

MARZO 2025

A complex network graph with numerous nodes connected by lines, forming a dense web. The graph is set against a dark background with a light gray grid. Several numerical values are overlaid on the graph, including 0.32, 0.78, 0.89, 0.56, 0.25, 0.32, 0.56, 0.23, 0.45, and 0.01. These numbers are displayed in various colors such as white, blue, green, and purple. The overall aesthetic is futuristic and technical.

A 3D visualization of a brain network graph. The graph consists of numerous small, semi-transparent purple spheres connected by thin, light-purple lines. The spheres are densely packed in several regions, suggesting clusters of activity or connectivity. Overlaid on this network are several large, white, semi-transparent numbers representing specific connectivity measures. These numbers are positioned in various locations across the brain model, including the frontal, parietal, and occipital lobes. The visible numbers are: 0.49 (top left), 0.89 (top right), 0.67 (center top), 0.32 (center right), 0.45 (center bottom), 0.89 (bottom center), and 0.85 (bottom left). The background of the visualization is a dark, textured surface, possibly representing the brain's cortex.

Análisis estadístico de la tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para

SEGMENTACIÓN DE CLIENTES

Examen basado en respuestas de ejecutivos (encuestas Bain & Co) para medir uso e implementación en el entorno y la práctica organizacional

082

**Informe Técnico
13-BU**

**Análisis estadístico de la Tasa de adopción y
usabilidad - Bain & Co - para**

Segmentación de Clientes

Editorial Solidum Producciones

Maracaibo, Zulia – Caracas, Dto. Cap. | Venezuela
Salt Lake City, UT – Memphis, TN | USA

Contacto: info@solidum360.com | www.solidum360.com



Consejo Editorial:

Liderazgo Estratégico y Calidad:

- Director estratégico editorial y desarrollo de contenidos: Diomar G. Añez B.
- Directora de investigación y calidad editorial: G. Zulay Sánchez B.

Innovación y Tecnología:

- Directora gráfica e innovación editorial: Dimarys Y. Añez B.
- Director de tecnologías editoriales y transformación digital: Dimar J. Añez B.

Logística contable y Administrativa:

- Coordinación administrativa: Alejandro González R.

Aviso Legal:

La información contenida en este informe técnico se proporciona estrictamente con fines académicos, de investigación y de difusión del conocimiento. No debe interpretarse como asesoramiento profesional de gestión, consultoría, financiero, legal, ni de ninguna otra índole. Los análisis, datos, metodologías y conclusiones presentados son el resultado de una investigación académica específica y no deben extrapolarse ni aplicarse directamente a situaciones empresariales o de toma de decisiones sin la debida consulta a profesionales cualificados en las áreas pertinentes.

Este informe y sus análisis se basan en datos obtenidos de fuentes públicas y de terceros (Google Trends, Google Books Ngram, Crossref.org, y encuestas de Bain & Company), cuya precisión y exhaustividad no pueden garantizarse por completo. Los autores declaran haber realizado esfuerzos razonables para asegurar la calidad y la fiabilidad de los datos y las metodologías empleadas, pero reconocen que existen limitaciones inherentes a cada fuente. Los resultados presentados son específicos para el período de tiempo analizado y para las herramientas gerenciales y fuentes de datos consideradas. No se garantiza que las tendencias, patrones o conclusiones observadas se mantengan en el futuro o sean aplicables a otros contextos o herramientas. Este informe ha sido generado con la asistencia de herramientas de IA mediante el uso de APIs, por lo cual, los autores reconocen que puede haber la introducción de sesgos involuntarios o limitaciones inherentes a estas tecnologías. Este informe y su código fuente en Python se publican en GitHub bajo una licencia MIT: Se permite la replicación, modificación y distribución del código y los datos, siempre que se cite adecuadamente la fuente original y se reconozca la autoría.

Ni los autores ni Solidum Producciones asumen responsabilidad alguna por: El uso indebido o la interpretación errónea de la información contenida en este informe; cualquier decisión o acción tomada por terceros basándose en los resultados de este informe; cualquier daño directo, indirecto, incidental, consecuente o especial que pueda derivarse del uso de este informe o de la información contenida en él; errores en la data de origen o cualquier sesgo que se genere de la interpretación de datos, por lo que el lector debe asumir la responsabilidad de la toma de decisiones propias. Se recomienda encarecidamente a los lectores que consulten con profesionales cualificados antes de tomar cualquier decisión basada en la información presentada en este informe. Este aviso legal se regirá e interpretará de acuerdo con las leyes que rigen la materia, y cualquier disputa que surja en relación con este informe se resolverá en los tribunales competentes de dicha jurisdicción.

Diomar G. Añez B. - Dimar J. Añez B.

**Informe Técnico
13-BU**

**Análisis estadístico de la Tasa de adopción y
usabilidad - Bain & Co - para
Segmentación de Clientes**

Examen basado en respuestas de ejecutivos (encuestas Bain & Co.) para medir uso e implementación en el entorno y la práctica organizacional



Solidum Producciones
Maracaibo | Caracas | Salt Lake City | Memphis
2025

Título del Informe:

Informe Técnico 13-BU: Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para Segmentación de Clientes.

- *Informe 082 de 115 de la Serie sobre Herramientas Gerenciales.*

Autores:

Diomar G. Añez B. y Dimar J. Añez B.

Primera edición:

Marzo de 2025

© 2025, Ediciones Solidum Producciones

© 2025, Diomar G. Añez B., y Dimar J. Añez B.

Diagramación y Diseño de Portada: Dimarys Añez.

Al utilizar, citar o distribuir este trabajo, se debe incluir la siguiente atribución:

Cómo citar este libro (APA 7^a edic.):

Añez, D. & Añez D., (2025) *Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para Segmentación de Clientes*. Informe Técnico 13-BU (082/115). Serie de Informes Técnicos sobre Herramientas Gerenciales. Ediciones Solidum Producciones. Recuperado de https://github.com/Wise-Connex/Management-Tools-Analysis/blob/main/Informes/Informe_13-BU.pdf

AVISO DE COPYRIGHT Y LICENCIA

Este informe técnico se publica bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional (CC BY-NC 4.0) que permite a otros distribuir, remezclar, adaptar y construir a partir de este trabajo, siempre que no sea para fines comerciales y se otorgue el crédito apropiado a los autores originales. Para ver una copia completa de esta licencia, visite <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode.es> o envíe una carta a Creative Commons, PO Box 1866, Mountain View, CA 94042, USA.

Si perjuicio de los términos completos de la licencia CC BY-NC 4.0, se proporciona ejemplos aclaratorios que no son una enumeración exhaustiva de todos los usos permitidos y no permitidos: 1) Está permitido (con la debida atribución): (1.a) Compartir el informe en repositorios académicos, sitios web personales, redes sociales y otras plataformas no comerciales. (1.b) Usar extractos o partes del informe en presentaciones académicas, clases, talleres y conferencias sin fines de lucro. (1.c) Crear obras derivadas (como traducciones, resúmenes, análisis extendidos, visualizaciones de datos, etc.) siempre y cuando estas obras derivadas no se vendan ni se utilicen para obtener ganancias. (1.d) Incluir el informe (o partes de él) en una antología, compilación académica o material educativo sin fines de lucro. (1.e) Utilizar el informe como base para investigaciones académicas adicionales, siempre que se cite adecuadamente. 2) No está permitido (sin permiso explícito y por escrito de los autores): (2.a) Vender el informe (en formato digital o impreso). (2.b) Usar el informe (o partes de él) en un curso, taller o programa de capacitación con fines de lucro. (2.c) Incluir el informe (o partes de él) en un libro, revista, sitio web u otra publicación comercial. (2.d) Crear una obra derivada (por ejemplo, una herramienta de software, una aplicación, un servicio de consultoría, etc.) basada en este informe y venderla u obtener ganancias de ella. (2.e) Utilizar el informe para consultoría remunerada sin la debida atribución y sin el permiso explícito de los autores. La atribución por sí sola no es suficiente en un contexto comercial. (2.f) Usar el informe de manera que implique un respaldo o asociación con los autores o la institución de origen sin un acuerdo previo.

Tabla de Contenido

Marco conceptual y metodológico	7
Alcances metodológicos del análisis	16
Base de datos analizada en el informe técnico	31
Grupo de herramientas analizadas: informe técnico	34
Parametrización para el análisis y extracción de datos	37
Resumen Ejecutivo	40
Tendencias Temporales	42
Análisis Arima	69
Análisis Estacional	82
Análisis De Fourier	94
Conclusiones	104
Gráficos	111
Datos	138

MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO

Contexto de la investigación

La serie “*Informes sobre Herramientas Gerenciales*” está estructurado por 115 documentos técnicos que buscan ofrecer un análisis bibliométrico y estadístico de datos longitudinales sobre el comportamiento y evolución de una selección de 23 grupos de herramientas gerenciales desde la perspectiva de 5 bases de datos diferentes (Google Trends, Google Books Ngram, Crossref.org, encuestas sobre usabilidad y satisfacción de Bain & Company) en el contexto de una investigación de IV Nivel¹ sobre la “*Dicotomía ontológica en las «modas gerenciales»: Un enfoque proto-meta-sistémico desde las antinomias ingénitas del ecosistema transorganizacional*”, llevada a cabo por Diomar Añez, como parte de sus estudios doctorales en Ciencias Gerenciales en la Universidad Latinoamericana y del Caribe (ULAC).

En este contexto, el presente estudio se inscribe en el debate académico sobre la naturaleza y dinámica de las denominadas «modas gerenciales» que se conceptualizan, *prima facie*, como innovaciones de carácter tecnológico-administrativo –que se manifiestan en forma de herramientas, técnicas, tendencias, filosofías, principios o enfoques gerenciales o de gestión²– y que exhiben potenciales patrones de adopción y declive aparentemente cílicos en el ámbito organizacional. No obstante, la mera existencia de estos patrones cílicos, así como su interpretación como “modas”, son objeto de controversia. La investigación doctoral que enmarca esta serie de informes propone trascender la mera descripción fenomenológica de estos ciclos, para indagar en sus fundamentos causales; por lo cual, se exploran dimensiones onto-antropológicas y microeconómicas que podrían subyacer a la emergencia, difusión y eventual obsolescencia (o persistencia) de estas innovaciones³. Es decir, se parte de la premisa de que las organizaciones contemporáneas se caracterizan por tensiones inherentes y constitutivas, antinomias

¹ En el contexto latinoamericano, se considera un nivel equivalente a la formación de posgrado avanzada, similar al nivel de Doctor que corresponde al nivel 4 del Marco Español de Cualificaciones para la Educación Superior (MECES), y que se alinea con el nivel 8 del Marco Europeo de Cualificaciones (EQF). En el sistema norteamericano, se asocia con el grado de Ph.D. (Doctor of Philosophy), que implica una formación rigurosa en investigación. Es decir, los estudios doctorales se asocian con competencias avanzadas en investigación y una especialización profunda en un área de conocimiento.

² Cfr. Añez Barrios, D. G. (2023). *El laberinto de las modas gerenciales: ¿ventaja trivial o cambio forzado en empresas disruptivas?* CIID Journal, 4(1), 1-21. <https://scispace.com/pdf/el-laberinto-de-las-modas-gerenciales-ventaja-trivial-o-2hewu3i.pdf>

³ Cfr. Añez Barrios, D. G. (2023). *¿Racionalidad o subjetividad en las modas gerenciales?: una dicotomía microeconómica compleja.* CIID Journal, 4(1), 125-149. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9662429>

entre, v. gr., la necesidad de estabilidad y la exigencia de innovación, o entre la continuidad de las prácticas establecidas y la disruptión generada por nuevas tecnologías y modelos de gestión.

Dado lo anterior, se postula que la perdurabilidad –o, por el contrario, la efímera popularidad– de una herramienta gerencial podría no depender exclusivamente de su eficacia intrínseca (medida en términos de resultados objetivos), sino adicionalmente de su potencial capacidad para mediar en estas tensiones organizacionales. Siendo así, ¿una herramienta que mitigue las antinomias inherentes a la organización podría tener una mayor probabilidad de adopción sostenida, mientras que una herramienta que las exacerbe podría ser percibida como una “moda pasajera”? Ahora bien, antes de poder abordar esta temática, es imprescindible establecer si, efectivamente, existe un patrón identificable que rija el comportamiento en la adopción y uso de herramientas gerenciales que lleve a su similitud con una “moda”; es decir, se requiere evidencia que sustente (o refute) la premisa *a priori* de que estas herramientas presentan “ciclos de auge y declive”. Por tanto, para abordar esta cuestión preliminar, se hace necesario llevar a cabo este análisis para detectar si existen patrones sistemáticos que justifiquen la caracterización de estas herramientas como “modas”; y profundizar sobre la existencia de otros mecanismos causales subyacentes.

Para abordar esta temática con plena pertinencia, resulta metodológicamente imperativo establecer que el propósito primordial de estos informes es detectar y caracterizar patrones sistemáticos en las fuentes de datos disponibles, para determinar si existe una base empírica que valide, matice o refute la caracterización de estas herramientas como «modas» en términos de su difusión y adopción, o si, por el contrario, su trayectoria se ajusta a otros modelos de comportamiento; por tanto, constituyen una fase exploratoria y descriptiva de naturaleza cuantitativa previa a la teorización, a fin de establecer la existencia, magnitud y forma del fenómeno a estudiar. Por tanto, los informes no buscan explicar causalmente estos patrones, sino documentarlos de manera precisa y sistemática y, por consiguiente, constituyen un aporte original e independiente al campo de la investigación de las ciencias gerenciales y de la gestión, proporcionando una base de datos y análisis cuantitativos sin precedentes en cuanto a su alcance y detalle.

La investigación doctoral, en contraste, adopta una aproximación metodológica eminentemente cualitativa, con el propósito de explorar en profundidad las perspectivas, motivaciones e intereses involucrados en la adopción y el uso de estas herramientas. Se busca así trascender la mera descripción cuantitativa de los patrones de auge y declive, para indagar en los mecanismos causales y procesos sociales subyacentes; partiendo de la premisa de que las «modas gerenciales» no son fenómenos aleatorios o irracionales, sino que responden a una compleja interrelación de factores contextuales,

organizacionales y cognitivos que, al converger, determinan la perdurabilidad (o el abandono) de una herramienta, más allá de su sola eficacia organizacional intrínseca o percibida. En última instancia, se busca comprender cómo las circunstancias contextuales, las estructuras de poder, las redes sociales y los procesos de legitimación dan forma a la percepción del valor y la utilidad de las herramientas gerenciales, modulando su trayectoria y determinando si se consolidan como prácticas establecidas o se desvanecen como modas pasajeras, y explorando cómo las antinomias organizacionales influyen en este proceso. Independientemente de los patrones específicos observados en los datos cuantitativos, la tesis explorará las tensiones organizacionales, los factores culturales y las dinámicas de poder que podrían influir en la adopción y el abandono de herramientas gerenciales.

Nota relevante: Si bien los informes técnicos y la tesis doctoral abordan la misma temática general, es necesario aclarar que lo hacen desde perspectivas metodológicas muy distintas pero complementarias. Los informes proporcionan una base empírica cuantitativa, mientras que la tesis ofrece una interpretación cualitativa y una profundización teórica. *Los informes técnicos, por lo tanto, sirven como punto de partida empírico, proporcionando un contexto cuantitativo y un anclaje descriptivo para la posterior investigación cualitativa, pero no predeterminan ni condicionan las conclusiones de la tesis doctoral.* Ambos componentes son esenciales para una comprensión holística del fenómeno de las modas gerenciales, y su combinación dialéctica representa una contribución original y significativa al campo de la investigación en gestión. *La tesis se apoya en los informes, pero los trasciende y los contextualiza, sin que sus hallazgos sean vinculantes para el desarrollo de la misma.*

Objetivo de la serie de informes

El objetivo central de esta serie de informes técnicos es proporcionar una base empírica para el análisis del fenómeno de las innovaciones tecnológicas administrativas (herramientas gerenciales) que exhiben un comportamiento similar al fenómeno de las modas. A través de un enfoque cuantitativo y el análisis de datos provenientes de múltiples fuentes, se examina el comportamiento de 23 grupos de herramientas de gestión (cada uno potencialmente compuesto por una o más herramientas específicas). Los informes buscan identificar tendencias, patrones cíclicos, y la posible influencia de factores contextuales en la adopción y percepción de este grupo de herramientas para proporcionar un análisis particular, permitiendo una comprensión profunda de su evolución y uso desde bases de datos distintas.

Sobre los autores y contribuciones

Este informe es producto de una colaboración interdisciplinaria que integra la experticia en las ciencias sociales y la ingeniería de software:

Diomar Añez: Investigador principal. Su formación multidisciplinaria (Estudios base en Filosofía, Comunicación Social, con posgrados en Valoración de Empresas, Planificación Financiera y Economía), y su formación doctoral en Ciencias Gerenciales; junto con más de 25 años de experiencia en consultoría organizacional en diversos sectores: aporta el rigor conceptual y académico. Es responsable del marco teórico, la selección de las herramientas gerenciales, y la significación de los datos, con un enfoque en los lineamientos para la trama interpretativa de los resultados, centrándose en la comprensión de las dinámicas subyacentes a la adopción y el abandono de las herramientas gerenciales en moda.

Dimar Añez: Programador en Python. Con formación en Ingeniería en Computación y Electrónica, y una vasta experiencia en análisis de datos, desarrollo de *software*, y con experticia en *machine learning*, ciencia de datos y *big data*. Ha liderado múltiples proyectos para el diseño e implementación de soluciones de sistemas, incluyendo análisis estadísticos en Python. Gestionó la extracción automatizada de datos, realizó su preprocesamiento y limpieza, aplicó las técnicas de modelado estadístico, y desarrolló las visualizaciones de resultados, garantizando la precisión, confiabilidad y escalabilidad del análisis.

Estructura de los Informes

La serie completa consta de 115 informes. Cada uno se centra en el análisis de un grupo de herramientas utilizando una única fuente de datos para cada informe. Los 23 grupos de herramientas que se han establecido, se describen a continuación:

#	GRUPO DE HERRAMIENTAS	DESCRIPCIÓN CONCISA	HERRAMIENTAS INTEGRADAS
1	REINGENIERÍA DE PROCESOS	Rediseño radical de procesos para mejoras drásticas en rendimiento, optimizando y transformando procesos existentes.	Reengineering, Business Process Reengineering (BPR)
2	GESTIÓN DE LA CADENA DE SUMINISTRO	Coordinación y optimización de flujos de bienes, información y recursos desde el proveedor hasta el cliente final.	Supply Chain Integration, Supply Chain Management (SCM)
3	PLANIFICACIÓN DE ESCENARIOS	Creación de modelos de futuros alternativos para apoyar la toma de decisiones estratégicas y desarrollar planes de contingencia.	Scenario Planning, Scenario and Contingency Planning, Scenario Analysis and Contingency Planning
4	PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA	Proceso sistemático para definir la dirección y objetivos a largo plazo, estableciendo una visión clara y estrategias para alcanzar metas.	Strategic Planning, Dynamic Strategic Planning and Budgeting
5	EXPERIENCIA DEL CLIENTE	Gestión de interacciones con clientes para mejorar satisfacción y lealtad, creando experiencias positivas.	Customer Satisfaction Surveys, Customer Relationship Management (CRM), Customer Experience Management
6	CALIDAD TOTAL	Enfoque de gestión centrado en la mejora continua y satisfacción del cliente, integrando la calidad en todos los aspectos organizacionales.	Total Quality Management (TQM)
7	PROPÓSITO Y VISIÓN	Definición de la razón de ser y aspiración futura de la organización, proporcionando una dirección clara.	Purpose, Mission, and Vision Statements

#	GRUPO DE HERRAMIENTAS	DESCRIPCIÓN CONCISA	HERRAMIENTAS INTEGRADAS
8	BENCHMARKING	Proceso de comparación de prácticas propias con las mejores organizaciones para identificar áreas de mejora.	Benchmarking
9	COMPETENCIAS CENTRALES	Capacidades únicas que otorgan ventaja competitiva.	Core Competencies
10	CUADRO DE MANDO INTEGRAL	Sistema de gestión estratégica que mide el desempeño desde múltiples perspectivas (financiera, clientes, procesos internos, aprendizaje y crecimiento).	Balanced Scorecard
11	ALIANZAS Y CAPITAL DE RIESGO	Mecanismos de colaboración y financiación para impulsar el crecimiento e innovación.	Strategic Alliances, Corporate Venture Capital
12	OUTSOURCING	Contratación de terceros para funciones no centrales.	Outsourcing
13	SEGMENTACIÓN DE CLIENTES	División del mercado en grupos homogéneos para adaptar estrategias de marketing.	Customer Segmentation
14	FUSIONES Y ADQUISICIONES	Combinación de empresas para lograr sinergias y crecimiento.	Mergers and Acquisitions (M&A)
15	GESTIÓN DE COSTOS	Control y optimización de costos en la cadena de valor.	Activity Based Costing (ABC), Activity Based Management (ABM)
16	PRESUPUESTO BASE CERO	Metodología de presupuestación que justifica cada gasto desde cero.	Zero-Based Budgeting (ZBB)
17	ESTRATEGIAS DE CRECIMIENTO	Planes y acciones para expandir el negocio y aumentar la cuota de mercado.	Growth Strategies, Growth Strategy Tools
18	GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO	Proceso de creación, almacenamiento, difusión y aplicación del conocimiento organizacional.	Knowledge Management
19	GESTIÓN DEL CAMBIO	Proceso para facilitar la adaptación a cambios organizacionales.	Change Management Programs
20	OPTIMIZACIÓN DE PRECIOS	Uso de modelos y análisis para fijar precios que maximicen ingresos o beneficios.	Price Optimization Models
21	LEALTAD DEL CLIENTE	Estrategias para fomentar la retención y fidelización de clientes.	Loyalty Management, Loyalty Management Tools
22	INNOVACIÓN COLABORATIVA	Enfoque que involucra a múltiples actores (internos y externos) en el proceso de innovación.	Open-Market Innovation, Collaborative Innovation, Open Innovation, Design Thinking
23	TALENTO Y COMPROMISO	Gestión para atraer, desarrollar y retener a los mejores empleados.	Corporate Code of Ethics, Employee Engagement Surveys, Employee Engagement Systems

Fuentes de datos y sus características

Se utilizan cinco fuentes de datos principales, cada una con sus propias características, fortalezas y limitaciones:

- **Google Trends (Indicador de atención mediática):** Como plataforma de análisis de tendencias de búsqueda, proporciona datos en tiempo real (o con mínima latencia) sobre la frecuencia relativa con la que los usuarios consultan términos específicos. Este índice de frecuencia de búsqueda actúa como un proxy de la atención mediática y la curiosidad pública en torno a una herramienta de gestión determinada. Un incremento abrupto en el volumen de búsqueda puede señalar la emergencia de una moda gerencial, mientras que una tendencia sostenida a lo largo del tiempo sugiere una mayor consolidación. No obstante,

es crucial reconocer que Google Trends no discrimina entre las diversas intenciones de búsqueda (informativa, académica, transaccional, etc.), lo que introduce un posible sesgo en la interpretación de los datos. Los datos de Google Trends se utilizan como un indicador de la atención pública y el interés mediático en las herramientas gerenciales a lo largo del tiempo.

- **Google Books Ngram (Corpus lingüístico diacrónico):** Ofrece acceso a un compuesto por la digitalización de millones de libros, lo que permite cuantificar la frecuencia de aparición de un término específico a lo largo de extensos períodos. Un incremento gradual y sostenido en la frecuencia de un término sugiere su progresiva incorporación al discurso académico y profesional. Fluctuaciones (picos y valles) pueden reflejar períodos de debate, controversia o resurgimiento de interés. Para la interpretación de los datos de *Ngram Viewer* debe considerarse las limitaciones inherentes al corpus (v. g., sesgos de idioma, género literario, disciplina, etc.) así como la ausencia de contexto de uso del término. Los datos de *Ngram Viewer* se utilizan para analizar la presencia y evolución de los términos relacionados con las herramientas gerenciales en la literatura publicada.
- **Crossref.org (Repositorio de metadatos académicos):** Constituye un repositorio exhaustivo de metadatos de publicaciones (artículos, libros, actas de congresos, etc.); cuyos datos permiten evaluar la adopción, difusión y citación de un concepto dentro de la literatura científica revisada por pares. Un incremento sostenido en el número de publicaciones y citas asociadas a una herramienta de gestión sugiere una creciente legitimidad académica y una consolidación teórica. La diversidad de autores, afiliaciones institucionales y revistas indexadas puede indicar la amplitud de la adopción del concepto. Sin embargo, es importante reconocer que Crossref no captura el contenido completo de las publicaciones, ni mide directamente su impacto o calidad intrínseca. Los datos de Crossref se utilizan para evaluar la producción académica y la legitimidad científica de las herramientas gerenciales.
- **Bain & Company - Usabilidad (Penetración de mercado):** Se trata de un indicador basado en encuestas a ejecutivos y gerentes, que proporciona una medida cuantitativa de la penetración de mercado de una herramienta de gestión específica. Este indicador refleja el porcentaje de organizaciones que reportan haber adoptado la herramienta en su práctica empresarial. Una alta usabilidad sugiere una amplia adopción, mientras que una baja usabilidad indica una penetración limitada. No obstante, es crucial reconocer que este indicador no captura la profundidad, intensidad o efectividad de la implementación de la herramienta dentro de cada organización. El porcentaje de usabilidad se utiliza como una medida de la adopción declarada de las herramientas gerenciales en el ámbito empresarial.
- **Bain & Company - Satisfacción (Valor percibido):** Este índice también basado en encuestas a ejecutivos y gerentes, mide el valor percibido de una herramienta de gestión desde la perspectiva de los usuarios. Generalmente expresado en una escala numérica, refleja el grado de satisfacción que expresan los usuarios sobre el uso de la herramienta, considerando su utilidad, facilidad de uso y cumplimiento de expectativas. Una alta puntuación sugiere una experiencia de usuario positiva y una percepción de valor elevada. Sin

embargo, es fundamental reconocer la naturaleza subjetiva de este indicador y su potencial sensibilidad a factores contextuales y expectativas individuales. La combinación de la usabilidad y la satisfacción dan un panorama de adopción. El índice de satisfacción se utiliza como una medida de la percepción subjetiva del valor y la experiencia del usuario con las herramientas gerenciales.

Entorno tecnológico y software utilizado

La presente investigación se apoya en un conjunto de herramientas de software de código abierto, seleccionadas por su robustez, flexibilidad y capacidad para realizar análisis estadísticos avanzados y visualización de datos. El entorno tecnológico principal se basa en el lenguaje de programación Python (versión 3.11), junto con una serie de bibliotecas especializadas. A continuación, se detallan los componentes clave:

- *Python* (== 3.11)⁴: Lenguaje de programación principal, elegido por su versatilidad, amplia adopción en la comunidad científica y disponibilidad de bibliotecas especializadas en análisis de datos. Se utilizó un entorno virtual de Python (venv) para gestionar las dependencias del proyecto y asegurar la consistencia entre diferentes entornos de ejecución.
- *Bibliotecas de Análisis de Datos*:
 - *Bibliotecas principales de Análisis Estadístico*
 - *NumPy* (numpy==1.26.4): Paquete fundamental para computación científica, proporciona objetos de arreglos N-dimensionales, álgebra lineal, transformadas de Fourier y capacidades de números aleatorios.
 - *Pandas* (pandas==2.2.3): Biblioteca para manipulación y análisis de datos, ofrece objetos *DataFrame* para manejo eficiente de datos, lectura/escritura de diversos formatos y funciones de limpieza, transformación y agregación.
 - *SciPy* (scipy==1.15.2): Biblioteca avanzada de computación científica, incluye módulos para optimización, álgebra lineal, integración, interpolación, procesamiento de señales y más.
 - *Statsmodels* (statsmodels==0.14.4): Paquete especializado en modelado estadístico, proporciona clases y funciones para estimar modelos estadísticos, pruebas estadísticas y análisis de series temporales.
 - *Scikit-learn* (scikit-learn==1.6.1): Biblioteca de *machine learning*, ofrece herramientas para preprocessamiento de datos, reducción de dimensionalidad, algoritmos de clasificación, regresión, *clustering* y evaluación de modelos.

⁴ El símbolo “==” refiere a la versión exacta de una biblioteca o paquete de software, generalmente en el ámbito de la programación en Python cuando se trabaja con herramientas de gestión de dependencias como pip o requirements.txt para asegurar que no se instalará una versión más reciente que podría introducir cambios o errores inesperados. Otros símbolos en este contexto: (i) “>=” (mayor o igual que): permite versiones iguales o superiores a la indicada. (ii) “<=” (menor o igual que): permite versiones iguales o inferiores. (iv) “!=” (diferente de): Excluye una versión específica.

- *Análisis de series temporales*
 - *Pmdarima* (*pmdarima==2.0.4*): Implementación de modelos ARIMA, incluye selección automática de parámetros (*auto_arima*) para pronósticos y análisis de series temporales.
- *Bibliotecas de visualización*
 - *Matplotlib* (*matplotlib==3.10.0*): Biblioteca integral para gráficos 2D, crea figuras de calidad para publicaciones y es la base para muchas otras bibliotecas de visualización.
 - *Seaborn* (*seaborn==0.13.2*): Basada en matplotlib, ofrece una interfaz de alto nivel para crear gráficos estadísticos atractivos e informativos.
 - *Altair* (*altair==5.5.0*): Basada en Vega y Vega-Lite, diseñada para análisis exploratorio de datos con una sintaxis declarativa.
- *Generación de reportes*
 - *FPDF* (*fpdf==1.7.2*): Generación de documentos PDF, útil para crear reportes estadísticos.
 - *ReportLab* (*reportlab==4.3.1*): Más potente que FPDF, soporta diseños y gráficos complejos en PDF.
 - *WeasyPrint* (*weasyprint==64.1*): Convierte HTML/CSS a PDF, útil para crear reportes a partir de plantillas HTML.
- *Integración de IA y Machine Learning*
 - *Google Generative AI* (*google-generativeai==0.8.4*): Cliente API de IA generativa de Google, útil para procesamiento de lenguaje natural de resultados estadísticos y generación automática de *insights*.
- *Soporte para procesamiento de datos*
 - *Beautiful Soup* (*beautifulsoup4==4.13.3*): Parseo de HTML y XML, útil para web scraping de datos para análisis.
 - *Requests* (*requests==2.32.3*): Biblioteca HTTP para realizar llamadas a APIs y obtener datos.
- *Desarrollo y pruebas*
 - *Pytest* (*pytest==8.3.4, pytest-cov==6.0.0*): Framework de pruebas que asegura el correcto funcionamiento de las funciones estadísticas.
 - *Flake8* (*flake8==7.1.2*): Herramienta de *linting* de código que ayuda a mantener la calidad del código.
- *Bibliotecas de Utilidad*
 - *Tqdm* (*tqdm==4.67.1*): Biblioteca de barras de progreso, útil para cálculos estadísticos de larga duración.

- *Python-dotenv* (*python-dotenv==1.0.1*): Gestión de variables de entorno, útil para configuración.
- *Clasificación por función estadística*
 - *Estadística descriptiva*: NumPy, pandas, SciPy, statsmodels
 - *Estadística inferencial*: SciPy, statsmodels
 - *Análisis de series temporales*: statsmodels, pmdarima, pandas
 - *Machine learning*: scikit-learn
 - *Visualización*: Matplotlib, Seaborn, Plotly, Altair
 - *Generación de reportes*: FPDF, ReportLab, WeasyPrint
- *Repositorio y replicabilidad*: El código fuente completo del proyecto, que incluye los scripts utilizados para el análisis, las instrucciones detalladas de instalación y configuración, así como los procedimientos empleados, se encuentra disponible de manera pública en el siguiente repositorio de GitHub: <https://github.com/Wise-Connex/Management-Tools-Analysis/>. Esta decisión responde al compromiso de garantizar transparencia, rigor metodológico y accesibilidad, permitiendo así la replicación de los análisis, la verificación independiente de los resultados y la posibilidad de que otros investigadores puedan utilizar, extender o adaptar los datos, métodos, estimaciones y procedimientos desarrollados en este estudio.
 - *Datos*: La totalidad de los datos procesados, junto con las fuentes originales empleadas, se encuentran disponibles en formato CSV dentro del subdirectorio */data* del repositorio mencionado. Este subdirectorio incluye tanto los conjuntos de datos finales utilizados en los análisis como la documentación asociada que detalla su origen, estructura y cualquier transformación aplicada, facilitando así su reutilización y evaluación crítica por parte de la comunidad científica.
- *Justificación de la elección tecnológica*: La elección de este conjunto de códigos y bibliotecas se basa en los siguientes criterios:
 - *Código abierto y comunidad activa*: Python y las bibliotecas mencionadas son de código abierto, con comunidades de usuarios y desarrolladores activas, lo que garantiza soporte, actualizaciones y transparencia.
 - *Flexibilidad y extensibilidad*: Python permite adaptar y extender las funcionalidades existentes, así como integrar nuevas herramientas según sea necesario.
 - *Rigor científico*: Las bibliotecas utilizadas implementan métodos estadísticos confiables y ampliamente aceptados en la comunidad científica.
 - *Reproducibilidad*: La disponibilidad del código fuente y la descripción detallada de la metodología garantizan la reproducibilidad de los análisis.
- *Notas Adicionales*: Se utilizó un entorno virtual de Python (venv) para gestionar las dependencias del proyecto y asegurar la consistencia entre diferentes entornos de ejecución.

ALCANCES METODOLÓGICOS DEL ANÁLISIS

Procedimientos de análisis

El presente informe se sustenta en un sistema de análisis estadístico modular replicable, implementado en el lenguaje de programación Python, aprovechando su flexibilidad, extensibilidad y la disponibilidad de bibliotecas especializadas en análisis de datos y modelado estadístico. Se trata de un sistema, diseñado *ex profeso* para este estudio, que automatiza los procesos de extracción, preprocesamiento, transformación, análisis (modelos ARIMA, descomposición de Fourier) y visualización de datos provenientes de cinco fuentes heterogéneas identificadas previamente para caracterizar la existencia o prevalencia de modelos de patrones temporales, tendencias, ciclos y posibles relaciones en el comportamiento de las herramientas gerenciales, con el fin último de discriminar entre comportamientos efímeros (“modas”) y estructurales (“doctrinas”) mediante criterios cuantitativos.

1. Extracción, preprocesamiento y armonización de datos:

Se implementaron rutinas *ad hoc* para la extracción automatizada de datos de cada fuente, utilizando técnicas de *web scraping* (para Google Trends y Google Books Ngram), interfaces de programación de aplicaciones (APIs) (para Crossref.org) y la importación y procesamiento de datos proporcionados en formatos estructurados (basado en las investigaciones publicadas) (en el caso de *Bain & Company*) donde, adicionalmente, los datos de “Satisfacción” fueron estandarizados mediante *Z-scores* para facilitar su análisis.

Los datos en bruto fueron sometidos a un proceso de preprocesamiento, que incluyó:

- *Transformación*: Normalización y estandarización de variables (cuando fue necesario para la aplicación de técnicas estadísticas específicas), conversión de formatos de fecha y hora, y creación de variables derivadas (v.gr., tasas de crecimiento, diferencias, promedios móviles).
- *Validación*: Verificación de la consistencia y coherencia de los datos, así como de la integridad de los metadatos asociados.
- *Armonización temporal*: Debido a la heterogeneidad en la granularidad temporal de las fuentes de datos, se implementó un proceso de armonización para obtener una base de datos temporalmente consistente.
 - La interpolación se realizó con el objetivo de armonizar la granularidad temporal de las diferentes fuentes de datos, permitiendo la identificación de posibles relaciones y desfases temporales entre las variables. Se reconoce que la interpolación introduce un grado de estimación en los datos, y

que la extrapolación implica un grado de predicción, y que los valores resultantes no son observaciones directas. Se recomienda por ello interpretar los resultados derivados de datos interpolados/extrapolados con cautela, especialmente en los análisis de alta frecuencia (como el análisis estacional).

- Un requisito fundamental para el análisis longitudinal y modelado econométrico subsiguiente fue la armonización de las distintas series temporales a una granularidad mensual uniforme. El objetivo de esta armonización fue crear una base de datos con una granularidad temporal común (mensual) que permitiera la potencial comparación directa y análisis conjunto de las series temporales provenientes de las diferentes fuentes (en la Tesis Doctoral). Dado que los datos originales provenían de fuentes diversas con frecuencias de reporte heterogéneas, se implementó un protocolo de preprocesamiento específico para cada fuente. Este proceso incluyó:
 - **Google Trends:** Se utilizaron los datos recuperados directamente de la plataforma *Google Trends* para el intervalo temporal comprendido entre enero de 2004 y febrero de 2025, basados en los términos de búsquedas predefinidos.
 - Dada la extensión plurianual de este período, *Google Trends* inherentemente agrega y proporciona los datos con una granularidad mensual. No se realiza ninguna agregación temporal o cálculo de promedios a posteriori; y la serie de tiempo mensual es la resolución nativa ofrecida por la plataforma para rangos de esta magnitud. La métrica obtenida es el Índice de Interés de Búsqueda Relativo (*Relative Search Interest - RSI*). Este índice no cuantifica el volumen absoluto de búsquedas, sino que mide la popularidad de un término de búsqueda específico en una región y período determinados, en relación consigo mismo a lo largo de ese mismo período y región.
 - La normalización de este índice la realiza *Google Trends* estableciendo el punto de máxima popularidad (el pico de interés de búsqueda) para el término dentro del período consultado (enero 2004 - febrero 2025) como el valor base de 100. Todos los demás valores mensuales del índice se calculan y expresan de forma proporcional a este punto máximo.
 - Es fundamental interpretar estos datos como un indicador de la prominencia o notoriedad relativa de un tema en el buscador a lo largo del tiempo, y no como una medida de volumen absoluto o cuota de mercado de búsquedas. Los datos se derivan de un muestreo anónimo y agregado del total de búsquedas realizadas en Google.

- **Google Books Ngram:** Se utilizaron datos extraídos del *corpus* de *Google Books Ngram Viewer*, correspondientes a la frecuencia de aparición de términos (n-gramas) predefinidos dentro de los textos digitalizados. Los datos cubren el período anual desde 1950 hasta 2019 en el idioma inglés, basados en los términos de búsqueda.
 - La resolución temporal nativa proporcionada por *Google Books Ngram Viewer* para estos datos es estrictamente anual. En consecuencia, no se realizó ninguna interpolación ni estimación intra-anual; el análisis opera directamente sobre la serie de tiempo anual original. Es fundamental destacar que las cifras proporcionadas por *Google Books Ngram* representan frecuencias relativas. Para cada año, la frecuencia de un *n-grama* se calcula como su número de apariciones dividido por el número total de *n-gramas* presentes en el *corpus* de *Google Books* correspondiente a ese año específico. Este cálculo inherente normaliza los datos respecto al tamaño variable del *corpus* a lo largo del tiempo.
 - Dado que estas frecuencias relativas anuales pueden resultar en valores numéricos muy pequeños, dificultando su manejo e interpretación directa, se aplicó un procedimiento de normalización adicional a la serie de tiempo anual (1950-2019) obtenida. De manera análoga a la metodología de *Google Trends*, esta normalización consistió en establecer el año con la frecuencia relativa más alta dentro del período analizado como el valor base de 100. Todas las demás frecuencias relativas anuales fueron reescaladas proporcionalmente respecto a este valor máximo.
 - Este paso de normalización adicional transforma la escala original de frecuencias relativas (que pueden ser del orden de 10^{-5} o inferior) a una escala más intuitiva con base a 100, facilitando el análisis visual y comparativo de la prominencia relativa del término a lo largo del tiempo, sin alterar la dinámica temporal subyacente.
- **Crossref:** Para evaluar la dinámica temporal de la producción científica en áreas temáticas específicas, se utilizó la infraestructura de metadatos de *Crossref*. El proceso metodológico comprendió las siguientes etapas clave:
 - *Recuperación inicial de datos:* Se ejecutaron consultas predefinidas contra la base de datos de *Crossref*, orientadas a identificar registros de publicaciones cuyos títulos contuvieran los términos de búsqueda de interés. Paralelamente, se cuantificó el volumen total de publicaciones registradas en *Crossref* (independientemente del tema) para cada mes dentro del mismo intervalo

temporal (enero 1950 - diciembre 2024). Esta fase inicial recuperó un conjunto amplio de metadatos potencialmente relevantes.

- *Refinamiento local y creación del sub-corpus:* Los metadatos recuperados fueron procesados en un entorno local. Se aplicó una segunda capa de filtrado mediante búsquedas booleanas más estrictas, nuevamente sobre los campos de título, para asegurar una mayor precisión temática y conformar un sub-corpus de publicaciones altamente relevantes para el análisis.
- *Curación y deduplicación:* El sub-corpus resultante fue sometido a un proceso de curación de datos estándar en bibliometría. Fundamentalmente, se eliminaron registros duplicados basándose en la identificación única proporcionada por los *Digital Object Identifiers* (DOIs). Esto garantiza que cada publicación distinta se contabilice una sola vez. Se omitieron los registros sin DOIs.
- *Agregación temporal y cuantificación mensual:* A partir del sub-corpus final, curado y deduplicado, se procedió a la agregación temporal para obtener una serie de tiempo mensual. Para cada mes calendario dentro del período de análisis (enero 1950 - diciembre 2024), se realizó un conteo directo del número absoluto de publicaciones cuya fecha de publicación registrada (utilizando la mejor resolución disponible en los metadatos) correspondía a dicho mes. Esto generó una serie de tiempo de volumen absoluto de producción científica sobre el tema.
 - Utilizando el conteo absoluto relevante y el conteo total de publicaciones en Crossref para el mismo mes (obtenido en el paso 1), se calculó la participación porcentual de las publicaciones relevantes respecto al total general (Conteo Relevante / Conteo Total). Esto generó una serie de tiempo de volumen relativo, indicando la proporción de la producción científica total que representa el tema de interés cada mes.
- *Normalización del volumen de publicación:* La serie resultante de conteos mensuales relativas fue posteriormente normalizada. Siguiendo una metodología análoga a la empleada para otros indicadores de tendencia (como *Google Trends*), se identificó el mes con el mayor número de publicaciones dentro de todo el período analizado. Este punto máximo se estableció como valor base de 100. Todos los demás conteos se reescalaron de forma proporcional a este pico. El resultado es una serie de tiempo mensual normalizada que presenta la intensidad relativa de la producción científica registrada, facilitando la identificación de tendencias y picos de actividad en una escala comparable. No se aplicó ninguna técnica de interpolación.

- **Bain & Company - Usabilidad:** Para el análisis de la Usabilidad de herramientas gerenciales, se utilizaron datos provenientes de las encuestas periódicas "Management Tools & Trends" de Bain & Company. El procesamiento de estos datos, para adaptarlos a un análisis mensual y normalizado, implicó las siguientes consideraciones y pasos metodológicos:
 - *Naturaleza de los datos fuente:*
 - *Métrica:* El indicador primario es el porcentaje de Usabilidad reportado para cada herramienta gerencial evaluada.
 - *Fuente y disponibilidad:* Los datos se extrajeron directamente de los informes publicados por Bain, siguiendo el orden cronológico de aparición de las encuestas. Es crucial notar que Bain típicamente reporta sobre un subconjunto de herramientas (el "*top*"), no sobre la totalidad de herramientas existentes o potencialmente evaluadas.
 - *Periodicidad:* La publicación de estos datos es irregular, generalmente con una frecuencia bianual o trianual, resultando en una serie de tiempo original con puntos de datos dispersos.
 - *Contexto de la encuesta:* Se reconoce que cada oleada de la encuesta puede haber sido administrada a un número variable de encuestados y potencialmente a cohortes con características distintas. Aunque la metodología exacta de encuesta no es pública, se valora la longevidad de la encuesta y su enfoque en directivos y gerentes. Sin embargo, se debe considerar la posibilidad de sesgos inherentes a la perspectiva de una consultora como Bain.
 - *Cobertura temporal variable:* La disponibilidad de datos para cada herramienta específica varía significativamente; algunas tienen registros de larga data, mientras que otras aparecen solo en encuestas más recientes o de corta duración.
 - *Pre-procesamiento y agrupación semántica:* Dada la evolución de las herramientas gerenciales y los posibles cambios en su nomenclatura o alcance a lo largo del tiempo, se realizó un agrupamiento semántico.
 - Se identificaron herramientas que representan extensiones, evoluciones o variantes cercanas de otras, y sus respectivos datos de Usabilidad fueron combinados o asignados a una categoría conceptual unificada para crear series de tiempo más coherentes y extensas.

- *Normalización de los datos originales:* Posterior a la estructuración y agrupación semántica, se aplicó un procedimiento de normalización a los puntos de datos de Usabilidad (%) originales y dispersos para cada herramienta (o grupo de herramientas).
 - Para cada herramienta/grupo, se identificó el valor máximo de Usabilidad (%) reportado en cualquiera de las encuestas disponibles para esa herramienta específica a lo largo de todo su historial registrado. Este valor máximo se estableció como la base 100.
 - Todos los demás puntos de datos de Usabilidad (%) originales para esa misma herramienta/grupo fueron reescalados proporcionalmente respecto a su propio máximo histórico. El resultado es una serie de tiempo dispersa, ahora en una escala normalizada de 0 a 100 para cada herramienta, donde 100 representa su pico histórico de usabilidad reportada.
- *Interpolación temporal para estimación mensual:* Con el fin de obtener una serie de tiempo mensual continua a partir de los datos normalizados y dispersos, se aplicó una interpolación temporal.
 - Se seleccionó la técnica de interpolación mediante *splines cúbicos*. Este método ajusta funciones polinómicas cúbicas por tramos entre los puntos de datos normalizados conocidos, generando una curva suave que pasa exactamente por dichos puntos. Se eligió esta técnica por su capacidad para capturar potenciales dinámicos no lineales en la tendencia de usabilidad entre las encuestas publicadas, lo que fundamenta la explicación de que los cambios en la usabilidad, reflejan ciclos de adopción y abandono, por lo cual tienden a ser progresivos, evolutivos y se manifiestan de manera suavizada dentro de las organizaciones a lo largo del tiempo.
 - Los *splines cúbicos* genera una curva suave (continua en su primera y segunda derivada, salvo en los extremos) que pasa exactamente por dichos puntos y es capaz de capturar aceleraciones o desaceleraciones en la adopción/abandono que podrían perderse con métodos más simples como la interpolación lineal.
 - Dada la naturaleza dispersa de los datos originales (puntos bianuales/trianuales) y la necesidad de una perspectiva temporal continua para analizar las tendencias subyacentes de adopción y abandono de estas

herramientas – procesos inherentemente cualitativos que evolucionan en el tiempo debido a múltiples factores– se requirió generar una serie de tiempo mensual completa a partir de los puntos de datos normalizados.

- *Protocolo de adherencia a límites (Clipping Post-Interpolación):* Se reconoció que la interpolación con *splines cúbicos* puede, en ocasiones, generar valores que exceden ligeramente el rango de los datos originales (fenómeno de *overshooting*).
 - Para asegurar la validez conceptual de los datos mensuales estimados en la escala normalizada, se implementó un mecanismo de recorte (*clipping*) después de la interpolación. Todos los valores mensuales interpolados resultantes fueron restringidos al rango “mínimo” y “máximo” de la serie. Esto garantiza que para los datos de usabilidad estimada no se generen otros máximos y mínimos fuera de los “máximos” y “mínimos” de la serie.
 - El resultado final de este proceso es una serie de tiempo mensual, estimada, normalizada (base 100) y acotada para la Usabilidad de cada herramienta (o grupo semántico de herramientas) gerencial analizada, derivada de los informes periódicos de Bain & Company y sujeta a las limitaciones y supuestos metodológicos descritos.
- **Bain & Company - Satisfacción:** Se procesaron los datos de “Satisfacción” con herramientas gerenciales, también provenientes de las encuestas periódicas *“Management Tools & Trends”* de Bain & Company. La “Satisfacción”, típicamente medida en una escala tipo Likert de 1 (Muy Insatisfecho) a 5 (Muy Satisfecho), requirió un tratamiento específico para su estandarización y análisis temporal.
 - *Naturaleza de los datos fuente y pre-procesamiento inicial:*
 - *Métrica:* El indicador primario es la puntuación de Satisfacción (escala original ~1-5).
 - *Características de la fuente:* Se reitera que las características fundamentales de la fuente de datos (periodicidad irregular, reporte selectivo “top”, variabilidad muestral, potencial sesgo de consultora, cobertura temporal variable por herramienta) son idénticas a las descritas para los datos de Usabilidad.
 - *Agrupación semántica:* De igual manera, se aplicó el mismo proceso de agrupación semántica para combinar datos de herramientas conceptualmente relacionadas o evolutivas.

- *Estandarización de “Satisfacción” mediante Z-Scores:*
 - *Razón y método:* Dada la naturaleza a menudo restringida del rango en las puntuaciones originales de Satisfacción (escala 1-5) y para cuantificar la desviación respecto a un punto de referencia significativo, se optó por estandarizar los datos originales dispersos mediante la transformación *Z-score*.
 - *Parámetros de estandarización:* La transformación se aplicó utilizando parámetros poblacionales justificados teóricamente:
 - *Media poblacional ($\mu = 3.0$):* Se adoptó $\mu=3.0$ basándose en la interpretación estándar de las *escalas Likert* de 5 puntos, donde “3” representa el punto de neutralidad o indiferencia teórica. El *Z-score* resultante, $(X - 3.0) / \sigma$, mide así directamente la desviación respecto a la indiferencia. Esta elección proporciona un *benchmark* estable y conceptualmente más significativo que una media muestral fluctuante, especialmente considerando la selectividad de los datos publicados por Bain.
 - *Desviación estándar poblacional ($\sigma = 0.891609$):* Para mantener la coherencia metodológica, se utilizó una σ estimada en 0.891609. Este valor no es la desviación estándar convencional alrededor de la media muestral, sino la raíz cuadrada de la varianza muestral insesgada calculada respecto a la media poblacional fijada $\mu=3.0$, utilizando un conjunto de referencia de 201 puntos de datos (de 23 herramientas compendiadas en los 115 informes): $\sigma \approx \sqrt{\sum(x_i - 3.0)^2 / (n - 1)}$ con $n=201$. Esta σ representa la dispersión típica estimada alrededor del punto de indiferencia (3.0), basada en la variabilidad observada en el *pool* de datos disponible, asegurando consistencia entre numerador y denominador del *Z-score*.
- *Transformación a escala de índice intuitiva (Post-Estandarización):* Tras la estandarización a *Z-scores*, estos fueron transformados a una escala de índice más intuitiva para facilitar la visualización y comunicación.
 - *Definición de la Escala:* Se estableció que el punto de indiferencia ($Z=0$, correspondiente a $X=3.0$) equivaliera a un valor de índice de 50.
 - *Determinación del multiplicador:* El factor de escala (multiplicador del *Z-score*) se fijó en 22. Esta decisión se basó en el objetivo de que el valor

máximo teórico de satisfacción ($X=5$), cuyo Z -score es $(5-3)/0.891609 \approx +2.243$, se mapearía aproximadamente a un índice de 100 ($50 + 2.243 * 22 \approx 99.35$).

- *Fórmula y rango resultante:* La fórmula de transformación final es: Índice = $50 + (Z\text{-score} \times 22)$. En esta escala, la indiferencia ($X=3$) es 50, la máxima satisfacción teórica ($X=5$) es aproximadamente 100 (~99.4), y la mínima satisfacción teórica ($X=1$, $Z \approx -2.243$) se traduce en $50 + (-2.243 * 22) \approx 0.65$. Esto crea un rango operativo efectivo cercano a [0, 100]. Se prefirió esta escala $[50 \pm \sim 50]$ sobre otras como las Puntuaciones T ($50 + 10^*Z$) por su mayor amplitud intuitiva al mapear el rango teórico completo (1-5) de la satisfacción original.

- *Interpolación temporal para estimación mensual:*

- *Método:* La serie de puntos de datos discretos, ahora expresados en la escala de Índice de Satisfacción, requiere ser transformada en una serie temporal continua para el análisis mensual.
- *Justificación de la interpolación:* Esta necesidad surge porque la Satisfacción, tal como es medida, refleja opiniones y percepciones de valor fundamentalmente cualitativas por parte de directivos y gerentes. Se parte del supuesto de que estas percepciones no permanecen estáticas entre las encuestas, sino que evolucionan continuamente a lo largo del tiempo. Esta evolución está influenciada por una multiplicidad de factores, muchos de ellos subjetivos, como experiencias acumuladas, resultados percibidos de la herramienta, cambios en el entorno competitivo, tendencias de gestión, etc. Por lo tanto, la interpolación se aplica para estimar la trayectoria más probable de esta dinámica perceptual subyacente entre los puntos de medición discretos disponibles.
- *Selección y justificación de splines cúbicos:* Para realizar esta estimación mensual, se empleó el mismo procedimiento de interpolación temporal mediante *splines cúbicos*. La elección específica de este método se refuerza al considerar la naturaleza de los cambios de opinión y percepción. Se percibe que estos cambios tienden a ser progresivos y evolutivos, manifestándose generalmente de manera suavizada en las valoraciones agregadas. Los *splines cúbicos* son particularmente adecuados para representar esta dinámica, ya que generan una curva

suave que conecta los puntos conocidos y es capaz de modelar inflexiones no lineales. Esto permite capturar cómo las valoraciones subjetivas pueden acelerar, desacelerar o estabilizarse gradualmente en respuesta a los factores percibidos, ofreciendo una representación potencialmente más fiel que métodos lineales que asumirían una tasa de cambio constante entre encuestas.

- *Protocolo de adherencia a límites (Clipping Post-Interpolación):*
 - *Aplicación:* Finalmente, se aplicó un mecanismo de recorte (*clipping*) a los valores mensuales interpolados del Índice de Satisfacción. Los valores fueron restringidos al rango teórico operativo de la escala de índice, para corregir posibles sobreimpulsos (*overshooting*) de los *splines* y garantizar la validez conceptual de los resultados.
 - El producto final de este proceso es una serie de tiempo mensual, estimada, transformada a un índice de satisfacción (centro 50), y acotada, para cada herramienta (o grupo semántico) gerencial. Esta serie representa la evolución estimada de la satisfacción relativa a la indiferencia, derivada de los datos de Bain & Company mediante la secuencia metodológica descrita.

2. Análisis Exploratorio de Datos (AED):

Antes de aplicar técnicas de modelado formal, se realiza un Análisis Exploratorio de datos (AED) para cada herramienta gerencial y cada fuente de datos seleccionada. Este análisis sirve como base para los modelos posteriores y proporciona *insights* iniciales sobre los patrones temporales. La aplicación se centra en el análisis de tendencias temporales y comparaciones entre diferentes períodos, utilizando principalmente visualizaciones de series temporales y gráficos de barras para comunicar los resultados.

El AED implementado incluye:

- *Estadística descriptiva:*
 - Cálculo de promedios móviles para diferentes períodos (1, 5, 10, 15, 20 años y datos completos).
 - Identificación de valores máximos y mínimos en las series temporales.
 - Análisis de tendencias para evaluar la dirección y magnitud de los cambios a lo largo del tiempo.
 - Cálculo de tasas de crecimiento para diferentes períodos.
- *Visualización:*
 - Generación de gráficos de series temporales que muestran la evolución de cada herramienta gerencial a lo largo del tiempo.
 - Creación de gráficos de barras comparativos de promedios para diferentes períodos temporales.

- Visualización de tendencias con líneas de regresión superpuestas para identificar patrones de crecimiento o decrecimiento.
- *Análisis de tendencias. Implementación de análisis de tendencias para evaluar:*
 - Tendencias a corto plazo (1 año).
 - Tendencias a medio plazo (5-10 años).
 - Tendencias a largo plazo (15-20 años o más).
 - Comparación entre diferentes períodos para identificar cambios en la dirección de las tendencias.
 - Clasificación de tendencias como “creciente”, “decreciente” o “estable” basada en umbrales predefinidos.
 - Generación de afirmaciones interpretativas sobre las tendencias observadas.
- *Interpolación y manejo de datos faltantes:*
 - Aplicación de técnicas de interpolación (cúbica, B-spline).
 - Suavizado de datos utilizando promedios móviles para reducir el ruido y destacar tendencias subyacentes.
- *Normalización de datos:*
 - Implementación de normalización de conjuntos de datos para permitir potenciales comparaciones entre diferentes fuentes.
 - Combinación de datos normalizados de múltiples fuentes para análisis integrado

3. Modelado de series temporales:

El núcleo del análisis implementado se centra en el modelado de series temporales, utilizando técnicas específicas para identificar patrones, tendencias y ciclos en la adopción de herramientas gerenciales: Análisis ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Se implementan modelos ARIMA que permite analizar y pronosticar tendencias futuras en la adopción de herramientas gerenciales. La selección de parámetros ARIMA (p,d,q) se realiza principalmente mediante funciones que automatizan la selección de los mejores parámetros. Aunque los parámetros predeterminados utilizados son (p=0, d=1, q=2), se permite la selección automática de parámetros óptimos basándose en el *Criterio de Información de Akaike* (AIC). Se advierte que el código no implementa explícitamente pruebas de diagnóstico para verificar la adecuación de los modelos o la ausencia de autocorrelación residual.

- *Análisis de descomposición estacional:*
 - Se implementa la descomposición estacional para separar las series temporales en componentes de tendencia, estacionalidad y residuo, permitiendo identificar patrones cíclicos en los datos.
 - La descomposición se realiza con un modelo aditivo o multiplicativo, dependiendo de las características de los datos.
 - Los resultados se visualizan en gráficos que muestran cada componente por separado, facilitando la interpretación de los patrones estacionales.

— *Análisis espectral (Análisis de Fourier):*

- Se implementa el análisis de Fourier descomponiendo las series temporales en sus componentes de frecuencia. Este análisis permite identificar ciclos dominantes en los datos, incluso aquellos que no son estrictamente periódicos.
- La implementación incluye la visualización de periodogramas que muestran la importancia relativa de cada frecuencia.
- Los resultados se presentan tanto en términos de frecuencia como de período (años), facilitando la interpretación de los ciclos identificados.

— *Técnicas de suavizado y procesamiento de datos:*

- Se aplican modelos de suavizado mediante promedios móviles que reduce el ruido y destaca tendencias subyacentes.
- Se utilizan técnicas de interpolación (lineal, cúbica, B-spline) para manejar datos faltantes y crear series temporales continuas.
- Estas técnicas se utilizan como preparación para el modelado y para mejorar la visualización de tendencias.

— *Análisis de tendencias:*

- Se implementa un análisis detallado de tendencias que evalúa la dirección y magnitud de los cambios a lo largo de diferentes períodos temporales.
- Este análisis complementa los modelos formales, proporcionando interpretaciones cualitativas de las tendencias observadas.
- La aplicación genera afirmaciones interpretativas sobre las tendencias, clasificándolas como “creciente”, “decreciente” o “estable” basándose en umbrales predefinidos.

— *Integración con IA Generativa:*

- Se integran modelos de IA generativa (a través de *google.generativeai*) para enriquecer el análisis de series temporales.
- Se utilizan modelos de lenguaje para generar interpretaciones contextuales de los patrones identificados en los datos.
- Estas interpretaciones se complementan los resultados de los modelos estadísticos, proporcionando *insights* adicionales sobre las tendencias observadas.

El enfoque de modelado implementado se centra en la identificación de patrones temporales y la generación de pronósticos, con un énfasis particular en la visualización e interpretación de resultados. Se combinan técnicas estadísticas tradicionales (ARIMA, análisis de Fourier, descomposición estacional) con enfoques modernos de análisis de datos e IA generativa para proporcionar un análisis integral de las tendencias en la adopción de herramientas gerenciales.

4. Integración y visualización de resultados:

Se implementa un sistema de integración y visualización de resultados que combina diferentes análisis para cada fuente de datos y herramienta gerencial. Este sistema se centra en la generación de informes visuales y textuales que facilitan la interpretación de los hallazgos, mediante la integración de resultados, y generando informes que incorporan visualizaciones, análisis estadísticos y texto interpretativo. Para ello, se convierte el contenido HTML/Markdown a PDF, en un formato estructurado.

— *Bibliotecas de visualización:*

- Se utiliza múltiples bibliotecas de visualización de manera complementaria para crear visualizaciones óptimas según el tipo de análisis:
 - *Matplotlib*: Para gráficos estáticos, incluyendo series temporales y gráficos de barras.
 - *Seaborn*: Para visualizaciones estadísticas mejoradas.

— *Tipos de visualizaciones implementadas:*

- *Series temporales*: Se generan gráficos de líneas que muestran la evolución temporal de las variables clave para cada herramienta gerencial. Se visualizan con diferentes niveles de suavizado para destacar tendencias subyacentes y configurados con formatos consistentes.
- *Gráficos comparativos*: Se generan gráficos de barras que comparan promedios para diferentes períodos temporales (1, 5, 10, 15, 20 años y datos completos). Estos gráficos utilizan un esquema de colores consistente para facilitar la comparación y en un formato estandarizado.
- *Descomposiciones estacionales*: Se generan visualizaciones de descomposición estacional. Estos gráficos muestran las componentes de tendencia, estacionalidad y residuo de las series temporales.
- *Análisispectral*: Se generan espectrogramas que muestran la densidad espectral de las series temporales. Estos gráficos identifican las frecuencias dominantes en los datos, permitiendo detectar ciclos no evidentes en las visualizaciones directas.

— *Exportación y compartición de resultados*: Se permite guardar las visualizaciones como archivos de imagen independientes que pueden ser compartidos y archivados, facilitando la distribución de los resultados, mediante nombres únicos basados en las herramientas analizadas.

— *Transparencia y reproducibilidad*: El código está estructurado de manera que facilita la reproducibilidad. Las funciones están bien documentadas y los parámetros utilizados en los análisis son explícitos, permitiendo la replicación de los resultados. Se mantiene un registro de los análisis realizados, que se incluye en los informes generados.

El sistema está diseñado para facilitar la interpretación de patrones complejos en la adopción de herramientas gerenciales, utilizando una combinación de visualizaciones, análisis estadísticos y texto interpretativo generado tanto mediante IA como algorítmicamente.

5. Justificación de la elección metodológica

La elección de Python como lenguaje de programación y el enfoque en el modelado de series temporales se justifican por las siguientes razones:

- *Rigor*: Las técnicas de modelado de series temporales (ARIMA, descomposición estacional, análisis espectral) son métodos estadísticos sólidos y ampliamente aceptados para el análisis de datos longitudinales.
- *Flexibilidad*: Python y sus bibliotecas ofrecen una gran flexibilidad para adaptar los análisis a las características específicas de cada fuente de datos y cada herramienta gerencial.
- *Reproducibilidad*: El uso de un lenguaje de programación y la disponibilidad del código fuente garantizan la reproducibilidad de los análisis (Disponible en: <https://github.com/Wise-Connex/Management-Tools-Analysis/>)
- *Automatización*: Permite un flujo de trabajo automatizado.
- *Relevancia para el objeto de estudio*: Las técnicas seleccionadas son particularmente adecuadas para identificar patrones temporales, ciclos y tendencias, que son fundamentales para el estudio de las “modas gerenciales”.

Se eligió un enfoque cuantitativo para este estudio debido a la disponibilidad de datos numéricos longitudinales de múltiples fuentes, lo que permite la aplicación de técnicas estadísticas para identificar patrones y tendencias y un análisis sistemático y replicable de grandes volúmenes de datos. *Un enfoque más cualitativo, está reservado para el trabajo de investigación doctoral supra mencionado.*

Si bien el presente estudio se centra en la identificación de patrones y tendencias, es importante reconocer que no se pueden establecer relaciones causales definitivas a partir de los datos y las técnicas utilizadas, y es posible que existan variables omitidas o factores de confusión que influyan en los resultados. Para explorar posibles relaciones causales, se requerirían estudios adicionales con diseños experimentales o quasi-experimentales, o el uso de técnicas econométricas avanzadas (v.gr., modelos de ecuaciones estructurales, análisis de causalidad de Granger) que permitan controlar por variables de confusión y establecer la dirección de la causalidad.

NOTA METODOLÓGICA IMPORTANTE:

- Los 115 informes técnicos que componen este estudio han sido diseñados para ser autocontenidos y proporcionar, cada uno, una descripción completa de la metodología utilizada; es decir, cada informe técnico está diseñado para que se pueda entender de forma independiente. Sin embargo, el lector familiarizado con la metodología general puede centrarse en las secciones que varían entre informes, optimizando así su tiempo y esfuerzo. Esto implica, necesariamente, la repetición de ciertas secciones en todos los informes. Para evitar una lectura redundante, se recomienda al lector lo siguiente:
 - Si ya ha revisado en revisión de informes previos las secciones "**MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO**" y "**ALCANCES METODOLÓGICOS DEL ANÁLISIS**" en cualquiera de los informes, puede omitir su lectura en los informes subsiguientes, ya que esta información es idéntica en todos ellos. Estas secciones proporcionan el contexto teórico y metodológico general del estudio.
- La variación fundamental entre los informes se encuentra en los siguientes apartados:
 - La sección "**BASE DE DATOS ANALIZADA EN EL INFORME TÉCNICO**", el contenido es específico para cada una de las cinco bases de datos utilizadas (Google Trends, Google Books Ngram Viewer, CrossRef, Bain & Company - Usabilidad, Bain & Company - Satisfacción). Dentro de cada base de datos, los 23 informes correspondientes de cada uno sí comparten la misma descripción de la base de datos. Es decir, hay cinco versiones distintas de esta sección, una para cada base de datos.
 - La sección "**GRUPO DE HERRAMIENTAS ANALIZADAS: INFORME TÉCNICO**" contiene elementos comunes a todos los informes de la misma herramienta gerencial, y presenta información de esta para ser analizada (nombre, descriptores lógicos, etc.).
 - La sección "**PARAMETRIZACIÓN PARA EL ANÁLISIS Y EXTRACCIÓN DE DATOS**" contiene elementos comunes a todos los informes de una misma base de datos (por ejemplo, la metodología general de Google Trends), pero también elementos específicos de cada herramienta (por ejemplo, los términos de búsqueda, el período de cobertura, etc.).

BASE DE DATOS ANALIZADA EN EL INFORME TÉCNICO 13-BU

<i>Fuente de datos:</i>	PORCENTAJE DE USABILIDAD DE BAIN & COMPANY ("MEDIDOR DE ADOPCIÓN")
<i>Desarrollador o promotor:</i>	Bain & Company (firma de consultoría de gestión global / Darrell Rigby)
<i>Contexto histórico:</i>	Bain & Company realiza encuestas sobre el uso de herramientas de gestión desde la década de 1990, proporcionando una serie temporal valiosa para el análisis de tendencias.
<i>Naturaleza epistemológica:</i>	Datos autoinformados y agregados de encuestas a ejecutivos. Porcentajes de encuestados que declaran usar una herramienta. La unidad de análisis es la organización (respuesta del ejecutivo).
<i>Ventana temporal de análisis:</i>	Variable, dependiendo de la disponibilidad de datos de las encuestas de Bain para cada herramienta específica. Se dispone de datos anuales para las últimas 1-2 décadas. Según el grupo de la herramienta gerencial se especifica el período de análisis.
<i>Usuarios típicos:</i>	Ejecutivos, directivos, consultores de gestión, académicos en administración de empresas, analistas de la industria, estudiantes de MBA.

<i>Relevancia e impacto:</i>	Medida cuantitativa de la adopción declarada en la práctica empresarial. Su impacto reside en proporcionar una visión de las tendencias de uso de herramientas de gestión en el mundo corporativo. Ampliamente citado por consultores, académicos y medios de comunicación empresariales. Su confiabilidad está limitada por los sesgos inherentes a las encuestas (autoinforme, selección).
<i>Metodología específica:</i>	Encuestas basadas en cuestionarios estructurados y muestreo probabilístico (aunque los detalles metodológicos específicos, como el tamaño muestral, los criterios de elegibilidad y las tasas de respuesta, pueden variar entre las diferentes ediciones de las encuestas). Los datos se presentan como porcentajes del total de encuestados que afirman utilizar cada herramienta.
<i>Interpretación inferencial:</i>	El Porcentaje de Usabilidad de Bain debe interpretarse como un indicador de la adopción declarada de una herramienta gerencial en el ámbito empresarial, no como una medida de su éxito, eficacia, impacto en el rendimiento o retorno de la inversión.
<i>Limitaciones metodológicas:</i>	Sesgo de autoinforme: los encuestados pueden sobreestimar (por deseabilidad social) o subestimar (por desconocimiento o falta de memoria) el uso real de las herramientas en sus organizaciones. Sesgo de selección muestral: la muestra de encuestados puede no ser estadísticamente representativa de la población total de empresas a nivel global o en sectores específicos. Ausencia de información sobre la profundidad y calidad de la implementación: el porcentaje de usabilidad no revela cómo se utiliza la herramienta, ni con qué intensidad, frecuencia o efectividad. Variabilidad en la composición y tamaño de la muestra entre diferentes ediciones de las encuestas, lo que dificulta la comparabilidad estricta de los datos a lo largo del tiempo. No proporciona información sobre el impacto de la herramienta en los resultados organizacionales.

Potencial para detectar "Modas":	Moderado a alto potencial para detectar "modas" en el ámbito empresarial. La naturaleza de los datos (encuestas a ejecutivos sobre la adopción de herramientas) permite identificar patrones de adopción y abandono a lo largo del tiempo. Un aumento rápido seguido de un declive en el porcentaje de usabilidad podría indicar una "moda", pero es crucial considerar otros factores, como la variabilidad de la muestra, el sesgo de autoinforme y la falta de información sobre la profundidad de la implementación. La comparación con otras fuentes de datos (como Google Trends o Crossref) puede ayudar a confirmar o refutar la existencia de una "moda".
---	--

GRUPO DE HERRAMIENTAS ANALIZADAS: INFORME TÉCNICO 13-BU

<i>Herramienta Gerencial:</i>	SEGMENTACIÓN DE CLIENTES (CUSTOMER SEGMENTATION)
<i>Alcance conceptual:</i>	<p>La Segmentación de Clientes es una práctica de marketing y una estrategia empresarial que consiste en dividir el mercado total de clientes (actuales o potenciales) en grupos más pequeños y homogéneos (segmentos). Estos segmentos se definen en función de características, necesidades, comportamientos o preferencias similares. El objetivo principal de la segmentación no es simplemente dividir el mercado, sino comprender mejor a los diferentes tipos de clientes para poder adaptar las estrategias de marketing, comunicación, productos, servicios y precios a las necesidades y expectativas específicas de cada segmento. Esto permite a las empresas ser más eficientes y efectivas en sus esfuerzos de marketing, personalizar la experiencia del cliente y aumentar la satisfacción y lealtad.</p>
<i>Objetivos y propósitos:</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Permite agrupar a los clientes en base a características comunes, lo que ayuda a entender mejor sus necesidades, preferencias y comportamientos específicos. Esto proporciona insights valiosos sobre diferentes grupos de clientes. - Personalización estratégica y relevancia (más allá de la personalización superficial), pues al identificar segmentos de clientes con necesidades y características similares, se pueden crear estrategias, mensajes y ofertas relevantes y personalizadas para cada grupo. - Permite enfocar los esfuerzos y recursos en los segmentos más valiosos o con mayor potencial ayudando a optimizar la asignación de presupuestos,

	mejorar la eficiencia de las campañas y aumentar el retorno de la inversión en marketing y ventas.
<i>Circunstancias de Origen:</i>	La segmentación de clientes, como concepto, tiene sus raíces en la investigación de mercados y la teoría del marketing. A medida que los mercados se volvieron más competitivos y los clientes más diversos, las empresas se dieron cuenta de que no podían satisfacer a todos los clientes con un mismo enfoque. Era necesario dividir el mercado en grupos más pequeños y homogéneos para poder adaptar las estrategias de marketing y ofrecer productos y servicios más relevantes. El desarrollo de las tecnologías de la información y la disponibilidad de grandes cantidades de datos sobre los clientes (big data) han impulsado el desarrollo de técnicas de segmentación más sofisticadas.
<i>Contexto y evolución histórica:</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Principios del siglo XX: Primeras formas de segmentación de mercados, basadas principalmente en criterios demográficos y geográficos (edad, género, ingresos, etc.). • Década de 1950: Desarrollo de la segmentación psicográfica (estilos de vida, valores, personalidad). • Décadas de 1960 y 1970: Auge de la investigación de mercados y desarrollo de técnicas de segmentación más sofisticadas. • Década de 1980 en adelante: Consolidación de la segmentación de clientes como una práctica fundamental del marketing, impulsada por la disponibilidad de datos y el desarrollo de nuevas tecnologías. • Siglo XXI: Auge del marketing digital y el big data, que permiten una segmentación más precisa y personalizada.
<i>Figuras claves (Impulsores y promotores):</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Wendell R. Smith: Se le atribuye la introducción del concepto de segmentación de mercado en un artículo de 1956 ("Product Differentiation and Market Segmentation as Alternative Marketing Strategies"). • Philip Kotler: Uno de los principales autores y expertos en marketing, que ha contribuido significativamente al desarrollo y la difusión de la segmentación de clientes.

	<ul style="list-style-type: none"> • Diversos autores y profesionales del marketing: La segmentación de clientes es un concepto fundamental en el marketing, y ha sido abordado por numerosos autores y profesionales.
<i>Principales herramientas gerenciales integradas:</i>	<p>La Segmentación de Clientes es un proceso y una estrategia. No es una herramienta única, sino que implica el uso de diversas técnicas y herramientas de análisis. Algunas de las más comunes son:</p> <p>a. Customer Segmentation (Segmentación de Clientes):</p> <p>Definición: El proceso general de dividir un mercado en grupos homogéneos de clientes.</p> <p>Objetivos: Los mencionados anteriormente para el grupo en general.</p> <p>Origen y promotores: Investigación de mercados, marketing.</p>
<i>Nota complementaria:</i>	<p>La segmentación de clientes es un proceso continuo y dinámico. Los segmentos de clientes pueden cambiar con el tiempo, y las empresas deben adaptar sus estrategias en consecuencia. La clave es utilizar la información disponible para comprender mejor a los clientes y ofrecerles experiencias relevantes y personalizadas.</p>

PARAMETRIZACIÓN PARA EL ANÁLISIS Y EXTRACCIÓN DE DATOS

<i>Herramienta Gerencial:</i>	SEGMENTACIÓN DE CLIENTES
<i>Términos de Búsqueda (y Estrategia de Búsqueda):</i>	Customer Segmentation (1999, 2000, 2002, 2004, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2017)
<i>Criterios de selección y configuración de la búsqueda:</i>	<p>Parámetros de Insumos:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Fuente: Encuesta de Herramientas Gerenciales de Bain & Company (Darrell Rigby y coautores). - Cobertura: Global y multisectorial (Empresas de diversos tamaños y sectores en América del Norte, Europa, Asia y otras regiones). - Perfil de Encuestados: CEOs (Directores Ejecutivos), CFOs (Directores Financieros), COOs (Directores de Operaciones), y otros líderes senior en áreas como estrategia, operaciones, marketing, tecnología y recursos humanos. - Año/#Encuestados: 1999/475; 2000/214; 2002/708; 2004/960; 2006/1221; 2008/1430; 2010/1230; 2012/1208; 2014/1067; 2017/1268.
<i>Métrica e Índice (Definición y Cálculo)</i>	<p>La métrica se calcula como:</p> <p>Indicador de Usabilidad = (Número de ejecutivos que reportan uso de la herramienta en el año de la encuesta / Número total de ejecutivos encuestados en ese año) × 100</p>

	Este indicador refleja el porcentaje de ejecutivos que indicaron haber utilizado la herramienta de gestión en su organización (es decir, que la herramienta fue implementada, al menos parcialmente) durante el período previo al año de la encuesta. Un valor más alto indica una mayor adopción o difusión de la herramienta entre las empresas encuestadas.
<i>Período de cobertura de los Datos:</i>	Marco Temporal: 1999-2017 (Seleccionado según los datos disponibles y accesibles de los resultados de la Encuesta de Bain).
<i>Metodología de Recopilación y Procesamiento de Datos:</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Encuesta online utilizando cuestionarios estructurados. - La muestra se selecciona mediante un muestreo probabilístico y estratificado (por región geográfica, tamaño de la empresa y sector industrial). - Se aplican técnicas de ponderación para ajustar los resultados y mitigar posibles sesgos de selección. - Los datos se analizan utilizando métodos estadísticos descriptivos e inferenciales.
<i>Limitaciones:</i>	<p>Limitaciones:</p> <ul style="list-style-type: none"> - La variabilidad en el tamaño de la muestra entre los diferentes años de la encuesta puede afectar la comparabilidad de los resultados a lo largo del tiempo. - Los resultados están sujetos a sesgos de selección (las empresas que eligen participar en la encuesta pueden ser diferentes de las que no participan) y sesgos de autoinforme (los encuestados pueden no recordar con precisión o pueden exagerar el uso de las herramientas). - La evolución terminológica y la aparición de nuevas herramientas pueden afectar la consistencia longitudinal del análisis. - El indicador de usabilidad mide el uso reportado, pero no la efectividad o el impacto de la herramienta. Es un indicador relativo, no absoluto.

	<ul style="list-style-type: none"> - Las empresas que participan en la encuesta pueden ser más propensas a utilizar herramientas de gestión que las empresas que no participan, lo que podría inflar las tasas de usabilidad (sesgo de supervivencia). - La definición de "uso" puede ser interpretada de manera diferente por los encuestados, lo que introduce ambigüedad. - El indicador de usabilidad no mide la calidad o el éxito de la implementación de la herramienta. - Sesgo de deseabilidad social: Los directivos podrían sobre reportar el uso para proyectar mejor imagen.
<i>Perfil inferido de Usuarios (o Audiencia Objetivo):</i>	Directivos de alto nivel, consultores estratégicos y profesionales de la gestión interesados en la implementación y adopción de herramientas de análisis de mercado. Además, incluye a directores de marketing y ventas, analistas de mercado, especialistas en CRM (Customer Relationship Management), gerentes de producto y estrategas de negocio, encargados de dividir a los clientes (actuales y potenciales) en grupos homogéneos (segmentos) con necesidades, comportamientos y características similares, para adaptar las estrategias de marketing, ventas y servicio a cada segmento.

Origen o plataforma de los datos (enlace):

— Rigby (2001, 2003); Rigby & Bilodeau (2005, 2007, 2009, 2011, 2013, 2015, 2017).

Resumen Ejecutivo

RESUMEN EJECUTIVO

Los datos de Bain revelan el prolongado ciclo de vida de la Segmentación de Clientes, caracterizado por un declive y una estabilización, lo que indica una evolución más allá de una moda gerencial pasajera.

1. Puntos Principales

1. La Segmentación de Clientes muestra un ciclo de vida extendido (~18 años), a diferencia de las modas gerenciales típicas.
2. La adopción máxima ocurrió alrededor de 2005-2006, seguida por una fase de declive prolongada y gradual.
3. Las tendencias recientes y las previsiones ARIMA apuntan hacia una estabilización en un nivel de uso inferior.
4. Una sensibilidad significativa al contexto externo (tecnología, economía) moldea fuertemente su trayectoria.
5. A pesar de una visibilidad reducida, la herramienta exhibe resiliencia y una estabilidad subyacente moderada.
6. El modelo ARIMA (5,2,3) confirma que no se trata de una moda pasajera ($IMG=0.15$), proyectando una erosión lenta.
7. Los patrones estacionales intraanuales están presentes estadísticamente, pero son prácticamente insignificantes debido a su baja intensidad.
8. Los patrones cíclicos a largo plazo identificados mediante análisis de Fourier son muy débiles; la tendencia domina.
9. Se clasifica mejor como "Fase de Erosión Estratégica" o "Práctica Fundamental Persistente".
10. Los datos de Bain reflejan el uso *declarado*, enmascarando potencialmente la integración en plataformas más amplias.

2. Puntos Clave

1. La evolución de la herramienta sugiere transformación e integración en lugar de una simple obsolescencia.
2. Las tendencias a largo plazo, no los ciclos a corto plazo, impulsan principalmente su dinámica de adopción.
3. Los factores contextuales, particularmente los cambios tecnológicos, son impulsores cruciales de las etapas de su ciclo de vida.
4. El enfoque estratégico debería implicar la modernización e integración de la segmentación, no simplemente descartarla.
5. Las métricas de uso declarado podrían subrepresentar la persistencia funcional real de la herramienta dentro de las organizaciones.

Tendencias Temporales

Evolución y análisis temporal en Bain - Usability: Patrones y puntos de inflexión

I. Contexto del análisis temporal

Este análisis examina la evolución temporal de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando datos de la encuesta Bain - Usability. El objetivo es identificar y cuantificar objetivamente las distintas fases de su trayectoria: surgimiento, crecimiento, picos de adopción, declive, estabilización, posibles resurgimientos o transformaciones a lo largo del tiempo. Se emplearán diversas métricas estadísticas descriptivas y de tendencia, como la media, desviación estándar, valores máximos y mínimos, percentiles, y los indicadores de Tendencia Normalizada de Desviación Anual (NADT) y Tendencia Suavizada por Media Móvil (MAST). La relevancia de este análisis radica en su capacidad para ofrecer una perspectiva cuantitativa sobre cómo la adopción declarada de esta herramienta ha variado, permitiendo inferir patrones de comportamiento organizacional y contextualizar su relevancia percibida en diferentes momentos. El período de análisis abarca desde 1999 hasta 2017, con segmentaciones específicas para los últimos 20, 15, 10 y 5 años, facilitando una visión longitudinal detallada que distingue dinámicas de corto, mediano y largo plazo.

A. Naturaleza de la fuente de datos: Bain - Usability

La fuente de datos Bain - Usability mide el porcentaje de empresas encuestadas (compuestas por gerentes y directivos) que reportan utilizar una determinada herramienta de gestión. Su alcance se centra en capturar la *adopción declarada* o la *penetración de mercado percibida* de la herramienta en la práctica empresarial, ofreciendo una métrica cuantitativa directa de su difusión en el mundo real. La metodología se basa en encuestas periódicas realizadas por Bain & Company, cuya representatividad muestral y posibles sesgos de respuesta deben ser considerados al interpretar los resultados. Una limitación

inherente es que no proporciona información sobre la *profundidad*, *intensidad* o *efectividad* del uso de la herramienta dentro de cada organización; mide la adopción reportada, no necesariamente su impacto o integración real. Sin embargo, su principal fortaleza reside en ofrecer una medida tangible y comparable de la adopción a lo largo del tiempo y entre diferentes herramientas, reflejando cómo los directivos perciben y reportan el uso de prácticas de gestión específicas. Para una interpretación adecuada, es crucial entender que un alto nivel de usabilidad indica una amplia adopción declarada, mientras que una baja usabilidad sugiere una penetración limitada, independientemente de su popularidad teórica o interés público medido por otras fuentes. Las tendencias en esta métrica reflejan cambios en la prevalencia reportada de la herramienta en el panorama gerencial.

B. Posibles implicaciones del análisis de los datos

El análisis temporal de la adopción declarada de Segmentación de Clientes según los datos de Bain - Usability tiene el potencial de generar varias implicaciones significativas para la investigación doctoral. En primer lugar, *podría* determinar si el patrón observado se alinea con las características operacionales de una "moda gerencial", particularmente en términos de velocidad de adopción, pico y declive, y duración del ciclo. Alternativamente, *podría* revelar dinámicas más complejas, como ciclos con fases de estabilización, resurgimiento o transformación gradual, sugiriendo una naturaleza diferente a la de una simple moda pasajera. Además, la identificación de puntos de inflexión clave en la serie temporal *podría* permitir explorar *posibles* correlaciones con factores externos relevantes, como crisis económicas, avances tecnológicos disruptivos (ej., Big Data, IA), cambios en el discurso académico o la publicación de obras influyentes, aunque sin establecer causalidad directa. Esta información *podría* resultar valiosa para la toma de decisiones estratégicas en las organizaciones respecto a la continuidad, adaptación o abandono de la herramienta. Finalmente, los hallazgos *podrían* sugerir nuevas líneas de investigación enfocadas en comprender los factores específicos (organizacionales, contextuales, tecnológicos) que impulsan o frenan la adopción y persistencia de herramientas analíticas como la Segmentación de Clientes.

II. Datos en bruto y estadísticas descriptivas

Los datos brutos correspondientes a la serie temporal de Segmentación de Clientes, provenientes de la fuente Bain - Usability, constituyen la base de este análisis. Estos datos reflejan el porcentaje de uso reportado mensualmente (o anualmente donde corresponda) desde el inicio del período registrado.

A. Serie temporal completa y segmentada (muestra)

Una muestra representativa de los datos, incluyendo puntos clave como el inicio, el final y valores intermedios significativos de la serie temporal completa (1999-2017) y sus segmentos (últimos 20, 15, 10 y 5 años), se presentará en secciones anexas posteriores para referencia detallada. Esta selección busca ilustrar la trayectoria general sin necesidad de reproducir la totalidad de los datos en este cuerpo principal del informe.

B. Estadísticas descriptivas

El análisis cuantitativo de la serie temporal para Segmentación de Clientes, segmentado por distintos horizontes temporales, ofrece una visión resumida de su comportamiento histórico según los datos de Bain - Usability.

Periodo Analizado	Media	Desv. Estándar	Mínimo	Máximo	P25	P50 (Mediana)	P75
Últimos 20 años	63.98	23.82	33.00	100.00	38.37	62.60	89.55
Últimos 15 años	61.59	24.92	33.00	100.00	37.38	52.62	89.70
Últimos 10 años	45.54	12.21	33.00	82.68	36.56	39.77	52.54
Últimos 5 años	36.23	1.67	33.00	39.54	34.95	36.53	37.35

Nota: Los datos corresponden al periodo disponible hasta 2017.

C. Interpretación Técnica Preliminar

Las estadísticas descriptivas revelan una historia dinámica para la adopción declarada de Segmentación de Clientes. Durante los últimos 20 y 15 años, la herramienta muestra una media de uso relativamente alta (63.98 y 61.59 respectivamente) pero también una desviación estándar muy elevada (23.82 y 24.92), indicando una gran variabilidad y un

amplio rango entre el mínimo (33.00) y el máximo (100.00). Esto es consistente con un patrón que incluye tanto un período de auge significativo como un declive posterior considerable. Se identifican picos claros, alcanzando el valor máximo de 100.00. Al acortar el horizonte a los últimos 10 años, la media desciende notablemente (45.54) y la desviación estándar se reduce (12.21), aunque sigue siendo considerable, sugiriendo que gran parte del declive ocurrió en este período. Finalmente, en los últimos 5 años, la media es aún más baja (36.23) y la desviación estándar se desploma (1.67), lo que *sugiere fuertemente* una fase de estabilización o declive muy lento en los años más recientes del dataset. No se observan picos aislados recientes, sino una tendencia sostenida de declive que parece haber encontrado un nivel de estabilidad relativa, aunque bajo en comparación con sus máximos históricos. Los indicadores NADT (-47.31) y MAST (-45.27) para 15 años confirman una fuerte tendencia negativa a largo plazo.

III. Análisis de patrones temporales: cálculos y descripción

Esta sección detalla los cálculos realizados para identificar y caracterizar los patrones clave en la serie temporal de Segmentación de Clientes (Bain - Usability), centrándose en la descripción técnica de los hallazgos.

A. Identificación y análisis de períodos pico

Se define un período pico como un intervalo temporal donde la métrica de usabilidad alcanza un máximo local o global significativo, o se mantiene en una meseta elevada, representando el punto álgido de adopción declarada antes de un cambio de tendencia descendente. Este criterio se justifica por su capacidad para señalar los momentos de máxima popularidad o penetración reportada de la herramienta. Aplicando este criterio a la serie, se identifican dos períodos pico principales: un primer pico alrededor de 2002 y un pico máximo sostenido (meseta) alrededor de 2005-2006.

Periodo Pico	Fecha Inicio (Aprox.)	Fecha Fin (Aprox.)	Duración (Meses)	Duración (Años)	Valor Máximo	Valor Promedio (Aprox.)
Pico 1	2002-01-01	2002-06-01	6	0.5	96.76	96.5
Pico 2	2005-08-01	2006-01-01	6	0.5	100.00	100.00

Contexto de los períodos pico: El primer pico alrededor de 2002 *podría* relacionarse con la consolidación de enfoques de gestión post-burbuja punto com, donde la eficiencia y el valor del cliente ganaron tracción. La aparición y difusión de sistemas CRM *podría* haber impulsado la necesidad de segmentar bases de datos de clientes. El pico máximo de 2005-2006 coincide temporalmente con un período de crecimiento económico global y una intensificación del enfoque en la gestión de relaciones con clientes (CRM) y la personalización, antes de la crisis financiera de 2008. La disponibilidad creciente de datos y herramientas analíticas *pudo* facilitar la implementación de estrategias de segmentación más sofisticadas, elevando su adopción declarada al máximo nivel.

B. Identificación y análisis de fases de declive

Una fase de declive se define como un período sostenido y estadísticamente discernible de disminución en la usabilidad reportada, que sigue a un período pico o una meseta. El criterio busca identificar momentos donde la herramienta pierde prevalencia de manera continua. La justificación radica en capturar la pérdida de popularidad o la posible obsolescencia/transformación de la herramienta. En la serie de Segmentación de Clientes, se identifica una fase de declive principal y muy prolongada que comienza inmediatamente después del pico máximo de 2005-2006.

Fase de Declive	Fecha Inicio (Aprox.)	Fecha Fin (Datos)	Duración (Meses)	Duración (Años)	Tasa Declive Prom. Anual (%)	Patrón de Declive
Declive Principal	2006-02-01	2017-01-01	132	11	aprox. 6.09%	Lineal/Ligeramente Curvo

*Nota: La Tasa de Declive Promedio Anual se calcula como $[(Valor\ Inicial - Valor\ Final) / Valor\ Inicial] / Duración\ en\ Años * 100$. Valor Inicial ≈ 99.20 (Feb 2006), Valor Final = 33.00 (Ene 2017).*

Patrón de Declive: El declive observado es notablemente largo y sostenido. Aunque la tasa promedio anual es significativa, el patrón visual sugiere una disminución relativamente constante, quizás con una ligera desaceleración en los últimos años analizados, más que un colapso abrupto. No parece ser exponencial, sino más bien lineal o ligeramente cóncavo.

Contexto del período de declive: Este largo declive (2006-2017) abarca múltiples eventos contextuales. La crisis financiera global de 2008 *podría* haber reorientado las prioridades empresariales hacia la supervivencia y la reducción de costos, afectando inversiones en marketing estratégico. Simultáneamente, el surgimiento y la popularización de conceptos como "Big Data", análisis predictivo y, más tarde, la inteligencia artificial, *podrían* haber ofrecido enfoques alternativos o más sofisticados para entender al cliente, haciendo que la "segmentación" tradicional pareciera menos avanzada o fuera reportada de forma diferente. La madurez de la técnica *podría* también significar que se da por sentada y no se reporta tan explícitamente, integrándose en plataformas más amplias de gestión de clientes o inteligencia de negocios.

C. Evaluación de cambios de patrón: resurgimientos y transformaciones

Se define un cambio de patrón como una desviación significativa de la tendencia predominante anterior. Un resurgimiento implicaría un claro repunte ascendente después de un declive, mientras que una transformación podría manifestarse como una estabilización notable (cambio en la pendiente hacia cero o cerca de cero) o un cambio en la volatilidad. El criterio busca identificar si la herramienta ha mostrado capacidad de recuperación o adaptación. En la serie de Segmentación de Clientes, no se observa un resurgimiento claro. Sin embargo, los datos *sugieren* una posible transformación hacia una fase de estabilización o declive muy atenuado en los últimos años del período analizado.

Cambio de Patrón	Fecha Inicio (Aprox.)	Descripción Cualitativa	Cuantificación del Cambio
Estabilización	2013-01-01	Desaceleración del declive, menor volatilidad	Reducción drástica de Desv. Est. (1.67 en últ. 5 años vs 12.21 en últ. 10)

Contexto del período de transformación (Estabilización): La aparente estabilización a partir de 2013 *podría* indicar que, tras un largo período de ajuste y declive desde su pico de popularidad, la Segmentación de Clientes ha alcanzado un nivel base de uso considerado fundamental o esencial por un núcleo de empresas. *Es posible* que la herramienta se haya integrado de forma más silenciosa en prácticas de marketing digital, personalización o sistemas analíticos más amplios, dejando de ser reportada como una

iniciativa destacada pero manteniendo una función subyacente. La madurez del concepto y su incorporación en la formación estándar de marketing y negocios *podría* contribuir a esta persistencia residual.

D. Patrones de ciclo de vida

La evaluación integrada de los picos, el prolongado declive y la reciente estabilización sugiere que Segmentación de Clientes, según los datos de Bain - Usability, ha transitado por un ciclo de vida extenso. La etapa actual (hacia 2017) *parece ser* una fase de *madurez tardía o declive estabilizado*. La herramienta alcanzó una adopción máxima, experimentó una erosión significativa en su uso declarado, pero no ha desaparecido, manteniendo una presencia residual constante en los últimos años registrados. La justificación se basa en la secuencia observada: auge claro, pico pronunciado, declive muy largo y una posterior reducción drástica de la volatilidad (indicador de estabilidad).

Métricas del Ciclo de Vida: - **Duración Total del Ciclo Observable:** Aprox. 18 años (1999-2017). - **Intensidad (Magnitud Promedio Uso 20 años):** 63.98. - **Estabilidad (Variabilidad):** Alta en general (Desv. Est. 20 años = 23.82), pero muy baja en la fase final (Desv. Est. 5 años = 1.67).

Revelaciones y Pronóstico (Ceteris Paribus): Los datos revelan que Segmentación de Clientes tuvo un período de alta relevancia declarada, pero su prominencia ha disminuido considerablemente. El pronóstico, basado estrictamente en la tendencia observada hasta 2017, *sugiere* una continuación de esta estabilidad a bajo nivel o un declive muy lento, indicando que, aunque ya no es una herramienta "estrella", conserva un nicho de aplicación o se ha vuelto una práctica fundamental pero menos visible.

E. Clasificación de ciclo de vida

Basándose en el análisis temporal completo y los criterios operacionales definidos, el ciclo de vida de Segmentación de Clientes (según Bain - Usability) se clasifica dentro de la categoría **c) Híbridos**. Específicamente, el subtipo que mejor describe la trayectoria observada es:

10. Declive Tardío: Esta clasificación se ajusta al patrón de un auge inicial significativo (1999-2005), seguido de un período de máxima adopción (pico/meseta 2005-2006), y posteriormente un declive prolongado pero relativamente lento y sostenido (2006-2017), que finalmente muestra signos de estabilización. La característica clave es la larga duración de la fase de alta relevancia *antes* de que comenzara el declive sostenido, y la extensión total del ciclo observable (~18 años) que excede los umbrales típicos de una moda gerencial clásica.

Esta clasificación refleja una herramienta que fue central en la práctica gerencial durante un tiempo considerable, pero que ha perdido gradualmente su posición preeminente, posiblemente debido a la evolución tecnológica, la aparición de enfoques alternativos o su integración en marcos más amplios, sin llegar a desaparecer por completo.

IV. Análisis e interpretación: contextualización y significado

Esta sección profundiza en la interpretación de los hallazgos estadísticos, integrándolos en una narrativa coherente sobre la evolución de Segmentación de Clientes en el contexto de la gestión empresarial y la investigación doctoral, trascendiendo la mera descripción de los datos.

A. Tendencia general: ¿hacia dónde se dirige Segmentación de Clientes?

La tendencia general de Segmentación de Clientes, según los datos de Bain - Usability, es inequívocamente descendente a largo plazo, como lo confirman los fuertes valores negativos de NADT (-47.31) y MAST (-45.27) en los últimos 15-20 años del dataset. Sin embargo, esta tendencia general enmascara una dinámica más compleja: un ascenso inicial robusto hasta un pico muy alto (100.00), seguido de un declive prolongado y constante, que finalmente parece atenuarse y estabilizarse en los últimos años registrados (alrededor de 33.00-36.00). Esta trayectoria *podría* interpretarse no como una simple obsolescencia, sino como una *transformación* en la forma en que la herramienta es percibida y utilizada. La disminución en la *declaración* de uso *podría* indicar que ha pasado de ser una innovación destacada a una práctica más integrada y fundamental, menos mencionada explícitamente pero aún presente.

Considerando explicaciones alternativas a la "moda gerencial", dos parecen particularmente relevantes: 1. **Evolución e Integración:** La Segmentación de Clientes *podría* haber evolucionado, integrándose como un componente esencial dentro de enfoques más amplios y tecnológicamente avanzados como Customer Experience Management (CEM), personalización basada en IA, o plataformas de análisis de Big Data. Esto reflejaría la antinomia **Estabilidad vs. Innovación**, donde una práctica estable (segmentación) se adapta e integra en nuevas olas de innovación, perdiendo visibilidad individual. 2. **Comoditización y Madurez:** La técnica *podría* haberse vuelto tan fundamental y extendida (comoditizada) que ya no se percibe como una herramienta estratégica distintiva digna de ser reportada prominentemente en encuestas de gestión, similar a cómo las empresas no reportan usar "contabilidad básica". Esto se relaciona con la antinomia **Explotación vs. Exploración**, donde la herramienta ha transitado completamente de la fase de exploración (novedad) a la de explotación (uso rutinario).

B. Ciclo de vida: ¿moda pasajera, herramienta duradera u otro patrón?

La evaluación del ciclo de vida de Segmentación de Clientes frente a la definición operacional de "moda gerencial" (según la fuente Bain - Usability) arroja un resultado claro: *no es consistente* con una moda gerencial típica. Si bien cumple con los criterios de Adopción Rápida (A), Pico Pronunciado (B) y Declive Posterior (C), falla decisivamente en el criterio de Ciclo de Vida Corto (D). La duración total del ciclo observable (auge-pico-declive) se extiende por aproximadamente 18 años (1999-2017), superando significativamente el umbral indicativo de < 7-10 años para esta fuente. Además, la fase de declive, aunque sostenida, es muy prolongada y muestra signos de estabilización, lo cual no es característico de las modas que tienden a desaparecer más rápidamente tras su pico.

La evidencia que sustenta esta conclusión es la propia cronología de los datos: un auge de unos 6 años, un pico/meseta breve, y un declive que abarca al menos 11 años dentro del dataset, sin indicios de desaparición total. Este patrón se aleja del ciclo de vida abreviado esperado para una moda. En comparación con patrones teóricos, muestra similitudes con la curva en S de Rogers en su fase de adopción, pero su fase post-pico se asemeja más a un patrón de *declive lento* o *erosión gradual* que a un abandono rápido. La clasificación más apropiada, como se indicó anteriormente, es la de "Declive Tardío" (Híbrido),

sugiriendo una herramienta que tuvo una relevancia duradera antes de iniciar su descenso en prominencia declarada, posiblemente debido a la evolución del campo más que a un simple agotamiento de interés.

C. Puntos de inflexión: contexto y posibles factores

El análisis de los puntos de inflexión clave ofrece oportunidades para *sugerir* posibles influencias contextuales, siempre con cautela y sin afirmar causalidad.

- **Pico/Meseta (~2005-2006):** Este período de máxima adopción declarada coincide con la era pre-crisis financiera, un momento de auge en la inversión en CRM y marketing basado en datos. Publicaciones influyentes sobre customer centricity y la gestión de relaciones *podrían* haber impulsado su adopción. La tecnología para recopilar y analizar datos de clientes se estaba volviendo más accesible. *Es posible* que existiera un efecto de "contagio" o presión institucional para adoptar estas prácticas consideradas como "mejores prácticas" en ese momento.
- **Inicio del Declive (~2006 en adelante):** La coincidencia temporal del inicio del declive con los años previos e inmediatamente posteriores a la crisis financiera de 2008 *podría* ser significativa. La crisis *pudo* haber forzado una reevaluación de inversiones y un enfoque en tácticas de menor costo o mayor retorno inmediato. Tecnológicamente, el concepto emergente de "Big Data" *podría* haber comenzado a desviar la atención hacia análisis más complejos. Socialmente, las expectativas de los clientes hacia una personalización más dinámica *podrían* haber empezado a superar las capacidades de la segmentación tradicional.
- **Estabilización (~2013 en adelante):** Esta fase *podría* reflejar la madurez de la herramienta y su integración en el "nuevo normal" del análisis de datos. La consolidación de plataformas de marketing digital y análisis de Big Data *podría* haber absorbido la segmentación como una función estándar. *Es posible* que las organizaciones hayan encontrado un equilibrio, reconociendo el valor continuo de la segmentación fundamental junto con técnicas más nuevas, llevando a un nivel de uso estable aunque menor que en su apogeo. Cambios en la percepción del riesgo asociado a la privacidad de datos también *podrían* haber influido en cómo se aplican estas técnicas.

V. Implicaciones e impacto: perspectivas para diferentes audiencias

La síntesis de los hallazgos sobre la evolución temporal de Segmentación de Clientes (Bain - Usability) permite derivar perspectivas útiles para distintas audiencias involucradas en el ecosistema de la gestión.

A. Contribuciones para investigadores, académicos y analistas

Este análisis subraya la importancia de la perspectiva longitudinal y la consideración de la fuente de datos al estudiar la dinámica de las herramientas gerenciales. Revela que la "adopción declarada" (medida por Bain) puede seguir trayectorias complejas que no encajan nítidamente en la categoría de "moda gerencial", incluso para técnicas aparentemente bien establecidas. Un posible sesgo identificado es la tendencia a reportar menos el uso de herramientas que se vuelven fundamentales o se integran en sistemas más amplios. Esto sugiere la necesidad de investigar la *intensidad* y *modalidad* de uso, no solo la adopción binaria. Futuras líneas de investigación podrían explorar la coevolución de Segmentación de Clientes con tecnologías como IA y Big Data, analizar cómo diferentes industrias o culturas organizacionales modulan su ciclo de vida, y triangular estos hallazgos con datos de otras fuentes (académicas, de mercado de software) para obtener una imagen más completa.

B. Recomendaciones y sugerencias para asesores y consultores

Para asesores y consultores, los hallazgos sugieren cautela al posicionar la Segmentación de Clientes. Aunque sigue siendo relevante, presentarla como una solución novedosa o de vanguardia sería anacrónico según estos datos de uso declarado. El consejo técnico debería enfocarse en su *integración inteligente* dentro de estrategias y tecnologías actuales.

- **Ámbito Estratégico:** Recomendar la alineación de la segmentación con objetivos más amplios de experiencia del cliente (CEM) y personalización. Ayudar a definir qué rol juega la segmentación en la estrategia competitiva actual.
- **Ámbito Táctico:** Sugerir el uso de técnicas analíticas avanzadas (clustering, machine learning) para refinar y dinamizar los segmentos, superando enfoques

estáticos. Considerar la segmentación basada en comportamiento o valor predictivo.

- **Ámbito Operativo:** Enfocarse en la calidad de los datos, la integración de sistemas (CRM, plataformas de marketing automation) y la capacidad de actuar sobre los insights de segmentación de manera ágil y medible. Anticipar la necesidad de habilidades analíticas actualizadas en los equipos.

C. Consideraciones para directivos y gerentes de organizaciones

Los directivos y gerentes deben entender que, si bien la Segmentación de Clientes ya no ocupa el pedestal de novedad que tuvo, sigue siendo una herramienta potencialmente valiosa si se aplica adecuadamente al contexto organizacional.

- **Públicas:** Utilizar la segmentación para mejorar la asignación de recursos públicos, personalizar la comunicación con ciudadanos y adaptar servicios a necesidades específicas de grupos poblacionales, buscando eficiencia y equidad.
- **Privadas:** Integrar la segmentación en motores de personalización y campañas de marketing dirigidas para maximizar el ROI, la retención de clientes y la competitividad en mercados saturados. Evaluar constantemente su efectividad frente a enfoques más dinámicos.
- **PYMES:** Adoptar enfoques de segmentación pragmáticos y accionables, centrados en los clientes más valiosos o en nichos específicos, aprovechando herramientas accesibles y datos disponibles sin incurrir en complejidad excesiva.
- **Multinacionales:** Gestionar la complejidad de aplicar estrategias de segmentación consistentes pero adaptadas a diversos mercados globales, asegurando la transferencia de mejores prácticas y la gobernanza de datos a escala.
- **ONGs:** Segmentar bases de donantes para optimizar la recaudación de fondos, identificar beneficiarios con necesidades particulares para focalizar intervenciones, y comunicar el impacto de manera diferenciada a distintos stakeholders.

VI. Síntesis y reflexiones finales

En síntesis, el análisis temporal de Segmentación de Clientes basado en los datos de Bain - Usability revela una trayectoria que se extiende por casi dos décadas, caracterizada por un fuerte auge inicial, un pico de adopción declarada a mediados de los 2000, seguido por un declive significativo y prolongado que muestra signos de estabilización en los años más recientes del dataset.

Evaluando críticamente estos patrones, se concluye que son *más consistentes* con el arquetipo de "Declive Tardío" o una herramienta fundamental en proceso de *evolución e integración*, que con las características de una "moda gerencial" típica, principalmente debido a la larga duración de su ciclo de vida y su persistencia, aunque a niveles más bajos. La historia que cuentan estos datos sugiere que la prominencia de la herramienta como concepto independiente ha disminuido, pero su funcionalidad subyacente *podría* haberse incorporado en prácticas y tecnologías más contemporáneas.

Es *importante* reconocer que este análisis se basa exclusivamente en los datos de Bain - Usability, que miden la adopción *declarada* y pueden estar sujetos a sesgos inherentes a las encuestas y la muestra específica. Los resultados ofrecen una perspectiva valiosa pero parcial, y deben interpretarse como una pieza dentro de un rompecabezas más amplio sobre la dinámica de las herramientas de gestión.

Posibles líneas de investigación futura podrían enfocarse en cuantificar el grado de integración de la segmentación en plataformas tecnológicas actuales, analizar diferencias sectoriales en su ciclo de vida, o comparar estos hallazgos con métricas de interés académico o de búsqueda en internet para obtener una visión triangulada.

Tendencias Generales y Contextuales

Tendencias generales y factores contextuales de Segmentación de Clientes en Bain - Usability

I. Direccionamiento en el análisis de las tendencias generales

Este análisis se centra en las tendencias generales de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando como fuente los datos agregados de Bain - Usability. A diferencia del análisis temporal previo, que detalló la secuencia cronológica de adopción, picos y declives, este estudio adopta un enfoque contextual. Se busca comprender cómo factores externos —microeconómicos, tecnológicos, de mercado, sociales, políticos, ambientales y organizacionales— han moldeado los patrones amplios de adopción, uso y relevancia percibida de esta herramienta a lo largo del tiempo. Las tendencias generales se definen aquí como las características dominantes de la trayectoria de la herramienta (nivel promedio de uso, variabilidad general, dirección del cambio a largo plazo), interpretadas a la luz de las presiones y oportunidades del entorno externo. El objetivo es complementar la visión longitudinal con una perspectiva que explique las fuerzas subyacentes que configuran la dinámica observada en Bain - Usability, yendo más allá de la mera descripción de la secuencia de eventos. Por ejemplo, mientras el análisis temporal identificó un pico de uso declarado alrededor de 2005-2006, este análisis examinará cómo la interacción de factores contextuales, cuantificados mediante índices específicos, *podría* explicar la intensidad general, la volatilidad y la dirección de la tendencia que abarca dicho pico y su posterior evolución.

II. Base estadística para el análisis contextual

Para fundamentar el análisis de las tendencias generales y la influencia contextual en Segmentación de Clientes, se parte de un conjunto de estadísticas descriptivas agregadas derivadas de los datos de Bain - Usability. Estas métricas resumen el comportamiento histórico de la herramienta, proporcionando una base cuantitativa para construir y evaluar

los índices contextuales. A diferencia del análisis temporal, que examinó segmentos específicos de tiempo, aquí se utilizan estadísticas que reflejan el comportamiento global o promedio a lo largo de períodos extensos, capturando así la esencia de la tendencia general.

A. Datos estadísticos disponibles

Los datos estadísticos clave que sirven como base para este análisis contextual se resumen a continuación. Estos valores representan el comportamiento agregado de Segmentación de Clientes según la fuente Bain - Usability durante los períodos indicados o a lo largo de toda la serie disponible hasta 2017.

- **Fuente:** Bain - Usability (Mide el porcentaje de empresas que reportan usar la herramienta).
- **Periodo General:** Datos disponibles desde 1999 hasta 2017.
- **Estadísticas Agregadas Clave:**
 - Media (20 años): 63.98 (Nivel promedio general de uso declarado).
 - Desviación Estándar (20 años): 23.82 (Variabilidad general alrededor de la media).
 - Tendencia NADT (Normalizada): -47.31 (Tasa de cambio anual promedio, indicando fuerte declive).
 - Tendencia MAST (Suavizada): -45.27 (Tendencia suavizada, confirmando el declive).
 - Número de Picos Identificados (Análisis Temporal): 2 (Frecuencia de máximos locales/globales).
 - Rango (Máximo - Mínimo, 20 años): 67.00 (Amplitud total de la variación).
 - Percentil 25% (20 años): 38.37 (Nivel bajo frecuente de uso declarado).
 - Percentil 75% (20 años): 89.55 (Nivel alto frecuente de uso declarado).

Estos datos agregados, aunque menos detallados temporalmente, son cruciales para calcular índices que reflejen la sensibilidad general de la herramienta al contexto. Una media relativamente alta como 63.98, combinada con una desviación estándar también alta de 23.82 y un NADT fuertemente negativo de -47.31, sugiere una herramienta que

alcanzó gran popularidad pero experimentó una tendencia descendente significativa y considerable volatilidad a lo largo de su ciclo de vida observable, posiblemente influenciada por factores externos cambiantes.

B. Interpretación preliminar

La interpretación preliminar de estas estadísticas agregadas sienta las bases para comprender cómo el contexto externo *podría* haber influido en la trayectoria general de Segmentación de Clientes, según lo reflejado en los datos de Bain - Usability.

Estadística	Valor (Segmentación de Clientes en Bain - Usability)	Interpretación Preliminar Contextual
Media (20 años)	63.98	Indica un nivel promedio de adopción declarada históricamente alto, sugiriendo que la herramienta fue considerada relevante por una mayoría de organizaciones durante un tiempo considerable.
Desv. Estándar (20 años)	23.82	Refleja una variabilidad general muy significativa. Esto <i>podría</i> indicar una alta sensibilidad a cambios en el entorno externo (económicos, tecnológicos) o fases distintas muy marcadas en su ciclo de vida.
NADT	-47.31	Una tendencia anual promedio fuertemente negativa. Sugiere que, en el agregado, las fuerzas contextuales (competencia, nuevas tecnologías, cambios de prioridades) han impulsado un declive sostenido en su uso declarado.
Número de Picos	2	La presencia de dos picos principales sugiere períodos específicos donde factores contextuales favorables impulsaron la adopción a máximos, seguidos por cambios que revirtieron la tendencia. Indica reactividad a condiciones específicas.
Rango	67.00	Una amplitud de variación muy grande (desde 33.00 hasta 100.00). Confirma que la herramienta ha experimentado extremos en su adopción declarada, posiblemente en respuesta a contextos muy diferentes (auge vs. crisis/madurez).
Percentil 25%	38.37	Incluso en períodos menos favorables o en la fase de declive, un cuarto de las observaciones se mantuvo por encima de este nivel, sugiriendo un umbral mínimo de relevancia o uso residual en ciertos contextos.
Percentil 75%	89.55	En contextos favorables o durante su auge, tres cuartas partes de las observaciones alcanzaron o superaron este nivel muy alto, reflejando su potencial máximo de adopción cuando las condiciones externas eran propicias.

En conjunto, estas métricas pintan el cuadro de una herramienta cuya popularidad declarada fue intensa pero no estable. La combinación de una media alta con una desviación estándar elevada y un NADT muy negativo es característica de un ciclo de vida pronunciado, donde factores externos *podrían* haber jugado un papel crucial tanto en el ascenso como en el prolongado descenso y la volatilidad observada. Un NADT de

-47.31 junto con dos picos claros *podría* interpretarse como un declive general significativo, interrumpido por momentos específicos de reactivación o meseta antes de continuar la tendencia descendente, todo ello posiblemente vinculado a la dinámica del entorno externo.

III. Desarrollo y aplicabilidad de índices contextuales

Para cuantificar de manera más sistemática la influencia del entorno externo en las tendencias generales de Segmentación de Clientes, se desarrollan y aplican índices contextuales simples y compuestos. Estos índices transforman las estadísticas descriptivas agregadas en métricas interpretables que reflejan la volatilidad, la fuerza de la tendencia y la reactividad de la herramienta frente a su contexto. Su propósito es ofrecer una evaluación numérica que complementa la interpretación cualitativa y establezca una conexión analógica con los hallazgos del análisis temporal, particularmente con la naturaleza de los puntos de inflexión identificados previamente.

A. Construcción de índices simples

Se construyen tres índices simples, cada uno enfocado en un aspecto diferente de la interacción entre la herramienta y su contexto, basándose en los datos agregados de Bain - Usability.

(i) Índice de Volatilidad Contextual (IVC):

- **Definición:** Este índice mide la sensibilidad relativa de Segmentación de Clientes a las fluctuaciones del entorno externo, evaluando la magnitud de su variabilidad (Desviación Estándar) en proporción a su nivel promedio de uso declarado (Media). Un IVC más alto sugiere que la herramienta tiende a experimentar cambios más pronunciados en su adopción en respuesta a factores externos.
- **Metodología:** Se calcula como $IVC = \text{Desviación Estándar} / \text{Media}$. Esta normalización permite comparar la volatilidad intrínseca de diferentes herramientas o métricas, independientemente de sus niveles absolutos. Para Segmentación de Clientes: $IVC = 23.82 / 63.98 \approx 0.37$.
- **Aplicabilidad:** El IVC ayuda a identificar cuán susceptible es la adopción declarada de la herramienta a cambios contextuales. Un valor como 0.37, siendo

inferior a 1, *sugiere* una volatilidad relativa moderada a baja *en proporción a su alta media histórica*. Aunque la desviación estándar absoluta es alta, relativa a su nivel promedio de uso, las fluctuaciones no son extremadamente desproporcionadas. Esto *podría* indicar cierta inercia o estabilidad subyacente a pesar de las variaciones observadas.

(ii) Índice de Intensidad Tendencial (IIT):

- **Definición:** Este índice cuantifica la fuerza y la dirección de la tendencia general observada en la adopción declarada de Segmentación de Clientes, ponderando la tasa de cambio anual promedio (NADT, como porcentaje) por el nivel promedio de uso (Media). Busca reflejar el impulso general de crecimiento o declive posiblemente influenciado por factores contextuales sostenidos.
- **Metodología:** Se calcula como $IIT = (NADT / 100) \times \text{Media}$. El NADT se expresa como proporción para el cálculo. Para Segmentación de Clientes: $IIT = (-47.31 / 100) * 63.98 \approx -30.27$.
- **Aplicabilidad:** El IIT proporciona una medida del "momentum" general de la herramienta en su contexto. Un valor negativo y de magnitud considerable como -30.27 *sugiere* una fuerte intensidad en la tendencia descendente a largo plazo. Esto *podría* indicar que factores contextuales persistentes (como la aparición de alternativas tecnológicas o cambios estructurales en el marketing) han ejercido una presión negativa constante y significativa sobre la adopción declarada de la herramienta.

(iii) Índice de Reactividad Contextual (IRC):

- **Definición:** Este índice evalúa la frecuencia con la que la adopción declarada de Segmentación de Clientes muestra fluctuaciones significativas (picos), en relación con la amplitud general de su variación (Rango) ajustada por su nivel promedio (Media). Mide la propensión de la herramienta a reaccionar a eventos contextuales discretos o cambios de corto plazo.
- **Metodología:** Se calcula como $IRC = \text{Número de Picos} / (\text{Rango} / \text{Media})$. El denominador ajusta la amplitud de la variación por el nivel promedio, creando una medida relativa de la escala de fluctuación. Para Segmentación de Clientes: $IRC = 2 / (67.00 / 63.98) \approx 2 / 1.047 \approx 1.91$.

- **Aplicabilidad:** El IRC mide la agilidad o sensibilidad de la herramienta a estímulos externos puntuales. Un valor como 1.91, siendo notablemente superior a 1, sugiere una alta reactividad contextual. Esto podría indicar que la adopción declarada de Segmentación de Clientes ha respondido de manera marcada y relativamente frecuente a eventos específicos del entorno (como publicaciones influyentes, lanzamientos tecnológicos específicos, o cambios regulatorios puntuales), generando picos distinguibles en su trayectoria.

B. Estimaciones de índices compuestos

Combinando los índices simples, se construyen índices compuestos para ofrecer una visión más integrada de la relación entre Segmentación de Clientes y su contexto.

(i) Índice de Influencia Contextual (IIC):

- **Definición:** Este índice busca evaluar la magnitud global de la influencia que los factores externos ejercen sobre las tendencias generales de adopción declarada de Segmentación de Clientes, combinando la volatilidad relativa, la intensidad de la tendencia y la reactividad.
- **Metodología:** Se calcula como el promedio de los tres índices simples, usando el valor absoluto del IIT para asegurar que la fuerza de la tendencia (independientemente de su dirección) contribuya positivamente a la influencia general: $IIC = (IVC + |IIT| + IRC) / 3$. Para Segmentación de Clientes: $IIC = (0.37 + |-30.27| + 1.91) / 3 \approx (0.37 + 30.27 + 1.91) / 3 \approx 32.55 / 3 \approx 10.85$.
- **Aplicabilidad:** El IIC proporciona una medida sintética del grado en que el contexto externo parece moldear la dinámica de la herramienta. Un valor tan elevado como 10.85 sugiere una influencia contextual extremadamente fuerte. Esto podría interpretarse como que la trayectoria de Segmentación de Clientes está marcadamente determinada por factores que van más allá de su dinámica interna, como cambios tecnológicos, presiones competitivas o tendencias macroeconómicas, lo cual es consistente con las discusiones sobre los puntos de inflexión en el análisis temporal.

(ii) Índice de Estabilidad Contextual (IEC):

- **Definición:** Este índice mide la capacidad de Segmentación de Clientes para mantener un nivel de adopción declarada estable frente a la variabilidad general (Desviación Estándar) y la frecuencia de fluctuaciones (Número de Picos) inducidas por el contexto. Es inversamente proporcional a la inestabilidad.
- **Metodología:** Se calcula como $IEC = \text{Media} / (\text{Desviación Estándar} \times \text{Número de Picos})$. Un denominador más alto (mayor variabilidad y/o más picos) reduce el índice de estabilidad. Para Segmentación de Clientes: $IEC = 63.98 / (23.82 * 2) \approx 63.98 / 47.64 \approx 1.34$.
- **Aplicabilidad:** El IEC indica la resistencia de la herramienta a las perturbaciones contextuales. Un valor como 1.34 *sugiere* una estabilidad contextual moderada. A pesar de la alta variabilidad absoluta y la presencia de picos, el alto nivel promedio de uso histórico contribuye a esta estabilidad relativa. *Podría* indicar que, aunque reactiva, la herramienta posee un núcleo de aplicación o relevancia que le otorga cierta solidez frente a cambios externos.

(iii) Índice de Resiliencia Contextual (IREC):

- **Definición:** Este índice cuantifica la capacidad de Segmentación de Clientes para sostener niveles relativamente altos de adopción declarada (Percentil 75%) incluso considerando su nivel base frecuente (Percentil 25%) y su variabilidad general (Desviación Estándar), especialmente en contextos potencialmente adversos.
- **Metodología:** Se calcula como $IREC = \text{Percentil } 75\% / (\text{Percentil } 25\% + \text{Desviación Estándar})$. Compara el umbral superior frecuente con una medida del "riesgo" o nivel bajo más la dispersión. Para Segmentación de Clientes: $IREC = 89.55 / (38.37 + 23.82) \approx 89.55 / 62.19 \approx 1.44$.
- **Aplicabilidad:** El IREC evalúa la robustez de la herramienta ante condiciones desfavorables. Un valor como 1.44, siendo superior a 1, *sugiere* una buena resiliencia contextual. Indica que, a pesar de la tendencia al declive y la volatilidad, la herramienta ha sido capaz de mantener niveles altos de uso declarado con frecuencia, superando su base y variabilidad. Esto *podría* reflejar su valor percibido en ciertos segmentos o su capacidad de adaptación para seguir siendo relevante incluso en entornos cambiantes.

C. Análisis y presentación de resultados

La siguiente tabla resume los valores calculados para los índices contextuales de Segmentación de Clientes (Bain - Usability) y ofrece una interpretación orientativa inicial.

Índice	Valor Calculado	Interpretación Orientativa General
IVC	0.37	Volatilidad relativa moderada-baja respecto a su alta media histórica.
IIT	-30.27	Fuerte intensidad de la tendencia descendente general influenciada por el contexto.
IRC	1.91	Alta reactividad a eventos o cambios contextuales específicos.
IIC	10.85	Influencia contextual general extremadamente fuerte sobre su trayectoria.
IEC	1.34	Estabilidad contextual moderada a pesar de la variabilidad y los picos.
IREC	1.44	Buena resiliencia para mantener niveles altos de uso frecuente.

Estos resultados numéricos refuerzan y cuantifican las observaciones del análisis temporal. La alta reactividad ($IRC=1.91$) y la fortísima influencia contextual general ($IIC=10.85$) se alinean analógicamente con la identificación de puntos de inflexión significativos en el análisis temporal, sugiriendo que los eventos externos discutidos en ese contexto (crisis económicas, avances tecnológicos, publicaciones clave) son probablemente los motores clave detrás de las fluctuaciones y la tendencia general observada. El fuerte IIT negativo (-30.27) confirma numéricamente la tendencia descendente dominante post-pico. Sin embargo, los valores moderados de IEC (1.34) y IREC (1.44) añaden un matiz importante: a pesar de la fuerte influencia externa y el declive, la herramienta muestra cierta estabilidad y resiliencia, lo que es consistente con la fase de estabilización observada al final del período en el análisis temporal y apoya la idea de una práctica fundamental en evolución más que una simple moda pasajera.

IV. Análisis de factores contextuales externos

Este apartado sistematiza los tipos de factores externos que *podrían* estar influyendo en las tendencias generales de Segmentación de Clientes, tal como se reflejan en los índices contextuales calculados a partir de los datos de Bain - Usability. El objetivo es vincular

cualitativamente las dinámicas cuantificadas por los índices con categorías amplias de influencias del entorno, sin repetir la asociación específica de eventos a puntos de inflexión realizada en el análisis temporal.

A. Factores microeconómicos

- **Definición:** Comprenden elementos relacionados con la economía a nivel de la empresa y su sector inmediato, como la estructura de costos, la disponibilidad de recursos financieros, la presión competitiva sobre precios y márgenes, y la sensibilidad general de las decisiones de inversión a criterios de costo-beneficio.
- **Justificación:** La adopción y el uso sostenido de herramientas como Segmentación de Clientes, reflejados en Bain - Usability, dependen de la justificación de su retorno de inversión y de la disponibilidad de presupuesto. Cambios en el entorno microeconómico pueden alterar estas condiciones.
- **Factores Prevalecientes Potenciales:** Intensificación de la competencia, presión sobre márgenes, ciclos de inversión en marketing y tecnología, disponibilidad de talento analítico asequible, costos de implementación y mantenimiento de sistemas relacionados (CRM, plataformas de datos).
- **Análisis Vinculado a Índices:** La alta reactividad ($IRC=1.91$) *podría* reflejar respuestas a cambios abruptos en la presión competitiva o ciclos económicos cortos que afectan la inversión. La fuerte tendencia negativa ($IIT=-30.27$) *podría* estar parcialmente vinculada a una percepción cambiante del ROI frente a alternativas emergentes o a presiones de costos sostenidas en ciertos sectores. La moderada estabilidad ($IEC=1.34$) *podría* indicar que, a pesar de estas presiones, la herramienta sigue siendo percibida como rentable o necesaria en un núcleo de aplicaciones.

B. Factores tecnológicos

- **Definición:** Incluyen el impacto de las innovaciones tecnológicas, la obsolescencia de herramientas o enfoques previos, la velocidad de adopción de nuevas plataformas digitales, y la disponibilidad y madurez de tecnologías habilitantes (como Big Data, IA, Cloud Computing).
- **Justificación:** La Segmentación de Clientes es una técnica analítica directamente afectada por la evolución de las herramientas y plataformas de gestión de datos y

marketing. Su relevancia y método de aplicación, capturados por Bain - Usability, son sensibles a estos cambios.

- **Factores Prevalecientes Potenciales:** Surgimiento de Big Data y análisis predictivo, desarrollo de plataformas de IA para personalización, madurez de sistemas CRM y Marketing Automation, obsolescencia de técnicas de segmentación más simples, digitalización de interacciones con clientes.
- **Análisis Vinculado a Índices:** La alta reactividad ($IRC=1.91$) es muy consistente con la respuesta a la aparición disruptiva de nuevas tecnologías analíticas. La fuerte tendencia negativa ($IIT=-30.27$) *podría* reflejar una sustitución parcial o una integración de la segmentación tradicional dentro de estas nuevas plataformas, reduciendo su visibilidad como herramienta independiente. La buena resiliencia ($IREC=1.44$) *podría* sugerir que la segmentación se ha adaptado, incorporando nuevas fuentes de datos o técnicas (ej. segmentación basada en comportamiento online) gracias a estas tecnologías.

C. Índices simples y compuestos en el análisis contextual

Los índices calculados actúan como un barómetro cuantitativo de cómo estos diversos factores contextuales *podrían* estar interactuando para dar forma a la trayectoria de Segmentación de Clientes.

- La **alta influencia contextual general (IIC=10.85)** sugiere que la historia de Segmentación de Clientes en Bain - Usability está fuertemente marcada por el entorno. Esto se alinea analógicamente con los puntos de inflexión del análisis temporal, donde se postularon eventos económicos (crisis 2008), tecnológicos (Big Data, CRM) y editoriales como posibles catalizadores de cambio. El IIC cuantifica esta dependencia general.
- La **alta reactividad (IRC=1.91)** indica que la herramienta no sigue una trayectoria suave, sino que responde a estímulos específicos. Esto es consistente con la idea de que lanzamientos tecnológicos clave, cambios regulatorios (privacidad de datos) o publicaciones influyentes *podrían* haber causado los picos y valles observados en el análisis temporal.
- La **fuerte tendencia negativa (IIT=-30.27)** refleja el impacto acumulado de factores como la posible obsolescencia relativa frente a IA/Big Data, la integración

en plataformas más amplias, o quizás una madurez que la vuelve menos "reportable" aunque siga en uso.

- La **moderada estabilidad (IEC=1.34)** y buena resiliencia (**IREC=1.44**) sugieren que, a pesar de las fuertes presiones negativas y la reactividad, la herramienta conserva un valor fundamental. Esto *podría* deberse a su rol esencial en la comprensión básica del cliente, su adaptación a nuevos contextos, o la persistencia de su enseñanza en programas de negocio. Factores sociales como la creciente demanda de personalización *podrían* también sostener su relevancia subyacente.

En resumen, los índices sugieren una herramienta muy sensible a su entorno (especialmente a factores tecnológicos y económicos), inmersa en una tendencia general descendente en términos de uso declarado explícito, pero que conserva una notable estabilidad y resiliencia, posiblemente por su valor fundamental y capacidad de adaptación o integración.

V. Narrativa de tendencias generales

Integrando los índices contextuales y el análisis de factores externos, emerge una narrativa coherente sobre las tendencias generales de Segmentación de Clientes según los datos de Bain - Usability. La trayectoria de esta herramienta parece estar dominada por una fuerte influencia del entorno externo (IIC=10.85), manifestándose principalmente en una intensa tendencia descendente en su adopción declarada a largo plazo (IIT=-30.27). Esto sugiere que factores persistentes, muy probablemente relacionados con la rápida evolución tecnológica en análisis de datos y marketing (Big Data, IA, personalización avanzada) y posibles cambios en las prioridades estratégicas o presiones económicas, han erosionado gradualmente la prominencia de la segmentación tradicional como una herramienta reportada de forma independiente.

Sin embargo, esta narrativa de declive se matiza significativamente por otros indicadores. La alta reactividad contextual (IRC=1.91) revela que la herramienta no ha seguido un descenso lineal y pasivo, sino que ha respondido de manera marcada a eventos específicos del entorno, generando picos y fluctuaciones a lo largo de su historia. Esto es consistente con períodos donde nuevas aplicaciones, la integración con CRM, o un renovado enfoque en el cliente *pudieron* haber revitalizado temporalmente su uso declarado. Más importante aún, la moderada estabilidad contextual (IEC=1.34) y la buena

resiliencia ($IREC=1.44$) indican que, a pesar de las presiones negativas y la volatilidad, Segmentación de Clientes ha mantenido un nivel de uso frecuente relativamente alto y ha mostrado capacidad para resistir las perturbaciones contextuales mejor de lo que sugeriría su tendencia negativa.

El patrón emergente es, por tanto, el de una herramienta fundamental que, aunque superada en novedad y visibilidad por enfoques más avanzados, conserva un núcleo de relevancia y aplicación. Su declive en las encuestas de Bain *podría* reflejar más una transformación —integración en sistemas más amplios, comoditización como práctica básica— que una obsolescencia total. La combinación de alta influencia externa y reactividad con una notable resiliencia sugiere una dinámica compleja de adaptación y persistencia, donde la herramienta evoluciona en respuesta a su contexto en lugar de simplemente desaparecer. Esta interpretación se alinea con la clasificación de "Declive Tardío" o "Evolución e Integración" discutida en el análisis temporal.

VI. Implicaciones Contextuales

El análisis de las tendencias generales y los factores contextuales de Segmentación de Clientes, cuantificado a través de los índices, ofrece perspectivas interpretativas valiosas para distintas audiencias dentro del ecosistema organizacional y académico.

A. De Interés para Académicos e Investigadores

Los resultados, particularmente el altísimo Índice de Influencia Contextual ($IIC=10.85$) y la alta Reactividad Contextual ($IRC=1.91$), subrayan la necesidad de estudiar las herramientas gerenciales no de forma aislada, sino en constante interacción con su entorno tecnológico, económico y social. Sugieren que modelos teóricos sobre la difusión y persistencia de prácticas de gestión deben incorporar explícitamente la sensibilidad al contexto. La resiliencia observada ($IREC=1.44$) a pesar del declive ($IIT=-30.27$) plantea preguntas interesantes sobre los mecanismos de adaptación e integración de herramientas maduras. Futuras investigaciones podrían explorar empíricamente cómo factores específicos (ej., adopción de IA, regulaciones de privacidad, cambios culturales en marketing) se correlacionan con la trayectoria de herramientas como la segmentación, y cómo esta dinámica varía entre sectores o tipos de organización, complementando así los hallazgos generales y los puntos de inflexión identificados previamente.

B. De Interés para Consultores y Asesores

Para consultores y asesores, los índices ofrecen una base cuantitativa para orientar sus recomendaciones. La alta reactividad ($IRC=1.91$) y la fuerte influencia contextual ($IIC=10.85$) implican que las estrategias basadas en Segmentación de Clientes deben ser dinámicas y adaptables. Recomendar enfoques estáticos o "de manual" sería ignorar la sensibilidad de la herramienta al entorno. El consejo debería centrarse en cómo integrar la segmentación con tecnologías actuales (IA, Big Data) para potenciar su efectividad y cómo monitorear continuamente el contexto (tecnológico, competitivo, regulatorio) para ajustar las estrategias de segmentación proactivamente. La resiliencia ($IREC=1.44$) sugiere que no se debe descartar la herramienta, sino reposicionarla como un componente fundamental dentro de un marco analítico más amplio y moderno.

C. De Interés para Gerentes y Directivos

Los gerentes y directivos pueden utilizar estos hallazgos para tomar decisiones más informadas sobre la inversión y aplicación de Segmentación de Clientes. La fuerte tendencia negativa ($IIT=-30.27$) sugiere que depender exclusivamente de enfoques tradicionales de segmentación puede no ser competitivo a largo plazo. Sin embargo, la moderada estabilidad ($IEC=1.34$) y la buena resiliencia ($IREC=1.44$) indican que abandonar completamente la segmentación podría ser prematuro. La clave parece estar en la evolución: evaluar cómo la segmentación puede enriquecerse con nuevas fuentes de datos, integrarse en plataformas de personalización y alinearse con objetivos estratégicos actuales. La alta reactividad ($IRC=1.91$) también aconseja mantener flexibilidad y estar preparados para ajustar las tácticas de segmentación en respuesta a cambios rápidos del mercado o tecnológicos. Deben asegurar que sus equipos posean las habilidades analíticas necesarias para manejar enfoques de segmentación más sofisticados y contextualizados.

VII. Síntesis y reflexiones finales

Este análisis contextual de Segmentación de Clientes, basado en datos agregados de Bain - Usability y cuantificado mediante índices específicos, revela una dinámica compleja y fuertemente influenciada por el entorno externo. El hallazgo principal es la coexistencia de una intensa tendencia descendente en la adopción declarada a largo plazo ($IIT=-30.27$)

con una notable resiliencia ($IREC=1.44$) y una moderada estabilidad contextual ($IEC=1.34$). Esto sugiere que, aunque la prominencia de la herramienta como práctica independiente ha disminuido significativamente, probablemente debido a la disruptión tecnológica y la evolución de las estrategias de marketing, conserva un valor fundamental o se ha integrado en enfoques más amplios.

La herramienta muestra una altísima sensibilidad general al contexto ($IIC=10.85$) y una marcada reactividad a eventos específicos ($IRC=1.91$), lo que refuerza numéricamente la importancia de los factores externos (tecnológicos, económicos, etc.) identificados cualitativamente en el análisis temporal alrededor de los puntos de inflexión. La historia que cuentan estos índices no es la de una simple moda pasajera, sino la de una práctica de gestión duradera que está atravesando una profunda transformación impulsada por su entorno. Su declive en las encuestas *podría* ser un artefacto de cómo se mide o reporta, ocultando una persistencia funcional bajo nuevas formas o integrada en sistemas más complejos.

Es crucial recordar que estos hallazgos se derivan de datos agregados de Bain - Usability, que miden la adopción declarada y pueden no capturar la profundidad del uso o variaciones específicas no reflejadas en las tendencias generales. Los índices proporcionan una cuantificación útil pero simplificada de interacciones complejas. No obstante, este análisis sugiere que la comprensión de la evolución de Segmentación de Clientes requiere ir más allá de un simple ciclo de vida y considerar su coevolución adaptativa con un entorno empresarial y tecnológico en constante cambio. Futuros estudios que exploren los mecanismos específicos de esta adaptación e integración, quizás mediante análisis cualitativos o datos de uso de software, podrían enriquecer significativamente la comprensión de esta dinámica y complementar la investigación doctoral.

Análisis ARIMA

Análisis predictivo ARIMA de Segmentación de Clientes en Bain - Usability

I. Direccionamiento en el análisis del Modelo ARIMA

Este análisis se centra en evaluar de manera exhaustiva el desempeño y las implicaciones del modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ajustado a la serie temporal de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando los datos de la fuente Bain - Usability. El propósito fundamental es ir más allá de la simple descripción histórica, empleando el modelo ARIMA(5, 2, 3) identificado (Log Likelihood=143.308, AIC=-268.616, BIC=-239.067) para generar proyecciones cuantitativas sobre la adopción futura declarada de esta herramienta. Este enfoque predictivo se considera un complemento esencial a los análisis previos: el Análisis Temporal, que detalló la evolución histórica, picos y declives; y el Análisis de Tendencias, que exploró las influencias contextuales generales. Al proyectar la trayectoria futura, este análisis busca ofrecer perspectivas sobre la posible persistencia, declive adicional o estabilización de Segmentación de Clientes, vinculando estas proyecciones con los patrones observados y los factores externos discutidos previamente. Además, se utilizarán los resultados del modelo para informar una clasificación tentativa de la dinámica de la herramienta (moda, práctica fundamental o patrón evolutivo), enriqueciendo así la comprensión de su naturaleza comportamental en el ecosistema organizacional, en línea con los objetivos de la investigación doctoral. Por ejemplo, mientras el Análisis Temporal identificó un pico máximo alrededor de 2005-2006 y una posterior fase de declive prolongado que mostraba signos de estabilización hacia 2013-2017, este análisis ARIMA proyecta cuantitativamente si esa estabilización *podría* continuar, intensificarse o revertirse en el futuro inmediato, ofreciendo una perspectiva prospectiva basada en la estructura intrínseca de la serie temporal.

II. Evaluación del desempeño del modelo

La evaluación rigurosa del desempeño del modelo ARIMA(5, 2, 3) es crucial para determinar la fiabilidad de sus proyecciones y la validez de las interpretaciones derivadas. Se examinan diversas métricas de precisión y diagnósticos de ajuste proporcionados en los resultados del modelo.

A. Métricas de precisión

Las métricas de error proporcionadas ofrecen una cuantificación directa de la precisión del modelo al ajustarse a los datos históricos y, por extensión, una indicación de su potencial predictivo a corto plazo. Se reportan un RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio) de 0.4785 y un MAE (Error Absoluto Medio) de 0.3691. Considerando que las proyecciones se sitúan en un rango aproximado de 33-35 (en la escala de la métrica de Bain - Usability para el período proyectado), estos valores de error son notablemente bajos. Un RMSE de aproximadamente 0.48 sugiere que, en promedio, las proyecciones del modelo se desvían menos de medio punto de los valores reales observados dentro de la muestra utilizada para el ajuste. El MAE, al ser de 0.37, indica que la desviación absoluta promedio es aún menor. Esta alta precisión podría interpretarse como una señal positiva sobre la capacidad del modelo para capturar la dinámica reciente de la serie, caracterizada por una baja volatilidad en la fase de estabilización identificada en el Análisis Temporal. Sin embargo, es fundamental recordar que la precisión de los modelos ARIMA tiende a disminuir a medida que el horizonte de proyección se alarga, ya que la incertidumbre acumulada aumenta y la influencia de eventos externos imprevistos se vuelve más probable. Por lo tanto, aunque estas métricas respaldan la fiabilidad a corto plazo, las proyecciones a mediano y largo plazo deben interpretarse con mayor cautela.

B. Intervalos de confianza de las proyecciones

Si bien los resultados específicos no detallan los intervalos de confianza para cada punto de la predicción futura, el análisis de los intervalos de confianza de los parámetros estimados en el modelo ARIMA(5, 2, 3) ofrece información sobre la certidumbre de la estructura del modelo. Por ejemplo, el coeficiente `ar.L2` tiene un valor estimado de 1.3841 con un intervalo de confianza del 95% [1.142, 1.626], indicando una alta certeza sobre su significancia e influencia positiva. En contraste, el coeficiente `ar.L3` (0.1379)

tiene un intervalo [-0.049, 0.325] que incluye el cero, consistente con su no significancia estadística ($P>|z| = 0.149$). Esta variabilidad en la precisión de los parámetros contribuye a la incertidumbre general de las proyecciones. Conceptualmente, los intervalos de confianza de las predicciones ARIMA se ensanchan progresivamente a medida que se avanza en el tiempo. Esto refleja la acumulación de errores y la creciente dependencia de valores proyectados previamente. Un intervalo de confianza que se amplía rápidamente *sugiría* una alta incertidumbre sobre la trayectoria futura, haciendo que las predicciones a largo plazo sean menos precisas. Esta característica es particularmente relevante para herramientas sensibles al contexto, como *podría* ser Segmentación de Clientes (según el alto IIC del Análisis de Tendencias), ya que factores externos no capturados por el modelo histórico pueden desviar la trayectoria real fuera de los intervalos proyectados, especialmente en horizontes temporales más largos.

C. Calidad del ajuste del modelo

La evaluación de la calidad general del ajuste del modelo ARIMA(5, 2, 3) a la serie histórica de Segmentación de Clientes se basa en criterios de información y diagnósticos de residuos. Los criterios de información (AIC=-268.616, BIC=-239.067, HQIC=-256.654) proporcionan una medida del ajuste relativo penalizado por la complejidad del modelo; valores más bajos generalmente indican un mejor equilibrio entre ajuste y parsimonia. El Log Likelihood (143.308) indica cuán probable es observar los datos dado el modelo ajustado. Los diagnósticos de residuos son particularmente informativos: la prueba de Ljung-Box ($Q=0.85$, $\text{Prob}(Q)=0.36$) no rechaza la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación en los residuos hasta el primer rezago, lo que *sugiere* que el modelo ha capturado adecuadamente la estructura de dependencia temporal de la serie. Sin embargo, la prueba de Jarque-Bera ($\text{Prob}(JB)=0.00$) rechaza la normalidad de los residuos, y la prueba de Heteroscedasticidad ($\text{Prob}(H)=0.00$) indica que la varianza de los residuos no es constante. Estas desviaciones de las condiciones ideales (residuos normales y homocedásticos) son comunes en series temporales económicas y de gestión, y aunque *podrían* afectar la eficiencia de las estimaciones y la precisión de los intervalos de confianza, no necesariamente invalidan la utilidad del modelo para capturar la tendencia central y generar pronósticos puntuales razonables, especialmente si el objetivo principal es entender la dirección y la dinámica general proyectada.

III. Análisis de parámetros del modelo

El análisis detallado de los parámetros del modelo ARIMA(5, 2, 3) proporciona perspectivas sobre la estructura temporal intrínseca de la adopción declarada de Segmentación de Clientes, según los datos de Bain - Usability.

A. Significancia de componentes AR, I y MA

El modelo ajustado incluye componentes autorregresivos (AR), de media móvil (MA) y un término de integración (I). La evaluación de la significancia estadística (valores $P>|z|$) de los coeficientes estimados revela cuáles de estos componentes tienen una influencia discernible en la dinámica de la serie:

- * **Componentes AR:** Los términos $ar.L1$ ($p=0.029$), $ar.L2$ ($p=0.000$), $ar.L4$ ($p=0.000$) y $ar.L5$ ($p=0.000$) son estadísticamente significativos. Esto indica que el valor actual de la usabilidad declarada de Segmentación de Clientes está significativamente influenciado por sus propios valores en los rezagos 1, 2, 4 y 5. La fuerte significancia y el alto coeficiente de $ar.L2$ (1.3841) sugieren una dependencia particularmente fuerte del valor de hace dos períodos. El término $ar.L3$ ($p=0.149$) no es significativo, indicando que el valor de hace tres períodos no añade información predictiva relevante una vez considerados los otros rezagos. La presencia de múltiples términos AR significativos, algunos positivos y otros negativos ($ar.L4$, $ar.L5$), sugiere una estructura de dependencia temporal compleja, posiblemente con efectos oscilatorios o de reversión a la media a corto plazo.
- * **Componente I:** El orden de integración ($d=2$) es implícito y fundamental, indicando que la serie original requirió ser diferenciada dos veces para alcanzar la estacionariedad. Esto será discutido en la subsección III.C.
- * **Componentes MA:** Todos los términos de media móvil estimados, $ma.L1$ ($p=0.000$), $ma.L2$ ($p=0.000$) y $ma.L3$ ($p=0.000$), son altamente significativos. Esto indica que los errores de pronóstico de los períodos anteriores (rezagos 1, 2 y 3) contienen información útil para predecir el valor actual. La significancia de estos términos sugiere que shocks o eventos no anticipados tienen un impacto persistente pero decreciente en la serie durante varios períodos.

B. Orden del Modelo (p, d, q)

El modelo seleccionado es un ARIMA(5, 2, 3), lo que implica:

- * **p = 5 (Orden Autorregresivo):** La predicción del valor actual depende de los valores observados en los cinco períodos anteriores. Un orden AR relativamente alto como 5 sugiere que la "memoria" de la serie es considerable; la historia reciente (hasta 5 períodos atrás) influye en el presente.
- * **d = 2 (Orden de Integración/Diferenciación):** La serie original necesitó ser diferenciada dos veces para volverse estacionaria. Esto es una indicación fuerte de que la serie original no era estacionaria ni en nivel ni en tendencia (es decir, tenía una tendencia cambiante).
- * **q = 3 (Orden de Media Móvil):** La predicción del valor actual también depende de los errores de pronóstico cometidos en los tres períodos anteriores. Un orden MA de 3 sugiere que los efectos de shocks aleatorios o eventos inesperados persisten durante tres períodos antes de disiparse por completo del sistema.

La combinación de órdenes p y q relativamente altos (5 y 3) junto con un orden de diferenciación d=2 apunta a una dinámica temporal compleja para la adopción declarada de Segmentación de Clientes, caracterizada por tendencias subyacentes fuertes y cambiantes, así como por dependencias significativas tanto de valores pasados como de errores de pronóstico pasados.

C. Implicaciones de estacionariedad

El orden de diferenciación d=2 es uno de los hallazgos más significativos del modelo ARIMA. Implica que la serie original de usabilidad de Segmentación de Clientes era **altamente no estacionaria**. Una primera diferenciación (d=1) habría sido necesaria para eliminar una tendencia lineal (un crecimiento o declive constante). La necesidad de una segunda diferenciación (d=2) sugiere que la tendencia misma estaba cambiando a lo largo del tiempo; por ejemplo, la serie podría haber tenido una tendencia creciente que luego se convirtió en decreciente, o una tendencia cuya pendiente (tasa de cambio) no era constante. Esto es perfectamente consistente con los hallazgos del Análisis Temporal, que describió un período de auge seguido por un pico y luego un declive prolongado. La necesidad de diferenciar dos veces para inducir estacionariedad refuerza la idea de que la trayectoria de Segmentación de Clientes ha estado sujeta a cambios estructurales o tendencias subyacentes persistentes y cambiantes, posiblemente impulsadas por los factores contextuales discutidos en el Análisis de Tendencias. Un valor d>0, y

especialmente $d=2$, *podría* interpretarse como evidencia de que la dinámica de la herramienta está fuertemente influenciada por factores externos sostenidos que alteran su trayectoria a largo plazo, en lugar de ser simplemente fluctuaciones aleatorias alrededor de un nivel estable.

IV. Integración de Datos Estadísticos Cruzados

Aunque este análisis se basa principalmente en el modelo ARIMA univariado, es valioso considerar cualitativamente cómo la integración hipotética de datos exógenos (externos) *podría* enriquecer la comprensión de las proyecciones. Esta sección explora esta integración de manera conceptual, basándose en los hallazgos de los análisis previos y la naturaleza de la herramienta, sin realizar análisis multivariados formales.

A. Identificación de Variables Exógenas Relevantes

Considerando la naturaleza de Segmentación de Clientes y los análisis previos, varias categorías de variables exógenas *podrían* ser relevantes para explicar y refinar las proyecciones de su adopción declarada (Bain - Usability): * **Adopción Tecnológica:** Métricas sobre la penetración de mercado de tecnologías complementarias o competidoras (ej., plataformas CRM avanzadas, herramientas de IA para personalización, software de Big Data Analytics). Un aumento en la adopción de IA *podría* correlacionarse negativamente con el uso declarado de segmentación *tradicional*. * **Inversión Organizacional:** Datos sobre el gasto en marketing, inversión en tecnología de la información, o presupuesto asignado a iniciativas de gestión de clientes. Ciclos de inversión *podrían* influir en la capacidad de implementar o mantener estrategias de segmentación. * **Entorno Competitivo y de Mercado:** Índices de intensidad competitiva en sectores clave, métricas de crecimiento del mercado, o cambios en el comportamiento del consumidor (ej., demanda de hiper-personalización). Una mayor competencia *podría* impulsar o desalentar el uso de segmentación dependiendo de la estrategia. * **Discurso Académico y Profesional:** Frecuencia de publicaciones sobre segmentación (como en CrossRef o Google Books), menciones en informes de consultoría influyentes, o popularidad de "gurús" asociados. Cambios en el discurso *podrían* influir en la percepción de relevancia. * **Factores Regulatorios:** Implementación de regulaciones sobre privacidad de datos (como GDPR) que *podrían* afectar la viabilidad o el enfoque de las prácticas de segmentación.

B. Relación con Proyecciones ARIMA

La consideración de estas variables exógenas *podría* ayudar a interpretar y contextualizar las proyecciones del modelo ARIMA. Por ejemplo, el modelo ARIMA proyecta una lenta continuación del declive o estabilización. Si, hipotéticamente, datos exógenos mostraran una inversión sostenida y creciente en plataformas CRM avanzadas que *integran* funciones de segmentación, esto *podría* explicar por qué la adopción declarada de "Segmentación de Clientes" como herramienta *independiente* disminuye, aunque su funcionalidad persista dentro de otros sistemas. De manera similar, si el modelo ARIMA proyectara estabilidad, pero datos exógenos indicaran un rápido aumento en la adopción de herramientas de IA que prometen superar la segmentación tradicional, esto *sugeriría* un riesgo de que la proyección ARIMA (basada solo en historia) subestime un futuro declive más pronunciado. Un declive proyectado por ARIMA *podría* correlacionarse con una disminución observada en la cobertura mediática o académica de la segmentación (reflejado hipotéticamente en fuentes como Google Books o Crossref), sugiriendo una pérdida de interés generalizado que refuerza la tendencia proyectada.

C. Implicaciones Contextuales

La integración conceptual de datos exógenos refuerza la idea de que las proyecciones ARIMA, aunque útiles, son inherentemente limitadas por basarse únicamente en la historia pasada de la propia serie. El Análisis de Tendencias ya destacó la alta influencia contextual ($IIC=10.85$) sobre Segmentación de Clientes. Incorporar variables exógenas (incluso cualitativamente) permite anticipar *posibles desviaciones* de las proyecciones ARIMA. Por ejemplo, un shock económico externo (no presente en la historia reciente usada para ajustar el modelo) *podría* acelerar el declive si las empresas recortan gastos en marketing analítico. Por el contrario, un avance tecnológico inesperado que revitalice la segmentación (ej., segmentación cuántica) *podría* revertir la tendencia proyectada. La consideración de factores como la volatilidad económica o la velocidad del cambio tecnológico (reflejados hipotéticamente en datos externos) *podría* llevar a ajustar subjetivamente los intervalos de confianza implícitos de las proyecciones ARIMA, reconociendo una mayor incertidumbre en entornos más turbulentos y reforzando la vulnerabilidad de la herramienta a factores externos.

V. Perspectivas y clasificación basada en Modelo ARIMA

Esta sección extrae las principales perspectivas derivadas de las proyecciones del modelo ARIMA(5, 2, 3) y las utiliza, junto con una métrica simplificada (Índice de Moda Gerencial - IMG), para clasificar la dinámica proyectada de Segmentación de Clientes.

A. Tendencias y patrones proyectados

Las proyecciones del modelo ARIMA para Segmentación de Clientes, desde agosto de 2015 hasta julio de 2018, muestran una tendencia clara de **declive lento y gradual o estabilización a un nivel bajo**. Los valores predichos comienzan en 35.24 y disminuyen de manera casi lineal hasta 32.87 al final del período de proyección (3 años). No se observan signos de un repunte, ni tampoco de un colapso acelerado. Este patrón proyectado es consistente con la fase final observada en los datos históricos (aproximadamente desde 2013), donde la herramienta parecía haber encontrado un nivel de uso residual estable tras un largo período de declive. La proyección ARIMA *sugiere* que esta dinámica de baja volatilidad y ligera tendencia negativa *podría* continuar en el futuro inmediato. Esta proyección de estabilización/erosión lenta contrasta fuertemente con la dinámica de auge y caída rápida característica de una moda gerencial clásica, y se alinea más con la idea de una herramienta madura que ha encontrado un nicho persistente o se ha integrado en prácticas más amplias, como se discutió en los análisis Temporal y de Tendencias (IIT negativo pero IEC e IREC moderados).

B. Cambios significativos en las tendencias

Dentro del horizonte de proyección de tres años (agosto 2015 - julio 2018), el modelo ARIMA **no proyecta ningún cambio significativo o punto de inflexión** en la tendencia. La trayectoria es consistentemente descendente y muy gradual. Esto *sugiere* que, basándose únicamente en la información histórica contenida en la serie temporal hasta julio de 2015, el modelo no anticipa eventos o dinámicas internas que puedan alterar drásticamente el patrón de lenta erosión o estabilización observado recientemente. La ausencia de puntos de inflexión proyectados refuerza la idea de que la herramienta, en esta fase de su ciclo de vida (según Bain - Usability), *podría* haber entrado en un período

de madurez tardía o declive estabilizado, donde los cambios son incrementales en lugar de disruptivos. Sin embargo, esto no excluye la posibilidad de que factores externos (no capturados por el modelo) puedan generar cambios abruptos en la realidad.

C. Fiabilidad de las proyecciones

La fiabilidad de estas proyecciones debe evaluarse con matices. Por un lado, las métricas de precisión (RMSE=0.4785, MAE=0.3691) son bajas, y el modelo parece capturar bien la estructura de autocorrelación reciente (Ljung-Box p=0.36), lo que *sugiere* una buena fiabilidad para las proyecciones a **corto plazo** (ej., los próximos meses o quizás el primer año). La tendencia proyectada de lenta disminución es una extrapolación directa del patrón observado en los últimos años de datos. Por otro lado, la necesidad de doble diferenciación ($d=2$) indica una fuerte no estacionariedad subyacente, los residuos no son perfectamente normales ni homocedásticos, y los intervalos de confianza (aunque no mostrados explícitamente para las predicciones) tienden a ampliarse con el tiempo. Esto implica que la fiabilidad **disminuye** a medida que el horizonte de proyección se extiende (ej., hacia el segundo o tercer año). Las proyecciones *sí* más fiables como indicadoras de la *dirección* general (lento declive/estabilización) que como predicciones exactas de los *niveles* futuros, especialmente a mediano plazo.

D. Índice de Moda Gerencial (IMG)

Aplicando la metodología simplificada propuesta para el Índice de Moda Gerencial (IMG), basada en las características proyectadas y el contexto histórico:

- * **Tasa de Crecimiento Inicial (Proyectada):** Las proyecciones muestran un declive desde el inicio. Se asigna un valor bajo representando crecimiento nulo o negativo (ej., 0.1).
- * **Tiempo al Pico (Proyectado):** No se proyecta un pico; la tendencia es descendente. Se asigna un valor bajo (ej., 0.1).
- * **Tasa de Declive (Proyectada):** El declive proyectado es lento (aproximadamente 6.7% sobre el valor inicial en 3 años). Se asigna un valor moderado-bajo (ej., 0.3).
- * **Duración del Ciclo (Proyectado + Histórico):** El ciclo histórico ya es largo (~18 años) y las proyecciones sugieren continuación, no finalización rápida. Se asigna un valor bajo reflejando una larga duración (ej., 0.1).

Cálculo del IMG: $IMG = (0.1 + 0.1 + 0.3 + 0.1) / 4 = 0.6 / 4 = \mathbf{0.15}$.

Este valor de IMG (0.15) es extremadamente bajo y se sitúa muy por debajo del umbral hipotético de 0.7 sugerido para clasificar una dinámica como "Moda Gerencial". Este resultado cuantitativo, derivado de las proyecciones y el contexto histórico, *sugiere fuertemente* que la dinámica futura proyectada para Segmentación de Clientes no se asemeja en absoluto a la de una moda.

E. Clasificación de Segmentación de Clientes

Basándose en las proyecciones del modelo ARIMA (lento declive/estabilización) y el muy bajo valor del IMG (0.15), la clasificación de Segmentación de Clientes, según la dinámica proyectada por esta fuente (Bain - Usability), se alinea con las categorías de mayor persistencia: * No cumple los criterios de Moda Gerencial (IMG bajo, sin declive rápido proyectado, ciclo histórico largo). * Las proyecciones de estabilidad o declive muy lento son consistentes con las **Prácticas Fundamentales** o los **Patrones Evolutivos / Cílicos Persistentes**.

Siguiendo la lógica de clasificación (G.5): 1. No es Moda Gerencial. 2. ¿Es Práctica Fundamental Estable (Pura)? La proyección sugiere estabilidad, pero la historia muestra alta volatilidad y un largo declive previo. No encaja perfectamente en "Estable (Pura)". 3. Evaluar Patrones Evolutivos: * No cumple A+B sin C claro (Trayectoria de Consolidación). * No cumple A+B+C excediendo D significativamente (Dinámica Cílica Persistente - el ciclo no parece repetirse). * Cumple con un período largo inicial de auge/estabilidad seguido por declive C claro y sostenido (histórico), y ahora proyecta estabilización. Esto se ajusta bien a **PATRONES EVOLUTIVOS / CÍCLICOS PERSISTENTES: Fase de Erosión Estratégica (Declive Tardío / Superada)**, interpretando la proyección actual como la fase final de estabilización post-erosión. 4. Alternativamente, si se enfatiza la proyección de estabilidad futura y la persistencia implícita, podría argumentarse como **Práctica Fundamental: Persistente**, reflejando su adaptación y continuidad a pesar del declive en visibilidad.

Dada la fuerte evidencia histórica de declive y la proyección de estabilización a bajo nivel, la clasificación más matizada y consistente con toda la trayectoria (histórica + proyectada) parece ser **PATRONES EVOLUTIVOS / CÍCLICOS PERSISTENTES: Fase de Erosión Estratégica**. Esta clasificación captura tanto la pérdida de relevancia pasada como la persistencia proyectada.

VI. Implicaciones Prácticas

Las proyecciones del modelo ARIMA y la clasificación resultante ofrecen perspectivas prácticas para diferentes actores del ecosistema organizacional y académico.

A. De interés para académicos e investigadores

Las proyecciones de estabilización o lento declive para Segmentación de Clientes, junto con su clasificación como una práctica en fase de erosión estratégica o persistente, invitan a investigar los mecanismos subyacentes a esta dinámica. ¿Qué factores explican la persistencia a pesar de la emergencia de alternativas tecnológicas como la IA? ¿Cómo se ha transformado la práctica de la segmentación para integrarse en nuevos marcos analíticos o plataformas tecnológicas? El bajo IMG proyectado refuerza la necesidad de modelos teóricos que expliquen la longevidad y adaptación de herramientas gerenciales más allá del paradigma de la moda. Futuros estudios podrían explorar cualitativamente cómo las organizaciones utilizan hoy la segmentación, qué valor perciben en ella, y cómo coexiste con enfoques más novedosos, validando o refutando la proyección de persistencia funcional.

B. De interés para asesores y consultores

Para asesores y consultores, las proyecciones ARIMA sugieren que Segmentación de Clientes, aunque no sea una herramienta "de moda", probablemente seguirá siendo parte del arsenal de marketing y análisis de muchas empresas en el futuro previsible. El consejo no debería centrarse en su eliminación, sino en su **optimización y modernización**. Esto implica ayudar a los clientes a integrar la segmentación con fuentes de datos más ricas (ej., comportamiento digital, datos no estructurados), aplicar técnicas analíticas más avanzadas (clustering basado en IA, segmentación predictiva), y asegurar que la segmentación informe acciones concretas y personalizadas dentro de plataformas de gestión de clientes (CRM, Marketing Automation). La proyección de estabilidad *podría* indicar una oportunidad para ofrecer servicios de auditoría y mejora de las prácticas de segmentación existentes, en lugar de proponer su reemplazo total.

C. De interés para directivos y gerentes

Los directivos y gerentes pueden interpretar las proyecciones como una señal de que Segmentación de Clientes sigue teniendo un rol, pero probablemente no como una iniciativa estratégica central y aislada. La fiabilidad relativamente alta de las proyecciones a corto plazo *podría* dar confianza para mantener las inversiones actuales si la herramienta demuestra ROI, pero la tendencia general de erosión sugiere la necesidad de una evaluación crítica continua. Deberían preguntarse: ¿Cómo estamos utilizando la segmentación hoy? ¿Está integrada con nuestras plataformas digitales y de IA? ¿Estamos yendo más allá de la demografía básica hacia segmentos basados en valor, comportamiento o necesidades? ¿Tenemos las capacidades analíticas para hacerlo? La proyección de estabilidad a un nivel más bajo *podría* indicar que la herramienta es ahora más relevante para funciones operativas o tácticas específicas (ej., campañas dirigidas, personalización básica) que como motor principal de la estrategia de cliente.

VII. Síntesis y Reflexiones Finales

En resumen, el análisis del modelo ARIMA(5, 2, 3) ajustado a los datos de Bain - Usability para Segmentación de Clientes proporciona una perspectiva predictiva valiosa. El modelo, a pesar de ciertas limitaciones en los diagnósticos de residuos (no normalidad, heterocedasticidad), muestra una precisión notable a corto plazo ($RMSE=0.4785$, $MAE=0.3691$) y captura la compleja estructura temporal de la serie, marcada por una fuerte no estacionariedad ($d=2$) y dependencias significativas de valores y errores pasados ($p=5$, $q=3$). Las proyecciones resultantes indican una continuación de la tendencia observada en los últimos años de datos: un **lento y gradual declive o estabilización** en la adopción declarada de la herramienta, sin puntos de inflexión significativos previstos en el horizonte de tres años.

Estos hallazgos proyectados se alinean coherentemente con las conclusiones de los análisis previos. La estabilización proyectada es la continuación lógica de la fase final identificada en el Análisis Temporal ("Declive Tardío" con signos de estabilización). La necesidad de doble diferenciación ($d=2$) y la complejidad del modelo (altos p y q) refuerzan la alta sensibilidad contextual y la dinámica evolutiva discutida en el Análisis de Tendencias. El Índice de Moda Gerencial (IMG) calculado a partir de las proyecciones

es extremadamente bajo (0.15), lo que lleva a clasificar la dinámica proyectada como más cercana a una **Práctica Fundamental Persistente** o, más precisamente, la fase final de un patrón de **Erosión Estratégica**.

La historia que emerge de la integración de los análisis histórico, contextual y predictivo es la de una herramienta que, tras un período de gran prominencia, ha experimentado una pérdida gradual de visibilidad y uso declarado explícito, probablemente debido a la evolución tecnológica y la aparición de enfoques alternativos. Sin embargo, en lugar de desaparecer como una moda pasajera, *parece* haber encontrado un nivel de persistencia funcional, sea por su valor intrínseco en ciertas aplicaciones, su integración en sistemas más amplios, o su comoditización como práctica básica. Las proyecciones ARIMA sugieren que esta persistencia a un nivel más bajo *podría* continuar. Es crucial, no obstante, interpretar estas proyecciones con cautela, reconociendo que se basan en patrones históricos y no pueden anticipar shocks externos imprevistos que *podrían* alterar significativamente la trayectoria futura. Este análisis predictivo, por tanto, no ofrece certezas, sino una perspectiva cuantitativa informada sobre la dirección más probable de la herramienta, reforzando la necesidad de un enfoque adaptativo y contextualizado para su gestión.

Análisis Estacional

Patrones estacionales en la adopción de Segmentación de Clientes en Bain - Usability

I. Direccionamiento en el análisis de patrones estacionales

Este análisis se enfoca específicamente en la dimensión estacional de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando los datos descompuestos de la fuente Bain - Usability. Mientras que los análisis previos han detallado la trayectoria histórica a largo plazo (Análisis Temporal), las influencias del entorno externo (Análisis de Tendencias) y las proyecciones basadas en la estructura intrínseca de la serie (Análisis ARIMA), este estudio se concentra en identificar, cuantificar y interpretar los patrones recurrentes que *podrían* manifestarse *dentro* de un ciclo anual. El objetivo es evaluar la presencia, consistencia, características y posible evolución de estas fluctuaciones intra-anuales en la adopción declarada de Segmentación de Clientes. Al aislar el componente estacional proporcionado por los datos (*Analyzing Segmentación de Clientes (Bain - Usability)* : ,Values, seasonal), buscamos determinar si existen ciclos predecibles ligados a meses o trimestres específicos que influyan en el uso reportado de la herramienta. Este enfoque complementa las perspectivas anteriores: mientras el Análisis Temporal identifica picos y valles a lo largo de años y el Análisis ARIMA proyecta la tendencia subyacente, este análisis examina si la dinámica observada posee una base estacional recurrente, añadiendo una capa de granularidad temporal al entendimiento del comportamiento de la herramienta y vinculándose con la rigurosidad estadística (I.D.2) y la exploración de patrones (I.D.1.b) y ciclos (I.E.1).

II. Base estadística para el análisis estacional

El fundamento de este análisis reside en los resultados de la descomposición estacional aplicados a la serie temporal de Segmentación de Clientes proveniente de Bain - Usability. Este proceso metodológico separa la serie original en sus componentes

subyacentes: tendencia, estacionalidad y residuo (o error). El enfoque aquí se centra exclusivamente en el componente estacional aislado, que representa las fluctuaciones sistemáticas que se repiten a lo largo de un período fijo, típicamente un año.

A. Naturaleza y método de los datos

Los datos utilizados para este análisis corresponden al componente estacional extraído de la serie de usabilidad de Segmentación de Clientes (Bain - Usability) mediante un método de descomposición de series temporales. La fuente, Bain - Usability, mide el porcentaje de directivos que declaran usar la herramienta. Los datos proporcionados (*Analyzing Segmentación de Clientes (Bain - Usability)*, *Values, seasonal*) muestran los valores estimados de este componente estacional para cada mes desde febrero de 2007 hasta enero de 2017. Presumiblemente, se utilizó un método de descomposición clásico (posiblemente aditivo, dada la naturaleza de los valores resultantes) que asume que la serie puede representarse como la suma (o producto) de sus componentes de tendencia, estacionalidad y residuo. Las métricas clave derivadas de este componente incluyen la amplitud estacional (diferencia entre el valor máximo y mínimo del componente dentro de un ciclo anual), el período estacional (implícitamente anual, con datos mensuales) y la fuerza estacional (la proporción de la varianza total de la serie original que es explicada por este componente estacional). Una observación crítica inicial es la magnitud extremadamente pequeña de los valores del componente estacional proporcionado (del orden de 10^{-4} a 10^{-3}), lo cual *sugiere* a priori que el efecto estacional, aunque detectable, *podría* ser muy débil en comparación con la variabilidad general de la serie original.

B. Interpretación preliminar

Un examen preliminar de los datos del componente estacional permite establecer algunas interpretaciones iniciales sobre las características de la estacionalidad en la adopción declarada de Segmentación de Clientes.

Componente	Valor Estimado (Segmentación de Clientes en Bain - Usability)	Interpretación Preliminar
Amplitud Estacional	Aprox. 0.002375 (0.00186 - (-0.000515))	Magnitud extremadamente pequeña de las fluctuaciones estacionales. Indica variaciones intra-anuales mínimas en la adopción/uso declarada.
Periodo Estacional	Anual (con datos mensuales)	Los ciclos identificados se repiten cada 12 meses, como es estándar en la descomposición estacional.
Fuerza Estacional	Inferida como Muy Baja	Dada la minúscula amplitud relativa a la varianza total de la serie original (Desv. Est. ~23.82), la estacionalidad explica una fracción ínfima de las variaciones.

La interpretación más destacada es la **muy baja fuerza estacional**. Aunque la descomposición identifica un patrón, su amplitud es tan reducida que *sugiere* que los factores estacionales tienen una influencia prácticamente despreciable en las fluctuaciones generales del uso declarado de Segmentación de Clientes, según esta fuente. La variabilidad principal de la serie parece estar dominada por la tendencia a largo plazo y/o componentes cíclicos de mayor duración, como se exploró en los análisis Temporal y de Tendencias.

C. Resultados de la descomposición estacional

Los resultados específicos de la descomposición estacional para Segmentación de Clientes (Bain - Usability), centrados en el componente estacional aislado, revelan un patrón anual claro pero de magnitud muy limitada. El componente estacional alcanza su punto máximo consistentemente en enero (valor aprox. 0.00186) y sus puntos más bajos en los últimos meses del año, particularmente noviembre (aprox. -0.000515) y diciembre (aprox. -0.000512). La diferencia entre el pico y el valle (amplitud estacional) es de aproximadamente 0.002375 unidades en la escala de la métrica original (que varía entre 0 y 100). Esta amplitud es extremadamente pequeña en relación con el rango total de la serie histórica (que fue de 67 unidades, de 33 a 100) y su desviación estándar general (23.82). La fuerza estacional, entendida como la proporción de la varianza total explicada por este componente, es, por lo tanto, **muy baja**. El patrón estacional identificado, aunque estadísticamente presente y regular, parece tener una influencia mínima en la dinámica general de la adopción declarada de la herramienta.

III. Análisis cuantitativo de patrones estacionales

Esta sección profundiza en la cuantificación y caracterización de los patrones estacionales identificados en la adopción declarada de Segmentación de Clientes (Bain - Usability), utilizando métricas específicas para evaluar su intensidad, regularidad y evolución.

A. Identificación y cuantificación de patrones recurrentes

El análisis del componente estacional revela un patrón intra-anual recurrente y bien definido. Se observa un pico sistemático en el mes de **enero** (valor ≈ 0.00186), seguido por una disminución gradual durante la primavera y el verano, alcanzando los niveles más bajos (valles) en **octubre, noviembre y diciembre** (valores ≈ -0.00049 a -0.000515). La duración de este ciclo es claramente anual (12 meses). La magnitud promedio del pico (desviación positiva respecto al promedio anual implícito) es de aproximadamente 0.00186, mientras que la magnitud promedio de los valles (desviación negativa) es de alrededor de -0.0005. Este patrón *podría* interpretarse, muy tentativamente, como un ligero aumento en la actividad o reporte relacionado con la segmentación al inicio del año (posiblemente ligado a planificación o presupuestos anuales) y una disminución hacia el final del año. Sin embargo, la cuantificación reitera la **extrema pequeñez** de estas fluctuaciones.

B. Consistencia de los patrones a lo largo de los años

Un aspecto notable de los datos proporcionados (*Analyzing Segmentación de Clientes (Bain - Usability)*: Values, seasonal para 2007-2017) es la **perfecta consistencia** del patrón estacional año tras año. El valor del componente estacional para un mes específico (ej., febrero) es idéntico en todos los años disponibles en la muestra (2007, 2008, ..., 2016). Esto indica que el método de descomposición utilizado asumió o extrajo un patrón estacional estable y no cambiante durante este período. Si bien esto facilita la identificación del patrón, también *podría* ser una simplificación del método de descomposición que no captura posibles evoluciones sutiles en la estacionalidad. No obstante, basándose estrictamente en los datos provistos, el patrón identificado es altamente consistente en su forma y magnitud a lo largo de los años analizados.

C. Análisis de períodos pico y valle

El análisis detallado confirma la estructura del ciclo estacional: * **Período Pico:** Ocurre consistentemente en **enero**. La magnitud del efecto estacional positivo en este mes es de aproximadamente +0.00186 unidades. * **Período Valle:** Se concentra en los meses de **octubre, noviembre y diciembre**. La magnitud del efecto estacional negativo alcanza su máximo en noviembre (aprox. -0.000515 unidades), siendo muy similar en octubre (-0.000491) y diciembre (-0.000512). La duración de la fase ascendente (desde el valle de diciembre hasta el pico de enero) es muy corta, mientras que la fase descendente se extiende durante la mayor parte del año. La diferencia absoluta entre el valor del pico y el valle más bajo define la amplitud estacional total (≈ 0.002375). Estos valores reafirman la naturaleza mínima de estas fluctuaciones estacionales en el contexto general de la serie de Bain - Usability.

D. Índice de Intensidad Estacional (IIE)

El Índice de Intensidad Estacional (IIE) mide la magnitud relativa de las fluctuaciones estacionales (amplitud) en comparación con el nivel promedio de la serie, proporcionando una medida normalizada de la fuerza del patrón estacional. Se calcula como $IIE = \text{Amplitud Estacional} / \text{Media de la Serie Original}$. Utilizando la amplitud estacional calculada (≈ 0.002375) y una media representativa de la serie original durante el período 2007-2017 (podemos usar la media de los últimos 10 años del análisis temporal, que fue 45.54), el cálculo es: $IIE = 0.002375 / 45.54 \approx 0.000052$.

Un valor de IIE tan extremadamente cercano a cero indica una **intensidad estacional prácticamente nula**. Las variaciones estacionales, aunque detectables, son absolutamente insignificantes en comparación con el nivel general de uso declarado de la herramienta. Esto refuerza cuantitativamente la conclusión de que la estacionalidad juega un papel mínimo en la dinámica observada en Bain - Usability para Segmentación de Clientes.

E. Índice de Regularidad Estacional (IRE)

El Índice de Regularidad Estacional (IRE) evalúa la consistencia del patrón estacional año tras año, midiendo la proporción de años en los que los picos y valles ocurren en los mismos períodos. Basado en los datos proporcionados, donde el componente estacional es idéntico para cada mes en todos los años de la muestra (2007-2017), la regularidad es perfecta. $IRE = 1.0$ (o 100%).

Este valor indica que el patrón estacional extraído es **extremadamente regular y predecible** en su forma. Sin embargo, es crucial interpretar este resultado junto con el IIE. Tenemos un patrón muy regular, pero de una intensidad casi inexistente. La alta regularidad se aplica a fluctuaciones minúsculas.

F. Tasa de Cambio Estacional (TCE)

La Tasa de Cambio Estacional (TCE) mide si la fuerza o intensidad del patrón estacional ha cambiado a lo largo del tiempo. Se calcula evaluando la diferencia en la fuerza estacional (o amplitud) entre el inicio y el final del período analizado, dividida por el número de años. Dado que los datos del componente estacional proporcionados son idénticos para cada año entre 2007 y 2017, la fuerza (y amplitud) estacional no ha cambiado. $TCE = (\text{Fuerza Final} - \text{Fuerza Inicial}) / \text{Número de Años} = 0 / 10 = 0$.

Un TCE de cero indica que, según la descomposición realizada y los datos disponibles, **no hubo evolución en la intensidad del patrón estacional** durante el período 2007-2017. La estacionalidad, aunque débil, se mantuvo estable en su magnitud.

G. Evolución de los patrones en el tiempo

En línea con los resultados del IRE y TCE, el análisis del componente estacional no muestra ninguna evolución discernible en los patrones estacionales de Segmentación de Clientes (Bain - Usability) durante el período 2007-2017. La forma, la amplitud, la intensidad y el timing de los picos (enero) y valles (octubre-diciembre) se mantuvieron constantes según los datos extraídos. Esto sugiere que, o bien la estacionalidad real es intrínsecamente estable (aunque muy débil), o el método de descomposición empleado impuso una estructura estacional fija. En cualquier caso, no hay evidencia en estos datos de que la estacionalidad se esté intensificando o atenuando con el tiempo.

IV. Análisis de factores causales potenciales

Explorar los factores causales detrás de los patrones estacionales identificados requiere extrema cautela, dada la insignificante magnitud del efecto estacional ($IIE \approx 0.000052$). Aunque se puede especular sobre posibles vínculos, cualquier conclusión sobre causalidad sería altamente tentativa y probablemente irrelevante desde un punto de vista práctico.

A. Influencias del ciclo de negocio

Si bien los ciclos económicos generales operan en escalas temporales más largas, *podría* argumentarse débilmente que el ligero pico en enero *podría* coincidir con el inicio de nuevos ciclos presupuestarios o de planificación estratégica anual en algunas organizaciones, impulsando momentáneamente la actividad o el reporte sobre segmentación. De manera similar, el valle a final de año *podría* coincidir con períodos de cierre de ejercicio o menor actividad estratégica. Sin embargo, la conexión es tenue y la magnitud del efecto estacional es demasiado pequeña para sugerir una influencia significativa del ciclo de negocio a nivel intra-anual en la adopción declarada de esta herramienta.

B. Factores industriales potenciales

Es difícil vincular un patrón estacional tan débil y genérico (pico en enero, valle a fin de año) con factores específicos de una industria particular sin información adicional. No hay evidencia en estos datos que sugiera que eventos industriales recurrentes (lanzamientos, ferias, etc.) tengan un impacto estacional discernible en el uso declarado de Segmentación de Clientes medido por Bain - Usability. La debilidad del patrón hace improbable que refleje dinámicas industriales específicas significativas.

C. Factores externos de mercado

Factores como campañas de marketing estacionales (ej., Navidad) o tendencias de consumo específicas de ciertas épocas del año *podrían* teóricamente influir en la necesidad de segmentación. Sin embargo, el patrón observado (pico en enero, no en períodos de alto consumo) y su bajísima intensidad no respaldan fuertemente esta

hipótesis. Es improbable que las fluctuaciones estacionales observadas en Bain - Usability reflejen respuestas significativas a tendencias generales del mercado a nivel intra-anual.

D. Influencias de Ciclos Organizacionales

La hipótesis más plausible, aunque todavía débil debido a la magnitud, es que el patrón refleje ciclos internos organizacionales comunes, como los ciclos de planificación y presupuestación. El pico en enero *podría* estar relacionado con el inicio del año fiscal o calendario para muchas empresas, un momento en que se definen estrategias y se asignan recursos, lo que *podría* incluir un enfoque renovado en la segmentación. El valle a final de año *podría* coincidir con la finalización de proyectos o un enfoque en el cierre de cuentas. Los datos de *Analyzing Segmentación de Clientes (Bain - Usability)* : ,*Values, seasonal* muestran este patrón de forma consistente, pero su impacto es tan mínimo que no permite afirmar una influencia relevante de los ciclos organizacionales estándar.

V. Implicaciones de los patrones estacionales

La interpretación de las implicaciones de los patrones estacionales debe estar directamente informada por su característica más dominante: su insignificante intensidad.

A. Estabilidad de los patrones para pronósticos

Aunque el patrón estacional identificado es extremadamente regular ($IRE = 1.0$) y estable ($TCE = 0$), su bajísima intensidad ($IIE \approx 0.000052$) implica que su valor predictivo es **prácticamente nulo**. Incorporar este componente estacional en un modelo de pronóstico como el ARIMA probablemente no mejoraría significativamente la precisión de las predicciones. La estabilidad del patrón es una curiosidad estadística más que una herramienta útil para mejorar los pronósticos de la adopción declarada de Segmentación de Clientes. La fiabilidad de los pronósticos dependerá casi exclusivamente de la correcta modelización de la tendencia y los componentes cíclicos de mayor escala.

B. Componentes de tendencia vs. estacionales

La comparación entre la fuerza del componente estacional y la del componente de tendencia (identificado como fuerte y negativo en análisis previos) es clara: **la tendencia domina abrumadoramente**. La variabilidad en la adopción declarada de Segmentación de Clientes está impulsada casi en su totalidad por factores a largo plazo que determinan su trayectoria descendente (y reciente estabilización), no por fluctuaciones intra-anuales. La estacionalidad representa una ondulación minúscula sobre la gran ola de la tendencia. Por lo tanto, la dinámica de la herramienta no puede considerarse inherentemente cíclica a nivel intra-anual de manera significativa.

C. Impacto en estrategias de adopción

Dado que las fluctuaciones estacionales son mínimas, **no tienen un impacto práctico discernible en las estrategias de adopción** de Segmentación de Clientes. No existen "ventanas óptimas" o períodos de "baja receptividad" significativos basados en la estacionalidad que deban considerarse al planificar la implementación, promoción o uso de la herramienta. Las decisiones estratégicas sobre la adopción o el abandono deben basarse en la tendencia a largo plazo, el contexto competitivo y tecnológico, y la evaluación del valor fundamental de la herramienta, ignorando estas variaciones estacionales irrelevantes.

D. Significación práctica

La **significación práctica** de los patrones estacionales identificados en Segmentación de Clientes (Bain - Usability) es **insignificante**. Aunque estadísticamente se detecta un patrón regular y estable, su intensidad es tan baja ($IIE \approx 0.000052$) que no tiene implicaciones reales para la gestión, la toma de decisiones o la comprensión del comportamiento de la herramienta en el ecosistema organizacional. La estacionalidad no influye de manera relevante en la percepción de la herramienta como estable o volátil, ni sugiere una dependencia significativa de factores cíclicos externos recurrentes a nivel intra-anual.

VI. Narrativa interpretativa de la estacionalidad

La narrativa que emerge del análisis estacional de Segmentación de Clientes en Bain - Usability es la de una **estacionalidad presente pero prácticamente irrelevante**. Los datos de descomposición revelan un patrón anual altamente regular ($IRE=1.0$) y estable a lo largo del tiempo ($TCE=0$), con un ligero pico en enero y un valle hacia finales de año. Sin embargo, la intensidad de este patrón es extremadamente baja ($IIE \approx 0.000052$). Esto sugiere que, si bien existen fluctuaciones sistemáticas intra-anuales detectables estadísticamente, su magnitud es tan pequeña que carecen de impacto práctico significativo en la adopción o uso declarado de la herramienta.

Las posibles causas de este débil patrón, como los ciclos de planificación organizacional, son especulativas y su influencia real es mínima. La historia principal de Segmentación de Clientes, tal como la cuentan los datos de Bain - Usability y los análisis previos, está dominada por su tendencia a largo plazo (auge inicial, pico, declive prolongado y estabilización reciente) y su fuerte sensibilidad a factores contextuales externos (tecnología, competencia). La estacionalidad es un detalle menor, una ondulación casi imperceptible en esa trayectoria general.

Este análisis estacional, por lo tanto, complementa los enfoques previos al confirmar que los ciclos intra-anuales no son un motor importante de la dinámica de Segmentación de Clientes. Refuerza la idea de que la comprensión de esta herramienta requiere centrarse en su evolución a largo plazo y en las fuerzas estructurales y contextuales que la moldean, más que en patrones recurrentes de corto plazo. La ausencia de una estacionalidad fuerte también es consistente con la idea de una herramienta madura o fundamental, cuya aplicación no está fuertemente ligada a ciclos operativos anuales específicos.

VII. Implicaciones Prácticas

Las implicaciones prácticas derivadas del análisis estacional son limitadas debido a la debilidad del patrón, pero sirven para enfocar la atención en aspectos más relevantes.

A. De interés para académicos e investigadores

El hallazgo principal para los académicos es la constatación empírica de que la significancia estadística no siempre implica relevancia práctica. La existencia de un patrón estacional regular pero débil en Segmentación de Clientes (Bain - Usability) sugiere que los modelos de difusión o ciclo de vida deben priorizar los factores de tendencia y los shocks externos sobre los ciclos intra-anuales para esta herramienta. Podría ser interesante investigar metodológicamente por qué la descomposición extrae patrones tan débiles y si esto es común en métricas de adopción declarada de herramientas maduras.

B. De interés para asesores y consultores

La principal implicación para asesores y consultores es clara: **ignorar la estacionalidad** al aconsejar sobre Segmentación de Clientes. No hay base en estos datos para recomendar acciones específicas basadas en la época del año. El enfoque debe permanecer en la evaluación estratégica del rol de la segmentación en el contexto actual del cliente, su integración con nuevas tecnologías y su alineación con los objetivos de negocio a largo plazo, considerando la tendencia general de la herramienta.

C. De interés para directivos y gerentes

Para directivos y gerentes, este análisis simplifica la toma de decisiones: no necesitan ajustar sus planes, presupuestos o estrategias relacionadas con Segmentación de Clientes en función de la época del año. La gestión de esta herramienta debe centrarse en su efectividad continua, su posible modernización o integración, y su contribución general a los objetivos de marketing y análisis, basándose en la tendencia a largo plazo y las necesidades del negocio, no en fluctuaciones estacionales menores.

VIII. Síntesis y reflexiones finales

En conclusión, el análisis del componente estacional de la adopción declarada de Segmentación de Clientes, según los datos de Bain - Usability, revela un patrón anual estadísticamente detectable, altamente regular ($IRE=1.0$) y estable en el tiempo ($TCE=0$), caracterizado por un pico en enero y un valle a finales de año. Sin embargo, la

característica definitoria de esta estacionalidad es su **intensidad extremadamente baja** ($IIE \approx 0.000052$), lo que la convierte en **prácticamente insignificante** desde una perspectiva práctica.

Estos hallazgos complementan los análisis previos (Temporal, Tendencias, ARIMA) al descartar la estacionalidad intra-anual como un factor relevante en la explicación de la dinámica de esta herramienta. Confirman que la trayectoria de Segmentación de Clientes está dominada por su tendencia a largo plazo y su respuesta a factores contextuales externos, no por ciclos recurrentes dentro del año. La reflexión clave es la importante distinción entre la detección estadística de un patrón y su relevancia práctica o gerencial. Aunque la descomposición aisló un componente estacional, su impacto mínimo sugiere que no debe influir en la interpretación general del ciclo de vida de la herramienta ni en las decisiones estratégicas relacionadas con ella. Este análisis, al cuantificar la debilidad de la estacionalidad, refuerza la necesidad de centrar la atención en las fuerzas más poderosas que moldean la evolución de las prácticas de gestión en el ecosistema organizacional.

Análisis de Fourier

Patrones cílicos plurianuales de Segmentación de Clientes en Bain - Usability: Un enfoque de Fourier

I. Direccionamiento en el análisis de patrones cílicos

Este análisis se adentra en la identificación y cuantificación de patrones cílicos plurianuales en la adopción declarada de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando como base los resultados de un análisis espectral mediante la Transformada de Fourier aplicado a los datos de la fuente Bain - Usability. El objetivo principal es evaluar la presencia, significancia, periodicidad y robustez de ciclos temporales que operan en escalas de tiempo superiores al año, diferenciándose así del análisis de estacionalidad intra-anual previamente realizado. Este enfoque metodológico, fundamentado en la rigurosidad estadística (I.D.2), busca descomponer la variabilidad de la serie temporal en sus componentes frecuenciales para aislar posibles oscilaciones recurrentes de largo plazo. Al complementar la perspectiva cronológica del análisis temporal, la exploración contextual del análisis de tendencias y las proyecciones del análisis ARIMA, este estudio de ciclos amplios pretende enriquecer la comprensión de la naturaleza comportamental (I.C) de Segmentación de Clientes, investigando si su dinámica longitudinal (I.D.1) está influenciada por factores periódicos subyacentes, como ciclos económicos, tecnológicos o de mercado, que operan en horizontes plurianuales. Mientras el análisis estacional pudo haber detectado fluctuaciones menores ligadas a meses específicos, este análisis se enfoca en determinar si, por ejemplo, ciclos de 3, 5 o más años subyacen y modulan la trayectoria general de adopción reportada en Bain - Usability.

II. Evaluación de la fuerza de los patrones cíclicos

La evaluación cuantitativa de la fuerza y características de los patrones cíclicos plurianuales en la adopción declarada de Segmentación de Clientes se basa en la interpretación del espectro de frecuencias obtenido mediante el análisis de Fourier. Este método descompone la serie temporal en una suma de ondas sinusoidales de diferentes frecuencias y amplitudes, permitiendo identificar las periodicidades dominantes.

A. Base estadística del análisis cíclico

La base estadística para este análisis la constituyen los resultados del análisis de Fourier aplicados a la serie temporal de Segmentación de Clientes de Bain - Usability. Estos resultados se presentan como un conjunto de pares de frecuencia y magnitud. La frecuencia indica la rapidez de la oscilación (ciclos por unidad de tiempo), mientras que la magnitud representa la amplitud o la "energía" asociada a esa frecuencia específica. El período de un ciclo (su duración) se calcula como el inverso de su frecuencia (Período = $1 / \text{Frecuencia}$), asumiendo una unidad de tiempo anual para la frecuencia dada la naturaleza de los datos de Bain. Las métricas clave derivadas incluyen la amplitud del ciclo (aproximada por la magnitud), el período del ciclo y la potencia espectral (proporcional al cuadrado de la magnitud), que indica la contribución relativa de cada frecuencia a la varianza total de la serie.

Un examen detallado del espectro proporcionado revela hallazgos cruciales:

- Componente de Frecuencia Cero (DC):** La frecuencia 0.0 tiene una magnitud extremadamente alta (13884.12). Este componente representa el valor medio o la tendencia general de la serie a lo largo del tiempo, no una oscilación cíclica. Su elevada magnitud es consistente con el alto nivel promedio de uso (63.98) encontrado en el análisis temporal.
- Componente de Baja Frecuencia Dominante:** La primera frecuencia no nula (0.004608) presenta la magnitud más alta después del componente DC (3512.48). El período correspondiente a esta frecuencia es aproximadamente $1 / 0.004608 \approx 217$ años. Dado que el período de observación de los datos es mucho menor (~ 18 años), esta componente de muy baja frecuencia y alta magnitud no representa un ciclo repetitivo dentro de la ventana de datos, sino que captura la **forma dominante de la tendencia a largo plazo** (el patrón de auge y declive identificado en el análisis temporal). Es común que la transformada de Fourier de series no estacionarias manifieste la tendencia como

una alta energía en las frecuencias más bajas. 3. **Ciclos Plurianuales Potenciales:** Las frecuencias que corresponden a períodos plurianuales plausibles dentro del horizonte de ~18 años (ej., 3 a 10 años) tienen magnitudes considerablemente menores. Por ejemplo: * Frecuencia ≈ 0.1106 (Período ≈ 9.0 años): Magnitud ≈ 43.98 * Frecuencia ≈ 0.1659 (Período ≈ 6.0 años): Magnitud ≈ 30.13 * Frecuencia ≈ 0.2212 (Período ≈ 4.5 años): Magnitud ≈ 23.57 * Frecuencia ≈ 0.3318 (Período ≈ 3.0 años): Magnitud ≈ 16.89 Estas magnitudes, aunque no nulas, son órdenes de magnitud inferiores a las asociadas con la tendencia. Esto *sugiere* que, si bien pueden existir oscilaciones plurianuales, su contribución a la variabilidad total de la serie es **significativamente menor** que la contribución de la tendencia a largo plazo.

B. Identificación de ciclos dominantes y secundarios

Basándose en las magnitudes del espectro de Fourier, la identificación de ciclos "dominantes" requiere una interpretación cuidadosa. El componente con la mayor magnitud (excluyendo el DC) corresponde a la frecuencia 0.004608 (magnitud 3512.48), pero como se argumentó, esto refleja la tendencia principal, no un ciclo repetitivo dentro del período observado.

Si buscamos los componentes con las mayores magnitudes que *podrían* representar ciclos plurianuales dentro del rango observable (ej., 3-10 años), encontramos: * **Ciclo Potencial 1 (Secundario):** Frecuencia ≈ 0.1106 , Período ≈ 9.0 años, Magnitud (proxy de amplitud) ≈ 43.98 . * **Ciclo Potencial 2 (Terciario):** Frecuencia ≈ 0.1659 , Período ≈ 6.0 años, Magnitud (proxy de amplitud) ≈ 30.13 .

Es crucial destacar que estos ciclos potenciales tienen amplitudes muy pequeñas en comparación con la variabilidad total de la serie (rango de 67 unidades, desviación estándar de 23.82) y, sobre todo, en comparación con la magnitud asociada a la tendencia. La potencia espectral (proporcional a Magnitud²) de estos ciclos sería aún más pequeña en términos relativos. Por ejemplo, la potencia del ciclo de ~9 años (43.98^2) es aproximadamente 1934, mientras que la del componente de tendencia (3512.48^2) es superior a 12 millones. Esto implica que estos ciclos plurianuales, aunque detectables, explicarían un **porcentaje muy bajo de la varianza total** de la serie, siendo la tendencia

el factor abrumadoramente dominante. La dinámica de Segmentación de Clientes en Bain - Usability parece estar mucho más definida por su evolución a largo plazo que por oscilaciones periódicas superpuestas.

C. Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT)

El Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT) busca medir la intensidad global de los componentes cílicos significativos en relación con el nivel promedio de la serie. Se define como la suma de las amplitudes (magnitudes) de los ciclos considerados significativos, dividida por la media anual de la serie original. La identificación de ciclos "significativos" es problemática aquí, dada la dominancia de la tendencia. Sin embargo, si consideramos los dos ciclos plurianuales potenciales identificados (9.0 años y 6.0 años) como los más relevantes, y utilizamos la media de 20 años de la serie original (63.98) del análisis temporal, el cálculo sería: $IFCT = (\text{Amplitud Ciclo 9 años} + \text{Amplitud Ciclo 6 años}) / \text{Media Anual IFCT} \approx (43.98 + 30.13) / 63.98 \text{ IFCT} \approx 74.11 / 63.98 \approx 1.16$

Un IFCT de 1.16 *sugeriría* que la suma de las amplitudes de estos dos ciclos potenciales es comparable a la media de la serie. Sin embargo, esta interpretación debe tomarse con extrema cautela. Primero, la significancia real de estos ciclos (su relación señal-ruido, SNR) no se conoce. Segundo, y más importante, estas amplitudes son muy pequeñas en comparación con la desviación estándar total (23.82) y el rango (67) de la serie. Un IFCT > 1 aquí no indica necesariamente ciclos fuertes que dominen la dinámica, sino que sus amplitudes combinadas superan numéricamente la media histórica, lo cual es posible incluso para ciclos débiles si la media no es extremadamente alta. Una interpretación más prudente, considerando la baja varianza explicada, es que los ciclos plurianuales identificados, aunque detectables, **no poseen una fuerza dominante** en la configuración de la trayectoria general de Segmentación de Clientes.

D. Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC)

La metodología propuesta para el Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC) requiere información sobre la potencia espectral relativa y la relación señal-ruido (SNR) de los ciclos dominantes, datos que no están directamente disponibles o no pueden calcularse de forma fiable a partir de la información proporcionada. Por lo tanto, siguiendo las instrucciones, se omite el cálculo y la discusión específica de este índice.

E. Tasa de Evolución Cíclica (TEC)

La Tasa de Evolución Cíclica (TEC) mide cómo cambia la fuerza (potencia) de un ciclo dominante a lo largo del tiempo. Su cálculo requiere realizar análisis de Fourier en diferentes subperiodos de la serie temporal para comparar la potencia del ciclo en distintas épocas. Dado que el análisis de Fourier proporcionado parece haberse realizado sobre la serie completa, no se dispone de la información necesaria para calcular la TEC. Siguiendo las instrucciones, se omite el cálculo y la discusión específica de este índice.

III. Análisis contextual de los ciclos

Explorar la conexión entre los débiles ciclos plurianuales identificados (potencialmente ~9 y ~6 años) y factores contextuales externos es un ejercicio altamente especulativo, dada la baja fuerza de estos ciclos. La tendencia dominante es probablemente el componente más sensible al contexto. No obstante, se pueden plantear algunas hipótesis tentativas con extrema cautela.

A. Factores del entorno empresarial

Ciclos económicos más amplios, como los ciclos de inversión empresarial o los ciclos de crédito, a menudo operan en frecuencias plurianuales (ej., 7-11 años del ciclo de Juglar). *Es posible*, aunque no demostrable con estos datos, que el débil ciclo de ~9 años detectado *pudiera* ser un eco muy atenuado de estas dinámicas económicas más amplias, reflejando quizás ligeras variaciones en la disposición a invertir en herramientas analíticas como Segmentación de Clientes durante fases de expansión versus contracción. Sin embargo, la debilidad del ciclo sugiere que la adopción de esta herramienta no está fuertemente acoplada a los ciclos económicos generales de manera periódica.

B. Relación con patrones de adopción tecnológica

Las olas de innovación tecnológica a menudo se describen como cíclicas. *Podría especularse* que ciclos de 6 o 9 años *pudieran* coincidir vagamente con la emergencia o madurez de tecnologías relacionadas (ej., olas de adopción de CRM, surgimiento de Big Data, auge de plataformas de marketing automation). Por ejemplo, un ciclo de ~6 años *podría* reflejar un patrón donde el interés en la segmentación se renueva o se redefine cada cierto tiempo a medida que evolucionan las plataformas tecnológicas subyacentes.

No obstante, la falta de fuerza y regularidad clara en estos ciclos hace difícil establecer una conexión convincente; la influencia tecnológica parece manifestarse más como una fuerza de tendencia (sustitución, integración) que como un impulso cíclico regular.

C. Influencias específicas de la industria

Es poco probable que ciclos tan débiles y de período relativamente largo (6-9 años) estén directamente vinculados a eventos industriales específicos y recurrentes como ferias anuales o lanzamientos de productos estacionales. Si existieran influencias industriales cíclicas, probablemente operarían en frecuencias más altas o se manifestarían de forma más irregular, no como los componentes sinusoidales puros que busca detectar Fourier. No hay evidencia en estos datos que soporte una conexión fuerte con ciclos específicos de la industria para Segmentación de Clientes.

D. Factores sociales o de mercado

Cambios más amplios en las filosofías de gestión, el enfoque en el cliente, o las expectativas del mercado *podrían* tener componentes cíclicos. Por ejemplo, *podría* haber ciclos de atención gerencial donde el foco oscila entre la adquisición de clientes y la retención, influyendo indirectamente en la demanda de segmentación. Un ciclo de ~6 años *podría*, muy especulativamente, reflejar estos cambios de énfasis. Sin embargo, estas son conjeturas difíciles de sustentar empíricamente con los datos disponibles, especialmente dada la debilidad de los ciclos detectados.

En resumen, aunque se pueden postular vínculos teóricos entre los ciclos plurianuales potenciales y diversos factores contextuales, la **baja fuerza de estos ciclos** en el espectro de Fourier de Segmentación de Clientes (Bain - Usability) sugiere que estas conexiones son, en el mejor de los casos, **tenues y especulativas**. La dinámica de la herramienta parece estar mucho más influenciada por la tendencia a largo plazo y su respuesta a eventos contextuales específicos (como se vio en los análisis Temporal y de Tendencias) que por oscilaciones periódicas regulares y sostenidas.

IV. Implicaciones de las tendencias cíclicas

La interpretación de las implicaciones de los patrones cílicos plurianuales identificados debe estar directamente condicionada por su característica principal: su **debilidad relativa** frente a la tendencia dominante.

A. Estabilidad y evolución de los patrones cílicos

Dado que los ciclos plurianuales detectados (~9 y ~6 años) tienen magnitudes bajas y explican una fracción mínima de la varianza, no se pueden considerar como patrones estables o robustos que definan la dinámica de Segmentación de Clientes. Su debilidad *sugiere* que no son características intrínsecas y persistentes de la herramienta, sino posiblemente artefactos del análisis o reflejos muy atenuados de factores externos. Sin poder calcular la Tasa de Evolución Cílica (TEC), no se puede evaluar cuantitativamente su evolución, pero la baja fuerza general *sugiere* que estos ciclos no están intensificándose ni son un motor clave de cambio. La evolución de la herramienta está marcada por la tendencia, no por estos ciclos débiles.

B. Valor predictivo para la adopción futura

El valor predictivo de estos ciclos plurianuales débiles es **muy limitado**. Aunque un ciclo de ~9 años *podría* sugerir teóricamente un próximo punto de inflexión, su baja amplitud y la incertidumbre sobre su regularidad y persistencia hacen que cualquier predicción basada en él sea poco fiable. Los modelos predictivos como el ARIMA, que capturan la tendencia y la estructura de dependencia a corto plazo, probablemente ofrezcan pronósticos más robustos que aquellos basados en la extrapolación de estos ciclos débiles. La dinámica futura de Segmentación de Clientes dependerá más de la continuación de la tendencia observada y de la respuesta a futuros shocks contextuales que de la influencia de estos patrones cílicos tenues.

C. Identificación de puntos potenciales de saturación

La ausencia de ciclos fuertes y la dominancia de una tendencia descendente (histórica) que se estabiliza (proyectada) son más indicativos de una fase de **madurez tardía, saturación o transformación** que de un comportamiento cílico que implique renovación periódica. La debilidad de los ciclos plurianuales no sugiere que la

herramienta esté alcanzando un techo para luego recuperarse en un patrón regular. Más bien, refuerza la narrativa de una herramienta cuya prominencia ha disminuido y que ahora persiste a un nivel más bajo, posiblemente integrada en otras prácticas, sin mostrar signos de resurgimiento cíclico significativo.

D. Narrativa interpretativa de los ciclos

Integrando los hallazgos del análisis de Fourier, la narrativa interpretativa es clara: el análisis espectral de Segmentación de Clientes en Bain - Usability **confirma la abrumadora dominancia de la tendencia a largo plazo** (el patrón de auge, pico y declive prolongado) sobre cualquier componente cíclico plurianual. Si bien se detectan frecuencias correspondientes a períodos de aproximadamente 9 y 6 años con magnitudes no nulas, estas son muy débiles en comparación con la energía asociada a la tendencia y explican una porción mínima de la varianza total. El Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT ≈ 1.16), aunque numéricamente superior a 1, debe interpretarse con cautela y no implica necesariamente ciclos fuertes dada la baja varianza explicada. Estos ciclos tenues *podrían* ser reflejos muy débiles de dinámicas económicas o tecnológicas externas, pero no constituyen un motor principal de la evolución de la herramienta. La historia de Segmentación de Clientes, vista a través del prisma de Fourier, es una de cambio tendencial significativo, no de oscilaciones periódicas relevantes.

E. Perspectivas para diferentes audiencias

Las implicaciones prácticas de este análisis cíclico se derivan directamente de la debilidad de los ciclos identificados.

A. De interés para académicos e investigadores

Para la comunidad académica, este análisis subraya la importancia de distinguir entre tendencia y ciclo en series temporales de gestión, especialmente al usar técnicas como Fourier en datos potencialmente no estacionarios. La debilidad de los ciclos plurianuales en Segmentación de Clientes (Bain - Usability) *sugiere* que los modelos teóricos para esta herramienta deberían enfocarse más en explicar la dinámica de la tendencia (factores de adopción inicial, causas del declive, mecanismos de integración o persistencia) que en buscar patrones cíclicos regulares. Ciclos consistentes, si se hubieran encontrado, *podrían*

haber invitado a explorar cómo factores como la adopción tecnológica o cambios regulatorios sustentan la dinámica de Segmentación de Clientes; su ausencia o debilidad redirige el foco hacia la evolución estructural.

B. De interés para asesores y consultores

Los asesores y consultores deben concluir que **no existen ciclos plurianuales fuertes y predecibles** en la adopción declarada de Segmentación de Clientes que puedan ser aprovechados estratégicamente. Basar recomendaciones en la anticipación de picos o valles cíclicos sería infundado. El consejo debe seguir centrándose en la tendencia a largo plazo y el contexto actual: evaluar la relevancia de la segmentación para el cliente, modernizarla, integrarla con nuevas tecnologías y alinearla con objetivos estratégicos, en lugar de intentar aprovechar olas cíclicas inexistentes o muy débiles. Un IFCT elevado, si hubiera sido robusto, *podría* haber señalado oportunidades cíclicas para posicionar Segmentación de Clientes en momentos de alta receptividad; su debilidad sugiere que el momento depende más de factores específicos del cliente y del mercado que de ciclos predefinidos.

C. De interés para directivos y gerentes

Para los directivos, la implicación es que la planificación estratégica y la asignación de recursos para Segmentación de Clientes **no deben basarse en la expectativa de fluctuaciones cíclicas plurianuales significativas**. Las decisiones sobre inversión, mantenimiento o desinversión deben fundamentarse en la evaluación continua del rendimiento, la comparación con alternativas, la alineación con la estrategia general y la respuesta a cambios concretos en el entorno tecnológico y competitivo, no en la predicción de ciclos de 6 o 9 años. Un IRCC alto, si se hubiera encontrado, *podría* haber respaldado la planificación estratégica a mediano plazo ajustándose a ciclos; su ausencia (o debilidad implícita) refuerza la necesidad de un enfoque más adaptativo y basado en la tendencia actual.

V. Síntesis y reflexiones finales

En síntesis, el análisis espectral mediante la Transformada de Fourier aplicado a los datos de Bain - Usability para la herramienta Segmentación de Clientes revela de manera concluyente que la dinámica de esta serie está **predominantemente definida por su tendencia a largo plazo**, y no por patrones cíclicos plurianuales significativos. El componente de frecuencia cero (media/tendencia) y la frecuencia más baja no nula (reflejo de la forma general de la tendencia de auge y declive) concentran la inmensa mayoría de la energía (potencia espectral) de la serie. Aunque se detectan componentes frecuenciales correspondientes a períodos plurianuales (aproximadamente 9 y 6 años), sus magnitudes son muy bajas en comparación, explican una fracción mínima de la varianza total, y su significancia estadística real (SNR) es incierta. El Índice de Fuerza Cíclica Total ($IFCT \approx 1.16$) es numéricamente superior a 1 pero debe interpretarse con extrema cautela dada la debilidad relativa de estos ciclos.

Estos hallazgos refuerzan y complementan las conclusiones de los análisis previos. La dominancia de la tendencia en el espectro de Fourier es consistente con la fuerte no estacionariedad ($d=2$) encontrada en el análisis ARIMA y con la descripción de un ciclo de vida prolongado con fases de auge y declive marcadas en el análisis temporal. La debilidad de los ciclos plurianuales es coherente con la ausencia de evidencia de oscilaciones regulares en los análisis anteriores y con la proyección ARIMA de estabilización o lento declive, en lugar de un rebote cíclico.

La reflexión crítica principal es que, para Segmentación de Clientes según esta fuente, la búsqueda de ciclos plurianuales regulares y predictivos resulta infructuosa. La historia de esta herramienta parece ser una de evolución direccional, fuertemente influenciada por factores contextuales que impulsan tendencias sostenidas (primero ascendente, luego descendente), en lugar de una oscilación periódica alrededor de un equilibrio. Este enfoque cíclico, al cuantificar la debilidad de las componentes periódicas de largo plazo, aporta una dimensión robusta que confirma la primacía de la tendencia y la necesidad de comprender los factores estructurales y contextuales que la impulsan para entender la evolución de Segmentación de Clientes en el ecosistema de gestión.

Conclusiones

Síntesis de Hallazgos y Conclusiones - Análisis de Segmentación de Clientes en Bain - Usability

I. Introducción a la Síntesis

Este informe consolida y sintetiza los hallazgos derivados de múltiples análisis estadísticos aplicados a la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando exclusivamente los datos de la fuente Bain - Usability. El objetivo es integrar las perspectivas obtenidas del Análisis Temporal, el Análisis de Tendencias Generales y Factores Contextuales, el Análisis Predictivo ARIMA, el Análisis Estacional y el Análisis de Patrones Cíclicos Plurianuales (Fourier). A través de esta síntesis, se busca construir una narrativa coherente y multidimensional sobre la trayectoria histórica, la dinámica actual y las proyecciones futuras de la adopción declarada de esta herramienta. Se evaluará la consistencia de los patrones observados con las características de una "moda gerencial" versus otros arquetipos de ciclo de vida, se explorarán los posibles factores impulsores y se discutirán las implicaciones prácticas para investigadores, consultores y organizaciones, todo ello manteniendo un enfoque riguroso, objetivo y contextualizado a la naturaleza específica de la fuente de datos.

II. Trayectoria General y Dinámica Evolutiva

La integración de los diversos análisis revela una trayectoria compleja y extendida para la adopción declarada de Segmentación de Clientes según Bain - Usability, que se aleja significativamente del patrón típico de una moda gerencial. El Análisis Temporal detalló un ciclo de vida que abarca al menos 18 años (1999-2017), iniciando con un robusto período de auge que culminó en picos de adopción declarada muy elevados, alcanzando incluso el 100% alrededor de 2005-2006. Sin embargo, este apogeo fue seguido por una fase de declive notablemente prolongada y sostenida, con una tasa promedio anual estimada cercana al 6%, que se extendió por más de una década. Crucialmente, en los

últimos años registrados (aproximadamente 2013-2017), esta tendencia descendente mostró claros signos de desaceleración, llevando a una fase de estabilización a un nivel de uso declarado considerablemente más bajo (en torno al 33-36%), caracterizada por una volatilidad muy reducida en comparación con períodos anteriores.

El Análisis de Tendencias Generales corroboró esta dinámica, cuantificando la fuerte tendencia negativa a largo plazo ($NADT=-47.31$, $IIT=-30.27$) pero también destacando una moderada estabilidad contextual ($IEC=1.34$) y una buena resiliencia ($IREC=1.44$), sugiriendo que la herramienta, a pesar del declive en su reporte explícito, conservaba cierta solidez. Este análisis también resaltó la altísima sensibilidad de la herramienta al contexto externo ($IIC=10.85$, $IRC=1.91$), indicando que factores como la evolución tecnológica (CRM, Big Data, IA), cambios económicos (crisis 2008) y la posible integración o comoditización de la técnica *podrían* ser los principales impulsores de estas grandes fases de auge, declive y estabilización.

Las proyecciones del modelo ARIMA(5, 2, 3), que demostró una buena precisión a corto plazo, reforzaron esta interpretación al pronosticar una continuación de la fase de lento declive o estabilización para los años inmediatamente posteriores al final de la serie histórica (2015-2018). El modelo no anticipó puntos de inflexión significativos, sugiriendo la persistencia de la dinámica observada recientemente. El Índice de Moda Gerencial (IMG) derivado de estas proyecciones fue extremadamente bajo (0.15), descartando de manera cuantitativa la clasificación de la herramienta como una moda según esta fuente y horizonte predictivo.

III. Naturaleza de la Dinámica: Más Allá de Modas y Ciclos

La evaluación conjunta de los análisis permite clasificar la dinámica de Segmentación de Clientes (Bain - Usability) de manera más precisa. La larga duración del ciclo, la fase de declive prolongado en lugar de un colapso rápido, y la posterior estabilización proyectada son inconsistentes con la definición operacional de una Moda Gerencial. La clasificación más apropiada, derivada tanto del análisis histórico (Temporal) como del predictivo (ARIMA), se sitúa dentro de los **Patrones Evolutivos / Cílicos Persistentes**, específicamente como una **Fase de Erosión Estratégica (Declive Tardío / Superada)**. Esta categoría captura la historia de una herramienta que tuvo una relevancia significativa y duradera, pero que ha perdido gradualmente su prominencia declarada, posiblemente

transformándose o integrándose, y ahora persiste en una fase de madurez tardía o estabilidad residual. Alternativamente, si se enfatiza la persistencia funcional implícita, podría considerarse una **Práctica Fundamental: Persistente**.

Los análisis de patrones recurrentes de corto y largo plazo refuerzan esta visión. El Análisis Estacional identificó un patrón intra-anual (pico en enero, valle a fin de año) extremadamente regular y estable, pero con una intensidad prácticamente nula ($IIE \approx 0.000052$). Esto indica que la estacionalidad, aunque detectable estadísticamente, carece de significancia práctica y no explica las fluctuaciones importantes de la herramienta. De manera similar, el Análisis Cílico mediante Fourier reveló que la dinámica de la serie está abrumadoramente dominada por la tendencia a largo plazo. Aunque se detectaron componentes frecuenciales correspondientes a ciclos plurianuales débiles (potencialmente ~ 9 y ~ 6 años), su magnitud y potencia espectral fueron insignificantes en comparación con la tendencia. La ausencia de ciclos estacionales o plurianuales fuertes sugiere que la evolución de Segmentación de Clientes no sigue un patrón oscilatorio regular, sino una trayectoria direccional influenciada por factores estructurales y contextuales.

IV. Factores Impulsores y Contexto

La trayectoria observada para Segmentación de Clientes parece ser el resultado de la interacción compleja de múltiples factores contextuales, como sugiere su alta sensibilidad ($IIC=10.85$, $IRC=1.91$). El auge inicial *podría* haber sido impulsado por la creciente disponibilidad de datos de clientes, la popularización de la filosofía de gestión orientada al cliente y la adopción temprana de sistemas CRM que facilitaban la segmentación básica. El pico de mediados de los 2000 coincidió con un período de crecimiento económico y una intensificación del enfoque en la personalización y el marketing basado en datos.

El prolongado declive posterior *podría* atribuirse a una combinación de factores: 1. **Evolución Tecnológica:** El surgimiento y la madurez de enfoques analíticos más sofisticados como Big Data, análisis predictivo e Inteligencia Artificial *podrían* haber ofrecido alternativas percibidas como más potentes, haciendo que la segmentación "tradicional" pareciera menos avanzada. 2. **Integración y Comoditización:** La funcionalidad de segmentación *podría* haberse integrado de forma estándar en

plataformas más amplias (CRM avanzados, Marketing Automation, Business Intelligence), reduciendo la necesidad de reportarla como una herramienta independiente.

Su enseñanza generalizada en escuelas de negocio *podría* haberla convertido en una práctica tan fundamental (comoditizada) que ya no se destaca en encuestas de gestión.

3. Cambios en el Entorno: La crisis financiera de 2008 *pudo* haber reorientado prioridades y afectado inversiones. Regulaciones de privacidad de datos más estrictas *podrían* haber modificado las prácticas de segmentación. Las crecientes expectativas de los clientes hacia la hiper-personalización en tiempo real *podrían* haber superado las capacidades de los enfoques de segmentación más estáticos.

La fase de estabilización reciente *podría* indicar que, tras este período de ajuste, la segmentación ha encontrado un nivel base de aplicación considerado esencial, o que las formas más modernas de segmentación (ej., basadas en comportamiento, predictivas) siguen siendo utilizadas aunque no se reporten bajo la etiqueta tradicional.

V. Implicaciones Integradas

La síntesis de estos hallazgos ofrece perspectivas relevantes para diferentes audiencias, integrando las conclusiones de todos los análisis:

Para **investigadores y académicos**, este caso subraya la necesidad de ir más allá de las clasificaciones dicotómicas de "moda" vs. "práctica fundamental". La trayectoria de Segmentación de Clientes ilustra un patrón evolutivo complejo de erosión estratégica y posible transformación o integración. Destaca la importancia crucial del contexto (especialmente tecnológico) y la necesidad de métricas que capturen no solo la adopción declarada, sino también la profundidad, modalidad y evolución del uso. La insignificancia de los patrones estacionales y cíclicos fuertes sugiere que, para herramientas maduras como esta, el foco debe estar en comprender los mecanismos de adaptación, persistencia e integración en ecosistemas tecnológicos y organizacionales cambiantes.

Para **consultores y asesores**, la narrativa integrada desaconseja posicionar la Segmentación de Clientes como una novedad. La recomendación clave debe ser la **modernización e integración inteligente**. Esto implica ayudar a las organizaciones a aprovechar técnicas de segmentación avanzadas (basadas en IA, comportamiento, valor

predictivo), integrarlas eficazmente en plataformas tecnológicas actuales (CRM, Marketing Automation) y asegurar que informen acciones personalizadas y medibles. Dada la sensibilidad contextual, las estrategias de segmentación deben ser dinámicas y adaptables, monitoreando continuamente el entorno. La persistencia proyectada sugiere un rol continuo, pero evolucionado, como componente fundamental dentro de un marco analítico más amplio.

Para **directivos y gerentes** en diversas organizaciones, la síntesis indica que Segmentación de Clientes probablemente seguirá siendo relevante, pero no como una solución aislada o estática. La decisión no es tanto si usarla o no, sino *cómo* usarla eficazmente en el contexto actual. Esto requiere una evaluación crítica de las prácticas existentes, la inversión en capacidades analíticas y tecnológicas para soportar enfoques más sofisticados, y la alineación con objetivos estratégicos más amplios de experiencia del cliente y personalización. Las organizaciones públicas pueden usarla para optimizar recursos y servicios; las privadas para mejorar ROI y competitividad; las PYMES para enfoques pragmáticos y focalizados; las multinacionales para gestionar la complejidad a escala; y las ONGs para optimizar la captación de fondos y la asignación de ayudas. La ausencia de ciclos fuertes simplifica la planificación, permitiendo centrarse en la efectividad y adaptación continua.

VI. Limitaciones Inherentes a la Fuente

Es fundamental reiterar que esta síntesis se basa exclusivamente en los datos de Bain - Usability. Esta fuente mide la *adopción declarada* por una muestra de gerentes y directivos, lo cual presenta limitaciones inherentes. No captura la *profundidad, intensidad, calidad o efectividad* del uso real de la herramienta dentro de las organizaciones. Tampoco refleja necesariamente el interés académico, la discusión pública o la presencia de la funcionalidad dentro de software integrado. Los patrones observados (especialmente el declive en el reporte) *podrían* estar influenciados por cómo se define y pregunta sobre la herramienta en la encuesta, o por cambios en la composición de la muestra a lo largo del tiempo. Por lo tanto, las conclusiones sobre la "erosión estratégica" o "integración" son interpretaciones basadas en estos datos específicos de reporte, y *podrían* diferir si se analizaran otras métricas (ej., uso de software, publicaciones académicas).

VII. Síntesis Conclusiva

En conclusión, la síntesis de los análisis realizados sobre Segmentación de Clientes utilizando datos de Bain - Usability dibuja el retrato de una herramienta de gestión con una historia rica y una dinámica evolutiva compleja. Lejos de ser una moda pasajera, ha demostrado una persistencia considerable a lo largo de casi dos décadas, aunque su prominencia en términos de adopción declarada ha disminuido significativamente desde su apogeo a mediados de los 2000. La trayectoria está marcada por una fuerte tendencia a largo plazo y una alta sensibilidad a factores contextuales, especialmente tecnológicos, que parecen haberla impulsado hacia una fase de erosión estratégica y posterior estabilización a un nivel más bajo. Los patrones estacionales y cíclicos plurianuales, aunque detectables, son demasiado débiles para jugar un papel significativo en su dinámica.

La interpretación más plausible, considerando la totalidad de la evidencia de esta fuente, es que Segmentación de Clientes ha experimentado una transformación, integrándose posiblemente como una funcionalidad fundamental dentro de enfoques y plataformas de gestión de clientes más amplios y tecnológicamente avanzados, o comoditizándose como una práctica básica. Su declive en las encuestas de Bain *podría* reflejar esta pérdida de visibilidad como herramienta independiente más que una desaparición funcional. Las proyecciones sugieren que esta persistencia a un nivel más bajo *podría* continuar. Este análisis integrado ofrece una comprensión matizada de la evolución de una herramienta de gestión clave, destacando la importancia de considerar múltiples dimensiones temporales, contextuales y metodológicas para ir más allá de clasificaciones simplistas y capturar la complejidad de las prácticas gerenciales en el ecosistema organizacional.

ANEXOS

* Gráficos *

* Datos *

Gráficos

Gráficos

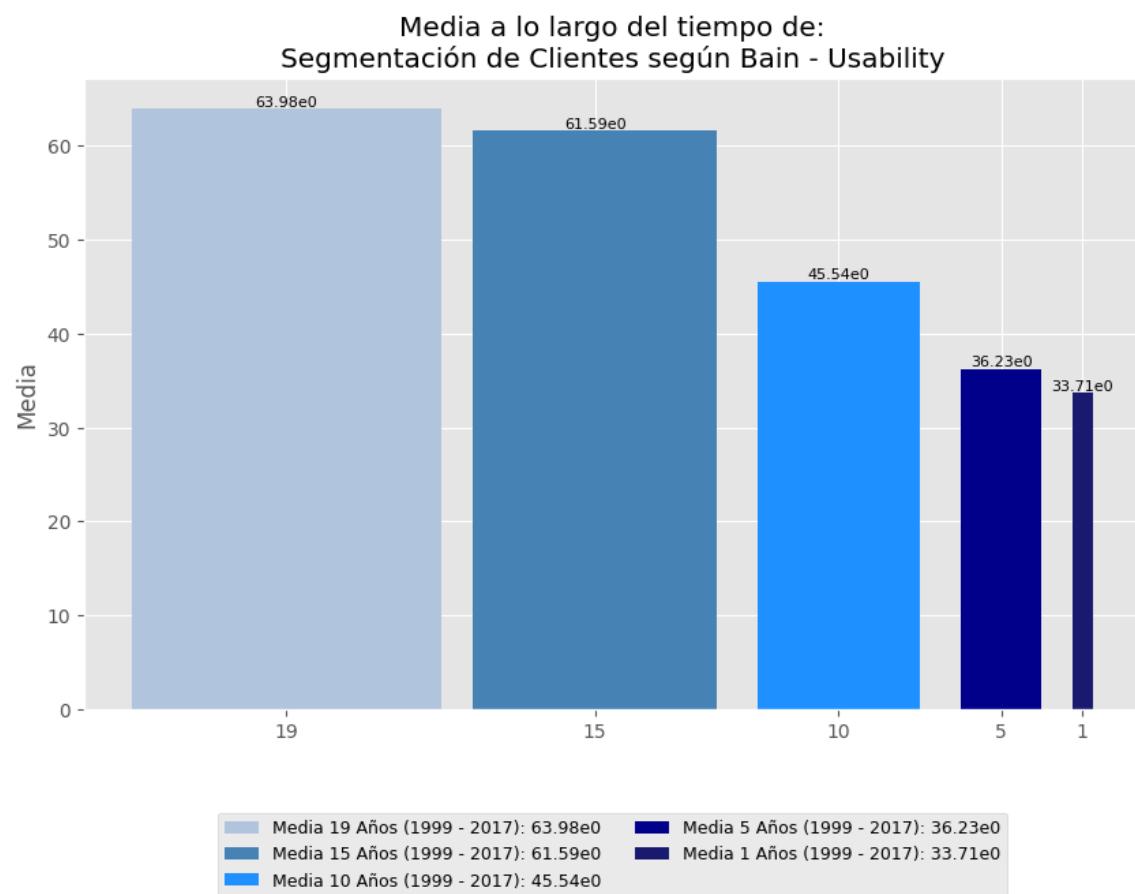
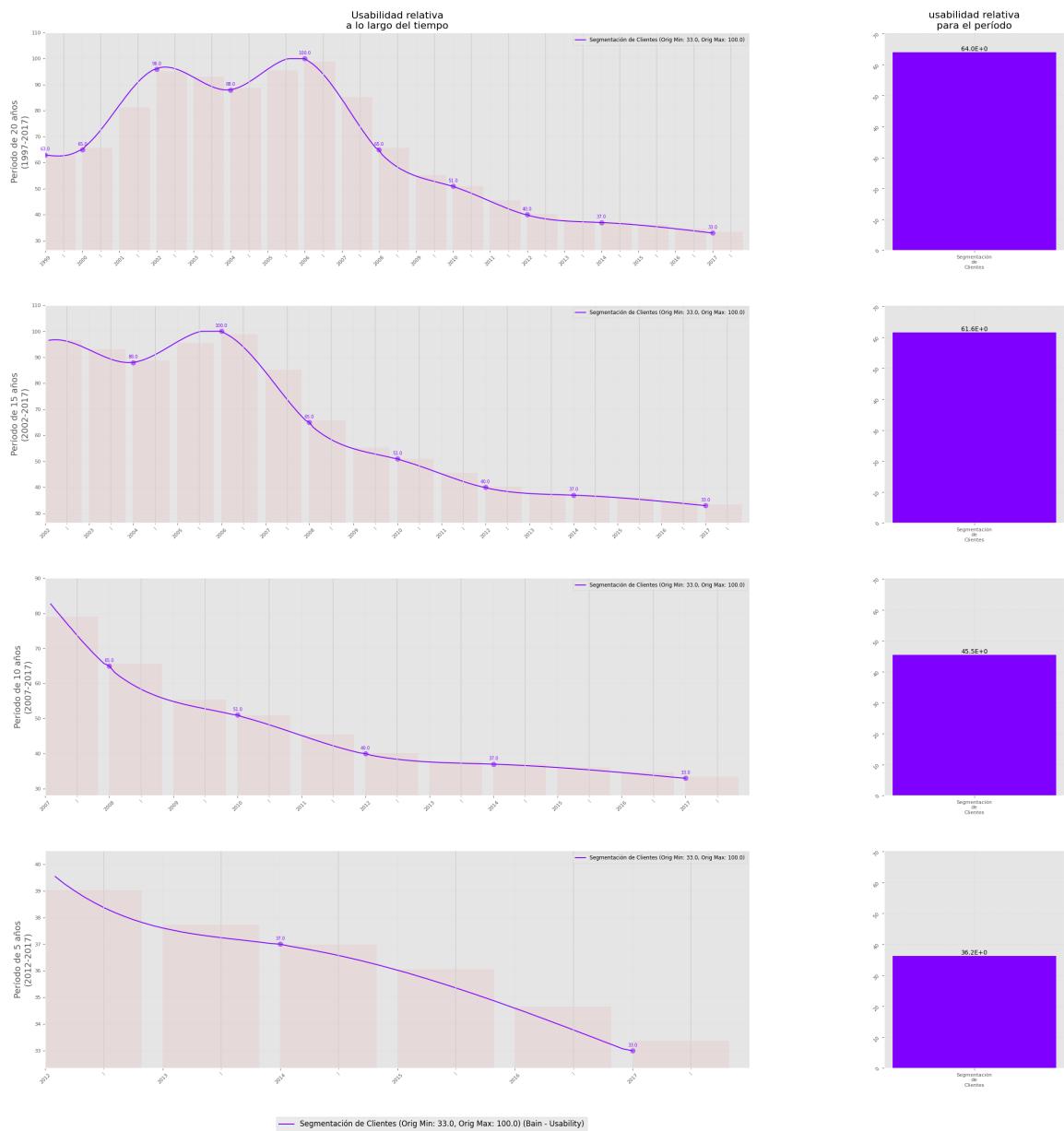


Figura: Medias de Segmentación de Clientes

*Figura: Usabilidad de Segmentación de Clientes*

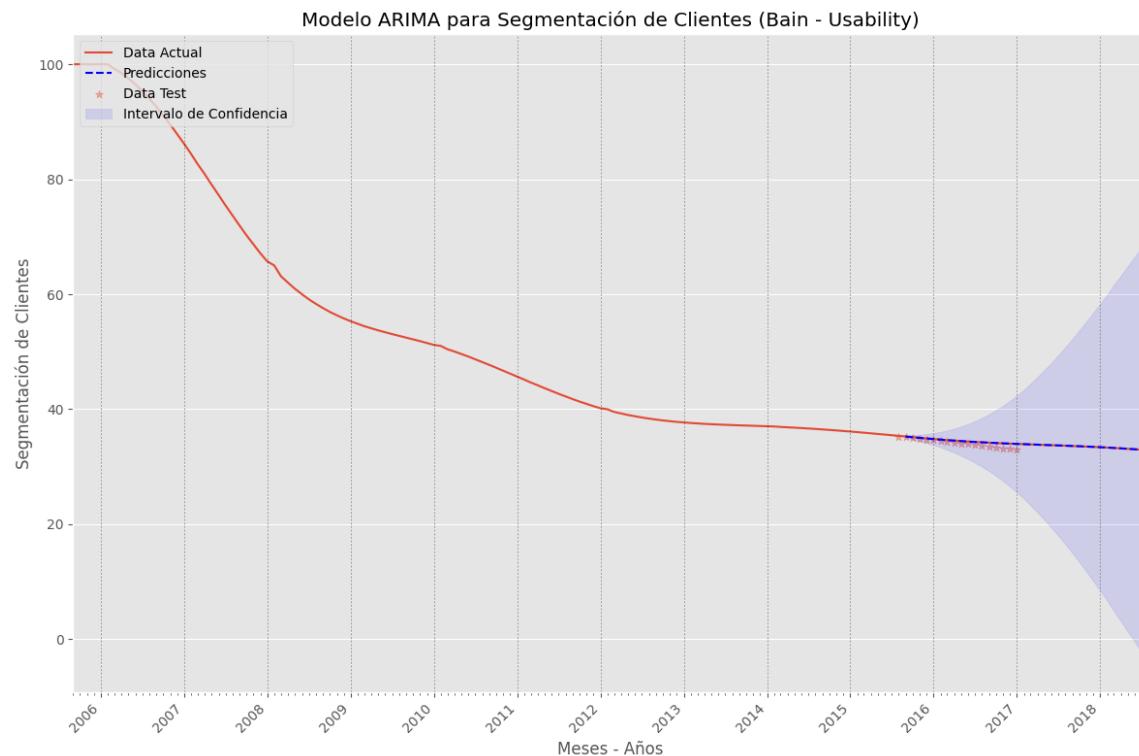


Figura: Modelo ARIMA para Segmentación de Clientes

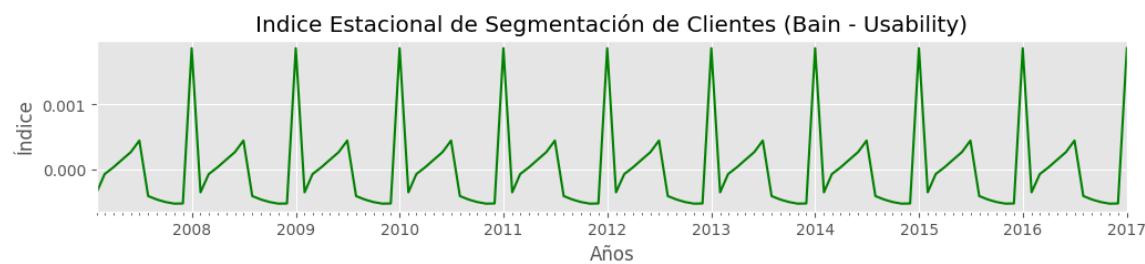


Figura: Índice Estacional para Segmentación de Clientes

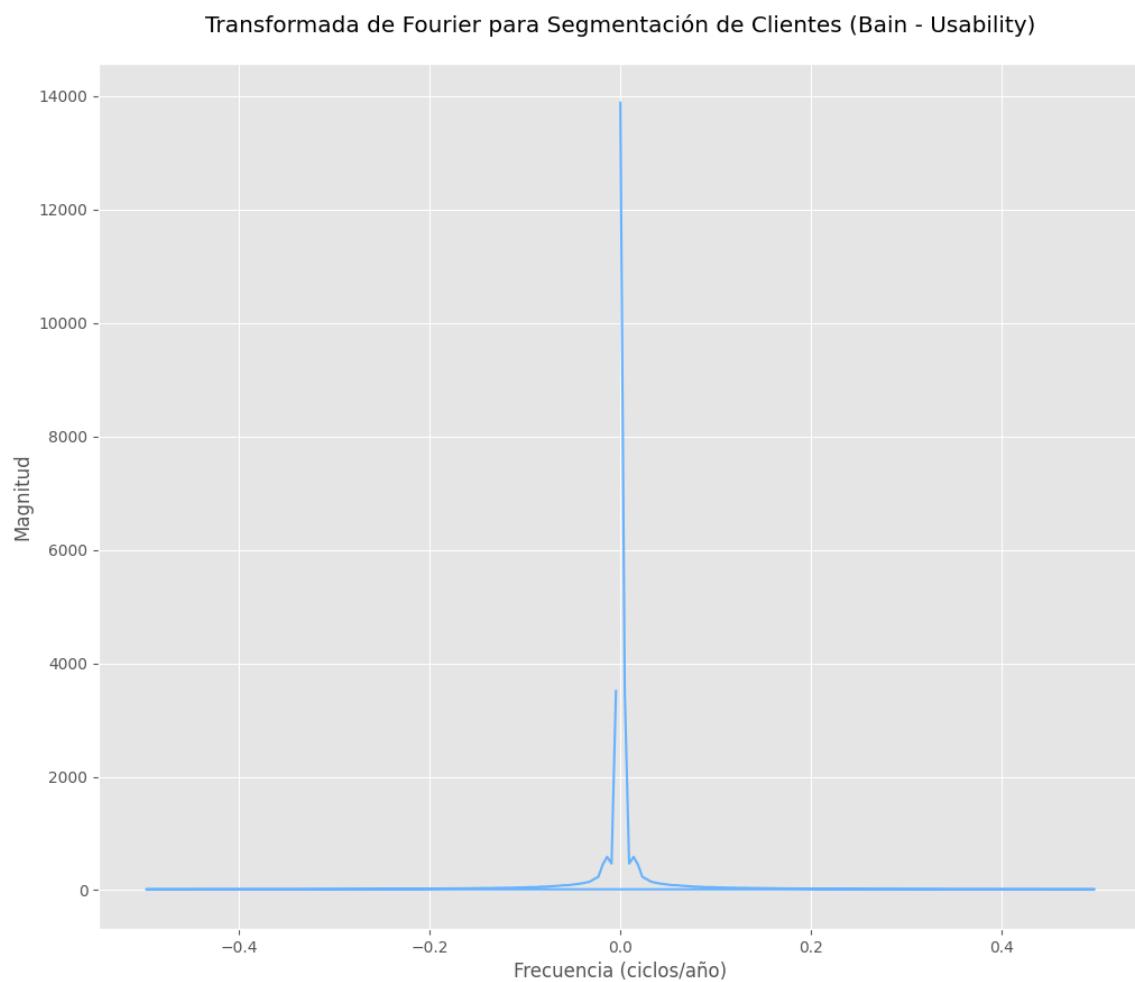


Figura: Transformada de Fourier para Segmentación de Clientes

Datos

Herramientas Gerenciales:

Segmentación de Clientes

Datos de Bain - Usability

20 años (Mensual) (1997 - 2017)

date	Segmentación de Clientes
1999-01-01	63.00
1999-02-01	62.81
1999-03-01	62.70
1999-04-01	62.62
1999-05-01	62.58
1999-06-01	62.60
1999-07-01	62.69
1999-08-01	62.86
1999-09-01	63.12
1999-10-01	63.50
1999-11-01	63.99
1999-12-01	64.62
2000-01-01	65.00
2000-02-01	66.31
2000-03-01	67.34
2000-04-01	68.51
2000-05-01	69.78

date	Segmentación de Clientes
2000-06-01	71.14
2000-07-01	72.58
2000-08-01	74.11
2000-09-01	75.67
2000-10-01	77.26
2000-11-01	78.88
2000-12-01	80.50
2001-01-01	82.15
2001-02-01	83.70
2001-03-01	85.22
2001-04-01	86.75
2001-05-01	88.22
2001-06-01	89.61
2001-07-01	90.92
2001-08-01	92.15
2001-09-01	93.24
2001-10-01	94.21
2001-11-01	95.04
2001-12-01	95.71
2002-01-01	96.00
2002-02-01	96.54
2002-03-01	96.72
2002-04-01	96.76
2002-05-01	96.67
2002-06-01	96.47
2002-07-01	96.16
2002-08-01	95.76

date	Segmentación de Clientes
2002-09-01	95.28
2002-10-01	94.74
2002-11-01	94.15
2002-12-01	93.52
2003-01-01	92.86
2003-02-01	92.22
2003-03-01	91.59
2003-04-01	90.95
2003-05-01	90.33
2003-06-01	89.76
2003-07-01	89.25
2003-08-01	88.79
2003-09-01	88.43
2003-10-01	88.16
2003-11-01	88.01
2003-12-01	87.97
2004-01-01	88.00
2004-02-01	88.30
2004-03-01	88.65
2004-04-01	89.12
2004-05-01	89.68
2004-06-01	90.32
2004-07-01	91.02
2004-08-01	91.80
2004-09-01	92.60
2004-10-01	93.43
2004-11-01	94.28

date	Segmentación de Clientes
2004-12-01	95.12
2005-01-01	95.96
2005-02-01	96.73
2005-03-01	97.47
2005-04-01	98.17
2005-05-01	98.81
2005-06-01	99.36
2005-07-01	99.82
2005-08-01	100.00
2005-09-01	100.00
2005-10-01	100.00
2005-11-01	100.00
2005-12-01	100.00
2006-01-01	100.00
2006-02-01	99.20
2006-03-01	98.48
2006-04-01	97.57
2006-05-01	96.53
2006-06-01	95.35
2006-07-01	94.06
2006-08-01	92.63
2006-09-01	91.13
2006-10-01	89.55
2006-11-01	87.90
2006-12-01	86.19
2007-01-01	84.41
2007-02-01	82.68

date	Segmentación de Clientes
2007-03-01	80.94
2007-04-01	79.12
2007-05-01	77.31
2007-06-01	75.51
2007-07-01	73.74
2007-08-01	71.99
2007-09-01	70.31
2007-10-01	68.70
2007-11-01	67.17
2007-12-01	65.72
2008-01-01	65.00
2008-02-01	63.14
2008-03-01	62.02
2008-04-01	60.97
2008-05-01	60.01
2008-06-01	59.14
2008-07-01	58.34
2008-08-01	57.60
2008-09-01	56.94
2008-10-01	56.35
2008-11-01	55.80
2008-12-01	55.31
2009-01-01	54.85
2009-02-01	54.45
2009-03-01	54.08
2009-04-01	53.73
2009-05-01	53.39

date	Segmentación de Clientes
2009-06-01	53.08
2009-07-01	52.77
2009-08-01	52.46
2009-09-01	52.16
2009-10-01	51.85
2009-11-01	51.53
2009-12-01	51.19
2010-01-01	51.00
2010-02-01	50.44
2010-03-01	50.04
2010-04-01	49.61
2010-05-01	49.16
2010-06-01	48.70
2010-07-01	48.22
2010-08-01	47.72
2010-09-01	47.22
2010-10-01	46.71
2010-11-01	46.20
2010-12-01	45.68
2011-01-01	45.16
2011-02-01	44.67
2011-03-01	44.17
2011-04-01	43.67
2011-05-01	43.18
2011-06-01	42.70
2011-07-01	42.23
2011-08-01	41.78

date	Segmentación de Clientes
2011-09-01	41.34
2011-10-01	40.93
2011-11-01	40.54
2011-12-01	40.18
2012-01-01	40.00
2012-02-01	39.54
2012-03-01	39.26
2012-04-01	39.00
2012-05-01	38.77
2012-06-01	38.56
2012-07-01	38.37
2012-08-01	38.20
2012-09-01	38.05
2012-10-01	37.92
2012-11-01	37.80
2012-12-01	37.70
2013-01-01	37.60
2013-02-01	37.53
2013-03-01	37.46
2013-04-01	37.39
2013-05-01	37.34
2013-06-01	37.29
2013-07-01	37.24
2013-08-01	37.20
2013-09-01	37.16
2013-10-01	37.12
2013-11-01	37.07

date	Segmentación de Clientes
2013-12-01	37.03
2014-01-01	37.00
2014-02-01	36.92
2014-03-01	36.86
2014-04-01	36.80
2014-05-01	36.73
2014-06-01	36.65
2014-07-01	36.58
2014-08-01	36.49
2014-09-01	36.41
2014-10-01	36.32
2014-11-01	36.22
2014-12-01	36.12
2015-01-01	36.02
2015-02-01	35.92
2015-03-01	35.82
2015-04-01	35.71
2015-05-01	35.59
2015-06-01	35.48
2015-07-01	35.36
2015-08-01	35.23
2015-09-01	35.11
2015-10-01	34.99
2015-11-01	34.86
2015-12-01	34.73
2016-01-01	34.59
2016-02-01	34.46

date	Segmentación de Clientes
2016-03-01	34.33
2016-04-01	34.20
2016-05-01	34.06
2016-06-01	33.92
2016-07-01	33.78
2016-08-01	33.64
2016-09-01	33.50
2016-10-01	33.36
2016-11-01	33.22
2016-12-01	33.07
2017-01-01	33.00

15 años (Mensual) (2002 - 2017)

date	Segmentación de Clientes
2002-02-01	96.54
2002-03-01	96.72
2002-04-01	96.76
2002-05-01	96.67
2002-06-01	96.47
2002-07-01	96.16
2002-08-01	95.76
2002-09-01	95.28
2002-10-01	94.74
2002-11-01	94.15
2002-12-01	93.52
2003-01-01	92.86

date	Segmentación de Clientes
2003-02-01	92.22
2003-03-01	91.59
2003-04-01	90.95
2003-05-01	90.33
2003-06-01	89.76
2003-07-01	89.25
2003-08-01	88.79
2003-09-01	88.43
2003-10-01	88.16
2003-11-01	88.01
2003-12-01	87.97
2004-01-01	88.00
2004-02-01	88.30
2004-03-01	88.65
2004-04-01	89.12
2004-05-01	89.68
2004-06-01	90.32
2004-07-01	91.02
2004-08-01	91.80
2004-09-01	92.60
2004-10-01	93.43
2004-11-01	94.28
2004-12-01	95.12
2005-01-01	95.96
2005-02-01	96.73
2005-03-01	97.47
2005-04-01	98.17

date	Segmentación de Clientes
2005-05-01	98.81
2005-06-01	99.36
2005-07-01	99.82
2005-08-01	100.00
2005-09-01	100.00
2005-10-01	100.00
2005-11-01	100.00
2005-12-01	100.00
2006-01-01	100.00
2006-02-01	99.20
2006-03-01	98.48
2006-04-01	97.57
2006-05-01	96.53
2006-06-01	95.35
2006-07-01	94.06
2006-08-01	92.63
2006-09-01	91.13
2006-10-01	89.55
2006-11-01	87.90
2006-12-01	86.19
2007-01-01	84.41
2007-02-01	82.68
2007-03-01	80.94
2007-04-01	79.12
2007-05-01	77.31
2007-06-01	75.51
2007-07-01	73.74

date	Segmentación de Clientes
2007-08-01	71.99
2007-09-01	70.31
2007-10-01	68.70
2007-11-01	67.17
2007-12-01	65.72
2008-01-01	65.00
2008-02-01	63.14
2008-03-01	62.02
2008-04-01	60.97
2008-05-01	60.01
2008-06-01	59.14
2008-07-01	58.34
2008-08-01	57.60
2008-09-01	56.94
2008-10-01	56.35
2008-11-01	55.80
2008-12-01	55.31
2009-01-01	54.85
2009-02-01	54.45
2009-03-01	54.08
2009-04-01	53.73
2009-05-01	53.39
2009-06-01	53.08
2009-07-01	52.77
2009-08-01	52.46
2009-09-01	52.16
2009-10-01	51.85

date	Segmentación de Clientes
2009-11-01	51.53
2009-12-01	51.19
2010-01-01	51.00
2010-02-01	50.44
2010-03-01	50.04
2010-04-01	49.61
2010-05-01	49.16
2010-06-01	48.70
2010-07-01	48.22
2010-08-01	47.72
2010-09-01	47.22
2010-10-01	46.71
2010-11-01	46.20
2010-12-01	45.68
2011-01-01	45.16
2011-02-01	44.67
2011-03-01	44.17
2011-04-01	43.67
2011-05-01	43.18
2011-06-01	42.70
2011-07-01	42.23
2011-08-01	41.78
2011-09-01	41.34
2011-10-01	40.93
2011-11-01	40.54
2011-12-01	40.18
2012-01-01	40.00

date	Segmentación de Clientes
2012-02-01	39.54
2012-03-01	39.26
2012-04-01	39.00
2012-05-01	38.77
2012-06-01	38.56
2012-07-01	38.37
2012-08-01	38.20
2012-09-01	38.05
2012-10-01	37.92
2012-11-01	37.80
2012-12-01	37.70
2013-01-01	37.60
2013-02-01	37.53
2013-03-01	37.46
2013-04-01	37.39
2013-05-01	37.34
2013-06-01	37.29
2013-07-01	37.24
2013-08-01	37.20
2013-09-01	37.16
2013-10-01	37.12
2013-11-01	37.07
2013-12-01	37.03
2014-01-01	37.00
2014-02-01	36.92
2014-03-01	36.86
2014-04-01	36.80

date	Segmentación de Clientes
2014-05-01	36.73
2014-06-01	36.65
2014-07-01	36.58
2014-08-01	36.49
2014-09-01	36.41
2014-10-01	36.32
2014-11-01	36.22
2014-12-01	36.12
2015-01-01	36.02
2015-02-01	35.92
2015-03-01	35.82
2015-04-01	35.71
2015-05-01	35.59
2015-06-01	35.48
2015-07-01	35.36
2015-08-01	35.23
2015-09-01	35.11
2015-10-01	34.99
2015-11-01	34.86
2015-12-01	34.73
2016-01-01	34.59
2016-02-01	34.46
2016-03-01	34.33
2016-04-01	34.20
2016-05-01	34.06
2016-06-01	33.92
2016-07-01	33.78

date	Segmentación de Clientes
2016-08-01	33.64
2016-09-01	33.50
2016-10-01	33.36
2016-11-01	33.22
2016-12-01	33.07
2017-01-01	33.00

10 años (Mensual) (2007 - 2017)

date	Segmentación de Clientes
2007-02-01	82.68
2007-03-01	80.94
2007-04-01	79.12
2007-05-01	77.31
2007-06-01	75.51
2007-07-01	73.74
2007-08-01	71.99
2007-09-01	70.31
2007-10-01	68.70
2007-11-01	67.17
2007-12-01	65.72
2008-01-01	65.00
2008-02-01	63.14
2008-03-01	62.02
2008-04-01	60.97
2008-05-01	60.01
2008-06-01	59.14

date	Segmentación de Clientes
2008-07-01	58.34
2008-08-01	57.60
2008-09-01	56.94
2008-10-01	56.35
2008-11-01	55.80
2008-12-01	55.31
2009-01-01	54.85
2009-02-01	54.45
2009-03-01	54.08
2009-04-01	53.73
2009-05-01	53.39
2009-06-01	53.08
2009-07-01	52.77
2009-08-01	52.46
2009-09-01	52.16
2009-10-01	51.85
2009-11-01	51.53
2009-12-01	51.19
2010-01-01	51.00
2010-02-01	50.44
2010-03-01	50.04
2010-04-01	49.61
2010-05-01	49.16
2010-06-01	48.70
2010-07-01	48.22
2010-08-01	47.72
2010-09-01	47.22

date	Segmentación de Clientes
2010-10-01	46.71
2010-11-01	46.20
2010-12-01	45.68
2011-01-01	45.16
2011-02-01	44.67
2011-03-01	44.17
2011-04-01	43.67
2011-05-01	43.18
2011-06-01	42.70
2011-07-01	42.23
2011-08-01	41.78
2011-09-01	41.34
2011-10-01	40.93
2011-11-01	40.54
2011-12-01	40.18
2012-01-01	40.00
2012-02-01	39.54
2012-03-01	39.26
2012-04-01	39.00
2012-05-01	38.77
2012-06-01	38.56
2012-07-01	38.37
2012-08-01	38.20
2012-09-01	38.05
2012-10-01	37.92
2012-11-01	37.80
2012-12-01	37.70

date	Segmentación de Clientes
2013-01-01	37.60
2013-02-01	37.53
2013-03-01	37.46
2013-04-01	37.39
2013-05-01	37.34
2013-06-01	37.29
2013-07-01	37.24
2013-08-01	37.20
2013-09-01	37.16
2013-10-01	37.12
2013-11-01	37.07
2013-12-01	37.03
2014-01-01	37.00
2014-02-01	36.92
2014-03-01	36.86
2014-04-01	36.80
2014-05-01	36.73
2014-06-01	36.65
2014-07-01	36.58
2014-08-01	36.49
2014-09-01	36.41
2014-10-01	36.32
2014-11-01	36.22
2014-12-01	36.12
2015-01-01	36.02
2015-02-01	35.92
2015-03-01	35.82

date	Segmentación de Clientes
2015-04-01	35.71
2015-05-01	35.59
2015-06-01	35.48
2015-07-01	35.36
2015-08-01	35.23
2015-09-01	35.11
2015-10-01	34.99
2015-11-01	34.86
2015-12-01	34.73
2016-01-01	34.59
2016-02-01	34.46
2016-03-01	34.33
2016-04-01	34.20
2016-05-01	34.06
2016-06-01	33.92
2016-07-01	33.78
2016-08-01	33.64
2016-09-01	33.50
2016-10-01	33.36
2016-11-01	33.22
2016-12-01	33.07
2017-01-01	33.00

5 años (Mensual) (2012 - 2017)

date	Segmentación de Clientes
2012-02-01	39.54

date	Segmentación de Clientes
2012-03-01	39.26
2012-04-01	39.00
2012-05-01	38.77
2012-06-01	38.56
2012-07-01	38.37
2012-08-01	38.20
2012-09-01	38.05
2012-10-01	37.92
2012-11-01	37.80
2012-12-01	37.70
2013-01-01	37.60
2013-02-01	37.53
2013-03-01	37.46
2013-04-01	37.39
2013-05-01	37.34
2013-06-01	37.29
2013-07-01	37.24
2013-08-01	37.20
2013-09-01	37.16
2013-10-01	37.12
2013-11-01	37.07
2013-12-01	37.03
2014-01-01	37.00
2014-02-01	36.92
2014-03-01	36.86
2014-04-01	36.80
2014-05-01	36.73

date	Segmentación de Clientes
2014-06-01	36.65
2014-07-01	36.58
2014-08-01	36.49
2014-09-01	36.41
2014-10-01	36.32
2014-11-01	36.22
2014-12-01	36.12
2015-01-01	36.02
2015-02-01	35.92
2015-03-01	35.82
2015-04-01	35.71
2015-05-01	35.59
2015-06-01	35.48
2015-07-01	35.36
2015-08-01	35.23
2015-09-01	35.11
2015-10-01	34.99
2015-11-01	34.86
2015-12-01	34.73
2016-01-01	34.59
2016-02-01	34.46
2016-03-01	34.33
2016-04-01	34.20
2016-05-01	34.06
2016-06-01	33.92
2016-07-01	33.78
2016-08-01	33.64

date	Segmentación de Clientes
2016-09-01	33.50
2016-10-01	33.36
2016-11-01	33.22
2016-12-01	33.07
2017-01-01	33.00

Datos Medias y Tendencias

Medias y Tendencias (1997 - 2017)

Means and Trends

Trend NADT: Normalized Annual Desviation

Trend MAST: Moving Average Smoothed Trend

Keyword	20 Years Average	15 Years Average	10 Years Average	5 Years Average	1 Year Average	Trend NADT	Trend MAST
Segmentac...		63.98	61.59	45.54	36.23	33.71	-47.31

Fourier

Análisis de Fourier		Frequency	Magnitude
Palabra clave: Segmentación de Cli...			
		frequency	magnitude
0	0.0		13884.116866211218
1	0.004608294930875576		3512.481218244537
2	0.009216589861751152		467.60916341339293
3	0.013824884792626727		585.923258559957
4	0.018433179723502304		452.740732012878
5	0.02304147465437788		236.2211457551912
6	0.027649769585253454		191.0242413978448
7	0.03225806451612903		148.1512757567501
8	0.03686635944700461		130.50163669753556
9	0.041474654377880185		115.30954575611096
10	0.04608294930875576		106.49710371255738
11	0.05069124423963134		94.9765034698602

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
12	0.05529953917050691	86.70222550564768
13	0.059907834101382486	85.47522466624963
14	0.06451612903225806	76.74331180263192
15	0.06912442396313365	70.53723677329963
16	0.07373271889400922	66.06858345631098
17	0.07834101382488479	60.75334627266633
18	0.08294930875576037	59.96387225058517
19	0.08755760368663594	53.54043761689954
20	0.09216589861751152	52.82459306775678
21	0.0967741935483871	51.116235909250314
22	0.10138248847926268	46.80736637082556
23	0.10599078341013825	46.212499840509665
24	0.11059907834101382	43.97626632204122
25	0.1152073732718894	41.44024719176678
26	0.11981566820276497	41.642449500289324
27	0.12442396313364056	39.00335136101373
28	0.12903225806451613	39.108628892482606
29	0.1336405529953917	38.09357610049722
30	0.1382488479262673	34.98850717386621
31	0.14285714285714285	36.033015016756835
32	0.14746543778801843	33.78567970133371
33	0.15207373271889402	32.3113332185602
34	0.15668202764976957	32.94237804804574
35	0.16129032258064516	30.771701538349287
36	0.16589861751152074	30.133610481714626
37	0.17050691244239632	29.37407503072284
38	0.17511520737327188	27.838369222885728

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
39	0.17972350230414746	28.60293391334628
40	0.18433179723502305	27.15871965914924
41	0.1889400921658986	26.142090833586252
42	0.1935483870967742	26.807469209265758
43	0.19815668202764977	25.11768823020848
44	0.20276497695852536	25.234956334121446
45	0.2073732718894009	25.47975466558789
46	0.2119815668202765	24.864353005662107
47	0.21658986175115208	24.69334630226545
48	0.22119815668202764	23.57467687430601
49	0.22580645161290322	23.45019032759963
50	0.2304147465437788	23.00089836417925
51	0.2350230414746544	22.181608643895366
52	0.23963133640552994	22.32549465707016
53	0.24423963133640553	21.961894950237184
54	0.2488479262672811	20.899233578669165
55	0.2534562211981567	20.571062570465998
56	0.25806451612903225	20.441980337245237
57	0.2626728110599078	20.44003230017306
58	0.2672811059907834	20.066736656435125
59	0.271889400921659	19.51885947868614
60	0.2764976958525346	19.77995507441726
61	0.28110599078341014	19.205129698547502
62	0.2857142857142857	19.237164386386027
63	0.2903225806451613	19.56675779615414
64	0.29493087557603687	19.69190318971897
65	0.2995391705069124	19.090035656720087

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
66	0.30414746543778803	18.448446694440445
67	0.3087557603686636	18.61910334473297
68	0.31336405529953915	18.153707504341092
69	0.31797235023041476	17.863720967799992
70	0.3225806451612903	18.053364241931085
71	0.3271889400921659	17.713160838382613
72	0.3317972350230415	16.887378211874328
73	0.33640552995391704	16.73203103887469
74	0.34101382488479265	16.685712821374807
75	0.3456221198156682	17.09399106665551
76	0.35023041474654376	16.55733125257317
77	0.3548387096774194	16.502306814669602
78	0.35944700460829493	16.895481092905285
79	0.3640552995391705	16.27632018334562
80	0.3686635944700461	16.56578667678566
81	0.37327188940092165	17.04263136268175
82	0.3778801843317972	17.00755667959994
83	0.3824884792626728	16.5770020547182
84	0.3870967741935484	16.058472453473176
85	0.391705069124424	16.214193295177733
86	0.39631336405529954	15.954088773411128
87	0.4009216589861751	15.690655317737336
88	0.4055299539170507	15.9197579082914
89	0.41013824884792627	15.731637697125112
90	0.4147465437788018	14.967819206743442
91	0.41935483870967744	14.94297400246497
92	0.423963133640553	15.248837782579148

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
93	0.42857142857142855	15.46882188252148
94	0.43317972350230416	15.205520608250692
95	0.4377880184331797	15.187960020867674
96	0.44239631336405527	15.50093425943391
97	0.4470046082949309	15.158664263909259
98	0.45161290322580644	15.432425415925247
99	0.45622119815668205	15.94141970972169
100	0.4608294930875576	15.985427792872551
101	0.46543778801843316	15.437726051094748
102	0.4700460829493088	15.068584397145264
103	0.47465437788018433	15.347816313688174
104	0.4792626728110599	15.11743683874562
105	0.4838709677419355	14.9147192316586
106	0.48847926267281105	15.189155445821406
107	0.4930875576036866	14.916995571911135
108	0.4976958525345622	14.369623192105642
109	-0.4976958525345622	14.369623192105642
110	-0.4930875576036866	14.916995571911135
111	-0.48847926267281105	15.189155445821406
112	-0.4838709677419355	14.9147192316586
113	-0.4792626728110599	15.11743683874562
114	-0.47465437788018433	15.347816313688174
115	-0.4700460829493088	15.068584397145264
116	-0.46543778801843316	15.437726051094748
117	-0.4608294930875576	15.985427792872551
118	-0.45622119815668205	15.94141970972169
119	-0.45161290322580644	15.432425415925247

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
120	-0.4470046082949309	15.158664263909259
121	-0.44239631336405527	15.50093425943391
122	-0.4377880184331797	15.187960020867674
123	-0.43317972350230416	15.205520608250692
124	-0.42857142857142855	15.46882188252148
125	-0.423963133640553	15.248837782579148
126	-0.41935483870967744	14.94297400246497
127	-0.4147465437788018	14.967819206743442
128	-0.41013824884792627	15.731637697125112
129	-0.4055299539170507	15.9197579082914
130	-0.4009216589861751	15.690655317737336
131	-0.39631336405529954	15.954088773411128
132	-0.391705069124424	16.214193295177733
133	-0.3870967741935484	16.058472453473176
134	-0.3824884792626728	16.5770020547182
135	-0.3778801843317972	17.00755667959994
136	-0.37327188940092165	17.04263136268175
137	-0.3686635944700461	16.56578667678566
138	-0.3640552995391705	16.27632018334562
139	-0.35944700460829493	16.895481092905285
140	-0.3548387096774194	16.502306814669602
141	-0.35023041474654376	16.55733125257317
142	-0.3456221198156682	17.09399106665551
143	-0.34101382488479265	16.685712821374807
144	-0.33640552995391704	16.73203103887469
145	-0.3317972350230415	16.887378211874328
146	-0.3271889400921659	17.713160838382613

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
147	-0.3225806451612903	18.053364241931085
148	-0.31797235023041476	17.863720967799992
149	-0.31336405529953915	18.153707504341092
150	-0.3087557603686636	18.61910334473297
151	-0.30414746543778803	18.448446694440445
152	-0.2995391705069124	19.090035656720087
153	-0.29493087557603687	19.69190318971897
154	-0.2903225806451613	19.56675779615414
155	-0.2857142857142857	19.237164386386027
156	-0.28110599078341014	19.205129698547502
157	-0.2764976958525346	19.77995507441726
158	-0.271889400921659	19.51885947868614
159	-0.2672811059907834	20.066736656435125
160	-0.2626728110599078	20.44003230017306
161	-0.25806451612903225	20.441980337245237
162	-0.2534562211981567	20.571062570465998
163	-0.2488479262672811	20.899233578669165
164	-0.24423963133640553	21.961894950237184
165	-0.23963133640552994	22.32549465707016
166	-0.2350230414746544	22.181608643895366
167	-0.2304147465437788	23.00089836417925
168	-0.22580645161290322	23.45019032759963
169	-0.22119815668202764	23.57467687430601
170	-0.21658986175115208	24.69334630226545
171	-0.2119815668202765	24.864353005662107
172	-0.2073732718894009	25.47975466558789
173	-0.20276497695852536	25.234956334121446

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
174	-0.19815668202764977	25.11768823020848
175	-0.1935483870967742	26.807469209265758
176	-0.1889400921658986	26.142090833586252
177	-0.18433179723502305	27.15871965914924
178	-0.17972350230414746	28.60293391334628
179	-0.17511520737327188	27.838369222885728
180	-0.17050691244239632	29.37407503072284
181	-0.16589861751152074	30.133610481714626
182	-0.16129032258064516	30.771701538349287
183	-0.15668202764976957	32.94237804804574
184	-0.15207373271889402	32.3113332185602
185	-0.14746543778801843	33.78567970133371
186	-0.14285714285714285	36.033015016756835
187	-0.1382488479262673	34.98850717386621
188	-0.1336405529953917	38.09357610049722
189	-0.12903225806451613	39.108628892482606
190	-0.12442396313364056	39.00335136101373
191	-0.11981566820276497	41.642449500289324
192	-0.1152073732718894	41.44024719176678
193	-0.11059907834101382	43.97626632204122
194	-0.10599078341013825	46.212499840509665
195	-0.10138248847926268	46.80736637082556
196	-0.0967741935483871	51.116235909250314
197	-0.09216589861751152	52.82459306775678
198	-0.08755760368663594	53.54043761689954
199	-0.08294930875576037	59.96387225058517
200	-0.07834101382488479	60.75334627266633

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
201	-0.07373271889400922	66.06858345631098
202	-0.06912442396313365	70.53723677329963
203	-0.06451612903225806	76.74331180263192
204	-0.059907834101382486	85.47522466624963
205	-0.05529953917050691	86.70222550564768
206	-0.05069124423963134	94.9765034698602
207	-0.04608294930875576	106.49710371255738
208	-0.041474654377880185	115.30954575611096
209	-0.03686635944700461	130.50163669753556
210	-0.03225806451612903	148.1512757567501
211	-0.027649769585253454	191.0242413978448
212	-0.02304147465437788	236.2211457551912
213	-0.018433179723502304	452.740732012878
214	-0.013824884792626727	585.923258559957
215	-0.009216589861751152	467.60916341339293
216	-0.004608294930875576	3512.481218244537

(c) 2024 - 2025 Diomar Anez & Dimar Anez

Contacto: SOLIDUM & WISE CONNEX

Todas las librerías utilizadas están bajo la debida licencia de sus autores y dueños de los derechos de autor. Algunas secciones de este reporte fueron generadas con la asistencia de Gemini AI. Este reporte está licenciado bajo la Licencia MIT. Para obtener más información, consulta <https://opensource.org/licenses/MIT/>

Reporte generado el 2025-04-04 06:44:40



Solidum Producciones
Impulsando estrategias, generando valor...

INFORMES DE LA SERIE SOBRE HERRAMIENTAS GERENCIALES

Basados en la base de datos de GOOGLE TRENDS

1. Informe Técnico 01-GT. (001/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Reingeniería de Procesos**
2. Informe Técnico 02-GT. (002/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión de la Cadena de Suministro**
3. Informe Técnico 03-GT. (003/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Planificación de Escenarios**
4. Informe Técnico 04-GT. (004/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Planificación Estratégica**
5. Informe Técnico 05-GT. (005/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Experiencia del Cliente**
6. Informe Técnico 06-GT. (006/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Calidad Total**
7. Informe Técnico 07-GT. (007/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Propósito y Visión**
8. Informe Técnico 08-GT. (008/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Benchmarking**
9. Informe Técnico 09-GT. (009/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Competencias Centrales**
10. Informe Técnico 10-GT. (010/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Cuadro de Mando Integral**
11. Informe Técnico 11-GT. (011/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Alianzas y Capital de Riesgo**
12. Informe Técnico 12-GT. (012/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Outsourcing**
13. Informe Técnico 13-GT. (013/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Segmentación de Clientes**
14. Informe Técnico 14-GT. (014/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Fusiones y Adquisiciones**
15. Informe Técnico 15-GT. (015/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión de Costos**
16. Informe Técnico 16-GT. (016/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Presupuesto Base Cero**
17. Informe Técnico 17-GT. (017/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Estrategias de Crecimiento**
18. Informe Técnico 18-GT. (018/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión del Conocimiento**
19. Informe Técnico 19-GT. (019/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión del Cambio**
20. Informe Técnico 20-GT. (020/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Optimización de Precios**
21. Informe Técnico 21-GT. (021/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Lealtad del Cliente**
22. Informe Técnico 22-GT. (022/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Innovación Colaborativa**
23. Informe Técnico 23-GT. (023/115) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Talento y Compromiso**

Basados en la base de datos de GOOGLE BOOKS NGRAM

24. Informe Técnico 01-GB. (024/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Reingeniería de Procesos**
25. Informe Técnico 02-GB. (025/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión de la Cadena de Suministro**
26. Informe Técnico 03-GB. (026/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Planificación de Escenarios**
27. Informe Técnico 04-GB. (027/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Planificación Estratégica**
28. Informe Técnico 05-GB. (028/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Experiencia del Cliente**
29. Informe Técnico 06-GB. (029/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Calidad Total**
30. Informe Técnico 07-GB. (030/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Propósito y Visión**
31. Informe Técnico 08-GB. (031/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Benchmarking**
32. Informe Técnico 09-GB. (032/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Competencias Centrales**
33. Informe Técnico 10-GB. (033/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Cuadro de Mando Integral**
34. Informe Técnico 11-GB. (034/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Alianzas y Capital de Riesgo**

35. Informe Técnico 12-GB. (035/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Outsourcing**
36. Informe Técnico 13-GB. (036/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Segmentación de Clientes**
37. Informe Técnico 14-GB. (037/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Fusiones y Adquisiciones**
38. Informe Técnico 15-GB. (038/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión de Costos**
39. Informe Técnico 16-GB. (039/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Presupuesto Base Cero**
40. Informe Técnico 17-GB. (040/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Estrategias de Crecimiento**
41. Informe Técnico 18-GB. (041/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión del Conocimiento**
42. Informe Técnico 19-GB. (042/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión del Cambio**
43. Informe Técnico 20-GB. (043/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Optimización de Precios**
44. Informe Técnico 21-GB. (044/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Lealtad del Cliente**
45. Informe Técnico 22-GB. (045/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Innovación Colaborativa**
46. Informe Técnico 23-GB. (046/115) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Talento y Compromiso**

Basados en la base de datos de CROSSREF.ORG

47. Informe Técnico 01-CR. (047/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Reingeniería de Procesos**
48. Informe Técnico 02-CR. (048/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión de la Cadena de Suministro**
49. Informe Técnico 03-CR. (049/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Planificación de Escenarios**
50. Informe Técnico 04-CR. (050/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Planificación Estratégica**
51. Informe Técnico 05-CR. (051/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Experiencia del Cliente**
52. Informe Técnico 06-CR. (052/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Calidad Total**
53. Informe Técnico 07-CR. (053/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Propósito y Visión**
54. Informe Técnico 08-CR. (054/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Benchmarking**
55. Informe Técnico 09-CR. (055/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Competencias Centrales**
56. Informe Técnico 10-CR. (056/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Cuadro de Mando Integral**
57. Informe Técnico 11-CR. (057/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Alianzas y Capital de Riesgo**
58. Informe Técnico 12-CR. (058/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Outsourcing**
59. Informe Técnico 13-CR. (059/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Segmentación de Clientes**
60. Informe Técnico 14-CR. (060/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Fusiones y Adquisiciones**
61. Informe Técnico 15-CR. (061/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión de Costos**
62. Informe Técnico 16-CR. (062/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Presupuesto Base Cero**
63. Informe Técnico 17-CR. (063/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Estrategias de Crecimiento**
64. Informe Técnico 18-CR. (064/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión del Conocimiento**
65. Informe Técnico 19-CR. (065/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión del Cambio**
66. Informe Técnico 20-CR. (066/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Optimización de Precios**
67. Informe Técnico 21-CR. (067/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Lealtad del Cliente**
68. Informe Técnico 22-CR. (068/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Innovación Colaborativa**
69. Informe Técnico 23-CR. (069/115) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Talento y Compromiso**

Basados en la base de datos de ENCUESTA SOBRE USABILIDAD DE BAIN & CO.

70. Informe Técnico 01-BU. (070/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Reingeniería de Procesos**
71. Informe Técnico 02-BU. (071/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión de la Cadena de Suministro**
72. Informe Técnico 03-BU. (072/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Planificación de Escenarios**
73. Informe Técnico 04-BU. (073/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Planificación Estratégica**
74. Informe Técnico 05-BU. (074/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Experiencia del Cliente**
75. Informe Técnico 06-BU. (075/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Calidad Total**

76. Informe Técnico 07-BU. (076/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Propósito y Visión**
77. Informe Técnico 08-BU. (077/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Benchmarking**
78. Informe Técnico 09-BU. (078/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Competencias Centrales**
79. Informe Técnico 10-BU. (079/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Cuadro de Mando Integral**
80. Informe Técnico 11-BU. (080/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Alianzas y Capital de Riesgo**
81. Informe Técnico 12-BU. (081/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Outsourcing**
82. Informe Técnico 13-BU. (082/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Segmentación de Clientes**
83. Informe Técnico 14-BU. (083/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Fusiones y Adquisiciones**
84. Informe Técnico 15-BU. (084/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión de Costos**
85. Informe Técnico 16-BU. (085/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Presupuesto Base Cero**
86. Informe Técnico 17-BU. (086/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Estrategias de Crecimiento**
87. Informe Técnico 18-BU. (087/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión del Conocimiento**
88. Informe Técnico 19-BU. (088/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión del Cambio**
89. Informe Técnico 20-BU. (089/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Optimización de Precios**
90. Informe Técnico 21-BU. (090/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Lealtad del Cliente**
91. Informe Técnico 22-BU. (091/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Innovación Colaborativa**
92. Informe Técnico 23-BU. (092/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Talento y Compromiso**

Basados en la base de datos de ENCUESTA SOBRE SATISFACCIÓN DE BAIN & CO.

93. Informe Técnico 01-BS. (093/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Reingeniería de Procesos**
94. Informe Técnico 02-BS. (094/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión de la Cadena de Suministro**
95. Informe Técnico 03-BS. (095/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Planificación de Escenarios**
96. Informe Técnico 04-BS. (096/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Planificación Estratégica**
97. Informe Técnico 05-BS. (097/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Experiencia del Cliente**
98. Informe Técnico 06-BS. (098/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Calidad Total**
99. Informe Técnico 07-BS. (099/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Propósito y Visión**
100. Informe Técnico 08-BS. (100/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Benchmarking**
101. Informe Técnico 09-BS. (101/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Competencias Centrales**
102. Informe Técnico 10-BS. (102/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Cuadro de Mando Integral**
103. Informe Técnico 11-BS. (103/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Alianzas y Capital de Riesgo**
104. Informe Técnico 12-BS. (104/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Outsourcing**
105. Informe Técnico 13-BS. (105/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Segmentación de Clientes**
106. Informe Técnico 14-BS. (106/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Fusiones y Adquisiciones**
107. Informe Técnico 15-BS. (107/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión de Costos**
108. Informe Técnico 16-BS. (108/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Presupuesto Base Cero**
109. Informe Técnico 17-BS. (109/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Estrategias de Crecimiento**
110. Informe Técnico 18-BS. (110/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión del Conocimiento**
111. Informe Técnico 19-BS. (111/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión del Cambio**
112. Informe Técnico 20-BS. (112/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Optimización de Precios**
113. Informe Técnico 21-BS. (113/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Lealtad del Cliente**
114. Informe Técnico 22-BS. (114/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Innovación Colaborativa**
115. Informe Técnico 23-BS. (115/115) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Talento y Compromiso**

Spiritu Sancto, Paraclete Divine,
Sedis veritatis, sapientiae, et intellectus,
Fons boni consilii, scientiae, et pietatis.
Tibi agimus gratias.

INFORMES DE LA SERIE SOBRE HERRAMIENTAS GERENCIALES

Basados en la base de datos de ENCUESTA SOBRE USABILIDAD DE BAIN & CO.

1. Informe Técnico 01-BU. (070/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Reingeniería de Procesos**
2. Informe Técnico 02-BU. (071/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión de la Cadena de Suministro**
3. Informe Técnico 03-BU. (072/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Planificación de Escenarios**
4. Informe Técnico 04-BU. (073/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Planificación Estratégica**
5. Informe Técnico 05-BU. (074/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Experiencia del Cliente**
6. Informe Técnico 06-BU. (075/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Calidad Total**
7. Informe Técnico 07-BU. (076/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Propósito y Visión**
8. Informe Técnico 08-BU. (077/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Benchmarking**
9. Informe Técnico 09-BU. (078/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Competencias Centrales**
10. Informe Técnico 10-BU. (079/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Cuadro de Mando Integral**
11. Informe Técnico 11-BU. (080/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Alianzas y Capital de Riesgo**
12. Informe Técnico 12-BU. (081/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Outsourcing**
13. Informe Técnico 13-BU. (082/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Segmentación de Clientes**
14. Informe Técnico 14-BU. (083/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Fusiones y Adquisiciones**
15. Informe Técnico 15-BU. (084/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión de Costos**
16. Informe Técnico 16-BU. (085/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Presupuesto Base Cero**
17. Informe Técnico 17-BU. (086/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Estrategias de Crecimiento**
18. Informe Técnico 18-BU. (087/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión del Conocimiento**
19. Informe Técnico 19-BU. (088/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión del Cambio**
20. Informe Técnico 20-BU. (089/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Optimización de Precios**
21. Informe Técnico 21-BU. (090/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Lealtad del Cliente**
22. Informe Técnico 22-BU. (091/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Innovación Colaborativa**
23. Informe Técnico 23-BU. (092/115) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Talento y Compromiso**

