

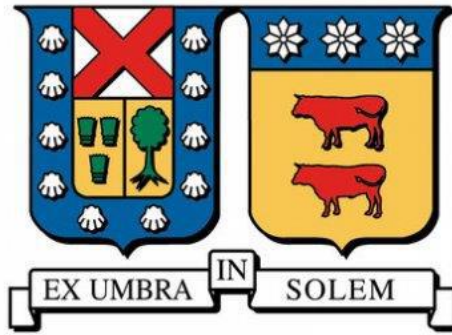
2019-12-16

ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DEL CONSUMIDOR CHILENO EN LA INDUSTRIA DE SERVICIOS DE STREAMING EN VIVO

BARRÍA ORTIZ, RICARDO FRANCISCO

<https://hdl.handle.net/11673/49509>

Repositorio Digital USM, UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA



UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

**ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DEL CONSUMIDOR CHILENO EN
LA INDUSTRIA DE SERVICIOS DE STREAMING EN VIVO**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
INDUSTRIAL**

AUTOR

RICARDO FRANCISCO BARRÍA ORTIZ

PROFESOR GUÍA

DIEGO YÁÑEZ

SANTIAGO DE CHILE, 16 DE DICIEMBRE, 2019

RESUMEN EJECUTIVO

El presente estudio de investigación tiene como objetivo principal modelar el comportamiento del consumidor en la industria de servicios de streaming en vivo. Con el fin de cumplir con el objetivo, fue aplicado el modelo de la Extensión Hedónica del modelo TAM propuesto por Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. en el año 2017 para modelar la intención de uso actual aplicada a los SLSS (Social Live Streaming Services) a través de dos variables principales; **efectancia** y **co-experiencia** que, a través de los factores *disfrute del comportamiento activo* y *disfrute del comportamiento pasivo*, afectan de manera indirecta a la variable **disfrute percibido**.

Se realizaron un total de 340 encuestas online a través de la plataforma SurveyMonkey. La encuesta tenía una pregunta inicial de filtro, que permitía acotar el estudio solo a consumidores activos de streaming, y del total de encuestados solo 211 fueron totalmente completadas (62%).

Para el análisis de datos se utilizaron los softwares SPSS Statistics y SPSS, donde en primera instancia, se realizó un análisis de clúster con el fin de evaluar la heterogeneidad del modelo y así verificar la existencia de distintos segmentos. Se encontró la existencia de 2 clústers dentro de la muestra; *espectadores activos* y *espectadores pasivos*, dentro de los cuales se prioriza en mayor o menor medida la experiencia y grado de diversión que se percibe a través de la interacción social al ver y usar el chat en vivo de los servicios de streaming.

El modelo utilizado fue analizado a través de un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) y presentó una bondad de ajuste cuestionable.

Se obtiene que, de las relaciones planteadas entre las variables latentes, la **efectancia** con el *disfrute del comportamiento activo*, el **disfrute percibido** con el *disfrute del comportamiento activo* y la *intención de comportamiento* con la *facilidad de uso percibida* no son significativas para el modelo. Por otro lado, la **efectancia** se ve negativamente afectada por el *disfrute del comportamiento pasivo*.

Se concluye que, el **uso actual** de los consumidores chilenos de servicios de streaming en vivo está relacionado en gran medida con el grado de diversión y experiencia que perciben mediante la interacción social que brinda los servicios de streaming, por lo que las recomendaciones van enfocadas en buscar ofrecer constantemente mejores y nuevas alternativas respecto a las interacciones entre los consumidores y el generador de contenido del stream, para así aumentar el grado de **disfrute percibido** y enfocarse en la **experiencia compartida**.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1.	PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	6
2.	OBJETIVOS.....	8
2.1	Objetivo General	8
2.2	Objetivos Específicos	8
3.	MARCO TEÓRICO	9
3.1	Breve Historia y Antecedentes de la Industria del Streaming	9
3.2	Definición de la Industria del Streaming	11
3.2.1	Video on Demand (VoD)	12
3.2.1.1	Pay-per-View (TVoD)	12
3.2.1.2	Video Streaming (SVoD).....	12
3.2.1.3	Video Downloads (ETS).....	12
3.2.2	Digital Music.....	13
3.2.2.1	Music Streaming	13
3.2.2.2	Music Downloads	13
3.3	Crecimiento de la Industria del Streaming.....	13
3.4	Los Grandes Competidores dentro de la Industria del Streaming	14
3.5	Marketing Dentro de la Industria.....	15
3.6	Situación Actual en Chile y los Competidores en la Industria	15
3.7	Nuevas Regulaciones e Impuestos en Chile	16

3.8	Modelos y Métodos de Análisis.....	17
3.8.1	Análisis Clúster	17
3.8.2	Technology Acceptance Model (TAM)	18
3.8.3	Expansión Hedónica del modelo TAM.....	19
3.9	Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM)	20
3.9.1	Análisis de Ajuste.....	21
4.	METODOLOGIA.....	23
4.1	Fase Exploratoria	23
4.2	Fase Concluyente	29
5.	RESULTADOS	31
5.1	Análisis Clúster.....	31
5.2	Análisis de Fiabilidad	38
5.3	Modelo de Uso Actual	41
6.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	48
7.	REFERENCIAS	52

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

Hasta la fecha, gracias a la a las facilidades que ha brindado el internet llevado de la mano con una masificación en el acceso de las personas a la plataforma, se han ocasionado nuevos esquemas sociales y culturales que han provocado un cambio dentro del comportamiento de los consumidores, es decir, nuevos consumidores buscan la satisfacer sus necesidades al consumir bienes y servicios a través de las distintas alternativas que ofrece la red. Existen diferentes factores que determinan a los usuarios en cómo consumir los distintos servicios, entre ellos se encuentran la subcultura, ocupación, situación económica, percepción, aprendizaje, motivación, necesidades y deseos, los cuales serán factores que inciden en el nivel de consumo de los individuos en internet (Moreno, C., Andrade, G., Ramírez, C., & Quiñones, R., 2015).

En la búsqueda por la satisfacción de las necesidades de entretenimiento, una de las industrias que más se ha visto beneficiada dentro de los últimos años ha sido la industria del Streaming, específicamente el Streaming de películas/series de TV, música, y videojuegos. Al año 2017 el consumo mundial de videos en internet es de 42.029 PBs (Petabytes) mensuales, y se espera un incremento del 31% para el año 2021 (Cisco VNI, 2017). Este consumo contempla visualizaciones de videos en YouTube y el uso de servicios de Streaming de películas como Hulu y Netflix, etc.

Las plataformas más influyentes dentro de la industria del streaming son Youtube y Twitch TV, las cuales comparten características similares, sin embargo, su público objetivo es completamente distinto. Por un lado, en el caso de Youtube, que es la plataforma más grande en el almacenamiento de videos, se centra en promover las horas de consumo de videos y generar beneficios en base a la publicidad dentro de los videos. Twitch TV, sin

embargo, es la plataforma más popular para realizar live-streaming (Streaming en vivo), en la categoría de videojuegos (Pires, K., & Simon, G., 2015), y su modelo de negocio se basa en las suscripciones y donaciones directas de los consumidores.

La industria del Streaming, referida a la transmisión videos, mueve a millones de personas a través del mundo. Uno de sus participantes más fuertes Twitch TV, que dedicada principalmente a los Streaming de videojuegos en vivo, indicó en su retrospectiva anual del año 2017 que dentro de su plataforma se consumieron más de 355 mil millones de minutos o en su equivalente 675.419 años, con más de 15 millones de espectadores diarios (Twitch TV, 2017). Esto quiere decir que en promedio cada espectador consume al menos 1 hora de contenido en esta plataforma ya sea desde su computadora, televisor, o dispositivo móvil.

Debido al poco análisis sobre el comportamiento de estos consumidores, esta memoria nace con la intención de determinar a los consumidores finales de esta industria, categorizándolos en base a las variables que determinan su comportamiento y mediante la aplicación de un clúster sobre los consumidores en la industria. Junto a lo anterior nacen diferentes interrogantes: ¿es posible realizar clústeres sobre los competidores de la industria de Streaming, según los distintos tipos de consumidores basados en sus preferencias? (Mansy, A., Ammar, M., Chandrashekar, J., & Sheth, A., 2014), ¿cuáles serían los factores y agentes motivadores que afectan al consumidor de videos de Streaming? (Bründl, S., Matt, C., & Hess, T., 2017), ¿son influyentes factores culturales, sociales, o demográficos?, las anteriores preguntas son las que se tratarán de responder mediante el uso de herramientas de marketing e investigación de mercados.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo General

Analizar el comportamiento del consumidor de Servicios de Streaming en Vivo a través de herramientas de Marketing e investigación de mercados para encontrar las variables y parámetros que afectan este comportamiento y así poder clasificar a sus participantes.

2.2 Objetivos Específicos

- Identificar las variables que afectan a los consumidores de los Servicios de Streaming en Vivo.
- Analizar cómo afectan las variables previamente definidas en el comportamiento de los consumidores de Servicios de Streaming en Vivo.
- Segmentar a los consumidores de streaming mediante un análisis clúster para medir las distintas importancias de las variables del modelo para cada segmento.
- Proponer recomendaciones mediante estrategias de marketing que permitan un mejor posicionamiento y segmentación de la marca en base a los resultados obtenidos de los consumidores de la industria.

3. MARCO TEÓRICO

3.1 Breve Historia y Antecedentes de la Industria del Streaming

Internet puede ser definido como un medio de redes electrónicas que unen a las personas con la información a través de una computadora o cualquier dispositivo digital, permitiendo una comunicación de persona a persona y retroalimentación (DiMaggio, P., Hargittai, E., Neuman, W. R., & Robinson, J. P., 2001).

El auge de la internet y el mayor acceso de las personas a este medio ha permitido a la red convertirse en uno de los instrumentos más importante para la búsqueda de información, interacciones sociales, medio para expresar opiniones, e incluso como uno de los principales métodos de entretenimiento audiovisual. Es posible identificar tres factores que pueden impactar al individuo en el uso que le dan a la internet: capacidad del equipo y calidad de conexión, interés por estar informado, y expectativas que posee el usuario (Salzman, R., & Albarran, A., 2011).

De la mano con el crecimiento de internet y los cambios en los hábitos de consumo de los usuarios, la masificación del uso y acceso a la red trajo consigo nuevas oportunidades para las compañías de expandirse más allá de un lugar físico, es por esto por lo que nace el concepto de e-Commerce (o comercio electrónico), quien trajo como desafío el identificar los potenciales consumidores de internet, donde ahora era necesario incentivar al individuo a realizar la primera compra y que además este proceso sea una actividad satisfactoria. Para lograr este objetivo es necesario aclarar cualquier duda que tenga el consumidor respecto al producto, ya que un cliente satisfecho tiene una alta probabilidad de realizar una segunda

compra y, además incentivar a sus amigos o familiares a comprar también (Nezamabad, M., 2011).

Las primeras industrias que se vieron afectadas fueron las de arriendo de películas y las disqueras, donde el formato físico fue rápidamente reemplazado por el de los servicios digitales y de suscripción mensual, que ofrecían el mismo producto con mayor variedad y con la opción de poder acceder al contenido desde cualquier lugar. El cambio de lo físico a lo digital trajo cambios también en el ámbito de la logística de las compañías, creando nuevas oportunidades y áreas para desarrollarse, tales como el e-commerce (compraventa de productos y/o servicios valiéndose de internet como medio), donde la preocupación por una orientación al servicio post venta y la creación de un sentido de contacto con el consumidor han permitido además de una reducción en costos debido a la simplificación de los procesos, la obtención de aumentos en la calidad de los servicio (Fleisch, E., Weinberger, M., & Wortmann, F., 2015).

El concepto de Streaming puede ser entendido como un servicio multimedia prestado en tiempo real por un proveedor que tiene como destino un consumidor final, así mismo, streaming hace referencia al proceso de transmitir todo tipo información audiovisual que permite reproducir el contenido al mismo tiempo que ocurre la descarga del mismo (Aramberri, J., & Lasa, J., 2002). Es por esto por lo que el Streaming resulta ser un recurso tan valioso, tanto para las compañías como para los usuarios, ya que no es necesario poseer físicamente el contenido, en este caso guardarlo dentro del disco duro o tarjeta de memoria, sino que solo basta poseer un acceso a internet estable para poder utilizar el servicio.

Las ventajas del Streaming por sobre otros medios es la cantidad de opciones que brindan al usuario según el contenido que desea visualizar, estas varían en precio dependiendo del servicio y la posibilidad de convertirse en los propios creadores de dicho contenido. El funcionamiento de un servicio genérico de Streaming puede ser resumido en los siguientes elementos: un búfer de datos que almacena el flujo de descarga para poder mostrar el contenido al usuario de forma inmediata y una conexión a internet estable para poder acceder al contenido. A continuación, se presenta un esquema sobre el funcionamiento básico de un servicio de Streaming:

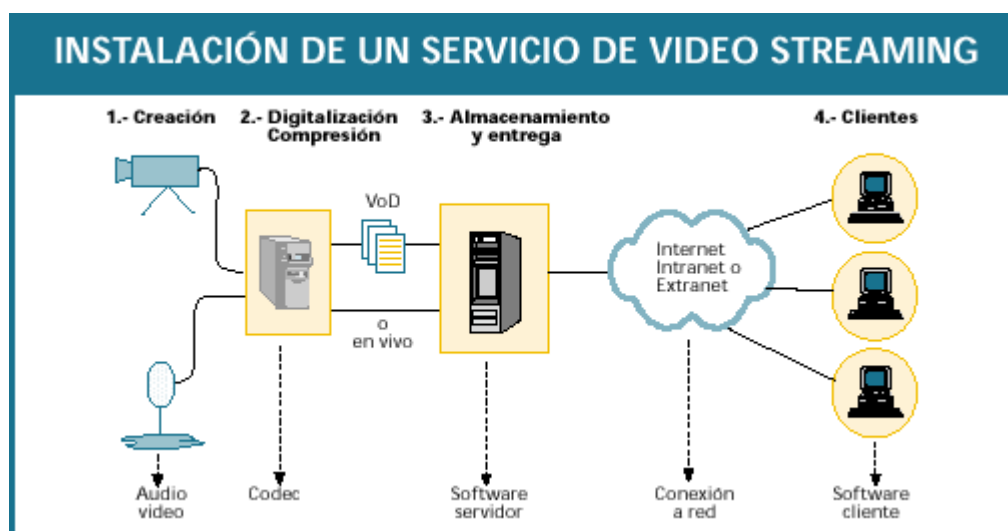


Figura 1: *Ilustra el funcionamiento servicio de streaming genérico.*

(Fuente: Aramberri, J., & Lasa, J. 2002)

3.2 Definición de la Industria del Streaming

Según Statista, se pueden definir la industria de Streaming en Video on Demand (VoD, por sus siglas en inglés) y Digital Music, siendo ambos partes de la industria de medios digitales.

3.2.1 Video on Demand (VoD)

Video on Demand incluye todo servicio en que base su modelo de negocios como gratuito (genera ingresos mediante publicidad), contenido de pago (en base a suscripciones y renta por tiempo limitado), y la compra digital (se realiza la compra solo una vez).

3.2.1.1 Pay-per-View (TVoD)

Pay-per-View refiere a todo servicio que, mediante la realización de un pago, ofrece acceso por tiempo limitado a contenido premium. El contenido incluye desde películas hasta series de televisión, puede ser descargado o se puede transmitir mediante streaming a varios dispositivos por tiempo limitado. Apple TV+, Google Play o Amazon Prime Video son algunos de las plataformas que ofrecen este tipo de servicio.

3.2.1.2 Video Streaming (SVoD)

El video Streaming basado en la suscripción (Subscription-VoD o SVoD, por sus siglas en inglés) se refiere a cualquier servicio de pago por suscripción mensual que permita el acceso ilimitado a todo el contenido de la biblioteca digital, incluyendo películas y series de TV, y desde múltiples dispositivos. SVoD no incluye a servicios que se mantienen en base a la publicidad (Youtube o Twitch TV), servicios de pago para ver (Renta digital), o servicios de TV paga por suscripción (como HBO Go). Entre los servicios de Video Streaming más importantes podemos encontrar a Netflix y Amazon Prime Video.

3.2.1.3 Video Downloads (ETS)

La descarga de videos electrónicas (EST) refiere a todo el contenido premium digital que se compra mediante una transacción única y se concede acceso permanentemente al

contenido digital comprado a través de la nube o en un dispositivo de almacenamiento offline. Entre los servicios de descarga más importantes podemos encontrar a Apple TV+, Google Play o Amazon Prime Video.

3.2.2 Digital Music

Se define a la música digital a cualquier contenido de audio que se distribuye de manera digital, incluyendo descargas digitales de producciones profesionales de álbumes/compilaciones y servicios de streaming basados en suscripción o publicidad.

3.2.2.1 Music Streaming

El Streaming de servicios de música refiere a cualquier servicio que brinde acceso de forma ilimitada a todo tipo de contenido digital de música, mediante la opción de tener una suscripción de paga mensual (sin publicidad) o gratis (donde existe publicidad que interrumpe las canciones). Entre los servicios de música Streaming más populares destacan Spotify y Apple Music.

3.2.2.2 Music Downloads

La descarga de música refiere a las descargas de pago por contenido de música de producción profesional, el contenido se compra una sola vez y el usuario puede acceder a él de manera permanente. Entre los servicios de descarga de música más importantes destaca Apple's iTunes.

3.3 Crecimiento de la Industria del Streaming

Según Statista (2019), la industria del Streaming, considerando solo los servicios de video on demand mediante suscripción (SVoD), ha conseguido al año 2019 un valor

alrededor de US\$ 24.837 millones, y se estima que con un crecimiento anual de 3,2% para el año 2023 crezca cercano a los US\$ 28.190 millones. De la misma forma, la penetración de usuarios ha llegado a valores en torno al 14,6% en el 2019 y para el 2023 se espera que un alza de hasta el 16,3%. Además, estima que el beneficio promedio mensual por usuario que consume contenido SVoD asciende hasta los US\$ 23.14, siendo Estados Unidos en país con la mayor ganancia de US\$ 11,420 millones.

En el caso del Streaming de música, las ganancias de la industria alcanzan US\$ 11,110 millones en el 2019, con un crecimiento esperado anual del 4,1%, se espera que para el año 2023 la industria tenga unas ganancias de US\$ 13,051 millones.

Si se considera a la industria de Streaming en su totalidad, esta alcanzó un valor de US\$ 30.29 mil millones para el año 2016, y se considera un crecimiento hacia el año 2021 de US\$ 70.05 mil millones (Research and Markets, 2016).

3.4 Los Grandes Competidores dentro de la Industria del Streaming

Uno de los segmentos que más ha favorecido el crecimiento de la industria de los servicios de streaming en vivo es el segmento del gaming (videojuegos). Según Streamlabs (2019), Twitch es la plataforma que, en promedio, posee la mayor cantidad de espectadores concurrentes, llegando a los 1,16 millones de espectadores al mismo tiempo.

En el Q3 2019, la participación de mercado, según las horas observadas por consumidor según la plataforma, es liderada por Twitch con el 75,6% de las horas totales, seguida por Youtube Gaming con 17,6%, luego Facebook Gaming con 3,7% y finalmente Mixer con 3,2% (Streamelements, 2019).

3.5 Marketing Dentro de la Industria

Para entender el funcionamiento del marketing en la industria del Streaming, es necesario diferenciar los servicios que basan su modelo de negocios mediante una suscripción mensual, tales como Netflix, Hulu, Amazon Prime Video, los cuales se especializan principalmente en los servicios de streaming de películas y series de TV. Por otro lado, tenemos a los servicios de Streaming que obtienen sus beneficios en base a publicidad dirigida según las preferencias de los consumidores (viewers) dentro de los videos, permitiendo así al generador de contenido publicitario y a la plataforma obtener un beneficio en proporción al número de visualizaciones o de clics que obtenga el anuncio (pay per view), dentro de esta categoría se encuentran Twitch TV, Youtube y Spotify Free.

3.6 Situación Actual en Chile y los Competidores en la Industria

En Chile debido a la masificación del internet móvil y las continuas mejoras en conectividad, el 85% de los accesos a internet son mediante dispositivos móviles, con seis veces más accesos que las redes fijas. Pese a lo anterior, solo el 14% del tráfico nacional de datos se realiza a través de redes móviles, presentando así el desafío de incrementar y mejorar los despliegues de accesos fijos de alta velocidad y la capacidad de las redes móviles. Respecto a las horas de consumo, se observó que la mayor demanda ocurre entre las 20 y las 23 horas debido al incremento de uso de las plataformas de streaming como Netflix o Youtube (Subtel, 2018).

Las cifras muestran que, en el caso de los datos utilizados en redes fijas, un 39,6% se usan para visualización de videos, 19,7% para la navegación en la web, 4,8% en redes sociales, 3,9% en descargas de archivos, 0,3% en gaming, y un 31,6% en otros usos. Por su

parte, en el caso de los datos móviles, un 30,5% se utiliza para videos, 28,8% para redes sociales, un 17,4% en navegación web, 1,3% para descarga de archivos, 0,2% para gaming, y un 21,7% en otros usos (Subtel, 2018).

Los datos recabados por Subtel (2018) señalan que VTR es la empresa que tiene la mayor participación en el tráfico de datos fijos, con un 35,6%. Movistar le sigue con un 30,1%, Claro con un 22,2%, GTD con 6,6% y Pacífico Cable con un 5,5%. En el caso de los datos móviles, Movistar lidera la participación de este segmento con un 28,4%, mientras que Wom le sigue con un 27,7%. Más atrás aparecen Entel con 26,5%, Claro con 16,6%, y el resto de las compañías acumulan un 0,7%.

3.7 Nuevas Regulaciones e Impuestos en Chile

El 21 de julio del año 2018, el ministro de Hacienda anunció que la futura modernización tributaria “emparejaría la cancha”, asegurando la tributación para las plataformas digitales que presten servicios en Chile, aunque sus matrices tengan su origen en otros países (pauta, 2018).

Esto implica que se creará un nuevo impuesto para servicios los digitales como Spotify, Arbnb, Uber, Cabify, y Netflix. Asimismo, se fortalecerían los controles aduaneros para garantizar que la importación de productos vía retailers globales como Amazon y AliExpress impliquen el pago del Impuesto al Valor Agregado (IVA) y aranceles.

El nuevo tributo se llamaría Impuesto sobre Servicios Digitales (ISD), tendría una tasa inferior a la del IVA (hoy en 19%) y operaría mediante la retención del tributo en el pago que hace el consumidor que contrata el servicio. Es decir, se agregaría al costo de pago mediante la tarjeta de crédito bancaria, que es como opera en otros países.

La CPC y la Cámara Nacional del Comercio estiman que de este modo se podría recaudar en torno a US\$ 200 millones, considerando las transacciones realizadas por las diversas plataformas entre 2015 y 2017.

3.8 Modelos y Métodos de Análisis

3.8.1 Análisis Clúster

El análisis Clúster es una técnica de análisis exploratorio de datos que se utiliza para solucionar problemas de clasificación. Consiste en ordenar conceptos tales como: personas, animales, plantas, entre otros, en grupos (conglomerados o clúster) de forma que el grado de asociación o similitud entre miembros del mismo cluster sea más fuerte que el grado de asociación/similitud entre miembros de diferentes clusters. Cada clúster se describe como la clase a la que sus miembros pertenecen (Villardón, J. L. V., 2007), y existen dos métodos para clasificar los clústeres: jerárquicos y no jerárquicos.

Métodos Jerárquicos: Tiene un número creciente de clases anidadas. Este método va generando grupos en cada una de las fases del proceso buscando el número de clúster que hacer para una agrupación óptima. Se utiliza cuando el número de objetos es medianamente grande (con más de 50 objetos se hace difícil de interpretar) y el número de grupos no se conoce.

Principalmente se analiza el método Jerárquico mediante una estrategia Aglomerativa, la que consiste en tomar un conjunto de elementos individuales que se van juntando entre los elementos que más se parezcan hasta quedarse con un número de clústers (óptimo). Para esto, se utilizan los siguientes métodos:

- Enlace simple o vecino más próximo: Calcula la distancia entre los objetos más próximos o semejantes.
- Enlace completo o vecino más alejado: Calcula distancia entre los objetos más lejanos o menos semejantes.
- Enlace medio entre grupos: Calcula el promedio de distancias entre objetos.
- Método de Ward o Varianza Mínima: Calculan distancia como la suma de cuadrados entre grupos en el ANOVA sumando para todas las variables.
- Método del Centroide: Calcula la distancia calcula como la distancia entre los centroides.

No jerárquicas: Corresponde a clases no anidadas. Principalmente, se destaca el análisis de K-medias, cuyo método tiene un número fijo de grupos, donde las características no son conocidas. Es de gran utilidad para clasificar un número grande de casos. Las distancias se calculan mediante la distancia euclidiana.

Finalmente, el proceso de agrupación se puede sintetizar gráficamente en un dendograma, el cual corresponde a una representación gráfica en forma de árbol que resume el proceso de agrupación en un análisis de clúster (Villardón, J. L. V., 2007).

3.8.2 Technology Acceptance Model (TAM)

TAM es un modelo planteado por Fred D. Davis el año 1989 y tuvo por objetivo principal el buscar las mejores variables que permitieran predecir y explicar la intención de uso de los sistemas de información (Davis, F., 1989). En el modelo se plantea que existen dos grandes constructos que son capaces de explicar la aceptación de la tecnología de los consumidores: la utilidad percibida (*Perceived Usefulness*) y la facilidad de uso percibida

(*Perceived Ease of Use*). La utilidad percibida se centra en la percepción que tienen los consumidores frente al uso de una tecnología con respecto a la utilidad que esta les entrega, utilidad que se puede reflejar como un aumento en la productividad de una tarea y, la facilidad de uso se refiere en la percepción de los usuarios con respecto lo fácil que es el uso de dicha tecnología, esto se puede reflejar en términos de la facilidad de aprendizaje del sistema de información.

3.8.3 Expansión Hedónica del modelo TAM

Van der Heijden (2004) expande el constructo disfrute percibido (*Percieved Enjoyment*), que es considerado una variable dominante por sobre la utilidad percibida (*Percieved Usefulness*) en el contexto de los sistemas de información hedónicos (Wu and Lu, 2013).

La extensión del modelo de TAM tiene como objetivo principal explicar el uso actual de sistemas de información hedónicos y se basa en que los consumidores son entidades tanto pasivas como activas (Heinonen, 2011; Shao, 2009), en otras palabras, los consumidores de servicios de streaming en vivo son personas que participan viendo videos (pasivos) y comentando en ellos (activos).

Hedonic expansión of TAM as a nomological net es una extensión del modelo TAM para el constructo utilidad percibida (*Percieved Usefulness*) basado en la propuesta de Van der Heijden (2004), cuyo objetivo principal es examinar la influencia percibida de la Co-Experiencia (Co-Experience) y Efectancia (Effectance) dentro del disfrute del consumidor de servicios sociales de streaming en vivo (Bründl, S., Matt, C., & Hess, T., 2017).

El modelo propuesto presenta la siguiente estructura:

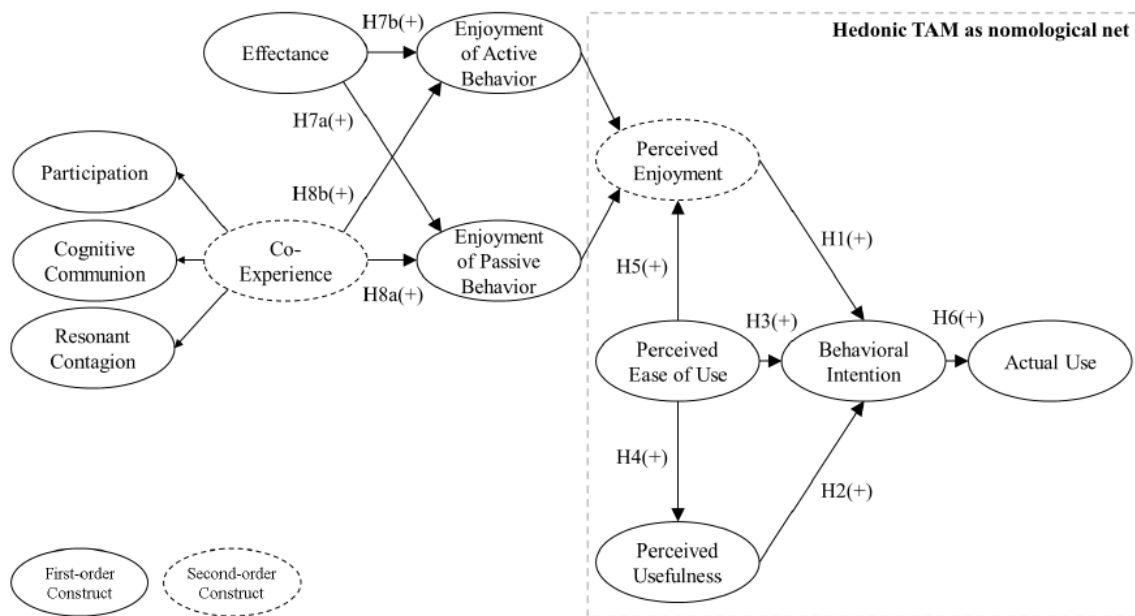


Figura 2: *Expansión Hedónica del modelo TAM.*

(Fuente: Bründl, S., Matt, C., & Hess, T., 2017)

3.9 Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM)

Los modelos de ecuaciones estructurales (SEM) permiten estimar el efecto y las relaciones entre múltiples variables. Estos modelos nacieron de la necesidad de dotar de una mayor flexibilidad a los modelos de regresión, es decir, los modelos SEM son menos restrictivos que los modelos de regresión por el hecho de permitir incluir errores de medida tanto en las variables criterio (dependientes) como en las variables predictoras (independientes) (Ruiz, M. A., Pardo, A., & San Martín, R., 2010).

Los modelos SEM son representados por una serie de 4 símbolos geométricos, donde cada símbolo posee un significado concreto para el modelo a estimar.

- Círculo o elipse, representa a las variables latentes o no observadas
- Cuadrado o rectángulo, representa a las variables observadas
- Flechas unidireccionales, representan el impacto de una variable sobre otra
- Flechas bidireccionales, representan las covarianzas o correlaciones entre pares de variables.

En el diagrama que representa al modelo, cada variable observable se encuentra asociado un error de medida, mientras que para los factores se asocia un residual que representa el error en la predicción de factores endógenos a partir de los exógenos.

3.9.1 Análisis de Ajuste

El análisis de Ajuste es uno de los procesos más importantes dentro de la modelación de ecuaciones estructurales. Consiste en evaluar cuanto se ajusta lo planteado en el modelo (hipótesis) con lo observado en la realidad. Otros aspectos que considerar son los estudios sobre el ajuste de medida y el ajuste estructural junto a la bondad de ajuste del modelo, con la cual se verifica la aplicación y generalización del modelo.

Dentro de los principales indicadores a estudiar se encuentran:

- Chi-cuadrado (CMIN): es un indicador de mínima discrepancia, donde a mayor valor respecto a los grados de libertad peor será el ajuste. Es un indicador altamente sensible que varía según al tamaño de la muestra, para la cual se recomienda un mínimo de 100 y máximo de 500 casos.
- CMIN/DF: razón entre el estadístico chi-cuadrado y los grados de libertad del modelo.

- Índice de bondad de ajuste (GFI): Representa la cantidad relativa de varianza y covarianza observada que es explicada por la matriz del modelo propuesto.
- Índice de Ajuste Normado de Bentler-Bonett (NFI): Es una herramienta que permite mejorar el modelo original mediante una comparación de mejora entre el modelo propuesto y el modelo original.
- Medida del Error de Aproximación Cuadrático Medio (RMSEA): A diferencia de los otros indicadores, a menor valor de RMSEA (menor al 5%) mejor será el ajuste del modelo.

El ajuste de medida hace referencia a la consistencia interna de un modelo y esta se refiere al grado en que las variables del modelo están correlacionan entre si (Campo-Arias, Adalberto, Oviedo, & Heidi, 2008).

Para la medición de este ajuste se utilizará el alfa de Cronbach, el cual es un índice utilizado para medir la confiabilidad del tipo consistencia interna de una escala, es decir, el alfa de Cronbach busca evaluar en que magnitud los ítems de un modelo están correlacionados (Oviedo, H. C., & Arias, A. C. 2005).

4. METODOLOGIA

La actual investigación considera dos fases principales: una fase exploratoria y una fase concluyente.

4.1 Fase Exploratoria

Se inicia con una revisión a nivel de antecedentes de la industria del Streaming con el fin de entender cuáles son los antecedentes y la situación actual de la industria. Se identifican a los principales competidores de la industria del streaming y que uno de los desafíos radica en entender al consumidor de streaming, donde principalmente se busca comprender como afectan los factores externos, que ofrecen los servicios de streaming en vivo, al consumidor. Para lo anterior, se procedió a una revisión de estudios en busca del mejor modelo que pueda predecir el comportamiento del consumidor en la industria de los servicios de streaming en vivo.

El modelo que se decide utilizar es la expansión hedónica del modelo TAM como una red nomológica (*Hedonic expansión of TAM as a nomological net*) para la continuidad del uso en SI hedónicos, donde, Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. (2017), aplicaron sobre los consumidores en Alemania para evaluar la intención de continuidad en los servicios en vivo de video streaming (Social Live Streaming Services, en inglés).

El modelo indica que se puede modelar la intención de continuidad a través de 12 variables (2 exógenas, 8 endógenas y 2 variables de segundo orden). Para obtener una mejor información sobre la variable disfrute percibido (*Perceived Enjoyment*), esta se conceptualiza como una variable de segundo orden que depende de *Enjoyment of Active Behavior* y *Enjoyment of Passive Behavior* (disfrute del comportamiento activo y pasivo), en otras

palabras, depende del disfrute del consumidor de comentar (activo) y ver (pasivo) videos de stream. Del mismo modo, se conceptualiza la variable de segundo orden *Co-Experience* (experiencia compartida) se refleja en tres subdimensiones: *Participation*, *Cognitive Communion*, y *Resonant Contagion* (Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. 2017). A continuación, se indican los principales factores a evaluar:

- 1. Participación (PA)**
- 2. Comunión Cognitiva (CC)**
- 3. Contagio Resonante (RC)**
- 4. Efectancia (EF)**
- 5. Disfrute del Comportamiento Pasivo (EOPB)**
- 6. Disfrute del Comportamiento Activo (EOAB)**
- 7. Utilidad Percibida (PU)**
- 8. Facilidad de Uso Percibida (PEOU)**
- 9. Intención de Comportamiento (BI)**
- 10. Uso Actual (AU)**

Del mismo modo, Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. (2017) definen las variables de segundo orden de la siguiente forma:

- Co-Experiencia (CE): fusión entre la experiencia del usuario y la interacción de las redes sociales, que se ve reflejada en los subdimensiones de participación, comunión cognitiva y contagio resonante.

- Disfrute Percibido (PE): se considera un predictor dominante por sobre la utilidad percibida en el contexto de los SI hedónico. Se constituye en función del disfrute del comportamiento pasivo y activo (EOPB y EOAB).

En relación con lo anterior, el modelo plantea las siguientes hipótesis en base a la relación de sus variables:

- **H1.** El disfrute percibido está positivamente asociado con la intención de comportamiento del consumidor.
- **H2.** La utilidad percibida está positivamente asociada con la intención de comportamiento del consumidor.
- **H3.** La facilidad de uso percibida está positivamente asociada con la intención de comportamiento del consumidor.
- **H4.** La facilidad de uso percibida está positivamente asociada con la utilidad percibida.
- **H5.** La facilidad de uso percibida está positivamente asociada con el disfrute percibido.
- **H6.** La intención de comportamiento está positivamente asociada con el uso actual.
- **H7.** La Efectancia está positivamente asociada con el disfrute del comportamiento pasivo del consumidor.
- **H8.** La Efectancia está positivamente asociada con el disfrute del comportamiento activo del consumidor.
- **H9.** La Co-Experiencia está positivamente asociada con el disfrute del comportamiento pasivo del consumidor.

- **H10.** La Co-Experiencia está positivamente asociada con el disfrute del comportamiento activo del consumidor.

El modelo anterior dio paso al diseño de la encuesta a aplicar, el cual es capaz de modelar el uso de los servicios en vivo de streaming. Luego se procedió a utilizar el tipo de cuestionario planteado por Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. (2017), la cual fue traducida al español, y utiliza una escala de medición Likert de 7 puntos (1 totalmente en desacuerdo, 7 totalmente de acuerdo). Por otro lado, la primera pregunta actúa como filtro para los *espectadores activos* de servicios en vivo de streaming y está medida dentro de la variable uso actual (AU1). Además, se incluyen preguntas demográficas, de frecuencia y duración de sesión de streaming.

Tabla 1.1: Muestra la encuesta aplicada para la expansión hedónica del modelo TAM.

(Fuente: Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. 2017)

Constructo	Ítem	Preguntas
Participación (PA)	PA1	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que estoy interactuando como un grupo de usuarios.
	PA2	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que soy parte de la comunidad del canal.
	PA3	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que estoy participando junto a los usuarios del chat.
Comunión Cognitiva (CC)	CC1	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que comparto pensamientos similares con otros usuarios en el chat.
	CC2	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que mi información es compartida con los otros usuarios en el chat.
	CC3	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que comparto la misma perspectiva que otros usuarios en el chat.
Contagio Resonante (RC)	RC1	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, mi comportamiento es influenciado por otros usuarios en el chat.

	RC2	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, mi comportamiento influencia a otros usuarios en el chat.
	RC3	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, los usuarios en el chat están de acuerdo en opiniones similares.
Efectancia (EF)	EF1	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, el video stream (streamer) reacciona a mis comentarios.
	EF2	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, el video stream (streamer) es influenciado por mí.
	EF3	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, tengo la sensación de que soy capaz de lograr algo en el stream a través de mis comentarios.
	EF4	Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, mis comentarios tienen influencia dentro del video stream.
Disfrute del Comportamiento Pasivo (EOPB)	EOPB1	Ver video streaming en Servicios Sociales de Streaming en Vivo es divertido.
	EOPB2	Ver video streaming en Servicios Sociales de Streaming en Vivo es agradable.
	EOPB3	Ver video streaming en Servicios Sociales de Streaming en Vivo es muy entretenido.
Disfrute del Comportamiento Activo (EOAB)	EOAB1	Chatear en el video streaming en Servicios Sociales de Streaming en Vivo es divertido.
	EOAB2	Chatear en el video streaming en Servicios Sociales de Streaming en Vivo es agradable.
	EOAB3	Chatear en el video streaming en Servicios Sociales de Streaming en Vivo es muy entretenido.
Utilidad Percibida (PU)	PU1	Encuentro que los Servicios Sociales de Streaming en Vivo son útiles en mi vida diaria.
	PU2	Utilizar Servicios Sociales de Streaming en Vivo me ayuda a realizar cosas más rápidamente.
	PU3	Utilizar Servicios Sociales de Streaming en Vivo incrementa mi productividad.
Facilidad de Uso Percibida (PEOU)	PEOU1	Aprender a usar Servicios Sociales de Streaming en Vivo es fácil para mí.
	PEOU2	Me resulta fácil hacer que los Servicios Sociales de Streaming en Vivo hagan lo que yo quiera.
	PEOU3	Encuentro que los Servicios Sociales de Streaming en Vivo son fáciles de usar.
	PEOU4	Es fácil para mí llegar a ser hábil en el uso de Servicios Sociales de Streaming en Vivo.
Intención de Comportamiento	BI1	Tengo la intención de continuar utilizando Servicios Sociales de Streaming en Vivo en el futuro.

(BI)	BI2	Trataré siempre de usar Servicios Sociales de Streaming en Vivo en mi vida diaria.
	BI3	Planeo continuar utilizando Servicios Sociales de Streaming en Vivo con frecuencia.
Uso Actual (AU)	AU1	¿Con qué frecuencia utilizas Servicios Sociales de Streaming en Vivo semanalmente?
	AU2	Indique la duración diaria de cada sesión en el uso de Servicios Sociales de Streaming en Vivo.

Tabla 1.2: Preguntas sobre el perfil demográfico aplicado al final de la encuesta.

(Fuente: Elaboración propia)

Preguntas	Ítems
Indique su sexo (SEXO)	Hombre Mujer
Seleccione su rango de edad (EDAD)	Menor o igual a 15 años Entre 16 y 18 años Entre 19 y 24 años Entre 25 y 30 años Entre 31 y 35 años Mayor a 36 años
Indique su plataforma de Streaming preferida (PLAT)	Youtube Live Twitch TV Facebook Live Instagram Live Otro
¿Hace cuánto utiliza Servicios de Streaming en Vivo? (EXP_SS)	1 mes o menos 3 meses o menos 6 meses o menos 1 año o menos 3 años o menos Más de 3 años
Indique su experiencia en el uso de internet en general (EXP_INT)	Menos de 1 año Entre 2 a 3 años Entre 3 a 4 años Entre 4 a 5 años Mayor a 5 años
Indique su nivel de	Sin Estudios

Estudios (N_EST)	Básica Incompleta
	Básica Completa
	Enseñanza Media Incompleta
	Enseñanza Media Completa
	CFT/Instituto Incompleto
	CFT/Instituto Completo/Universitaria
	Incompleta
	Universitaria Completa
	Magister/Doctorado

4.2 Fase Concluyente

Posterior a la fase exploratoria cualitativa, se tiene como fase concluyente cuantitativa la aplicación del cuestionario, el cual fue publicado a través de la plataforma SurveyMonkey. El cual se realizó mediante el método de muestreo por conveniencia a través de las redes sociales, foros y grupos de internet. Se obtuvo un total de 340 respuestas, de las cuales solo 211 fueron totalmente completadas (62% del total) y son consumidores frecuentes de servicios de streaming en vivo. De la muestra obtenida el 85% corresponde a hombres y el 15% a mujeres, donde el 59% se ubica entre los 19 y 24 años. Por otro lado, para la evaluación general del modelo, el tamaño de muestra obtenido es válido tomando como referencia un muestreo aleatorio simple, de población infinita, con un 5% de error y un 95% de confianza.

Luego, concluida la fase de levantamiento de información, se utiliza el software SPSS Statistics para realizar un análisis de clúster de la data para evaluar la existencia de distintos grupos de personas dentro de la muestra, considerando las variables para el clúster a cada una de las preguntas asociadas a los conceptos mencionados en las hipótesis del estudio y al perfil demográfico.

Finalmente, se realiza un análisis estructural entre los factores que influyen en el consumo de servicios de streaming en vivo, para así determinar el tipo de relación que existe entre ellos mediante el uso del software SPSS Amos. Además, se lleva a cabo un análisis de fiabilidad de escala (Alfa de Cronbach) a nivel de variable latente para determinar la validez y consistencia de las preguntas del cuestionario aplicado.

5. RESULTADOS

5.1 Análisis Clúster

Para este análisis, se comenzó con una fase exploratoria realizando un análisis de clúster jerárquico en el software SPSS Statistics incluyendo todas las preguntas del modelo. A continuación, se muestra el dendrograma obtenido para tener una visión gráfica estimada del número de clúster totales:

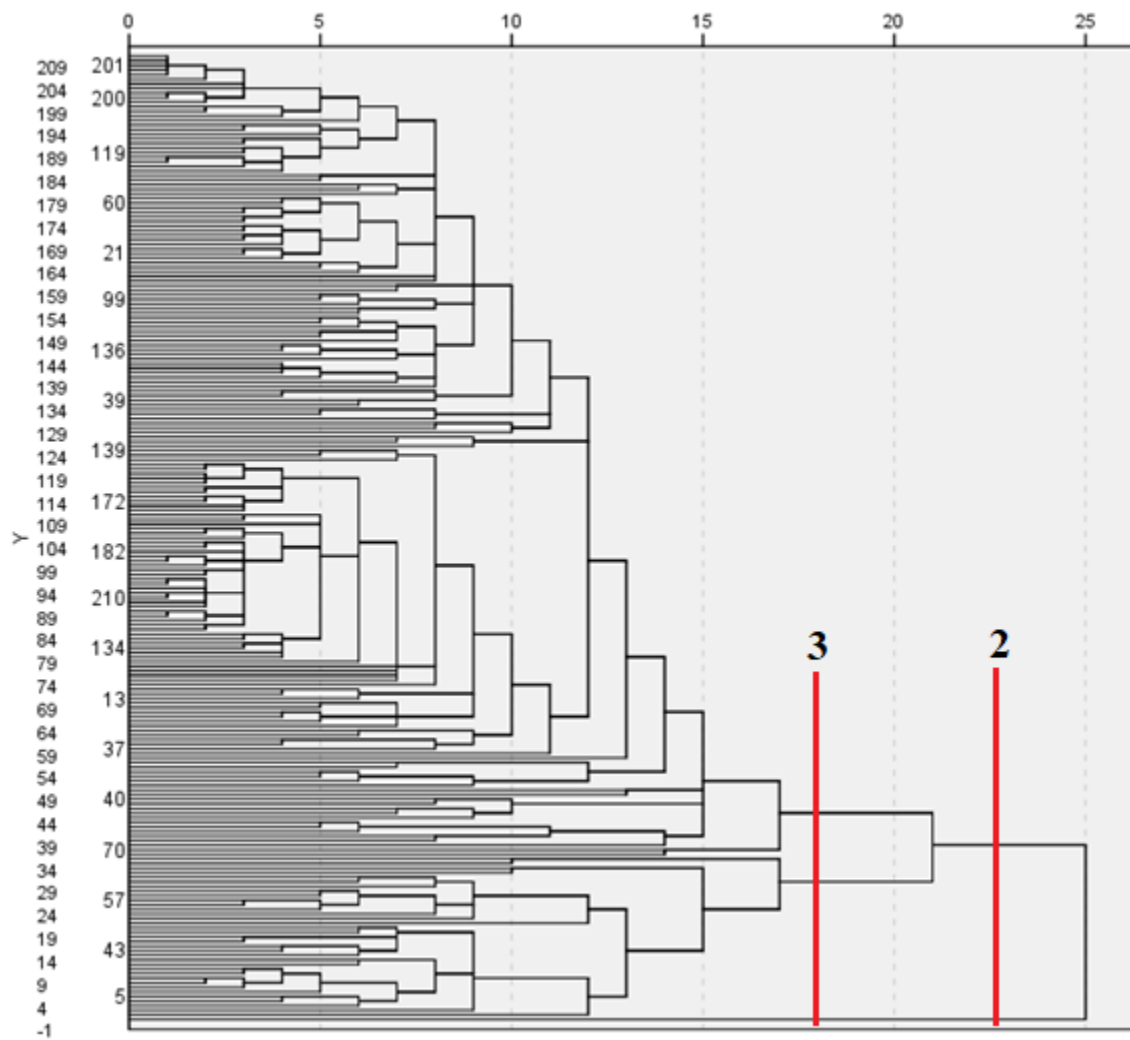


Figura 3: Dendograma que utiliza una vinculación media entre grupos.

(Fuente: Elaboración propia)

En base a lo anterior, se utilizó la herramienta de clúster Bietápico con la finalidad de estimar la cantidad de clústers óptima para la segmentación de la muestra. La selección del número de clústers se realiza en base a la “Medida de silueta de cohesión y separación”, la cual se aprecia en la Figura 4, que muestra la cantidad y calidad de los clústeres asociados a dicha cantidad.

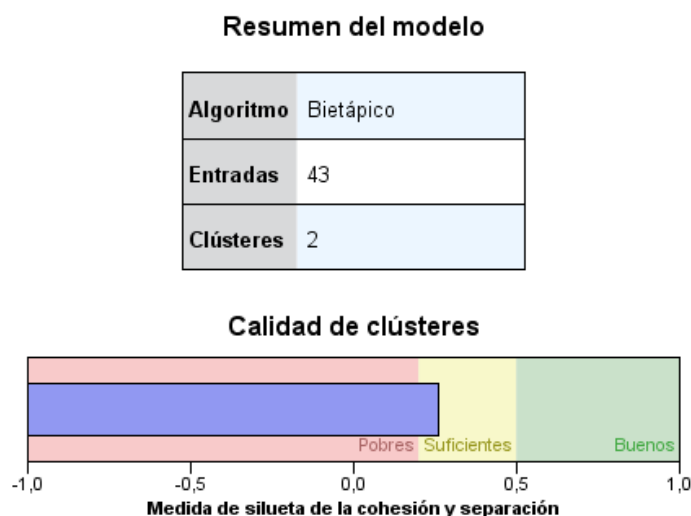


Figura 4: Clúster Bietápico del estudio.

(Fuente: Elaboración propia)

El resultado del clúster Bietápico es que la calidad obtenida del modelo es suficiente para el caso de dos clústeres. Sin embargo, se decide analizar los tres casos, es decir, segmentar la muestra en dos, tres y cuatro clústeres utilizando la herramienta de clúster de k-medias, presentándose los resultados en la Tabla 2.1 a continuación.

Tabla 2.1: Centroides finales de conglomerados para los casos con 2,3 y 4 clústers.*(Fuente: Elaboración propia)*

Tipo	Ítems	2 Clústers		3 Clústers			4 Clústers			
		1	2	1	2	3	1	2	3	4
Variables del Modelo	PA1	3,2	5,7	4,7	2,2	5,7	5,9	3,8	5,1	2,3
	PA2	3,4	5,4	4,6	2,3	5,5	5,7	4,1	4,9	2,3
	PA3	3,4	5,7	4,8	2,1	5,8	6,1	4,1	5,1	2,0
	CC1	3,3	4,7	3,9	2,8	4,8	5,0	4,0	4,1	2,8
	CC2	3,1	3,9	3,5	2,6	4,0	4,4	4,0	3,2	2,6
	CC3	3,6	4,7	3,9	3,3	4,9	5,1	4,2	4,0	3,4
	RC1	2,4	3,9	3,1	1,9	4,0	4,6	3,9	2,8	1,8
	RC2	2,3	4,0	3,1	1,5	4,2	4,8	4,0	2,8	1,4
	RC3	3,6	5,0	4,4	3,1	5,0	5,2	4,1	4,5	3,1
	EF1	3,0	4,7	3,8	2,0	4,9	5,2	3,8	4,0	1,9
	EF2	2,2	3,8	3,0	1,4	4,0	4,6	3,5	2,8	1,3
	EF3	2,6	4,6	3,7	1,5	4,8	5,4	3,6	3,6	1,5
	EF4	2,5	4,1	3,2	1,7	4,4	4,9	3,5	3,1	1,7
	EOPB1	5,3	6,4	5,5	5,3	6,5	6,5	4,8	6,2	5,2
	EOPB2	5,2	6,4	5,4	5,4	6,5	6,4	4,7	6,2	5,3
	EOPB3	5,0	6,3	5,2	5,1	6,5	6,5	4,4	6,1	5,0
	EOAB1	3,0	5,8	4,3	2,1	5,9	6,4	3,9	4,7	2,0
	EOAB2	3,2	5,7	4,4	2,2	5,9	6,4	4,1	4,7	2,2
	EOAB3	3,0	5,6	4,2	2,0	5,9	6,4	3,8	4,6	1,9
	PU1	2,9	4,8	3,2	3,0	5,1	5,4	3,0	3,9	2,8
	PU2	2,5	4,2	2,9	2,3	4,4	5,0	3,1	3,0	2,2
	PU3	1,9	3,9	2,3	1,7	4,2	4,8	2,4	2,7	1,7
	PEOU1	5,7	6,0	5,3	6,0	6,3	6,2	3,8	6,2	6,2
	PEOU2	3,2	5,3	3,7	3,1	5,5	5,6	3,0	4,5	3,2
	PEOU3	5,4	5,9	5,1	5,7	6,1	6,0	3,9	6,0	5,8
	PEOU4	5,1	6,0	5,1	5,0	6,2	6,1	3,8	6,1	5,1
	BI1	5,0	6,1	5,0	5,3	6,3	6,2	4,0	6,0	5,2
	BI2	3,5	5,2	3,7	3,5	5,5	5,5	3,4	4,6	3,3
	BI3	4,3	5,6	4,3	4,5	5,9	5,7	3,7	5,4	4,3
	AU1	3,8	4,3	3,5	4,0	4,5	4,2	4,0	4,0	4,0
	AU2	2,3	2,9	2,3	2,1	3,0	2,9	2,6	2,7	2,0
Variables de Uso	EXP_SS	4,6	4,7	4,4	4,8	4,8	4,7	4,2	4,7	4,9
	EXP_INT	4,9	4,8	4,8	5,0	4,8	4,7	4,8	4,9	5,0

Tabla 2.2: *Número de casos para cada clúster.*

(Fuente: Elaboración propia)

Caso	2 Clústers		3 Clústers			4 Clústers			
	1	2	1	2	3	1	2	3	4
Tamaño	88	123	73	41	97	62	29	82	38

Como se puede observar, en general, para los casos de 2 y 3 clústers se presentan las diferencias más grandes dentro de los centroides finales. Sin embargo, se opta por analizar el caso de 2 clústers debido a que es donde se presentan las diferencias más significativas respecto a las variables principales del modelo.

Como se observa en la Tabla 2.1, para el caso de 2 clústers, ambos obtienen un alto grado de diversión al ver videos de streaming en vivo (EOPB). Sin embargo, se observa una diferencia significativa en la variable del disfrute del comportamiento pasivo (EOAB), el cual busca medir el grado de diversión al usar el chat dentro del video streaming, donde promedian 3,1 puntos para el clúster 1 y 5,7 puntos para el clúster 2 (en la escala Likert 1 - 7). Finalmente, dado lo anterior, se procede a nombrar la existencia de los dos clústeres en base a esta diferencia, los cuales serán llamados *espectadores pasivos* (clúster 1) y *espectadores activos* (clúster 2).

El clúster 1 denominado *espectadores pasivos* destaca por un nivel bajo en el factor del disfrute del comportamiento activo, promediando 3,1 puntos, sin embargo, para el factor del disfrute del comportamiento pasivo promedian 5,2 puntos. Esto implica que este conglomerado pese a que disfruta de los videos de streaming en vivo, no participa activamente dentro de los streams.

Uno de los factores que caracteriza a este grupo es su bajo promedio en los factores asociados a las variables del modelo co-experiencia (participación, comunión cognitiva y contagio resonante) y efectancia. Para contagio resonante, el grupo promedia 2,8 puntos, lo que implica que para el clúster 1 su comportamiento no es influenciado (RC1) ni influencia (RC2) a otros usuarios en el chat del video stream. Para el segundo factor, efectancia, la cual posee el promedio más bajo entre ambas variables, el conglomerado promedia 2,6 puntos para la variable, siendo las preguntas EF3 y EF4 las peor evaluadas dentro del factor.

El último factor que caracteriza a este grupo tiene que ver con la utilidad percibida (PU) al ver videos de streaming. Con un promedio de 2,4 puntos, para los *espectadores pasivos* la percepción que poseen al utilizar los servicios de streaming en vivo es que no son útiles dentro de su vida diaria, disminuyendo su productividad y rapidez al realizar tareas.

El clúster 2 denominado *espectadores activos*, se caracteriza por ser un grupo que prioriza el disfrute del comportamiento pasivo y la facilidad de uso percibida de los servicios de streaming en vivo. Si bien este conglomerado prioriza el disfrute del comportamiento pasivo (ver streams) por sobre el disfrute del comportamiento activo (chatear en vivo), al comparar ambos clústeres los *espectadores activos* disfrutaban en promedio 1,2 puntos más ver videos de streaming en vivo que los *espectadores pasivos*. Otro factor importante que caracteriza a este clúster es la variable participación que promedia 5,6 puntos, esto implica que la interacción con otros usuarios a través del chat del video stream afecta positivamente la experiencia del consumidor en este conglomerado.

Finalmente, respecto a la variable efectancia, los *espectadores activos* promedian 4,3 puntos en este factor, esto representa que este grupo percibe que su influencia ejercida en el

streaming a través del chat no influencia al generador de contenido (streamer). En la pregunta ¿cuándo uso servicios de streaming en vivo, el video stream (streamer) es influenciado por mí? el clúster promedia 3,8 puntos.

A continuación, se procede a analizar en detalle las diferencias entre los *espectadores pasivos* y *espectadores activos* en términos del perfil demográfico.

Tabla 3: *Porcentaje de hombres y mujeres por clúster*

(Fuente: Elaboración propia)

Clúster	Clasificación	SEXO		Total
		Hombre	Mujer	
1 (Espectadores Pasivos)	Recuento	73	15	88
	% dentro de QCL	83,0%	17,0%	100,0%
	% dentro de SEXO	40,6%	48,4%	41,7%
2 (Espectadores Activos)	Recuento	107	16	123
	% dentro de QCL	87,0%	13,0%	100,0%
	% dentro de SEXO	59,4%	51,6%	58,3%
Total	Recuento	180	31	211
	% dentro de QCL	85,3%	14,7%	100,0%
	% dentro de SEXO	100,0%	100,0%	100,0%

Tabla 4: *Porcentaje de rangos de edad por clúster*

(Fuente: Elaboración propia)

Clúster	Clasificación	EDAD						Total
		<16	16-18	19-24	25-30	31-35	>35	
1 (Espectadores Pasivos)	Recuento	0	9	53	20	2	4	88
	% dentro de QCL	0,0%	10,2%	60,2%	22,7%	2,3%	4,5%	100,0%
	% dentro de EDAD	0,0%	31,0%	42,7%	44,4%	50,0%	100,0%	41,7%
2 (Espectadores Activos)	Recuento	5	20	71	25	2	0	123
	% dentro de QCL	4,1%	16,3%	57,7%	20,3%	1,6%	0,0%	100,0%
	% dentro de EDAD	100,0%	69,0%	57,3%	55,6%	50,0%	0,0%	58,3%

	Recuento	5	29	124	45	4	4	211
Total	% dentro de QCL	2,4%	13,7%	58,8%	21,3%	1,9%	1,9%	100,0%
	% dentro de EDAD	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Tabla 5: Porcentaje de plataforma preferida por clúster

(Fuente: Elaboración propia)

Clúster	Clasificación	PLATAFORMA ("PLAT)					Total
		YT Live	Twitch TV	FB Live	IG Live	Otra	
1	Recuento	23	44	6	13	2	88
(Espectadores Pasivos)	% dentro de QCL	26,1%	50,0%	6,8%	14,8%	2,3%	100,0%
	% dentro de PLAT	41,1%	35,2%	75,0%	72,2%	50,0%	41,7%
2	Recuento	33	81	2	5	2	123
(Espectadores Activos)	% dentro de QCL	26,8%	65,9%	1,6%	4,1%	1,6%	100,0%
	% dentro de PLAT	58,9%	64,8%	25,0%	27,8%	50,0%	58,3%
Total	Recuento	56	125	8	18	4	211
	% dentro de QCL	26,5%	59,2%	3,8%	8,5%	1,9%	100,0%
	% dentro de PLAT	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Tabla 6: Porcentaje de nivel de estudios por clúster

(Fuente: Elaboración propia)

Nivel de Estudios (N_EST)									Total
		Enseñanza		CFT/	CFT				
		Básica	Media	Media	Instituto	Universitaria	Universitaria	Magister	
Clúster	Clasificación	Completa	Incompleta	Completa	Incompleto	Incompleta	Completa	Doctorado	
1	Recuento	0	5	11	4	40	25	3	88
(Espectadores Pasivos)	% en QCL	0,0%	5,7%	12,5%	4,5%	45,5%	28,4%	3,4%	100,0%
	% en N_EST	0,0%	25,0%	32,4%	57,1%	40,4%	55,6%	60,0%	41,7%
2	Recuento	1	15	23	3	59	20	2	123
(Espectadores Activos)	% en QCL	0,8%	12,2%	18,7%	2,4%	48,0%	16,3%	1,6%	100,0%
	% en N_EST	100,0%	75,0%	67,6%	42,9%	59,6%	44,4%	40,0%	58,3%
Total	Recuento	1	20	34	7	99	45	5	211
	% en QCL	0,5%	9,5%	16,1%	3,3%	46,9%	21,3%	2,4%	100,0%

% en N_EST	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%
------------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

A partir de las tablas cruzadas (Tabla 3, Tabla 4, Tabla 5 y Tabla 6) presentadas para la comparación de variables cualitativas entre clústers, se puede observar que por el lado de la variable sexo ambos son bastante similares, donde el clúster de los *espectadores pasivos* tiene un 4,0% más de mujeres que el de los *espectadores activos*, por el lado de la variable edad ambos tienen mayor concentración en el rango entre los 19 y 24 años. También es interesante observar que en el rango de edad mayor a 31 años el segmento de *espectadores pasivos* tiene un 5,2% más de personas que no comentan dentro de los streams, mientras que, por otro lado, en el rango de 18 años o menos existe un 10,2% más de *espectadores activos*.

Finalmente, dados los resultados y análisis anteriores se puede observar que la muestra es homogénea, donde la diferencia entre ambos clústeres radica principalmente dentro del perfil de uso, siendo coherente con los resultados obtenidos en la fase exploratoria a través de la herramienta clúster bietápico, ya que existen 2 conglomerados que son lo suficientemente heterogéneos como para visualizar segmentos distintos dentro de las variables medidas en la encuesta.

5.2 Análisis de Fiabilidad

Con el objetivo de validar la fiabilidad de la escala se utilizará el Alfa de Cronbach, el cual se calculará mediante el uso del software estadístico SPSS. No existe un valor específico el cual valide este indicador, sin embargo, para temas de este estudio, se utilizará el criterio de Gliem, J. A., & Gliem, R. R. (2003), el cual indica: resultados iguales a 0,6 y menores a 0,7 son cuestionables, mayores a 0,7 y menores a 0,8 son aceptables, mayores a 0,8 y menores a 0,9 son buenos y mayores a 0,9 excelentes.

A continuación, se muestran los resultados para los constructos, donde se evaluó la consistencia interna de cada uno, agregando el nuevo valor para el indicador en caso de que resulte relevante eliminar una pregunta en particular.

Tabla 7: Alfa de Cronbach para cada constructo.

(Fuente: Elaboración propia)

Constructo	Alfa de Cronbach	N° de Elementos
Participación (PA)	0,898	3
Comunión Cognitiva (CC)	0,686	3
Eliminando CC2	0,768	2
Contagio Resonante (RC)	0,729	3
Eliminando RC3	0,822	2
Efectancia (EF)	0,887	4
Disfrute del Comportamiento Pasivo (EOPB)	0,898	3
Disfrute del Comportamiento Activo (EOAB)	0,969	3
Utilidad Percibida (PU)	0,866	3
Eliminando PU1	0,884	2
Facilidad de Uso Percibida (PEOU)	0,790	4
Eliminando PEOU2	0,843	3
Intención de Comportamiento (BI)	0,831	3
Uso Actual (AU)	0,627	2

Como se aprecia en la Tabla 7, el constructo con mayor alfa de Cronbach corresponde al Disfrute del Comportamiento Activo (EOAB) con 0,969, el cual es un valor excelente para el indicador.

El factor Comunión Cognitiva posee un alfa de 0,686, pero, si se elimina CC2, el valor aumentará a 0,768. Puesto que el valor del indicador es cuestionable y el aumento es aceptable, esta pregunta será considerada para su eliminación en posteriores análisis.

Utilidad Percibida posee un alfa bueno de 0,866, y si se elimina la pregunta PU1 se obtendrá un aumento marginal, de modo que se mantendrá igual.

Finalmente, para la variable Facilidad de Uso Percibida se tiene un alfa aceptable de 0,790, y si eliminamos la pregunta PEOU2, este aumentara a 0,843 que es un indicador bueno, por lo tanto, se considerará su eliminación.

Para el caso de Uso Actual se obtiene un alfa de Cronbach de 0,627, lo que resulta cuestionable, sin embargo, solo se poseen dos preguntas asociadas a esta variable y ambas son necesarias para el análisis de uso sobre los servicios de streaming, por consiguiente, ninguna puede ser eliminada.

En general las alfas de Cronbach obtenidas en su mayoría son buenos según el criterio de Gliem, J. A., & Gliem, R. R. (2003), sin embargo, se evaluará la eliminación de las siguientes preguntas:

- CC2: Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, siento que mi información es compartida con los otros usuarios en el chat.
- RC3: Cuando uso Servicios de Streaming en Vivo, los usuarios en el chat están de acuerdo en opiniones similares.
- PEOU2: Me resulta fácil hacer que los Servicios Sociales de Streaming en Vivo hagan lo que yo quiera.

5.3 Modelo de Uso Actual

Con el fin de modelar el comportamiento del consumidor de Servicios de Streaming en Vivo se empleó a través de una encuesta la Extensión Hedónica del modelo TAM como modelo base.

El modelo nombrado anteriormente, tiene como finalidad identificar cuáles son los distintos factores, tanto endógenos como exógenos, que explican de mejor manera la intención de uso de los servicios en vivo de streaming. Los cuales son presentados a continuación.

- 1. Participación (PA)**
- 2. Comunión Cognitiva (CC)**
- 3. Contagio Resonante (RC)**
- 4. Co-Experiencia (CE)**
- 5. Efectancia (EF)**
- 6. Disfrute del Comportamiento Pasivo (EOPB)**
- 7. Disfrute del Comportamiento Activo (EOAB)**
- 8. Disfrute Percibido (PE)**
- 9. Utilidad Percibida (PU)**
- 10. Facilidad de Uso Percibida (PEOU)**
- 11. Intención de Comportamiento (BI)**

Finalmente, en base a los factores mencionados anteriormente, se procede a modelar utilizando un modelo de ecuaciones estructurales (SEM, por sus siglas en inglés) dentro del software SPSS AMOS.

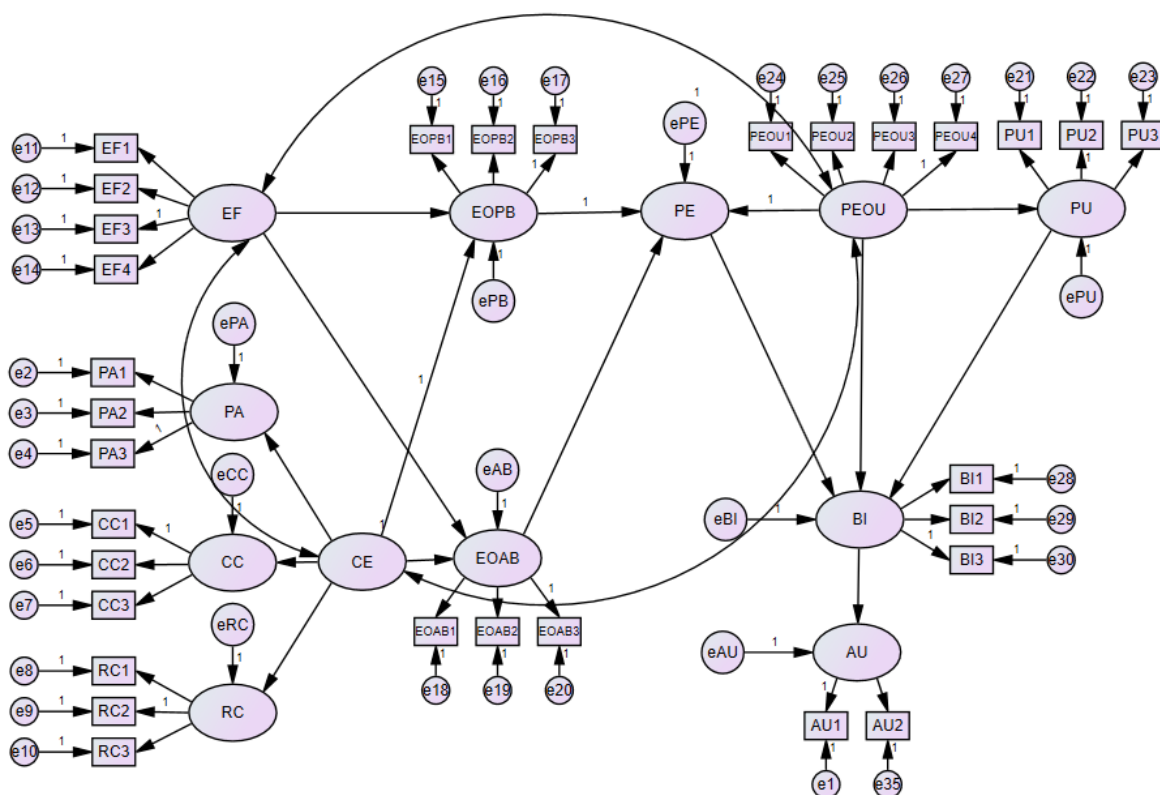


Figura 5: Modelo de Ecuaciones Estructurales para la Extensión Hedónica del modelo TAM. (Fuente: Elaboración propia)

Los resultados sobre las regresiones y correlaciones del modelo se pueden apreciar en la Figura 6, los cuales indican, a su vez, que el R^2 del Uso Actual es 0,37, es decir, el 37% de la varianza de los errores de dicha variable latente endógena se explica por sus variables latentes asociadas. Dado que este resultado considera todas las variables latentes, exógenas y endógenas, este es el máximo valor posible para el modelo, sin embargo, es probable que no todas las variables latentes sean dependientes entre ellas, y a su vez, pueden no todas ser suficientemente significativas para predecir la intención de uso actual. Por lo tanto, previamente se indicarán los resultados asociados a los estadísticos de bondad de ajuste y los criterios que permitan aceptar o rechazar el modelo.

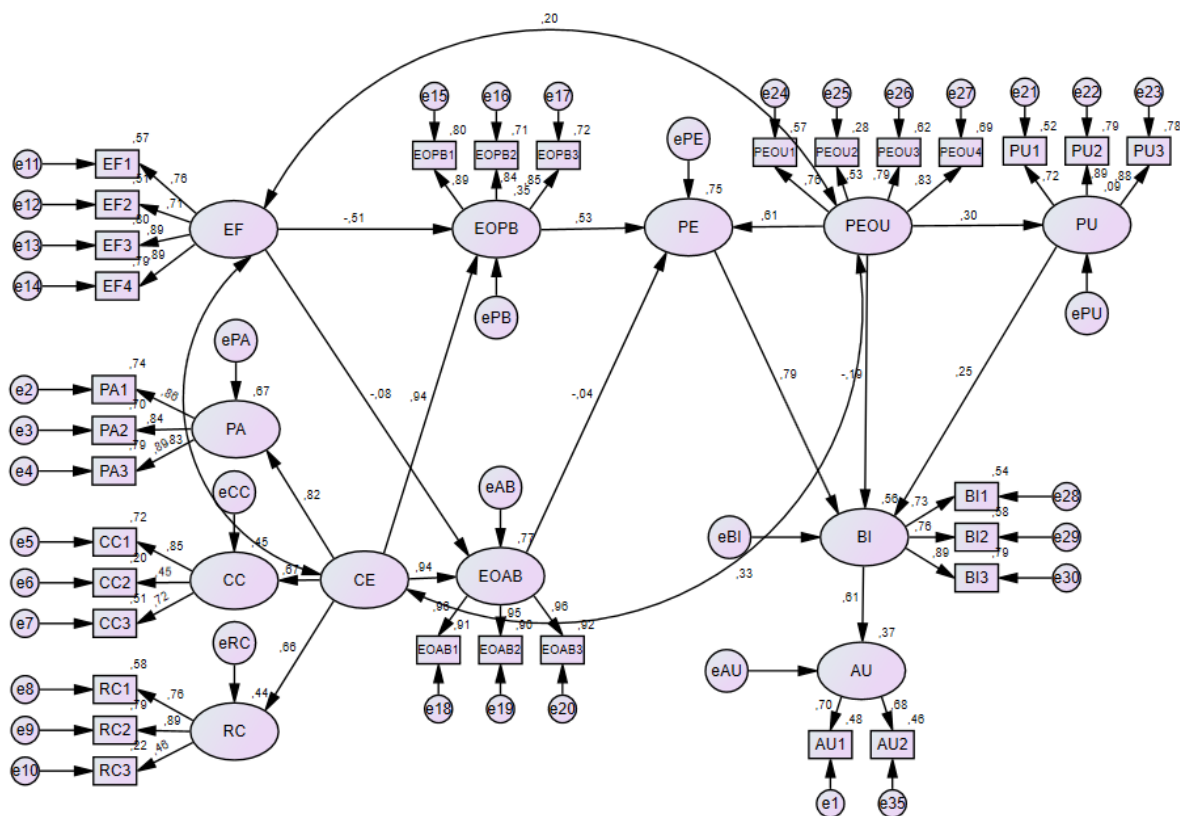


Figura 6: Resultados del Modelo de Ecuaciones Estructurales para la Extensión Hedónica del modelo TAM. (Fuente: Elaboración propia)

A continuación, la Tabla 8 indica que se obtienen 419 grados de libertad, lo que indica que el modelo está sobreidentificado, por lo cual este es generalizable.

Tabla 8: Grados de libertad del SEM. (Fuente: Elaboración propia)

Ítem	Cantidad
Número de momentos de muestra distintos:	496
Número de parámetros distintos a estimar:	77
Grados de libertad (496 - 75):	419

Adicionalmente, la Tabla 9 muestra y compara los estadísticos resultantes del modelo con los criterios a considerar para poder aceptar el modelo. Cabe destacar que los criterios utilizados para analizar la bondad de ajuste se basan según el análisis de Hoe, S. L. (2008).

Tabla 9: Estadísticos de bondad de ajuste del modelo. (Fuente: Elaboración propia)

Estadístico	Valor	Criterio
CMIN	1020,878	
Probability level CMIN	0,000	< 0,05
CMIN/DF	2,436	2 - 5
GFI	0,755	> 0,9
NFI	0,797	> 0,9
CFI	0,868	> 0,9
RMSEA	0,083	< 0,08

Por el lado del CMIN (Chi-cuadrado) sobre los grados de libertad y su valor-p del 0,000, el modelo puede ser aprobado, sin embargo, los demás estadísticos no cumplen con los criterios, por lo que aún no se puede concluir al respecto.

A continuación, se presentan las covarianzas de las variables latentes exógenas del modelo.

Tabla 10: Covarianzas entre las variables latentes exógenas

(Fuente: Elaboración propia)

	Estimate	S.E.	C.R.	P
CE <--> PEOU	0,408	0,099	4,133	***
EF <--> PEOU	0,397	0,159	2,503	0,012
CE <--> EF	1,327	0,107	12,348	***

Como se puede observar en la tabla anterior, el valor-p de cada covarianza es menor que 0,05, por lo que no se puede asumir que la covarianza para todas las combinaciones de factores es 0, es decir, existe un grado de dependencia entre todos los factores.

La siguiente tabla se muestran los coeficientes de regresión entre las variables latentes asociadas.

Tabla 11: *Coeficientes de regresión entre las variables latentes asociadas.*

(Fuente: Elaboración propia)

			Estimate	S.E.	C.R.	P
EOAB	<---	CE	1,716	0,244	7,037	***
EOPB	<---	CE	1			
EOAB	<---	EF	-0,087	0,15	-0,58	0,562
EOPB	<---	EF	-0,337	0,054	-6,197	***
PU	<---	PEOU	0,379	0,099	3,83	***
PE	<---	PEOU	1			
PE	<---	EOPB	1			
PE	<---	EOAB	-0,047	0,1	-0,465	0,642
BI	<---	PE	0,523	0,097	5,363	***
BI	<---	PEOU	-0,205	0,131	-1,561	0,118
BI	<---	PU	0,216	0,06	3,616	***
RC	<---	CE	1,065	0,118	9,008	***
CC	<---	CE	0,862	0,1	8,63	***
PA	<---	CE	1,387	0,116	11,95	***
AU	<---	BI	0,524	0,087	6,037	***

Como se puede observar en la Tabla 11 anterior, el valor-p de algunas relaciones es mayor que 0,05, específicamente, de las diez hipótesis del modelo solo siete fueron confirmadas. Las variables que no fueron confirmadas corresponden a las hipótesis (H3) y (H8) que no son significativas, además, se descarta la hipótesis (H7) debido a que la Efectancia afecta negativamente al disfrute del comportamiento pasivo (EOPB). Por otro

lado, la variable EOAB relacionada con el constructo de segundo orden PE resulta ser no significativa. Este resultado muestra que a primera instancia el modelo presenta algunos problemas para poder explicar el **Uso Actual** en los Servicios de Streaming en Vivo.

A continuación, se presentan los coeficientes estandarizados para las relaciones entre cada variable latente.

Tabla 12: *Coeficientes de regresión estandarizados entre las variables latentes asociadas. (Fuente: Elaboración propia)*

				Estimate
EOAB	<---	CE		0,942
EOPB	<---	CE		0,943
EOAB	<---	EF		-0,076
EOPB	<---	EF		-0,508
PU	<---	PEOU		0,301
PE	<---	PEOU		0,615
PE	<---	EOPB		0,526
PE	<---	EOAB		-0,042
BI	<---	PE		0,789
BI	<---	PEOU		-0,19
BI	<---	PU		0,252
RC	<---	CE		0,661
CC	<---	CE		0,668
PA	<---	CE		0,817
AU	<---	BI		0,609

Analizando los coeficientes de regresión estandarizados en la Tabla 12, se obtiene que los factores con mayor incidencia sobre el disfrute percibido (PE) son el disfrute del comportamiento pasivo (EOPB) y la facilidad de uso percibida (PEOU) con coeficientes 0,526 y 0,615 respectivamente. Además, tanto para EOAB como EOPB se obtuvieron unos coeficientes beta altos con valores de 0,942 y 0,943, esto resulta importante debido a que la

variable latente PE es de segundo orden (asociada a EOPB y EOAB) y resulta ser un eje central dentro del modelo.

Para el caso de la variable Efectancia (EF), para ambas variables latentes asociadas contradicen las hipótesis propuestas originalmente (H7 y H8), ya que la variable EF afecta negativamente a EOAB y EOPB. Esto implica que a medida que aumenta la influencia percibida por los consumidores para ejercer cambios en el video streaming a través del chat, disminuye el disfrute del comportamiento activo y pasivo. Este resultado se debe principalmente a que las respuestas recopiladas sobre el ítem efectancia, en su mayoría, corresponden a respuestas de indecisión (ni de acuerdo ni en desacuerdo) y negativas (totalmente en desacuerdo).

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En consideración de la investigación realizada, se puede apreciar que a través de los últimos años ha habido un aumento en los consumidores de la mano con nuevos competidores dentro de la industria de los servicios de streaming en vivo, industria que incluso ha llegado lentamente a reemplazar a la televisión como el medio de entretenimiento preferido de miles de consumidores. Sin embargo, los estudios realizados sobre los servicios de streaming en vivo, en su mayoría, no se centran en la perspectiva misma del video streaming y este estudio viene a responder parte de esa necesidad.

A raíz del estudio realizado, se propuso que los principales factores que influyen en el *uso actual* de servicios de streaming en vivo son la *intención de comportamiento*, la *facilidad de uso percibida*, la *utilidad percibida*, el *disfrute del comportamiento pasivo y activo*, la *efectancia*, la *participación*, la *comunidad cognitiva* y el *contagio resonante*. Sin embargo, al momento de contrastar el modelo propuesto con lo que sucede con el consumidor chileno, se puede apreciar que algunos de los factores mencionados presentan relaciones no significativas entre sí. Estos factores son la *efectancia* con el *disfrute del comportamiento activo*, el *disfrute del comportamiento activo* con el *disfrute percibido* y la *facilidad de uso percibida* con la *intención de comportamiento*.

Respecto al modelo estructural, es importante considerar que para la variable *efectancia* se presenta una relación negativa con el *disfrute del comportamiento pasivo* y con el *disfrute del comportamiento activo*, siendo esta última relación no significativa. Esto implica que, para el consumidor chileno, la percepción que proviene de la capacidad influir sobre el streaming afecta negativamente al disfrute de ver videos de streaming en vivo pasivamente.

Por otro lado, se pueden apreciar relaciones importantes entre la experiencia compartida (*co-experiencia*) y el *disfrute del comportamiento activo* y el *disfrute del comportamiento pasivo*, donde es este último quien posee la mayor relevancia sobre el *disfrute percibido* (variable central del modelo). Por lo tanto, la variable *co-experiencia* resultó ser una de las variables más relevantes para poder predecir el *uso actual* de los servicios de streaming en vivo del consumidor chileno.

En base a lo anterior y los resultados obtenidos del modelo de extensión hedónica del TAM, se recomienda a los servicios de streaming y a los generadores de contenido que centren sus esfuerzos en mejorar la experiencia de los consumidores que reciben en torno a la interacción social. Resulta importante brindar al consumidor de streaming mayores facilidades para interactuar con el stream, debido a que crear un sentido de pertenencia a una comunidad resulta ser uno de los factores más importantes para la percepción de *co-experiencia* del consumidor.

El objetivo principal del modelo estructural es predecir el *uso actual* del consumidor de servicios de streaming en vivo, principalmente a través de las variables *efectancia* y *co-experiencia* que afectan indirectamente sobre el *disfrute percibido*. Dado que los resultados obtenidos muestran que una de las variables principales del modelo, la efectancia, posee una relación negativa con disfrute percibido al ver streams, este modelo no es recomendable para realizar futuras investigaciones sobre el consumidor chileno de servicios de streaming en vivo.

Mediante el análisis de los datos recibidos con la encuesta aplicada, se obtuvieron 2 clústers dentro de la muestra, donde se pueden apreciar características principales para cada

uno. El estudio realizado muestra que más del 58% de la muestra está dentro del rango etario de 19 a 24 años y, además, tienen a Twitch TV como su plataforma preferida para el consumo de streaming en vivo.

El primero de ellos, se les denominó *espectadores pasivos* a quienes se le distingue percibir una baja entretención, a través del uso del chat en vivo, dentro de los streams. Al mismo tiempo, este conglomerado percibe que su influencia en el stream y el streamer es casi nula. Además, a pesar de que disfruta el usar pasivamente los servicios de streaming en vivo, este clúster no se siente influenciado por el entorno del stream (usuarios del chat), ni siente que es parte de una comunidad o grupo de usuarios. Por último, este grupo destaca por tener la menor *utilidad percibida*, es decir, no perciben el uso de los servicios de streaming en vivo útiles dentro de su vida diaria.

El segundo clúster, denominado *espectadores activos*, se involucra en mayor medida dentro del video stream, siendo la variable *participación* uno de los ejes centrales que más influencia en el disfrute percibido de la *co-experiencia*. Este grupo destaca principalmente por ser un conglomerado que prioriza en mayor medida la experiencia y grado de diversión que brinda la interacción social de los servicios de streaming en vivo, donde el *disfrute percibido* por los consumidores se compone tanto de ver videos de streaming (pasivamente), de interactuar con otros usuarios dentro del chat e interactuar con el generador de contenido o streamer (activamente).

Para ambos conglomerados la variable *efectancia* se percibe como un factor indiferente (espectadores activos) o incluso negativo (espectadores pasivos) para el consumo de los servicios de streaming en vivo. Esto explica en gran medida el porqué, dentro del

análisis de las relaciones del modelo SEM, la variable latente *efectancia* afecta negativamente tanto al *disfrute del comportamiento pasivo* como al *disfrute del comportamiento activo*, siendo esta última finalmente una relación no significativa dentro del modelo.

Una de las posibles razones de que el consumidor chileno perciba que tiene poca o nula influencia dentro del video streaming, en términos de la efectancia, es que en general la industria está dominada por personalidades con el uso de la lengua inglés como idioma principal. Es decir, no existen canales chilenos que tengan los mismos niveles de interacción o espectadores que otros streamers internacionales más influyentes.

El principal problema que se puede encontrar sobre la variable efectancia es que el modelo no mide el impacto que posee en el consumidor cuando se varía el tamaño del canal (video stream) o del streamer (generador de contenido). Cuando los canales son pequeños, la interacción entre el consumidor y el streamer es más cercana. en el sentido de que los comentarios tienen una mayor influencia al existir un menor número espectadores.

Otra sugerencia que existe para modificar el modelo es sobre la variable *disfrute del comportamiento activo*, donde se recomienda medir otras interacciones que existen entre el espectador y el stream. Existen muchas maneras para que el espectador interactúe de formas más eficientes y directas con el stream y el generador de contenido. Estas opciones se presentan a través de donaciones y suscripciones al canal, junto a mensajes personalizados que aparecen dentro del video stream y en el cual todos los espectadores pueden reaccionar al mensaje.

7. REFERENCIAS

- Aramberri, J., & Las, J. (2002). Utilización de video streaming en la UPV/EHU. Recuperado de: <http://www.rediris.es/difusion/publicaciones/boletin/58-59/ponencia10.html>
- Bründl, S., Matt, C., & Hess, T. (2017). Consumer Use of Social Live Streaming Services: the Influence of Co-Experience and Effectance on Enjoyment. Recuperado de: http://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1113&context=ecis2017_rp
- Campo-Arias, A., & Oviedo, H. C. (2008). Propiedades psicométricas de una escala: la consistencia interna. *Revista de salud pública*, 10, 831-839.
- Cisco VNI (2017). *Cisco Visual Networking Index: Forecast and Methodology, 2016–2021*. Recuperado de: <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/complete-white-paper-c11-481360.pdf>
- Davis, F. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13, 319-340. doi: 10.2307/249008
- DiMaggio, P., Hargittai, E., Neuman, W. R., & Robinson, J. P. (2001). Social Implications of the Internet. *Annual Review of Sociology*, 27(1), 307–336. doi: 10.1146/annurev.soc.27.1.307.
- Fernandez, S. (2011). Analisis de correspondencias simples y multiples. *Fac. Ciencias Economicas y Empresariales UAM*. Recuperado de: <http://www.fuenterrebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/REDUCIR-DIMENSION/CORRESPONDENCIAS/correspondencias.pdf>

- Fleisch, E., Weinberger, M., & Wortmann, F. (2015). Business models and the internet of things. In *Interoperability and Open-Source Solutions for the Internet of Things* (pp. 6-10). Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-16546-2_2.
- Gidi, P. (2018). Primera radiografía de tráfico de datos fijos y móviles. Recuperado de: https://www.subtel.gob.cl/wp-content/uploads/2018/10/ppt_primera_radiografia_trafico_de_datos_17102018.pdf
- Gliem, J. A., & Gliem, R. R. (2003). Calculating, interpreting, and reporting Cronbach's alpha reliability coefficient for Likert-type scales. Midwest Research-to-Practice Conference in Adult, Continuing, and Community Education.
- Heinonen, K. (2011). "Consumer Activity in Social Media: Managerial Approaches to Consumers' Social Media Behavior." *Journal of Consumer Behaviour* 10 (6), 356-364.
- Hoe, S. L. (2008). Issues and procedures in adopting structural equation modeling technique. *Journal of applied quantitative methods*, 3(1), 76-83.
- Mansy, A., Ammar, M., Chandrashekar, J., & Sheth, A. (2014). Characterizing client behavior of commercial mobile video streaming services. In Proceedings of Workshop on Mobile Video Delivery (p. 8). ACM. doi: 10.1145/2579465.2579469.
- Nezamabad, M. (2011). The impact and benefits of Internet on marketing mix. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 5(9), 1784-1789.
- Moreno, C., Andrade, G., Ramírez, C., & Quiñones, R. (2015). El comportamiento del consumidor en internet bajo el modelo psicológico social de Veblen. *Revista Global*

- de *Negocios*, 3(5), 101-112. Recuperado de:
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2658806
- Oviedo, H. C., & Arias, A. C. (2005). Aproximación al uso del coeficiente alfa de Cronbach. *Revista colombiana de psiquiatría*, 34(4), 572-580.
- Pauta (2018). El detalle de los anuncios tributarios de Piñera. Recuperado de:
<https://www.pauta.cl/economia/el-detalle-de-los-anuncios-tributarios-de-pinera>
- Pires, K., & Simon, G. (2015). YouTube live and Twitch: a tour of user-generated live streaming systems. In *Proceedings of the 6th ACM Multimedia Systems Conference*, 225-230. ACM. doi: 10.1145/2713168.2713195.
- Research and Markets, (2016). Video Streaming Market by Streaming Type (Live Video Streaming and Non-Linear Video Streaming), by Solution, by Service, by Platform, by User Type, by Deployment Type, by Revenue Model, by Industry, and by Region - Global Forecast to 2021. Recuperado de:
https://www.researchandmarkets.com/research/8xpzlb/video_streaming
- Rosenbaum, M., Otalora, M., & Ramírez, C. (2017). How to create a realistic customer journey map. *Business Horizons*, 60(1), 143-150. doi: 10.1016/j.bushor.2016.09.010.
- Ruiz, M. A., Pardo, A., & San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del psicólogo*, 31(1), 34-45.
- Salzman, R., & Albarran, A. (2011). Internet Use in Latin America. *Palabra Clave*, 14(2), 297-313. Recuperado de:

http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0122-82852011000200007&lng=en&tlng=en

Shao, G. (2009). “Understanding the Appeal of User-Generated Media: A Uses and Gratification Perspective.” *Internet Research* 19 (1), 7-25.

Statista (2019). Digital Media Report 2019 – Video On Demand Statista Digital Market Outlook - Segment Report. Recuperado de: <https://www.statista.com/outlook/206/100/video-streaming--svod-/worldwide>

Streamelements (2019). State of the Stream Q3 2019: Just Chatting Keeps on Growing, Mixer Makes It Move, and Asmongold Continues His Reign. Recuperado de: <https://blog.streamelements.com/state-of-the-stream-q3-2019-just-chatting-keeps-on-growing-mixer-makes-it-move-and-asmongold-60431f8ed4fc>

Streamlabs (2019). Streamlabs & Newzoo Q3 2019 Live Streaming Industry Report. Recuperado de: <https://blog.streamlabs.com/streamlabs-newzoo-q3-2019-live-streaming-industry-report-896fc713d752>

Subtel (2018). Primera radiografía de consumo de datos de los chilenos revela que se utilizan principalmente en streaming de video. Recuperado de: <https://www.subtel.gob.cl/primera-radiografia-de-consumo-de-datos-de-los-chilenos-revela-que-se-utilizan-principalmente-en-streaming-de-video/>

Twitch TV (2017). *Twitch retrospective 2017*. Recuperado el 8 de Mayo de 2018, de: <https://www.twitch.tv/year/2017>

Villardón, J. L. V. (2007). Introducción al análisis de clúster. *Departamento de Estadística, Universidad de Salamanca*. 22p. Recuperado de:
<http://benjamindespensa.tripod.com/spss/AC.pdf>