré con algunos de los problemas que aquejan a los emprendedores, que más adelante entenderemos, por lo cual quise enfocar mi trabajo de grado en un estudio que además de ser útil para mi empresa, fuera útil y extrapolable para otros emprendedores del sector.

Cuando hablamos de ropa urbana, más específicamente del *streetwear*, hacemos referencia a un estilo que hoy es tendencia pero que se viene desarrollando desde los años 80. Para esta época el *skateboard* era tendencia en la región de California, como una reacción a las temporadas bajas de surf. De esta forma se empezó a solidificar la unión de dos de las corrientes urbanas que se han convertido en elementos culturales fuertes de la sociedad. Más adelante a principios de los años 90 la cultura Hip- Hop, con todo un contexto social afroamericano, pobreza y violencia detrás, comienza a convertirse en tendencia a través de grupos como *NWA*, *el mitológico TUPAC*, *Snoop Dog* y con ellos su estilo de vestir. Finalmente, la migración de asiáticos a los Estados Unidos de América dio a conocer un estilo de vestir completamente diferente que llamaba la atención de los californianos. Fue con la unión de estos tres choques culturales que se crea la primera versión del *streetwear* que conocemos hoy.

Fue entonces como en el año 2014, Simón Bermúdez y yo, Ricardo Bojanini, seducidos por la industria de la moda y las ganas de emprender, desarrollamos una marca que transmitiera eso que considerábamos urbano, creando Undergold S.A.S.

El proceso creativo en los primeros años nos permitió solidificar una identidad de marca y definir esos elementos que nos caracterizaban, pero en la parte operacional y financiera teníamos oportunidades de mejora. En resumen, la marca tenía muy buena acogida, pero no se traducía de igual forma en ventas.

Al día de hoy Undergold cuenta con casi 18 mil seguidores en Instagram, una tienda virtual con más de 400 usuarios registrados, una tienda física en la ciudad de Medellín y 2 tiendas aliadas, una en Bogotá y la otra en Medellín. Además, ha desarrollado colecciones conjuntas con diferentes marcas de Colombia como: Rosé Pistol, Crimson Crazed, CrimePays y la marca mexicana Lust. También se ha dado el lujo de vestir en eventos internacionales a grandes figuras públicas, tanto nacionales e internacionales, como el caso de J Balvín, artista más escuchado del planeta, en el *Fashion Week* de Nueva York en 2017 y participar en una pasarela importante en el *Fashion Week* de Ciudad de México en 2018 entre otras.

Hoy 2 años y medio después de formalizar la empresa, se ha evidenciado un crecimiento del 88% anual, terminado el 2018 con ventas por 142 millones de pesos.

El momento actual en el que nos encontramos nos invita a enfrentarnos a la ola digital que apenas empieza a llegar a Colombia y encontramos en nuestra falencia de marketing una oportunidad, donde queremos testear un piloto de venta digital. De esta forma podremos aprovechar la coyuntura para investigar cuales son los factores que podrían mejorar las ventas de Undergold S.A.S y poder aplicar el conocimiento adquirido en un futuro cercano en la empresa.



Empezando a entrar en materia, el problema de no traducir en ventas se originaba en la mala predicción de ventas que causaría 4 dificultades con las que se podría encontrar un emprendedor:

- Exceso de inventario
- Reducción de liquidez
- Incremento en costos de almacenamiento
- Perdida de ventas

Al día de hoy en Undergold S.A.S tenemos una forma empírica e intuitiva de predecir la demanda que se puede asemejar a uno de los métodos clásicos. Las formas clásicas para poder tener un estimativo de lo que pueden ser las ventas de un producto son: POS y DC.

La primera consta en un histórico de ventas que permite tras un análisis inferir cuales productos son los que tienen más rotación en el punto de venta y DC es sobre las ordenes al centro de distribución de un producto, tal como lo especifica Waller. (Waller, 2011)

En este caso como hablamos de una operación integrada de producción y venta, el POS es el análisis que permite hacer una predicción de las ventas. El problema radica en que estamos en el sector de la moda donde las temporadas y las tendencias de la moda son cambiantes. Es por eso que se puede tener una demanda aproximada del tipo de producto que más se vende, sin embargo, no se puede estimar el éxito de un diseño o una tendencia nueva.

Adicionalmente hay nuevas metodologías que se pueden usar para incrementar la efectividad de la predicción de la demanda. Una de ellas es la EDI (Electrónica Data Interchange) donde se pueden hacer análisis en tiempo real de los diferentes POS de cada punto de venta, como lo afirma Sichel. (Sichel, 2008-2009)

Esto ha permitido incrementar la efectividad y para un país como Colombia donde la ola digital apenas está llegando podría servir, pero al largo plazo será obsoleto.

El mercado en el que se encuentra Undergold es el segmento de moda masculina, el cual según el estudio realizado por MarketLine representa el 34% del mercado nacional. El mercado total en Colombia para el 2017 fue de 7.4 billones de dólares, siendo 2.5 billones la base de mercado en la que Undergold está.

En Colombia los canales de venta principales siguen siendo los puntos físicos, el consumo virtual es aún bajo a comparación con otras regiones, a pesar de que viene creciendo desde el 2017. Sin embargo, la idiosincrasia del comprador colombiano se ve sujeta a probarse y ver el producto antes de adquirirlo, sin contar el extra-costo de envío que también afecta a la población con menos ingresos. (MarketLine, 2017)

Así mismo el mismo informe de MarketLine afirma que la demanda en Colombia es muy volátil y se ve afectada directamente por las marcas y la publicidad, pero se ve limitada por el poder de compra del colombiano promedio, lo cual obliga a los minoristas a buscar producción en el exterior para poder ser asequible en el mercado nacional. (MarketLine, 2017)

Es así como surge la pregunta: ¿Cómo puede una marca de ropa masculina incrementar la efectividad de las ventas en términos de cantidad, tipo de producto y tendencia en el ámbito de la moda en Colombia enfocado al canal digital?

La cual responderemos validando la hipótesis de que, con el aumento en la adopción del canal de venta digital en Colombia, tanto página web como redes sociales, con un sistema de predicción de ventas enfocado al historial de ventas, respuesta a las estrategias de marketing digital se puede predecir con mayor efectividad la demanda de productos del mercado colombiano.

En el proceso de validar esta hipótesis tendremos como objetivo general:

- Identificar los principales factores que incrementen las ventas de Undergold S.A.S a través del canal digital, que permita tener una predicción de las ventas con mayor efectividad para la producción de ropa en el mercado colombiano, extrapolable para Pymes.

Y adicionalmente los siguientes objetivos Específicos:

- Definir la estrategia de recolección de datos, enfocada en Undergold S.A.S, que permitan predecir la demanda en un país en el que el mercado digital está empezando a crecer.
- Definir los drivers en marketing digital que inciden en la compra de moda urbana masculina en Colombia para Undergold S.A.S.

- Proponer procedimientos complementarios para contrarrestar el porcentaje de error de la predicción de la demanda basado en la investigación realizada para el marco teórico.

# **1. Marco teórico**

## **1.1 Panorama comercial del sector de la moda**

El comercio de ropa en Colombia se ha mantenido durante los últimos años como un jugador clave del comercio, en 2017 represento ventas por 7.6 billones de dólares y ha tenido un crecimiento compuesto de 3.5%, superior a países como México que tuvieron un crecimiento compuesto 2.2% desde 2013, tal como lo indica MarketLine.

Sin embargo, es un mercado muy fragmentado dominado por pequeñas y medianas compañías, que han sabido mantener su posición frente a grandes superficies y jugadores de mayor tamaño y musculo financiero como: Sartex Ltda, Crystal S.A.S, STF Group S.A Leonisa S.A y Mattelsa, los cuales tiene cerca del 21% del mercado

El mercado colombiano en el 2016 exporto 690,6 millones de dólares de los cuales el 69% fueron confecciones de las cuales la mayoría fue moda femenina, ropa interior, pantalones de hombre y de mujer, vestidos de baño femeninos y fajas y corsés. (Inexmoda, 2016)

Adicionalmente el consumo de prendas en Colombia ha aumentado en los últimos años a más de 22,3 prendas por año y muestra una tendencia en el crecimiento del mercado de clase alta y media en más de un 40 y 41% respectivamente (Inexmoda, 2016)

Esto en cuanto al mercado en general de ropa pero cuando se hace énfasis en la ropa urbana y más propiamente streetwear encontramos que tal como lo dicen las páginas

que ponen la tendencia de moda, Hypebeast y Complex en 2015 el mercado del streetwear fue de 80 billones de dólares en USA y más de 175 billones en el mundo de los cuales solo la reventa de zapatos fue de 1,5 billones. (Harris, 2014)

En cuanto a canales de venta, a pesar de que el canal online creció un 21% para 2017 representa menos del 5% de la industria y continúa siendo bajo a comparación de otras regiones, pero se espera que crezca un 125% para 2022. Lo cual está impulsado por la conveniencia, precios bajos y variedad que el canal online ofrece. Sin embargo, se ve limitado por el tipo de comprador colombiano el cual sigue prefiriendo probarse el producto y verlo físicamente para efectuar la compra. Adicionalmente los costos de mensajería son un condicionante para explotar el potencial del canal. (MarketLine, 2017)

En cuanto a streetwear tal como lo indican las plataformas virtuales más importantes al día de hoy en el sector de la moda urbana Complex y Hypebeast

## **1.2 Contexto y dinámica del canal digital y sus principales implicaciones**

Como lo indica Laura Meraviglia en su artículo *tecnología y falsificación en la industria de la moda: amigos o enemigos* la inminente globalización de los mercados y el aumento de la competencia a nivel global ha convertido a la tecnología en un factor clave en el sector de la moda. (Meraviglia, 2013)

Esta disrupción ha cambiado completamente la forma en la que las empresas interactúan con sus clientes, ya que están frente a una plataforma en la que pueden

Pero ¿Que es el canal digital?

Se tiene la vaga percepción de que el canal digital es una página web, pero como lo especifica en su artículo Patricia Huercanos del departamento de eCommerce y Canales Digitales de Thomson Reuters, son realmente 4 plataformas las que componen el canal digital:

- Página web
- Redes sociales
- Email
- Aplicaciones móviles

La principal ventaja de este canal frente al físico es que la interacción con el cliente es mucho mayor en términos de tiempo y de compromiso. (Huercános, 2015) de hecho en países más desarrollados frente a Colombia como España el crecimiento del uso de redes sociales con fines comerciales en microempresas era más del 17,5% en el 2013, cuando apenas comenzaba a tener un papel relevante las redes sociales. (Fundetec, 2014)

Sin embargo, esta migración al canal digital tiene algunas dificultades, siendo la principal, poder traducir la experiencia en la tienda física al entorno en línea. Esta es una de las razones principales por las que la industria de la moda ha sido más lenta que otros sectores en adoptar el comercio electrónico. Sin embargo, tal como lo afirma Martha Blázquez en su estudio *Fashion shopping in multichannel retail: The role of technology*

*in enhancing the customer experience*, recientemente, las nuevas tecnologías de la información (TI) han permitido a los consumidores evaluar la moda en línea, creando una experiencia de compra interactiva y emocionante que ha llevado a que la moda sea la categoría de productos en línea de mayor crecimiento en países como Inglaterra.

Es por esto que muchos de los minoristas deben pensar en todos los canales de manera integral, potenciando las tecnologías interactivas y nuevas para Internet y aprovechando todos los puntos de contacto con el consumidor, incluidos los dispositivos móviles y las redes sociales. (Blázquez, 2014)

Por otro lado, tal como lo expone Gielens y Steenkamp en su artículo *Branding in the era of digital (dis)intermediation*, el nuevo panorama comercial tiene un sinnúmero de oportunidades y retos donde se afecta toda la cadena de valor al tratar de quitar intermediarios que aumentan el valor del producto final.

Este salto tecnológico fortalece las relaciones de venta directas al consumidor e inclusive permite nuevos modelos entre cliente y cliente como es el caso de Uber o Amazon. Estas nuevas relaciones que se construyen con el cliente, la exhibición del producto desintermediación entre otras características, permiten a través de la comprensión de cada una de estas nuevas oportunidades generar estrategias que logren penetrar el mercado. (Gieles & Steenkamp, 2018)

Otro estudio que expone puntos de vista similares es el escrito por Kuster, Vila y Canales, *How does the online service level influence consumers' purchase intentions before transaction A formative approach*, es así como el canal digital se convierte en un espacio de interacción en tiempo real entre compradores y vendedores, donde ambos



están analizando el comportamiento del otro para llevar a cabo la transacción. Es decir que a través del análisis del comportamiento del consumidor se puede mejorar el servicio y hacerlo diferencial para cautivar al comprador, mientras que el consumidor está también analizando la experiencia de compra. Es ahí donde se generan los principales hallazgos que permiten desarrollar una estrategia ajustada al consumidor para llevarlo a efectuar la transacción en un ambiente donde la competencia es mucho mayor que en el punto de venta físico.

El canal digital es una oportunidad para las pequeñas empresas de abarcar una mayor base de clientes debido al alcance de la red, pero para tener éxito deben diseñar una página web que tenga mejores servicios online que los de la competencia en orden de navegabilidad, diseño, velocidad, oferta, flexibilidad, eficiencia, seguridad y precios. (Kuster, Vila & Canales, 2016)

Es así como en estudios anteriores, los mismos autores afirman que se ha determinado que hay dos variables principales a la hora de determinar la intención de compra de un cliente. La primer variable y principal factor de recompra es la experiencia de compra en red, lo cual incluye facilidad de compra, tiempo de entrega y servicio post venta. Sin embargo, son variables que están sujetas a las necesidades de cada industria, y están basadas en una compra realizada. La segunda variable es la precompra donde el comportamiento del usuario es clave para entender que es lo que lo motiva a efectuar esa compra. Siendo identificado en artículos anteriores que el principal *driver* de satisfacción post compra es la facilidad de pago dentro de la plataforma y la navegación, diseño y contenido el de pre compra respectivamente (Kuster, Vila, & Canales, 2016)

Por otro lado, está la influencia de las redes sociales como canal de ventas en el que los patrones de comportamiento del consumidor varían y podrían derivar tanto en la venta directa o en un direccionador a la página web para efectuar la transacción.

En el estudio *Consumer attention to price in social commerce: Eye tracking patterns in retail clothing*, de Menon, Sigurdsson, Larsen, Fagerstorm & Foxall, la actividad en redes sociales como Facebook, Twitter, Instagram y Pinterest está permitiendo la interacción directa de los consumidores finales de ropa con las marcas de forma que puedan comparar en tiempo real estrategias de mercadeo, precios, productos y servicios. Lo cual exige mayor grado de sofisticación en estrategias de venta, pero son a la vez un facilitador de ventas para el mercado. Sin embargo, la eficiencia de las ventas online en la industria de la moda es muy baja por la necesidad del cliente de tocar y sentir la calidad de la prenda, inclusive siendo más alta la eficiencia de venta en el canal físico.

Es entonces como se identifica el factor precio como una de las variables principales que afectan la compra online, de forma que el consumidor está dispuesto a sacrificar el sentir el producto por aprovechar el precio más competitivo que el canal online le ofrece. No necesariamente el precio más bajo es el que lleva a la compra, sino el más razonable debido a la conciencia del consumidor moderno. Es entonces como una serie de estudios de neuroimagen sugieren que las empresas deben combinar la información de precios con los puntos visuales de mayor atención y como las variables afectan en la atención del consumidor.

Otro factor de atracción de atención en estudios previos sugiere que la exhibición del producto es crucial en capturar la atención del consumidor en la pantalla. Gran cantidad de estudios concuerdan que la exhibición off line y online en celebridades e imágenes humanas afectan positivamente la atención, principalmente por las caras. Por

otro lado, la exhibición en maniqués incrementa la disposición de pagar por un producto por la curiosidad del cliente de ver como se ve el producto en él. (Menon, Sigurdsson, Larsen, Fagerstorm, & Foxall, 2016)

Aun así, falta un jugador clave en la conectividad de la actualidad, los dispositivos móviles. Los smartphones de hoy tienen un componente de conectividad y de redes sociales que da cabida a la nueva generación de marketing digital. Es así como lo dice el estudio *Mobile Social Media: The New Hybrid Element of Digital Marketing Communications*, de Yadav, Joshi & Rahman, que es un fenómeno en el que las personas tienen la mayor parte del día su dispositivo y se puede generar campañas de marketing desde las aplicaciones, mensajes de texto, correo electrónico y servicios en red. Las redes sociales en smartphones son consideradas las herramientas más poderosas de “viralización” de campañas de mercadeo y en lanzamiento de nuevos productos. Adicionalmente son una herramienta que permite generar programas de fidelización, promociones, e investigación de mercados, que al final del día lograran el objetivo de tener comunicación continua con el cliente e impulsarlo a la compra. (Yadav, Joshi, & Rahman, 2015)

El mercado de productos de lujo también se ve envuelto en las dinámicas inteligentes del canal digital. Algunos de los hallazgos que proponen Pantano, Passavanti, Priporas y Verteramo en su artículo *To what extent luxury retailing can be smart* frente a las dinámicas organizacionales fueron el desarrollar capacidades específicas para estos canales, el manejo del conocimiento adquirido y por último el buscar alianzas que logren robustecer más las estrategias de marketing. Frente a las dinámicas de venta cobra mayor relevancia el poder generar el acceso al servicio o producto. La relación con los

vendedores y metodologías de consumo del producto hacen la diferencia ya que generan mayor valor en y recordación en el consumidor (Pantano, Passavanti, Priporas, & Vertramo, 2018)

### **1.3 Modelos de predicción de demanda**

Teniendo claro el panorama comercial, tamaño de la industria y mecánica comercial del canal online partimos de una línea base para entender la operación interna empresarial para predecir las ventas en el sector de la moda hoy y conocer las metodologías que tienden a ser más populares en el futuro gracias a la tecnología.

La literatura sugiere que para la industria de la moda existen varias formas de predecir la demanda: Promedios móviles, alisamiento exponencial, índice de temporada, extrapolación de tendencias, regresiones estadísticas. Estos modelos tienen la ventaja de ser muy simples y fáciles de aplicar, pero la dificultad de estar limitados ante la complejidad que puede enmarcar la industria de la moda. (Ni & Fan, 2010)

Las formas clásicas para poder tener un estimativo de lo que pueden ser las ventas de un producto son: POS y DC.

Tal como lo afirma Waller, la primera consta en un histórico de ventas que permite tras un análisis inferir cuales productos son los que tienen más rotación en el punto de venta y DC de igual forma basado en un histórico que es sobre las ordenes al centro de distribución de un producto, permite conocer los productos más enviados, es así como a través comparativos históricos se puede sacar un estimado de ventas. (Waller, 2011)

Adicionalmente el POS es una herramienta que según Zhu en el escrito *POS Data and Your Demand Forecast*, es muy fácil de utilizar que simplemente con un buen almacenamiento de datos de ventas y producción en este caso en un archivo de Excel, a través de una regresión lineal múltiple se puede predecir la demanda. Simplemente se resume en encontrar una relación entre los factores que están influenciando las ventas. (Zhu, 2013)

En la industria de la moda, como lo mencionan Ni y Fan, la predicción de la demanda es clave para planear la producción, distribución y administración, sin contar el movimiento de inventario a distribuidores o canales. Adicionalmente es una demanda que se ve afectada directamente por las estaciones del año y clima, esto incrementa aún más la dificultad de la precisión para predecir la demanda. Entonces se hace énfasis en que una predicción basada en 1 año histórico no es muy acertada y la falta de predicción en tiempo real deja pasar múltiples oportunidades de mercado. (Ni & Fan, 2010)

Para el caso de Undergold S.A.S hablamos de una operación integrada de producción y venta, el POS es el análisis que permite hacer una predicción de las ventas de una forma rápida. El problema radica en que estamos en el sector de la moda donde las temporadas y las tendencias de la moda son cambiantes. Es por eso que se puede tener una demanda aproximada del tipo de producto que más se vende, sin embargo, no se puede estimar el éxito de un diseño o una tendencia nueva.

Sin embargo, a través de nuevas tecnologías han surgido herramientas de analítica que permiten jugar con múltiples variables que al final lleven a encontrar patrones establecidos que prediquen las ventas. Ali Fallah Tehrani y Diane Ahrens en su artículo

*Enhanced predictive models for purchasing in the fashion field by using kernel machine regression equipped with ordinal logistic regression*, hacen una de las primeras investigaciones donde se involucran técnicas neurolingüísticas, machine learning que al final del día son probadas a través de modelos matemáticos como son las regresiones lineales o múltiples. Finalmente concluyen con una mezcla de 3 regresiones que permiten tener una demanda muy acertada de las ventas (Tehrani & Ahrens, 2016)

Estas tendencias tecnológicas como machine learning, robótica, inteligencia artificial son algunas de las tendencias que hacen parte de la llamada 4 revolución industrial. Tal como lo expone Niladiri Syam y Arun Sharma las herramientas de machine learning e inteligencia artificial pueden ser utilizadas para predecir ventas. Estos términos fueron inventados por un programador en 1995 para hacer referencia a computadoras capaces de actuar sin ser programadas teniendo como base una base de datos amplia y a través de regresiones lineales identificar los parámetros influyentes para tomar una decisión. Adicionalmente afirman que el tener en cuenta la validación temprana del producto logra aumentar la precisión en la precisión de la demanda. (Syam & Sharma, 2018)

A pesar de que todas las metodologías parecen ser diferentes al final del día en su nivel más básico parten de una prueba matemática o estadística que se puede ir modificando para lograr mayor alcance.

Un ejemplo de modificación que se pueden implementar en un sistema POS, es como lo sugiere el estudio de *User Requirements Analysis for Restaurant POS and Accounting Application Using Quality Function Deployment* en el que se fusiona con el

análisis de despliegue de calidades funcionales (QFD) en el que se hace una evaluación de 5 fases a los productos ofrecidos que permite basado en la demanda diseñar productos que sean bien aceptados por los consumidores. La estructuración de cada una de las fases permite ser aplicado a diferentes industrias (Sularto & Tristyanti Yunitsary, 2014).

Adicionalmente hay nuevas metodologías que se pueden usar para incrementar la efectividad de la predicción de la demanda. Una de ellas es la EDI (Electrónica Data Interchange) donde se pueden hacer análisis en tiempo real de los diferentes POS de cada punto de venta. (Sichel, 2008-2009)

Esto ha permitido incrementar la efectividad y para un país como Colombia donde la ola digital apenas está llegando podría servir, pero al largo plazo será obsoleto.

Frente a la predicción de las ventas o de la demanda, hay diferentes artículos como *Big Data and predictive business analytics* de Liu, que han sugerido que ciertamente el uso del Big Data sirve para predecir el comportamiento del usuario, predecir con mayor exactitud las ventas en métricas de clics y vistas de la pauta. (Liu, 2014-2015) y ha ayudado a aumentar las ventas al proporcionar información relevante sobre los productos e influir en la próxima compra del comprador. Con el fin de crear una ventaja competitiva, las empresas también han invertido en establecer una presencia en las plataformas de medios sociales para comunicarse con los clientes. Como el uso de las redes sociales es alto, los jugadores han comenzado a utilizar plataformas como Facebook e Instagram para publicitar productos y atender las consultas de los clientes de una manera personal. Esto continuará siendo una forma importante para que los jugadores se diferencien de sus competidores y si se utiliza de manera efectiva, ayudará a reducir el grado de rivalidad dentro de la industria. (MarketLine, 2017)



## 1.4 Entendiendo los drivers del consumidor objetivo

Una vez tenemos un marco de cómo funciona el canal online y los sistemas de predicción de demanda típicos, es necesario entrar en las dinámicas de la industria de moda y cuáles son los drivers de consumo principales de las personas de la generación millennial, quienes son el público objetivo de Undergold y de esta forma comprender el alcance de los temas anteriormente mencionados.

La generación Y la cual está compuesta por los millenials, personas nacidas entre 1981 y el año 2000 es una población con hábitos de compra y características definidas, como lo expone Ladhari, Gonthier y Lajante en el artículo *Generation Y and online fashion shopping: orientation and profiles*. El consumidor de la generación Y por lo general es autosuficiente y tiene mayor poder adquisitivo, también es normal que sea atrevido en buscar productos de mayor novedad sacrificando la lealtad a marcas. Otra característica importante es que los consumidores de esta generación son nativos en el uso de tecnología y redes sociales lo cual aumenta la exposición social. Un claro ejemplo es que las marcas preferidas por los millenials son aquellas que mayor exposición tienen en redes sociales, diferente a los consumidores de otras generaciones que no necesariamente prefieran las marcas con mayor exposición social. (Ladhari, Gonthier, & Mathieu, 2019)

Adicionalmente dentro de la generación de millenials los consumidores se segmentan en grupos según sus orientaciones y patrones de compra. En el mismo estudio se detectaron 5 factores determinantes para clasificar los compradores: Disfruta la compra y actividad de comprar, conciencia y conocimiento del producto a adquirir,

reconocimiento de marca y fidelidad, orientación económica del producto precio y relación costo beneficio y por último desarrollo de personalidad, que está enfocado a gustos personales. Basado en la caracterización y análisis de los compradores el estudio concluye que no es posible homogenizar los compradores de la generación Y y cada uno de sus segmentos tienen motivaciones diferentes según su enfoque lo cual requiere diseñar estrategias de marketing dirigidas para el tipo de comprador. (Ladhari, Gonthier, & Mathieu, 2019)

Es así como surgen investigaciones que sugieren desarrollar estrategias de marketing basadas en las emociones. Una de estas investigaciones es *Designing an emotional strategy: Strengthening digital channel engagements*, de Karla Straker y Cara Wrigley. El objetivo principal es tener 3 factores presentes a la hora de diseñar una estrategia digital exitosa basada en la emoción: Emociones del comprador, Marca o producto y explotar el canal digital. Es todo un reto poder encontrar el equilibrio y una equivocación podría derivar en la comunicación masiva de una mala experiencia a través de las redes sociales que puede afectar considerablemente la reputación de una empresa. (Straker & Wrigley, 2016)

Lo que sugieren las autoras en su artículo es comenzar con un entendimiento claro de los drivers motivacionales de su consumidor objetivo, como reflejarlo en la marca y materializarlo en una estrategia digital que despierte esas emociones que la marca desea reafirmar. Todo esto debe estar reforzado en el acercamiento que se le dé, el tipo de comunicación, lenguaje y demás variables que puedan influir en generar la percepción y generar los sentimientos esperados. (Straker & Wrigley, 2016)

El ejemplo de Burberry clarifica como una empresa que través de su historia paso de fabricar dotación militar, vestir a la familia real inglesa, a vestir a la mayoría de las celebridades y convertirse en una de las marcas más lujosas y exclusivas del mundo. En la última década, Burberry detecto que uno de los principales motivadores de consumo era lo que pensaban los pares de los consumidores y como influían en una próxima compra, generando estrategias enfocadas a potencializar esta característica. (Straker & Wrigley, 2016)

Por eso es importante conocer las motivaciones definidas que permiten entender los patrones de consumo de los millenials, sus patrones de consumo, tal como lo enumera Angela Martinez en la página web habitant.

1. Principalmente antes que poseer, prefieren el vivir experiencias, lo cual indica que los productos deben estar acompañados bien sea de una experiencia o permitir vivir una experiencia. (Martinez, 2016)

2. En segundo lugar, la autenticidad del producto es clave, ya que los millenials son consumidores inteligentes que se informan antes de adquirir un producto, por lo que la comunicación en debe ser muy clara para así permitir la interacción de los clientes con el producto. (Martinez, 2016)

3. En tercer lugar, está el tiempo real, al ser clientes que están informados siempre quieren el último producto y la última tendencia por lo que es clave estar en el ritmo del consumidor. (Martinez, 2016)

4. El entretenimiento constante es una variable que influye en el consumidor, por lo que generar contenido que los haga interactuar es otro factor importante. (Martinez, 2016)

5. El ser influenciados y ser influenciadores. Sus ídolos y modelos constantemente están influyendo en sus decisiones de consumo. (Martinez, 2016)

6. La conciencia sobre el precio y el costo de oportunidad es una característica del consumo de los millenials (Martinez, 2016)

7. La inmediatez es un patrón de consumo de este público. (Martinez, 2016)

8. El producto diferencial y status que ofrece es otro de los grande motivadores del millenial. (Martinez, 2016)

Finalmente tenemos un marco enfocado en conocer la industria, el canal digital, sus estrategias de mercadeo, metodologías de predicción de ventas y drivers de consumo de jóvenes, que nos permitirán plantear una metodología que permita validar el objetivo y general y específicos de la tesis.

## **2 Metodología**

Undergold S.A.S será el escenario para el trabajo investigativo. La metodología será a través de una muestra de 30 - 50 artículos de moda y más de 900 ventas de la empresa divididos entre camisetas estampadas y referencias básicas (sin estampar) y busos estampados y sin estampar, donde a través de una regresión lineal múltiple se puedan validar los drivers de mayor influencia en la venta de ropa urbana en Colombia para la empresa. Para esto se tomó el historial de ventas desde septiembre de 2018 hasta marzo de 2019.

Para identificar los drivers se construyó un modelo en el que se especifica el mes de entrada de la prenda al inventario y el día de salida. En este espacio de tiempo se alimentarán las variables de carácter binario y categórico que pudieron afectar o no la venta, basado en la estrategia digital para Instagram utilizada hasta el momento, apoyado de los drivers sugeridos en el marco teórico. Los drivers seleccionados se clasificaron en dos modelos: Orgánico y Marketing

### **2.1 Modelo Orgánico**

El modelo orgánico es un modelo donde no se invierte dinero en la promoción de contenido mientras que el modelo de marketing si cuenta con inversión de capital. Es decir que el contenido generado es no contara con ninguna inversión de capital y el único

sitio en el que se podrá ver es el perfil de Undergold o los usuarios que deseen etiquetar la marca por voluntad propia.

Para este modelo, tras la filtración de variables se definieron los siguientes drivers para validar su incidencia en la compra:

1. Número de artículos vendidos que tuvieron descuento en el precio del producto
2. Número de artículos vendidos que tuvieron al menos una publicación en Instagram
3. Número de artículos vendidos que tuvieron un *Story* en Instagram
4. Número de *Stories* promedio que tuvo cada artículo vendido
5. Número de interacciones que genero algún influencer en los artículos vendidos
6. Tiempo de circulación del producto antes de ser vendido

*Tabla 1 Datos Recolectados Modelo Orgánico*

Modelo Orgánico						
Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Ventas	Número de artículos vendidos que tuvieron descuento en el precio del producto	Número de artículos vendidos que tuvieron al menos una publicación en Instagram	Número de artículos vendidos que tuvieron un <i>Story</i> en Instagram	Número de Stories que promedio que tuvo cada artículo vendido	Número de interacciones que genero algún influencer en los artículos vendidos	Tiempo de circulación del producto antes de ser vendido
447	195	60	246	5,146341	33	30
90	42	15	75	4,533333	1	60
142	75	3	36	2,897436	5	90
81	37	3	34	5,794118	1	120
25	11	1	12	4,75	0	150
12	5	0	5	1	0	180
6	3	0	1	1	0	210
4	3	0	1	1	0	240
3	2	2	2	8	0	270
3	3	0	1	4	0	300
46	33	0	45	7,511111	0	330
34	20	0	22	6,545455	5	360

Fuente: Elaboración propia

## 2.2 Modelo Marketing

El modelo de Marketing por su parte estaba enfocado en la estrategia pauta que requería inversión para aumentar tanto las impresiones como el público al cual se le quería llevar la campaña publicitaria a través de redes sociales.

Inicialmente el modelo contaba con 4 tipos de publicación que contaban con inversión, pero debido a la falta de datos el modelo fue reducido simplemente a los siguientes dos drivers:

1. Número de artículos con publicaciones  
pautadas
2. Monto promedio invertido por publicación  
pautada por artículo vendido



**Tabla 2 Datos Recolectados Modelo Marketing**

Marketing		
Y	X1	X2
	<b>Post Pautado</b>	<b>Cantidad Pautada</b>
Ventas		
447	11	71454,54545
90	16	85750
142	27	94370,37037
81	32	140000
25	7	136131,1429
12	4	166459
6	1	166459
4	1	0
3	0	0
3	0	0
46	0	0
34	0	0

Fuente: Elaboración propia

A diferencia del primer modelo, este será evaluado a través de variables cronológicas, monetarias y de mercadeo.

Es importante resaltar que debido a que el análisis se enfoca en Undergold S.A.S los drivers generales que se analizaban en el marco teórico fueron acotados a la realidad de la empresa y las metodologías publicitarias ya utilizadas.

Esto nos permitirá a través de un modelo estadístico de regresión múltiple encontrar la incidencia de cada uno de estos drivers y sus respectivas variables a la hora de la venta de un artículo. Donde el factor de correlación será clave para determinar que tiene incidencia o no en las ventas.

El coeficiente de correlación conocido como R2 es la variable que como bien lo define Alberto Peiro Ucha, es una medida estadística que podría cuantificar la dependencia o independencia lineal. Para esto el valor va de 1 a -1 siendo los dos extremos los valores con mayor incidencia y siendo 0 la menor incidencia posible. Un ejemplo de lo que indica el factor de correlación R2 en una grafica de dispersión es que tan bien o que tan mal se acercan las variables a una posible recta que seria la predictora de resultados. (Peira, s.f.)

El análisis se hará a través de la incidencia que se ve reflejada en la venta del total de unidades según sea la aparición de cada una las acciones anteriormente mencionadas.

Y a través de los coeficientes que nos arroje la regresión podremos a través de la fórmula de regresión tener un estimado de ventas y entender cómo impacta cada uno de los drivers evaluados.

$$Y = A + B_1X_1 + B_2X_2 + B_3X_3 + B_4X_4 + B_5X_5 + B_nX_n$$

En el anexo 1 se puede encontrar la base de datos utilizada en el análisis y las tablas en las que se constata las ventas del producto.

Una vez analizados los resultados del modelo, también se plantearán estrategias para aumentar la eficiencia en cuanto a las ventas.

Para hacer extrapolable a otras pymes será de vital importancia tener claro la línea base que posee Undergold S.A.S en el mercado colombiano y basarlo como supuestos a la hora de extrapolar la metodología y resultados. De igual forma su estética y concepto para encontrar así los factores que puedan tener relación con las ventas según su público objetivo, lo cual será respaldado con datos y de forma cuantitativa.

La ejecución del proyecto investigativo está conformada por 3 módulos, divididos en un espacio cronológico de 6 meses:

- El primer módulo consto de la consolidación del marco teórico, tanto en fuentes que permitan establecer metodologías, resultados y parámetros para predecir ventas en el sector de la moda y a través del canal digital. Adicionalmente para sentar una línea base clara definir claramente en la estética y concepto de la marca, su canal digital, ventas e historia. Finalmente, la recolección del historial de ventas en el canal físico (sí aplica) y digital durante los periodos 2019 I y 2018.

- El segundo módulo está compuesto por el análisis e interpretación de los datos dentro del modelo de regresión lineal, las pruebas y añadiduras de los drivers que lo requirieron con las referencias que la empresa saco al mercado en marzo y abril de 2019.

- El tercer módulo consta de la redacción y presentación de resultados y conclusión para una estrategia que potencialmente incremente las ventas de la empresa

### 3. Resultados

Los principales resultados del análisis surgieron a través de la construcción de los modelos, donde se eliminaron variables que tras correr la regresión contaminaban los resultados, bien fuera por falta de correlacionamiento, falta de datos o complejidad a la hora de demostrar la incidencia en las ventas.

Las variables independientes iniciales eran las siguientes:

***Tabla 3 Variables Independientes Iniciales***

Y	Ventas
X1	<b>Número de artículos vendidos con descuento</b>
X2	<b>Cantidad promedio del descuento</b>
X3	<b>Número de artículos vendidos que tuvieron post en Instagram</b>
X4	<b>Número de artículos vendidos que tuvieron post pagado en Instagram</b>
X5	<b>Número de veces que un artículo fue pagado</b>
X6	<b>Monto promedio invertido por publicación pagada por artículo vendido</b>
X7	<b>Número de artículos vendidos que tuvieron Story en Instagram</b>
X8	<b>Número promedio de Stories que tuvieron los artículos vendidos</b>
X9	<b>Número de artículos vendidos que tuvieron Story pagado</b>
X10	<b>Monto promedio invertido por Story pagada por artículo vendido</b>
X11	<b>Número de artículos vendidos que tuvieron publicaciones de influencers</b>
X12	<b>Número de artículos vendidos que tuvieron Stories de influencers</b>

X13	<b>Número de días cercanos a la quincena respecto al día de la venta</b>
X14	<b>Tiempo de circulación del producto</b>

Fuente: Elaboración propia

Una vez obtenidos los resultados preliminares las variables eliminadas fueron:

- **X2 Cantidad promedio del descuento:**

El valor promedio era muy similar en todos los meses por lo que se determinó que se debe hacer una recolección más segmentada de los valores de los descuentos con los cuales se pueda validar que tanto aumenta el coeficiente de consumo de la mano del aumento de la cantidad descontada

- **X 13 Número de días cercanos a la**

**quincena respecto al día de la venta:** Debido a que la gran mayoría demostraba que el promedio de compra era entre 5 y 3 días de diferencia con relación a la quincena, se determinó asumir que en un rango máximo de 5 días es el momento cumbre de ventas de Undergold S.A.S y de igual forma es una variable que se podría parametrizar

- **X5 Número de veces que un artículo**

**fue pautado:** Es una variable que termina siendo redundante y ensucia el modelo debido a que se consideró por los resultados preliminares que es de mayor importancia conocer si se pauto o no y cuánto dinero se utilizó, siendo el segundo driver el que incluiría las veces de la pauta ya que a los ojos de las

redes sociales el dinero invertido es el que determina que tantas veces se va a difundir la imagen a través de la red

- **X11 y X12 Stories y publicaciones de influencers:** se unificó en interacción influencer ya que el número de interacciones era muy bajo y por separado no se encontraba una relación considerable en el modelo

- **X9 y X10 Número de artículos vendidos que tuvieron story pagado y monto promedio invertido por Story pagado:** De igual forma por la falta de datos que de verdad afectarían el modelo, se tomó la decisión de eliminarlos

### 3.1 Resultados Modelo Orgánico

Una vez se determinaron los drivers que debían ser eliminados para correr el modelo de regresión, se corrió el modelo centrado en los siguientes drivers como variables independientes del modelo de regresión siendo la variable dependiente las ventas:

1. Número de artículos vendidos que tuvieron descuento en el precio del producto
2. Número de artículos vendidos que tuvieron al menos una publicación en Instagram
3. Número de artículos vendidos que tuvieron un *Story* en Instagram
4. Número de *Stories* promedio que tuvo cada artículo vendido
5. Número de interacciones que genero algún influencer en los artículos vendidos
6. Tiempo de circulación del producto antes de ser vendido

Estas variables tuvieron un  $R^2$  de 0,999, muy cercano a 1, que indica que efectivamente las variables están correlacionadas con las ventas

Luego se determinaron los coeficientes de cada uno de los drivers y los respectivos valores probabilísticos los cuales permitieron determinar hallazgos importantes para la investigación.

**Tabla 4. Resultado Regresión Múltiple Modelo Orgánico**

	<i>Coeficiente</i>	<i>Error Estandar</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-valor</i>
Intercepto	19,59919	6,705819	2,922713	0,03291
Número de artículos vendidos que tuvieron descuento en el precio del producto	1,540206	0,186084	8,276948	0,00042
Número de artículos vendidos que tuvieron al menos una publicación en Instagram	0,539047	0,724724	0,743796	0,490454
Numero de artículos vendidos que tuvieron un <i>Story en Instagram</i>	0,007665	0,181965	0,042122	0,968031
Número promedio de <i>Stories</i> por artículo vendido	0,599596	0,66189	0,905884	0,406532
Número de interacciones que genero un influencer por artículo vendido	2,781168	1,014504	2,741408	0,040724
Tiempo de circulación del producto antes de ser vendido (días)	-0,08903	0,029721	-2,99562	0,030251

Fuente: Elaboración propia

El orden de relevancia por coeficiente fue el siguiente:

1. Intercepto: 19,59. Lo cual se atribuye a el recorrido de Undergold S.A.S en temas de posicionamiento y base de consumidores



2. Interacción famosos: No es una sorpresa que el coeficiente de 2,78 esté involucrado al contenido que los famosos pueden generar. Esto da pie para comenzar a mapear este driver como importante para la empresa y revisar cómo se puede potenciar para incrementar las ventas.

3. Número de artículos con descuento: Más allá de que está organizada la data por menor tiempo de circulación, o sea producto nuevo, y no es normal dar descuento al producto nuevo, se asumió que las personas que van los primeros días de la colección por el producto nuevo generalmente desean más de 1 por lo que se otorga el descuento al momento de la compra. Esto probado con el coeficiente de 1.54 respalda dicha posición y se puede revisar más en detalle, por ejemplo, con la cantidad de descuento para optimizar las ventas derivadas de este driver.

4. Publicaciones en Instagram y las herramientas analizadas mostraba valores considerablemente menores en sus coeficientes para los Post de dicha red social. A pesar de ser menor, un coeficiente de 0.54 refleja de cierta forma la realidad del driver el cual no se percibe como malo, ya que es un driver que se puede incrementar fácilmente e impactara directamente las ventas. El problema radica en una evaluación futura que permita determinar cuál es el numero óptimo de publicaciones en redes sociales para garantizar las ventas.

5. Luego se ubican los drivers número de artículos que tuvieron story y el número de veces que la tuvieron las cuales están interconectadas. Si bien el coeficiente de si tuvo story o no es el más bajito 0.007 el número de stories por artículo es más alto 0.059. A pesar de ser una relación extraña donde hay una diferencia importante entre los dos coeficientes si se puede determinar un impacto

6. Finalmente, está un driver negativo que valida la hipótesis de que el producto nuevo no tiene un condicionante para ser vendido, pero por cada día que se demore en venderse disminuye en 0.08 la cantidad hipotética de venta.

Los drivers analizados todos fueron validados por la hipótesis nula excepto el contenido propio de Undergold es decir los drivers X2, X3 y X4. Esto no quiere decir que no tengan incidencia ya que al ser probados individualmente el nivel de correlación es muy alto, por lo que asumimos que frente a drivers como X1, X5 y X6 tienen menor incidencia.

Así quedaría la ecuación para este modelo, la cual utilizaremos más adelante para concluir una posible estrategia que optimice las ventas:

$$Y = 19.5 + 1.54 X_1 + 0.53 X_2 + 0.007 X_3 + 0.59 X_4 + 2.78 X_5 + (-0.08) X_6$$

### 3.2 Modelo de Marketing

Para el segundo modelo, se encontraron dificultades relativas a la falta de información por lo que, a pesar de haber reducido el modelo al mínimo viable, los resultados no tuvieron una validez significativa ni en la práctica ni en la academia. De igual forma se determinaron los drivers que permitirían correr el modelo:

X1: Número de artículos con post pautados

X2: Cantidad pautada en términos de COP

Estas variables tuvieron un  $R^2$  de -0,04438, muy lejano a 1, que diferente al primer modelo indica que las variables no están correlacionadas con las ventas y sugiere revisar los datos que se entraron al modelo.

Luego se determinaron los coeficientes de cada uno de los drivers y los respectivos valores probabilísticos los cuales permitieron determinar hallazgos importantes para la investigación.

***Tabla 5 Resultados Regresión Múltiple Modelo de Marketing***

	<i>Coeficientes</i>	<i>Error típico</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Probabilidad</i>
Intercepción	51,08384173	55,51344598	0,920206642	0,381467716
Post Pautado	4,694734478	3,858863181	1,216610763	0,254693985

Cantidad Pautada	-0,00021471	0,000621614	0,345407844	-	0,737723619
------------------	-------------	-------------	-------------	---	-------------

Fuente: Elaboración propia

Los resultados del modelo de marketing son contrarios a los esperados, no son tan consistentes como el modelo orgánico y de hecho podría contradecirse. Todas las variables son rechazadas por la hipótesis nula, esto tras comparar con lo que pasa en la práctica podría tener una explicación lógica. Sin embargo, el modelo sugiere que:

X1: Tendría un coeficiente alto por cada post pagado

X2: La cantidad pagada está inversamente relacionada con las ventas. Lo cual no tendría mucho sentido ya que la cantidad pagada es la que amplía el espectro de impresiones.

Estos resultados deben ser rechazados y se debe seguir alimentando el modelo para poder tener un hallazgo significativo. Actualmente este resultado se puede asociar a 3 factores claves:

1. Undergold no ha sido constante con la continuidad en la pauta y se ha hecho empíricamente
2. De los años y medio que lleva Undergold como una marca registrada solo en los últimos meses se ha implementado procesos de pauta
3. La segmentación de público está siendo errónea y la pauta no está teniendo los resultados esperados

Adicionalmente en variaciones que se le hicieron al modelo en el que se experimentó con otros drivers aparecía una correlación baja para pauta y cantidad pautada lo cual tendría sentido ya que un coeficiente de muy bajo que va con un factor multiplicador en pesos, donde la moneda es en miles si podría generar ventas, que sería el resultado que esperábamos obtener.

## 4. Conclusiones

Cuando esta investigación se llevó a cabo se esperaba encontrar los drivers que impulsan las ventas, como recolectar la data, generar estrategias que impulsen las ventas y encontrar procedimientos complementarios que permitieran incrementar las ventas de Undergold en el canal digital.

En lo personal como socio fundador de Undergold S.A.S esperaba resultados que en la práctica parecerían obvios:

- Productos nuevos se venden más que los productos viejos
- La pauta se vuelve relevante cuando pasa la ventana de novedad del producto
- Los famosos que pueden ser influencers o micro influencers tienen relevancia en la compra del producto
- Los descuentos influyen la compra

- La interacción en redes sociales tanto posts como stories en menor cantidad generan tráfico que no necesariamente deriven en compra

Adicionalmente hay más variables que por falta de información no se pudieron evaluar pero que para un ejercicio futuro complementarían el modelo y permitirían más inputs para diseñar una estrategia de mercadeo más robusta como:

- Campaña expectativa
- Días de la semana de las interacciones de redes sociales
- Efectividad de influencia por famoso
- Desagregar los resultados por tipo de producto y referencia
- Incidencia de los diseños más apegados a la moda actual e incidencia de diseños más neutrales

Ahora bien, tomando los resultados obtenidos, se responderán cada uno de los objetivos planteados al inicio del proyecto.

Objetivo general:

- Identificar los principales factores que incrementen las ventas de Undergold S.A.S a través del canal digital, que permita tener una predicción de

las ventas con mayor efectividad para la producción de ropa en el mercado colombiano, extrapolable para Pymes.

Si bien muchos factores fueron eliminados por la falta de datos que permitieran validar su influencia en las ventas en el canal digital, el modelo orgánico sí arrojó información suficiente para afirmar que las interacciones de los famosos, los descuentos y la novedad son los principales drivers de consumo digital en Undergold S.A.S. Este resultado comparado con los estudios previos expuestos en el marco teórico donde se señala la importancia del precio y el ver caras conocidas en la exposición del producto (Menon, Sigurdsson, Larsen, Fagerstorm, & Foxall, 2016) valida doblemente la hipótesis. Adicionalmente factores parametrizados como la cercanía a la quincena o la cantidad del descuento son otros factores que pueden jugar un papel importante a la hora de generar mayores ventas si son tenidos en cuenta.

Los otros factores que tuvieron menor relevancia fueron el número de publicaciones en redes sociales y el tipo de publicación. A pesar de que no tienen una incidencia tan grande como los anteriores son drivers que si se pueden implementar muy fácilmente y que en mayor volumen pueden afectar positivamente las ventas.

En la ecuación de la regresión se puede apreciar los coeficientes de cada uno de los drivers y potencializarlos a través de estrategias que incrementen el multiplicador de los coeficientes:

$$Y = 19.5 + (1.54 \times \text{Descuento}) + (0.53 \times \text{Número de publicaciones}) + (0.007 \times \text{Story}) + (0.59 \times \text{Número de Stories}) + (2.78 \times \text{Interacción influencer}) + (-0.08 \times \text{Días de circulación})$$

Frente al modelo de marketing si bien no se logró llegar a resultados significativos si podemos concluir que es necesario continuar alimentando el modelo para poder sacar el verdadero hallazgo que permita definir la verdadera incidencia de la pauta digital en redes sociales en las ventas de Undergold S.A.S

Adicionalmente podemos suponer que además de seguir alimentando el modelo, el fracaso del resultado puede estar ligado a mala segmentación de mercado al momento de pautar y mala exhibición del producto, por lo cual se recomienda revisar cómo se está pautando para así poder mejorar la métrica.

Por otra parte, la practica nos dice que muy posiblemente hay una relación directa entre a más dinero invertido en pauta mayor número de ventas. Adicionalmente y a pesar de que ninguno de los intentos lo arrojó también hay una estrecha relación entre el efecto de la pauta en los productos de mayor circulación, ya que son los productos que requieren salir de manera más veloz de circulación.

Adicionalmente existían objetivos específicos que de igual forma el ejercicio nos permitió validar:



Definir la estrategia de recolección de datos que permitan predecir la demanda en un país en el que el mercado digital está empezando a crecer.

Tal como lo apreciamos en la metodología hay muchos drivers que influyen directamente en la venta desde el canal digital, pero que al momento de probarlos en la regresión múltiple no tiene mayor incidencia y contamina la muestra. Para disminuir esta contaminación lo primero es apoyarse en los factores ya validados en otras investigaciones como fue el caso del precio y de la exhibición de caras conocidas (Menon, Sigurdsson, Larsen, Fagerstorm, & Foxall, 2016). Adicionalmente revisar cuales son esos factores de los que más se tiene información en la práctica para así poder generar un modelo básico que funcione y que con el tiempo y la recolección juiciosa de datos permita añadir más variables en el tiempo, ya que los modelos POS y las regresiones no especifican el número de variables, es por esto que ir de lo más simple a lo más complejo será de gran ayuda.

- Definir los drivers en marketing digital que inciden en la compra de moda urbana masculina en Colombia para Undergold.

Frente a los drivers de marketing digital que podrían estar relacionados al modelo ciertamente todo comienza desde generar colecciones en lapsos de tiempo continuos para así mantener la novedad, ya que el tiempo de circulación es un factor determinante. Luego los descuentos fueron el driver más importante y como fuente de marketing la interacción de los famosos también es importante. Frente a temas de publicaciones pagadas y cantidad de dinero invertida el modelo de regresión no nos permitió identificar que tan

importantes son los drivers, pero la generación de contenido y constante interacción con el público si tiene relación. Además, a pesar de que la pauta digital no pudo ser validada, en la práctica hemos evidenciado que, si hay una correlación directa frente al producto pautaado, es por esto que bajo el supuesto de corregir y alimentar el modelo seguramente se esperarí un coeficiente bajo frente a la publicación pautaada y en la cantidad invertida, pero al ser inversiones en miles de pesos habrí una relación importante frente a las ventas. Por otro lado, es importante construir estrategias de marketing que incluyan el descuento y la muestren a influencers conocidos para potencializar el impacto de los elementos de marketing que tienen mayor influencia.

Proponer procedimientos complementarios para contrarrestar el porcentaje de error de la predicción de la demanda basado en la investigación realizada para el marco teórico.

Al final, después de las fuentes consultadas y los modelos de predicción, para contrarrestar los errores del modelo hay muchos factores que son más difíciles de correlacionar directamente con las ventas a través de un modelo, pero que ciertamente si influyen directamente frente al consumidor online.

Es por esto que tal como se investigó en el marco teórico, la confiabilidad de pagos, navegabilidad en la página web, exhibición del producto, tiempos de entrega, servicio al cliente y experiencia post venta son factores claves que complementan una buena estrategia de marketing digital (Kuster, Vila, & Canales, 2016) y uso de redes sociales que serán el último eslabón de la cadena para garantizar la venta del producto y la fidelización de los clientes.

Por otro lado, hay diferentes estrategias de validación de productos que se pueden replicar como es el expuesto en el documento “*User requirements analysis for restaurants POS and Accounting Application Using Quality function deployment*”. De esta forma se está impulsando a que la decisión de compra no dependa únicamente de una estrategia de marketing sino de impactar una necesidad validada por el cliente.

Adicionalmente el tener en cuenta las variables demográficas del público colombiano (Ministerio\_de\_Comercio\_Industria\_y\_Turismo, 2018) permitirá hacer una segmentación más efectiva para Undergold S.AS

## Bibliografía

- Ben Barry, D. M. (2016). *Fashionable Fit: Young men's dress decisions and appearance anxieties*. Canada: Taylor and Francis LTD.
- Blázquez, M. (2014). *Fashion shopping in multichannel retail: The role of technology in enhancing the customer experience*. Manchester, United Kingdom: University of Manchester.
- Dwyer, C. (2009). *Behavioral targeting: a case study of consumer tracking on levis.com*. USA.
- Fundetec. (2014). *Informe ePyme 201. Análisis de implantación de las TIC en la PYME española*.
- Gieles, K., & Steenkamp, J. (2018). Branding in the era of digital (dis)intermediation. *International Journal of Research in Marketing*.
- Hai Bo Zhang, A. Z. (2011). *A study on clothing e-commerce based on web competitive intelligence*. Beijing, China: Institute of fashion technology of Beijing.
- Harris, J. (28 de Abril de 2014). *Complex*. Obtenido de Complex: [www.complex.com/style/2014/04/things-everyone-thinks-about-streetwear/](http://www.complex.com/style/2014/04/things-everyone-thinks-about-streetwear/)
- Huercáños, P. (22 de enero de 2015). *Nuevas tecnologías*. Obtenido de Legal today: [www.legaltoday.com/gestion-del-despacho/nuevas-tecnologias/articulos/los-canales-digitales-en-una-empresa](http://www.legaltoday.com/gestion-del-despacho/nuevas-tecnologias/articulos/los-canales-digitales-en-una-empresa)
- Inés Kuster, N. V. (2016, Noviembre). How does the online service level influence consumers' purchase intentions before transaction A formative approach. *European Journal of Management and Business Economics*, pp. 111-120.
- Inexmoda. (2016). *Informe de tendencias*.
- Ito, F. M. (2016). *From prediction to decision making- predictive optimization technology*. Usa: Nec technical journey.
- Jose Sanchez-Gutierrez, G. V.-Á.-T. (2017). *Marketing and elements influencing the competitiveness of commercial micro, small and medium-sized enterprises in Guadalajara, Mexico*. Guadalajara: Centro Universitario de Ciencias economico-administrativas Universidad de Guadalajara, Mexico.
- Kalossa, S. (2013). *Forecasting and optimisation for big data: lessons from retail business*. Suiza: Center of excellence forecasting and replenishment.
- Kuster, I., Vila, N., & Canales, P. (2016, Noviembre). How does the online service level influence consumers' purchase intentions before transaction A formative approach. *European Journal of Management and Business Economics*, pp. 111-120.
- Ladhari, R., Gonthier, J., & Mathieu, L. (2019). Generation Y and online fashion shopping: orientation and profiles. *Journal of retailing and Consumer Services*.
- Liu, Y. (2014-2015). Big Data and predictive business analytics. *Journal of Business Forecasting*.
- Mahfouz, A. (2005). *An apparel retailer's success story: Bridging the gap between physical and virtual shopping*. Texas, Usa.
- MarketLine. (2017). *Apparel Retail Industry Profile: Colombia*.
- Martinez, A. (10 de 11 de 2016). *10 key drivers de los jóvenes*. Obtenido de Habitant: <https://habitant.es/10-key-drivers-de-los-jovenes/>

- Mayank Yadav, Y. J. (15 de Mayo de 2015). Mobile Social Media: The New Hybrid Element of Digital Marketing Communications. *Procedia - Social and behavioral Sciences*, págs. 335-343.
- Menon, V., Sigurdsson, V., Larsen, N. M., Fagerstorm, A., & Foxall, G. (Noviembre de 2016). Consumer attention to price in social commerce: Eye tracking patterns in retail clothing. *Journal of Buisness research*, págs. 5008-5013.
- Meraviglia, L. (2013). Technology and counterfeiting in the fashion industry: Friends or Foes. *Buisness Horizons*, 467-475.
- Ministerio\_de\_Comercio\_Industria\_y\_Turismo. (2018). *Informes de Industria MinCit*.
- Ni, Y., & Fan, F. (2010). A two stage dynamic sales forecasting model for the fashion retail. *Expert systems with applications*.
- O, K. E. (2015). *Retail demand forecasting in clothing industry*. Estambul, Turquia: Istanbul technical univerisity, Textile technologies and design faculty.
- Pantano, E., Passavanti, R., Priporas, C.-V., & Vertramo, S. (2018). To what extent luxury retailing can be smart? *Journal of Retailing and Consumer Services*.
- Peira, A. (s.f.). *Definiciones*. Obtenido de Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/coeficiente-de-correlacion-lineal.html>
- Rutschmann, E. H. (2018). *Big data analytics and demand forecasting supply chains: a conceptual analysis*. St Gallen, Suiza: Emerald group publishing LTDA.
- Shatskaya, K. S. (2019). *Conusmer model transformation in the digital economy era*. Russia.
- Sichel, B. (2008-2009). Forecasting demand with point of sales data- a case of study of fashion productos. *The journal of buisness forecasting, winter*.
- Straker, K., & Wrigley, C. (2016). *Designing an emotional strategy: Strenghtening digital channel engagements*. Elsevier.
- Sularto, L., & Tristyanti Yunitsary, W. (Agosto de 2014). User Requirements Analysis for Restaurant POS and Accounting Application Using Quality Function Deployment.
- Sundaresan, P. (2011). *Marco Polo: a system for brand based shopping exploration*. Usa.
- Syam, N., & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial marketing management*.
- Taghizadeh, E. (2017). *Utilizing artificial neural networks to predict demand for weather-sensitive products*. Detroit, Usa: Wayne University.
- Tehrani, A. F., & Ahrens, D. (2016). Enhanced predicitive models for purchasing in the fashion field by using kernel machine regression equipped with ordinal logistic regression. *Journal of retailng and consumer services*.
- UndergoldS.A.S. (2019). *Reporte de ventas*.
- Vishu Menon, V. S. (Noviembre de 2016). Consumer attention to price in social commerce: Eye tracking patterns in retail clothing. *Journal of Buisness research*, págs. 5008-5013.
- Waller, B. W. (2011). Top Down versus Bottom-up Demand Forecasts: The value of shared point of sale data in retail supply Chain. *Journal of buisness Logistics*.
- Wang, H. O. (2018). *An analysis of human-centered geolocation*. Belgica.

- Yadav, M., Joshi, Y., & Rahman, Z. (15 de Mayo de 2015). Mobile Social Media: The New Hybrid Element of Digital Marketing Communications. *Procedia - Social and behavioral Sciences*, págs. 335-343.
- Zhu, J. (Mayo de 2013). POS Data and Your Demand Forecast. *Procedia Computer Science*, págs. 8-13.

## 5. Anexo

### Glosario

- Streetwear: Tendencia de moda desarrollada en California que se deriva de la ropa urbana
- Instagram: Red social que permite compartir imágenes y videos con sus usuarios en tiempo real
- Story de instgaram: Tipo de publicación con exposición de 24 horas desde su publicación
- Post de Instagram: Publicación en tiempo real que permanece en el perfil del usuario

- Influencer: Personaje de la vida pública que influye en las decisiones de sus seguidores

***Tabla 6 Referencias Vendidas***

<b>Referencia</b>	<b>Buso</b>	<b>Camiseta</b>
ff3300 blanco	20	
ff3300 negro	15	
angels		33
basic		10
basic		1
basic blanca		7
basic café		2
basic negra		7
basica blanca logo blanco		13
basica blanca reflectiva		6
basica blanca relieve blanco		8
basica blanca relieve blanco 2		4
basica blanca relieve negro		3
basica logo negro		1
basica negra		1
basica negra logo blanco		14
basica negra logo negro		16
basica negra reflectiva		10
basica negra relieve blanco		5
basica negra relieve blanco 2		12
basica negra relieve negro		6
blanca crime pays		19
buso blanco mujer	8	
buso future	2	
buso salvaje	1	
buso show off	16	
Buzo amarillo neon	19	
camibuso hombre	12	
camibuso mujer	13	
camisa blanca mujer cuello blanco		4
camisa blanca mujer cuello negro		18
camisa lambo blanca		12

camisa magnetic		25
camisa negra mujer		23
camisa reflectiva		24
camisa transition		6
camisa transition negra		14
correa Ug Hombre		1
crewneck reflectiva	19	
crime pays alta densidad		27
digits		19
distortion		35
enter the void		35
face white		2
fearless		1
flamable		19
future		19
glory		32
gorra undergold		1
heaven /hell	1	
iconic		8
lava		19
lust fearless		4
numbers		6
orange		33
paradise		7
planeta		18
rosada		2
selfmade	42	
short lust	1	
show off		26
sudadera lust	2	
testing		37
void back		36
x		2
xxx tentation		31
<b>Total general</b>	<b>157</b>	<b>738</b>

Fuente: (UndergoldS.A.S, 2019)