



Módulo 3. Analítica y Performance en M-Commerce

☰ Medición del Funnel Mobile y Optimización de la Conversión

☰ Retención, Cohorts y Valor del Cliente en Mobile

☰ Referencias

Medición del Funnel Mobile y Optimización de la Conversión

En los módulos anteriores analizamos el **mobile como infraestructura estratégica del negocio digital** y trabajamos cómo el diseño de experiencia impacta de forma directa en métricas como **acquisition, activation, retention y revenue**. Se abordó el enfoque **mobile-first**, la reducción de fricción en el **checkout** y la optimización de eventos críticos dentro del recorrido.

Ahora bien, cuando la arquitectura está definida, el tráfico está activo y la experiencia ha sido optimizada, surge un nuevo nivel de complejidad profesional: **interpretar el comportamiento real dentro del funnel móvil**.

En entornos de *M-Commerce*, disponer de un *funnel* configurado no garantiza comprensión estratégica. La navegación *mobile* se caracteriza por **interacciones breves, contextuales y fragmentadas**. El comportamiento en *web mobile* difiere del comportamiento *in-app*. La intención inicial no siempre se

traduce en acción concreta. Por lo tanto, la lectura agregada del **Conversion Rate** resulta insuficiente para explicar el desempeño.

El desafío profesional consiste en transformar el *funnel* en una **herramienta analítica dinámica**. Esto implica modelar correctamente los eventos, identificar **micro-conversiones**, medir el *drop-off rate* por etapa y detectar **cuellos de botella estructurales** que impactan en la performance. En *mobile*, cada desplazamiento, cada toque y cada evento registrado constituye una señal que debe interpretarse dentro de un sistema interdependiente.

En este contexto, la analítica deja de ser descriptiva y se convierte en **instrumento de optimización estratégica**. No se trata únicamente de saber cuántas personas compran, sino de comprender **por qué no avanzan**, en qué punto se detienen y qué variables influyen en esa decisión.

Esta unidad propone avanzar desde una visión lineal del *funnel* hacia una lectura conductual y sistémica. Analizaremos cómo modelar el recorrido en *web mobile* e *in-app*, cómo vincular métricas de tráfico con calidad de conversión y cómo utilizar la experimentación como mecanismo de mejora continua.



El objetivo consiste en pasar de observar resultados a explicar causas medibles, integrando analítica, comportamiento y decisiones de optimización en un mismo marco profesional.

Funnels Mobile: medición avanzada y lectura estratégica

El análisis del *funnel* en entornos móviles exige revisar su lógica estructural y su forma de medición. Tal como señala Conexión ESAN (2023), el embudo del *Mobile App Marketing* mantiene las etapas del modelo tradicional —conciencia, consideración, conversión y retención—, aunque abandona la linealidad estricta para adoptar un comportamiento más dinámico y personalizado. Esta transformación tiene implicancias directas en la manera en que modelamos y medimos el recorrido del usuario en *web mobile* e *in-app*.

En este marco, el profesional de *M-Commerce* no trabaja únicamente con etapas conceptuales, sino con **eventos medibles**, **micro-conversiones** y **patrones de flujo real**. La medición avanzada del *funnel* implica traducir cada fase en indicadores operativos que permitan detectar fricciones, cuellos de botella y oportunidades de optimización.

Modelado del funnel mobile: web mobile vs in-app

El modelo tradicional, desarrollado por Elias St. Elmo Lewis, plantea un recorrido lineal desde el conocimiento hasta la conversión y fidelización. En entornos móviles, esta estructura se

mantiene como referencia conceptual, aunque su ejecución operativa adquiere mayor complejidad.

En *web mobile*, el usuario suele ingresar desde canales externos —búsqueda, redes sociales, pauta paga— y su recorrido se articula en sesiones breves, con posibilidad de abandono y retorno posterior. En cambio, en *in-app*, el flujo se concentra dentro de un entorno controlado, donde los eventos pueden registrarse con mayor precisión y continuidad.

Tabla 1. Diferencias estructurales entre modelado de funnel en web mobile e in-app

Dimensión	<i>Web mobile</i>	<i>In-app</i>
Punto de entrada	Tráfico externo (orgánico o pago)	Descarga previa de la <i>app</i>
Identificación de usuario	Puede ser anónima	Generalmente autenticada
Medición de eventos	Basada en sesiones	Basada en eventos persistentes

Retención	Requiere reingreso	Puede gestionarse con notificaciones
Control de entorno	Parcial	Alto

Fuente: elaboración propia con base en Conexión ESAN (2023).

El modelado adecuado exige definir qué constituye avance real en cada entorno. En *web mobile*, puede tratarse de *scroll* profundo o agregado al carrito. En *in-app*, puede incluir tutorial completado, activación de funcionalidad o primera compra.

Micro-conversiones y eventos críticos en cada etapa

El artículo de ESAN (2023) enfatiza que el proceso de decisión en aplicaciones móviles suele ser más rápido y menos lineal. Esta característica obliga a identificar micro-conversiones que indiquen progreso dentro del recorrido.

En la etapa de conciencia, una micro-conversión puede ser la visualización completa de una ficha de producto. En consideración, la lectura de reseñas o calificaciones. En conversión, el inicio del checkout. En retención, la reapertura de la aplicación o la respuesta a una notificación.

Figura 1. Micro-conversiones asociadas a cada etapa del funnel mobile;



Fuente: elaboración propia con base en Conexión ESAN (2023)

La medición avanzada consiste en cuantificar la transición entre estos eventos y calcular tasas de avance intermedio, evitando depender exclusivamente del Conversion Rate final.

Identificación de cuellos de botella y *drop-off rate*

Un cuello de botella se define como un punto de constricción donde el flujo natural se reduce, ralentizando el proceso completo. En un *funnel mobile*, este fenómeno se manifiesta

cuando una etapa presenta una caída desproporcionada respecto a las anteriores.

El impacto de estos cuellos de botella puede incluir aumento de costos, baja escalabilidad y reducción de calidad. En analítica *mobile*, estas consecuencias se traducen en métricas como:

- **Elevado *drop-off rate*** en una pantalla específica.
- Tiempo de permanencia excesivo en un paso previo al pago.
- Concentración de errores en formularios o validaciones.

Figura 2. Identificación visual de cuello de botella en etapa de *checkout*



Fuente: elaboración propia con base en Orea (2026)

En este ejemplo, la caída entre vistas de producto e inicio de checkout indica una restricción operativa. La teoría de las restricciones plantea que todo sistema está limitado por

una o más restricciones y propone identificarlas y explotarlas para mejorar el flujo.

Aplicado al entorno *mobile*, esto implica:

1. Mapear visualmente el proceso.
2. Establecer KPIs por etapa.
3. Detectar señales objetivas de obstrucción.

***Funnel* lineal vs *funnel* dinámico en entornos móviles**

El modelo tradicional se concibe como secuencial y descendente. Sin embargo, el *Mobile App Marketing* introduce recorridos más individualizados y rápidos. Esto configura un ***funnel* dinámico**, donde el usuario puede saltar etapas, regresar o interactuar en múltiples momentos del día.

Tabla 2. *Funnel* lineal vs *funnel* dinámico en *mobile*

Característica	<i>Funnel</i> lineal	<i>Funnel</i> dinámico
----------------	----------------------	------------------------

Secuencia	Progresiva y única	No secuencial
Tiempo de decisión	Extendido	Corto
Interacciones	Pocas y definidas	Múltiples y fragmentadas
Retorno al <i>funnel</i>	Limitado	Frecuente

Fuente: elaboración propia con base en Conexión ESAN (2023).

El enfoque dinámico exige una medición basada en eventos recurrentes, no en trayectorias únicas. La lectura estratégica debe considerar que un usuario puede interactuar en consideración después de haber convertido previamente, o activar recompra tras una notificación.

Conclusión

El **modelado avanzado del *funnel mobile*** implica trascender la representación estática del embudo tradicional y adoptar una lógica basada en **eventos medibles, micro-conversiones y análisis de restricciones**.

Tal como expone Conexión ESAN (2023), el funnel del *Mobile App Marketing* conserva las etapas clásicas, aunque opera con mayor dinamismo. Por su parte, la teoría de los cuellos de botella demuestra que todo sistema presenta restricciones cuya identificación permite optimizar el flujo.

En el ejercicio profesional del *M-Commerce*, la interpretación estratégica del *drop-off rate*, la detección de puntos de constricción y la comparación entre *web mobile* e *in-app* constituyen herramientas analíticas orientadas a resultados. El *funnel* deja de ser un esquema conceptual para convertirse en un sistema operativo de diagnóstico y mejora continua.

Conversion Rate* y métricas de performance *mobile

La medición de la performance en *M-Commerce* requiere comprender la conversión como resultado de múltiples variables interrelacionadas. La **tasa de conversión** o *Conversion Rate (CR)* se define como el porcentaje de usuarios que realizan una acción específica dentro de un sitio web o entorno digital, ya sea compra, registro, descarga o reserva. En contextos *mobile*, esta métrica adquiere una dimensión estratégica, ya que integra comportamiento, intención y calidad de tráfico en una sola expresión cuantitativa.

En este sentido, el *Conversion Rate* funciona como indicador sintético del desempeño del *funnel*. Sin embargo, su lectura profesional exige desagregar los factores que lo componen, interpretarlo según dispositivo, canal y tipo de negocio, y vincularlo con métricas complementarias que expliquen su variación.

Cálculo e interpretación del Conversion Rate en mobile

El cálculo de la tasa de conversión responde a una fórmula directa:

$$\frac{(\text{Objetivos conseguidos})}{\text{Total de visitas}} \times 100$$

Funnel lineal vs *funnel* dinámico en entornos móviles

Tal como expone Giménez (2025), el porcentaje se obtiene dividiendo el número de objetivos alcanzados entre los usuarios únicos y multiplicando por cien. Esta simplicidad matemática contrasta con la complejidad interpretativa que implica su análisis.

Tabla 3. Fórmula y componentes del *Conversion Rate*

Componente	Descripción
Objetivos conseguidos	Acciones que representan un resultado de negocio (compra, registro, descarga)
Total de visitas	Usuarios únicos o sesiones registradas
Resultado	Porcentaje de conversión

Fuente: elaboración propia con base en Giménez (2025).

En *mobile*, el análisis requiere segmentar por:

- Tipo de dispositivo (*mobile web vs app*).
- Fuente de tráfico (orgánico, pago, social, directo, *email*).
- Tipo de sector o modelo de negocio.

El valor porcentual adquiere significado únicamente cuando se contextualiza. Según el artículo, en España una tasa media ronda el 2,5 %, mientras que valores superiores al 3 % en *e-commerce* se consideran buenos resultados. En entornos *mobile*, estas referencias deben analizarse según vertical, ticket promedio y complejidad del proceso de compra.

Tráfico, intención y calidad de conversión

El *Conversion Rate* no depende exclusivamente del diseño del *funnel*, sino de la relación entre **volumen de tráfico, intención y fricción operativa**. Un aumento de tráfico pago puede incrementar visitas sin elevar proporcionalmente la conversión si la calidad de la audiencia no está alineada con la propuesta de valor.

Tabla 4. Relación entre tráfico e impacto en conversión

Variable	Impacto en CR
Tráfico altamente segmentado	Incremento del CR
Tráfico masivo sin segmentación	Disminución del CR
Desalineación entre expectativa y <i>landing</i>	Aumento de abandono
Fricción en proceso de pago	Reducción de conversiones

Fuente: elaboración propia con base en Giménez (2025).

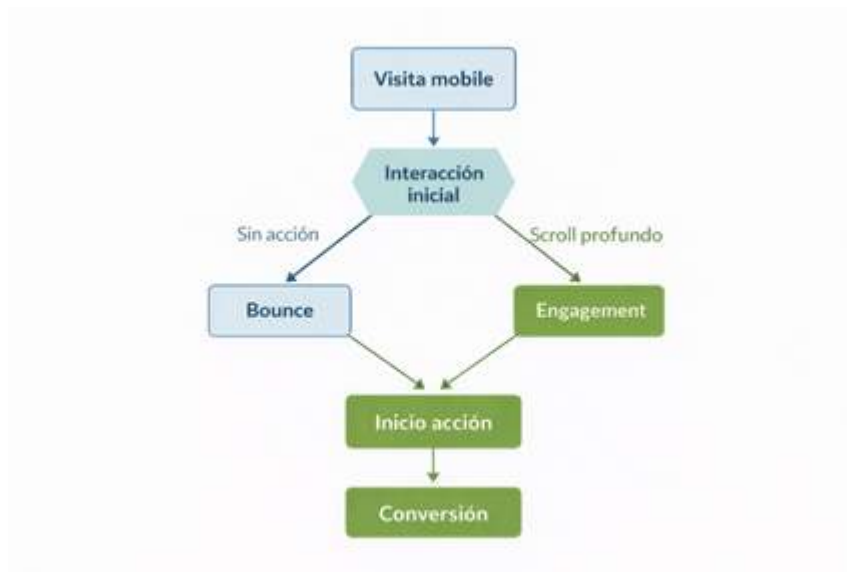
El análisis estratégico exige identificar en qué punto se genera la pérdida de usuarios. Tal como señala el artículo, una tasa baja indica que se están perdiendo clientes potenciales en algún punto del proceso. Esta afirmación conecta directamente con el subtema anterior: el *Conversion Rate* revela el síntoma, mientras que el análisis del *funnel* identifica la causa.

Métricas complementarias en entornos mobile

La lectura aislada del *Conversion Rate* limita la comprensión del comportamiento real. En *mobile*, métricas como ***bounce rate***, ***scroll depth*** y ***time to first action*** permiten interpretar la calidad de la interacción inicial.

- ***Bounce rate mobile***: indica el porcentaje de sesiones que abandonan sin interacción significativa.
- ***Scroll depth***: mide el nivel de desplazamiento en pantalla, revelando interés real por el contenido.
- ***Time to first action***: refleja el tiempo que tarda el usuario en realizar la primera interacción relevante.

Figura 3. Variables conductuales que influyen en el *Conversion Rate mobile*



Fuente: elaboración propia con base en Giménez (2025)

Este enfoque permite comprender que la conversión final es el resultado de micro-interacciones acumuladas.

CRO basado en hipótesis y experimentación

El proceso de incremento del porcentaje de visitantes que realizan una acción se denomina *Conversion Rate Optimization (CRO)*. Este enfoque consiste en aplicar estrategias orientadas a mejorar la conversión mediante análisis y ajustes sistemáticos.

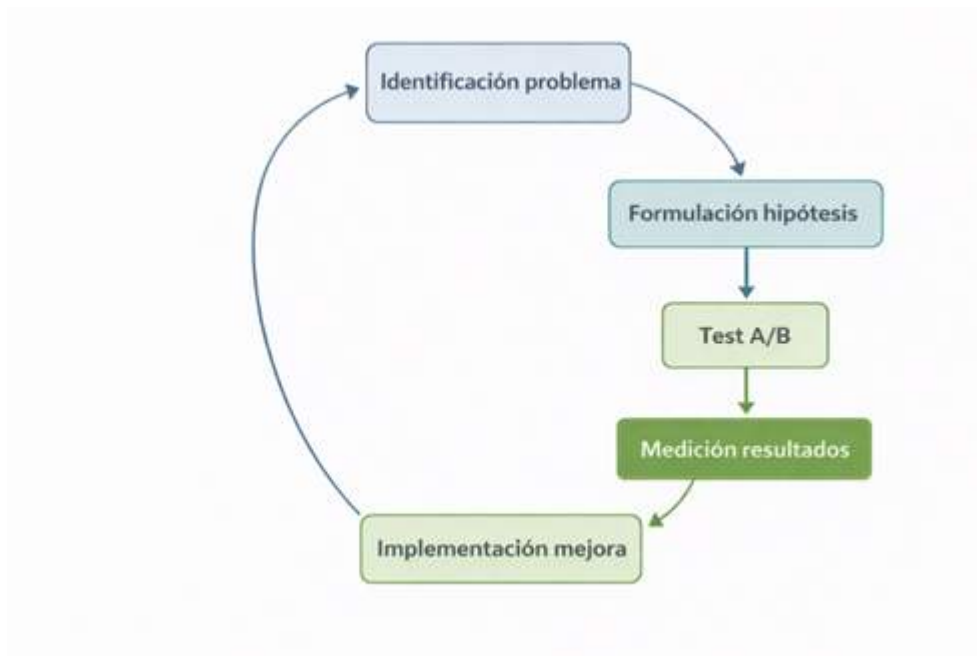
Entre las estrategias mencionadas se incluyen:

- Optimización de la experiencia de usuario mediante tests A/B.
- Definición de objetivos y embudos en herramientas analíticas.

- Mejora del proceso de pago.
- Implementación de *retargeting*.

En entornos *mobile*, el *CRO* adopta una lógica experimental continua:

Figura 4. Ciclo de CRO aplicado a *mobile commerce*



Fuente: elaboración propia con base en Giménez (2025)

La experimentación sistemática permite transformar datos en decisiones operativas, reduciendo fricciones y optimizando el rendimiento del funnel.

Conclusión

El **Conversion Rate en mobile** constituye un indicador sintético que expresa la eficiencia del recorrido digital. Su cálculo responde a una fórmula simple, aunque su interpretación requiere contextualización por dispositivo, canal y sector.

La conversión debe entenderse como el resultado de la interacción entre **calidad de tráfico, experiencia de usuario y optimización continua**. Las métricas complementarias permiten explicar variaciones, mientras que el *CRO* ofrece un marco metodológico para intervenir sobre el sistema de manera estructurada.

En el ejercicio profesional del *M-Commerce*, la medición deja de centrarse en el resultado final y se orienta hacia el análisis integral del proceso, articulando datos, hipótesis y decisiones estratégicas dentro de un mismo esquema de performance.

CONTINUAR

Retención, Cohorts y Valor del Cliente en Mobile

En la unidad anterior analizamos el ***funnel mobile como sistema dinámico de conversión***, modelando micro-conversiones, identificando **cuellos de botella** y comprendiendo el *Conversion Rate* como resultado de múltiples variables interdependientes. Se trabajó la conversión como métrica sintética de desempeño y el *CRO* como metodología de optimización basada en hipótesis y experimentación.

Sin embargo, en contextos profesionales de *M-Commerce*, la pregunta estratégica se desplaza rápidamente hacia otra dimensión: ¿qué ocurre después de la primera conversión? ¿El crecimiento del negocio depende exclusivamente de adquirir más tráfico o de incrementar el valor de quienes ya han convertido?

En entornos *mobile*, donde los costos de adquisición pueden escalar con rapidez y la competencia por la atención es permanente, la **retención** adquiere un rol estructural en la sostenibilidad del modelo. La primera compra representa un hito, aunque el verdadero impacto en el *revenue* se consolida cuando

el usuario regresa, recompra o mantiene una suscripción activa. Desde esta perspectiva, la conversión inicial constituye el inicio de una relación económica, no su culminación.

La analítica orientada a retención permite medir **recurrencia, frecuencia de compra y abandono**, identificar patrones de comportamiento por cohortes y proyectar el **valor del cliente a lo largo del tiempo**. Estas variables conectan directamente con decisiones presupuestarias, inversión publicitaria y escalabilidad del negocio.

En esta unidad abordaremos la diferencia entre adquisición y retención, el análisis de *retention rate* y *churn rate*, la lógica de *cohorts* aplicada a *mobile* y el cálculo del *Lifetime Value (LTV)* como criterio para evaluar la rentabilidad del crecimiento. El objetivo consiste en desplazar la mirada desde la conversión puntual hacia la **sostenibilidad del ingreso y la optimización del valor generado por cada usuario adquirido**.

Retención y recurrencia como palancas de crecimiento

En el ecosistema de *M-Commerce*, el crecimiento sostenible no se explica únicamente por la capacidad de atraer nuevos usuarios, sino por la habilidad de mantenerlos activos y generar compras

recurrentes. Si en la Unidad 1 analizamos el *funnel* y el *Conversion Rate* como indicadores de eficiencia en la conversión inicial, en este subtema abordamos la dimensión posterior: la **permanencia del cliente en el tiempo** y su contribución acumulada al negocio.

La retención se vincula con la estabilidad del revenue, la previsibilidad financiera y la optimización de la inversión en adquisición. En entornos digitales altamente competitivos, donde el usuario puede cambiar de proveedor con mínima fricción, comprender las dinámicas de abandono y recurrencia se convierte en práctica analítica sistemática.

Diferencia entre adquisición y retención en *M-Commerce*

La **adquisición** se orienta a incorporar nuevos usuarios mediante inversión en canales pagos, posicionamiento orgánico o estrategias de captación. La **retención**, en cambio, mide la capacidad del negocio para mantener activos a esos usuarios y estimular su recompra o continuidad en el servicio.

El artículo de Upbizer señala que adquirir un nuevo cliente puede costar hasta cinco veces más que mantener uno existente. Esta relación económica redefine la prioridad estratégica: captar usuarios incrementa el volumen, mientras que retenerlos incrementa el valor generado por cada uno.

En términos operativos, la adquisición impacta en métricas como tráfico, instalaciones o registros; la retención impacta en métricas como recurrencia, permanencia y frecuencia de interacción. La integración de ambas dimensiones determina la rentabilidad real del modelo *mobile*.

Tabla 5. Diferencias estratégicas entre adquisición y retención en *M-Commerce*

Dimensión	Adquisición	Retención
Objetivo	Incorporar nuevos usuarios	Mantener usuarios activos
Horizonte temporal	Corto plazo	Mediano y largo plazo
Métricas asociadas	Instalaciones, registros, CAC	<i>Retention Rate, Churn Rate, frecuencia</i>

Impacto financiero	Aumento de volumen	Estabilidad y crecimiento del <i>revenue</i>
--------------------	--------------------	--

Fuente: elaboración propia con base en Upbizzor.

Retention rate, churn rate y frecuencia de compra

El **Churn Rate** se define como la métrica que mide el número de clientes que abandonan un servicio en un período determinado. Su cálculo se realiza dividiendo los clientes perdidos en un período por el total de clientes al inicio del mismo. Este indicador permite cuantificar el nivel de fuga dentro del sistema.

El **Retention Rate** representa la proporción de clientes que permanecen activos durante ese mismo período. Ambas métricas se relacionan de manera complementaria: a mayor *churn*, menor retención.

La frecuencia de compra introduce una dimensión adicional. En modelos transaccionales, el análisis no se limita a saber si el cliente permanece registrado, sino si vuelve a comprar dentro del intervalo esperado. En modelos de suscripción, la continuidad mensual constituye el indicador principal.

Tabla 6. Métricas de permanencia y su interpretación

Métrica	Qué mide	Implicancia estratégica
<i>Churn Rate</i>	Porcentaje que abandona	Pérdida potencial de ingresos
<i>Retention Rate</i>	Porcentaje que permanece activo	Estabilidad de base de clientes
Frecuencia de compra	Número de transacciones por período	Incremento del valor acumulado

Fuente: elaboración propia con base en IEBS.

La medición periódica permite identificar patrones de abandono asociados a decisiones operativas, campañas o cambios en la experiencia digital.

Análisis de recurrencia en apps vs web mobile

La dinámica de retención varía según el entorno tecnológico. En aplicaciones móviles, la permanencia se vincula con:

- Reaperturas de la *app*.

- Uso recurrente de funcionalidades.
- Renovación de suscripciones.
- Interacción con notificaciones *push*.

En *web mobile*, la recurrencia suele medirse mediante:

- Retorno de sesiones autenticadas.
- Compras repetidas en períodos definidos.
- Respuesta a campañas de *email marketing* o *retargeting*.

El documento de Upbizer destaca la importancia de la omnicanalidad coherente y la automatización segmentada para sostener la interacción. En *apps*, la notificación personalizada puede reactivar usuarios inactivos; en *web mobile*, la recordación depende en mayor medida de estímulos externos.

La elección de indicadores debe considerar el modelo de negocio. En una fintech o plataforma SaaS, la inactividad puede detectarse en días; en un e-commerce de bienes durables, el intervalo de recompra puede extenderse meses.

Indicadores de engagement predictivo

La retención digital requiere anticipación. Upbizzor enfatiza el uso de métricas avanzadas como *CLV*, *churn* predictivo y *engagement* multicanal para identificar clientes en riesgo. Este enfoque transforma la medición en herramienta de prevención.

Entre los indicadores predictivos se encuentran:

- Disminución progresiva de interacción.
- Reducción del tiempo de uso o navegación.
- Caída en la frecuencia de compra.
- Falta de respuesta a comunicaciones segmentadas.

El análisis predictivo permite activar campañas automatizadas antes de que el abandono se concrete. En modelos de suscripción, la detección temprana de inactividad facilita acciones de retención; en *e-commerce*, el seguimiento del ciclo de recompra orienta promociones personalizadas.

La integración entre CRM, analítica y automatización posibilita decisiones proactivas basadas en datos, alineando *marketing*,

producto y atención al cliente en una misma estrategia de permanencia.

Conclusión

La **retención y recurrencia** constituyen palancas estructurales de crecimiento en *M-Commerce*. Mientras la adquisición incrementa el volumen de usuarios, la retención consolida el valor generado por cada uno.

El análisis del *Churn Rate*, el *Retention Rate* y la frecuencia de compra permite evaluar la estabilidad del modelo y proyectar ingresos futuros. La diferenciación entre *apps* y *web mobile* orienta la selección de indicadores adecuados según el entorno tecnológico.

En el ejercicio profesional, la gestión de retención implica medir, anticipar y actuar sobre señales de abandono. La recurrencia deja de ser consecuencia espontánea y se convierte en resultado de una estrategia integrada basada en experiencia, personalización y análisis predictivo.

Cohorts, LTV y escalabilidad del modelo mobile

En entornos de *M-Commerce*, la optimización del crecimiento requiere trascender la lectura aislada de métricas como *Conversion Rate* o *Churn Rate* y adoptar una visión longitudinal del comportamiento del cliente. En este contexto, el **análisis de cohortes** y el **Customer Lifetime Value (LTV o CLTV)** permiten vincular adquisición, rentabilidad y proyección financiera dentro de un mismo marco estratégico.

El documento sobre análisis de cohortes en e-commerce señala que esta metodología permite a las marcas analizar su rendimiento comercial, optimizar campañas de adquisición y mejorar decisiones a largo plazo. Integrado con el conocimiento del LTV, el análisis cohortal se convierte en una herramienta de planificación y escalabilidad.

Análisis de cohorts por canal, campaña o fecha de adquisición

En comercio electrónico, una **cohortes** se define como un grupo de clientes adquiridos en un mismo momento temporal, por ejemplo: «clientes adquiridos en el segundo trimestre» o «clientes adquiridos la

semana del 14 de enero». A diferencia del segmento tradicional, la cohorte incorpora una dimensión temporal asociada al momento de adquisición.

Esta distinción permite evaluar el comportamiento posterior a la primera compra y no limitar el análisis al rendimiento inmediato de la campaña. El documento advierte que quienes no utilizan cohortes tienden a juzgar campañas únicamente con métricas de corto plazo como el ROAS, lo que puede conducir a decisiones prematuras de desactivación.

Tabla 7. Diferencia entre cohorte y segmento

Concepto	Definición	Dimensión temporal	Aplicación en mobile
Cohorte	Grupo adquirido en un período específico	Sí	Medir recurrencia y LTV por fecha o campaña
Segmento	Grupo con características comunes	No necesariamente	Personalización y <i>targeting</i>

Fuente: elaboración propia con base en Store & Supply.

En *M-Commerce*, el análisis puede realizarse por:

- Canal de adquisición (*Google Ads*, redes sociales, orgánico).
- Campaña específica.
- Fecha o período de adquisición.

Este enfoque permite identificar qué canal genera usuarios con mayor permanencia y valor acumulado.

Cálculo de LTV en modelos transaccionales y de suscripción

El **LTV (Customer Lifetime Value)** representa una estimación del ingreso promedio que generará un cliente a lo largo de su relación con la empresa. Según el documento de métricas *e-commerce*, su fórmula general integra valor de venta promedio, frecuencia de compra, tiempo de vida estimado y margen de utilidad.

En modelos transaccionales (*e-commerce* tradicional), el cálculo puede estructurarse como:

Valor promedio de compra × *Frecuencia anual* × *Años de relación* × *Margen*

En modelos de suscripción, el enfoque se centra en:

Ingreso mensual promedio × Tiempo promedio de permanencia

El ejemplo desarrollado en el documento muestra que un cliente que gasta 250 € mensuales durante tres años puede generar un ingreso bruto acumulado significativo. Este ejercicio permite dimensionar el impacto financiero de la retención.

Tabla 8. LTV según modelo de negocio

Modelo	Variable central	Horizonte	Implicancia estratégica
Transaccional	Frecuencia de compra	Variable	Incentivar recompra
Suscripción	Permanencia mensual	Predecible	Reducir <i>churn</i>

Fuente: elaboración propia.

Relación CAC-LTV como criterio de inversión en mobile

La relación entre **Coste de Adquisición del Cliente (CAC)** y LTV constituye un indicador de viabilidad económica. El documento señala que esta proporción debería aproximarse a 3:1, es decir, el cliente debería generar tres veces más ingresos que el coste invertido en adquirirlo.

El análisis de cohortes refuerza esta evaluación. El ejemplo expuesto en el artículo indica que gastar 80 € para adquirir un cliente que realiza una compra inicial de 40 € puede parecer poco rentable; sin embargo, si su LTV alcanza los 350 €, la inversión adquiere sentido estratégico.

Esta perspectiva modifica la lógica de evaluación publicitaria en *mobile*. En lugar de analizar únicamente el retorno inmediato, el profesional integra:

- Valor futuro esperado.
- Coste de retargeting.
- Comportamiento histórico por canal.

La inversión publicitaria deja de medirse por primera transacción y se evalúa por rentabilidad acumulada.

Proyección de revenue y segmentación basada en valor

El análisis de LTV revela patrones de comportamiento que orientan decisiones de negocio. El documento describe cómo dos clientes con compras iniciales diferentes pueden generar valores finales distintos según su recurrencia.

Este enfoque permite:

- Identificar canales que atraen clientes de alto LTV.
- Detectar productos que generan compras repetidas.
- Evaluar descuentos según su impacto en valor acumulado.

En términos de escalabilidad, la segmentación basada en valor implica clasificar clientes según su LTV proyectado y asignar recursos diferenciados. Los usuarios con alto potencial justifican mayores inversiones en fidelización, mientras que los de bajo valor pueden gestionarse mediante automatizaciones eficientes.

La proyección de *revenue* se construye a partir de cohortes activas multiplicadas por su LTV estimado. Este cálculo facilita presupuestación, planificación de *stock* y definición de inversión publicitaria futura.

Conclusión

El **análisis de cohortes** introduce una dimensión temporal que amplía la evaluación tradicional de campañas, permitiendo comprender el comportamiento posterior a la adquisición. Integrado con el cálculo del **LTV**, proporciona una base cuantitativa para decisiones de inversión y escalabilidad.

La relación **CAC-LTV** orienta la viabilidad económica del modelo *mobile* y redefine el criterio de rentabilidad, desplazando el foco desde la conversión inicial hacia el valor acumulado. En el ejercicio profesional del *M-Commerce*, esta integración analítica permite proyectar ingresos, segmentar por valor y asignar presupuesto de manera estratégica, consolidando un crecimiento sustentado en datos longitudinales y no únicamente en resultados de corto plazo.

Insights estratégicos del análisis de cohortes en la toma de decisiones mobile

En entornos de *M-Commerce*, el análisis agregado —basado en métricas globales como ventas totales, *ROAS* o tasa de conversión promedio— ofrece una fotografía general del rendimiento. Sin embargo, esta visión consolidada diluye comportamientos diferenciales y oculta dinámicas temporales clave. El **análisis de**

cohorts, en cambio, incorpora la dimensión del momento de adquisición y permite observar la evolución de grupos específicos de clientes a lo largo del tiempo.

El documento sobre análisis de cohortes en *e-commerce* señala que esta metodología permite evaluar el impacto de campañas más allá de la primera compra y evitar decisiones basadas únicamente en métricas de corto plazo. Este enfoque aporta una lectura estratégica que el análisis agregado no puede ofrecer.

Comprensión del valor a largo plazo por canal o campaña

El análisis agregado puede indicar que una campaña tiene bajo retorno inicial. No obstante, el análisis de *cohorts* permite identificar si los clientes adquiridos en ese período generan un **LTV (*Customer Lifetime Value*)** superior en los meses posteriores.

Por ejemplo, el documento expone que una inversión aparentemente poco rentable —como gastar 80 € para captar un cliente que compra 40 €— puede justificarse si ese cliente alcanza un LTV de 350 €. Este *insight* no surge del análisis inmediato de ingresos, sino del seguimiento longitudinal por cohorte.

Tabla 9. Diferencias de *insight* entre análisis agregado y análisis de *cohorts*

Dimensión analítica	Análisis agregado	Análisis de cohorts
Horizonte temporal	Corto plazo	Largo plazo
Evaluación de campañas	Basada en primera conversión	Basada en LTV acumulado
Decisiones presupuestarias	Reacción inmediata	Optimización estratégica
Identificación de patrones	General	Específica por fecha o canal

Fuente: elaboración propia con base en Store & Supply.

Este enfoque permite identificar qué canales atraen clientes de alto valor acumulado, no solo de alta conversión inicial.

Identificación de patrones de comportamiento y escalabilidad

El análisis agregado muestra promedios; el análisis de *cohorts* revela trayectorias. Al segmentar clientes según fecha o canal de adquisición, es posible detectar:

- Cohortes con mayor frecuencia de recompra.
- Grupos sensibles a descuentos específicos.
- Canales que generan clientes recurrentes frente a compradores únicos.

Esta capacidad permite proyectar el *revenue* futuro con mayor precisión. El documento destaca que el conocimiento del LTV ayuda a justificar y optimizar el gasto en marketing. Así, la relación CAC-LTV se analiza por cohorte, no como promedio global.

Tabla 10. *Insights* estratégicos derivados del análisis de *cohorts*

<i>Insight</i>	Implicancia estratégica
Canal con mayor LTV promedio	Incrementar inversión publicitaria en ese canal
Producto que genera recompra	Priorizarlo en campañas de adquisición
Cohortes con alta retención	Replicar condiciones de captación

Cohortes con abandono temprano	Ajustar propuesta de valor o segmentación
--------------------------------	---

Fuente: elaboración propia con base en Store & Supply.

Este nivel de análisis permite transformar datos históricos en **proyecciones escalables**, alineando marketing, presupuesto y planificación de crecimiento.

Conclusión

El **análisis de cohorts** aporta una lectura temporal y longitudinal que el análisis agregado no contempla. Mientras la visión consolidada muestra promedios generales, la segmentación por cohorte revela **dinámicas de valor acumulado, rentabilidad real por canal y patrones de comportamiento diferenciales**.

En el ejercicio profesional del *M-Commerce*, este enfoque posibilita decisiones presupuestarias más precisas, optimización del **CAC-LTV** y proyección de ingresos basada en evidencia histórica. La analítica deja de centrarse en resultados inmediatos y se orienta hacia la construcción de un modelo escalable sustentado en valor de largo plazo.

CONTINUAR

Referencias

Conexión ESAN. (2023, 7 de febrero). *El funnel del Mobile App Marketing: ¿Es diferente al embudo tradicional?* <https://www.esan.edu.pe/conexion-esan/el-funnel-del-mobile-app-marketing-es-diferente-al-embudo-tradicional>

Orea, A. (2026). *Cuellos de botella: qué son, cómo afectan a tu empresa y cómo arreglarlos.* Xepelin. <https://xepelin.com/blog/pymes/cuellos-de-botella-empresas>

Giménez, M. (2025, 17 de febrero). *Tasa de conversión: qué es y cómo se calcula.* Hiberus. <https://www.hiberus.com/crecemos-contigo/que-es-la-tasa-de-conversion/>

Store & Supply. (s. f.). *Análisis de cohorte y LTV en E-Commerce.* <https://www.store-and-supply.com/es/blog/nalisis-de-cohorte-y-ltv-en-e-commerce>

Canal, P. (2022, 18 de noviembre). *Churn Rate: Qué es y cómo se calcula.* IEBS Business School.
<https://www.iebschool.com/hub/que-es-churn-rate-marketing-digital/>

Upbizzor. (2026). *Estrategias de retención de clientes en la era digital.*
<https://www.upbizzor.com/estrategias-retencion-clientes/>

CONTINUAR