

MARZO 2025



Análisis de tendencias de búsqueda en
Google Trends para

SEGMENTACIÓN DE CLIENTES

013

Estudio de la evolución de la frecuencia
relativa de búsquedas para identificar
tendencias emergentes, picos de
popularidad y cambios en el interés
público



SOLIDUM 360
BUSINESS CONSULTING

**Informe Técnico
13-GT**

**Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google
Trends 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-GT**

**Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google
Trends para
Segmentación de Clientes**

Estudio de la evolución de la frecuencia relativa de búsquedas para identificar tendencias emergentes, picos de popularidad y cambios en el interés público



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

Título del Informe:

Informe Técnico 13-GT: Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para Segmentación de Clientes.

- *Informe 013 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 de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para Segmentación de Clientes*. Informe Técnico 13-GT (013/115). 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-GT.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.

Sin 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	71
Análisis Estacional	85
Análisis De Fourier	99
Conclusiones	112
Gráficos	119
Datos	156

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-GT

<i>Fuente de datos:</i>	GOOGLE TRENDS ("RADAR DE TENDENCIAS")
<i>Desarrollador o promotor:</i>	Google LLC
<i>Contexto histórico:</i>	Lanzado en 2006, Google Trends se ha convertido en una herramienta estándar para el análisis de tendencias en línea, aprovechando la vasta cantidad de datos generados por el motor de búsqueda de Google.
<i>Naturaleza epistemológica:</i>	Datos agregados y anonimizados, derivados de consultas realizadas en el motor de búsqueda de Google. Se presentan normalizados en una escala ordinal de 0 a 100, representando el interés relativo de búsqueda a lo largo del tiempo, no volúmenes absolutos de consultas. La unidad básica de análisis es la consulta de búsqueda, inferida a partir de descriptores lógicos (palabras clave).
<i>Ventana temporal de análisis:</i>	Desde 2004 a 2025 es el período más amplio disponible; es decir, desde el inicio de la recolección de datos disponible por parte de Google Trends, y que puede variar según el término de búsqueda y la región geográfica.
<i>Usuarios típicos:</i>	Periodistas, investigadores de mercado, analistas de tendencias, académicos, profesionales de marketing, consultores, público en general interesado en explorar tendencias.

<i>Relevancia e impacto:</i>	Instrumento de detección temprana de tendencias emergentes y fluctuaciones en la atención pública digital. Su principal impacto reside en su capacidad para proporcionar una visión quasi-sincrónica de los intereses de búsqueda de los usuarios de Google a nivel global. Su confiabilidad, como indicador de atención, es alta, dada la dominancia de Google como motor de búsqueda. Sin embargo, no es una medida directa de adopción, intención de compra o efectividad de una herramienta o concepto.
<i>Metodología específica:</i>	Empleo de descriptores lógicos (combinaciones booleanas de palabras clave) para delimitar el conjunto de consultas relevantes para cada herramienta gerencial. Análisis longitudinal de series temporales del índice de interés relativo, identificando picos, valles, tendencias (lineales o no lineales) y patrones estacionales mediante técnicas de descomposición de series temporales.
<i>Interpretación inferencial:</i>	Los datos de Google Trends deben interpretarse como un indicador de la atención y la curiosidad pública en el entorno digital, no como una medida directa de la adopción, implementación o efectividad de las herramientas gerenciales en el contexto organizacional.
<i>Limitaciones metodológicas:</i>	Ambigüedad intencional de las consultas: un aumento en las búsquedas no implica necesariamente una adopción efectiva; puede reflejar curiosidad superficial, búsqueda de información preliminar, o incluso una reacción crítica. Susceptibilidad a sesgos exógenos: eventos mediáticos, campañas publicitarias, publicaciones académicas, etc., pueden generar picos espurios. Evolución diacrónica de la terminología: la variación en los términos utilizados para referirse a una herramienta puede afectar la consistencia de los datos. Sesgo de representatividad: la población de usuarios de Google no es necesariamente representativa de la totalidad de los actores organizacionales. Datos relativos, que no permiten la comparación entre regiones.

Potencial para detectar "Modas":	Alto potencial para la detección de fenómenos de corta duración ("modas"). La naturaleza de los datos, que reflejan el interés de búsqueda en tiempo quasi-real, permite identificar incrementos abruptos y transitorios en la atención pública. Sin embargo, la ambigüedad inherente a la intención de búsqueda (curiosidad, información básica, crítica, etc.) limita su capacidad para discernir entre una "moda" efímera y una adopción genuina y sostenida. La detección de patrones cíclicos o estacionales puede complementar el análisis.
---	---

GRUPO DE HERRAMIENTAS ANALIZADAS: INFORME TÉCNICO 13-GT

<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" + "market segmentation" + "customer segmentation marketing"
<i>Criterios de selección y configuración de la búsqueda:</i>	<p>Cobertura Geográfica: Global (Incluye datos de todos los países y regiones donde Google Trends está disponible).</p> <p>Categorización: Categoría raíz. "Todas las categorías".</p> <p>Tipo de Búsqueda: Búsqueda web estándar de Google.</p> <p>Idioma: Descriptores con palabras en Inglés</p>
<i>Métrica e Índice (Definición y Cálculo)</i>	<p>Los datos se normalizan en un índice relativo que varía de 0 a 100, donde 100 representa el punto de máximo interés relativo en el término de búsqueda durante el período y la región especificados.</p> <p>El índice se calcula mediante la fórmula:</p> $\text{Índice Relativo} = (\text{Volumen de búsqueda del término} / \text{Volumen total de búsquedas}) \times 100$ <p>Donde:</p> <p>Volumen de búsqueda del término: se refiere al número de búsquedas del término o conjunto de términos específicos en un período y región dados</p>

	<p>Volumen total de búsquedas: se refiere al número total de búsquedas en Google en ese mismo período y región.</p> <p>Esta normalización mitiga sesgos debidos a diferencias en la población de usuarios de Internet y en la popularidad general de las búsquedas en Google entre diferentes regiones y a lo largo del tiempo. Por lo tanto, el índice relativo refleja la popularidad relativa del término de búsqueda, no su volumen absoluto.</p>
<i>Período de cobertura de los Datos:</i>	Marco Temporal: 01/2004-01/2025 (Seleccionado para cubrir el período de mayor disponibilidad de datos de Google Trends y para abarcar la evolución de la Web 2.0 y la economía digital).
<i>Metodología de Recopilación y Procesamiento de Datos:</i>	<ul style="list-style-type: none"> - La métrica proporcionada por Google Trends es comparativa, no absoluta. - Se basa en un muestreo aleatorio de las búsquedas realizadas en Google, lo que introduce una variabilidad estadística inherente. - Esta variabilidad significa que pequeñas fluctuaciones en el índice relativo pueden no ser significativas y que los resultados pueden variar ligeramente si se repite la misma búsqueda. - La interpretación debe centrarse en tendencias generales y cambios significativos en el interés relativo, en lugar de en valores puntuales o diferencias mínimas.
<i>Limitaciones:</i>	<p>Los datos de Google Trends presentan varias limitaciones importantes:</p> <ul style="list-style-type: none"> - No existe una correlación directa demostrada entre el interés en las búsquedas y la implementación efectiva de las herramientas gerenciales en las organizaciones. - La evolución terminológica y la aparición de nuevos términos relacionados pueden afectar la coherencia longitudinal del análisis. - Los datos reflejan solo las búsquedas realizadas en Google, y no en otros motores de búsqueda, lo que puede introducir un sesgo de selección.

	<ul style="list-style-type: none"> - Los términos de búsqueda pueden ser ambiguos o tener múltiples significados, lo que dificulta la interpretación precisa del interés. - El interés en las búsquedas puede verse afectado por eventos externos (noticias, publicaciones, modas) que no están relacionados con la adopción o efectividad de la herramienta gerencial. - Google Trends mide el interés, pero no permite conocer el nivel de involucramiento con el tema que motiva la búsqueda. - Los datos pueden no ser extrapolables a todos los contextos. Por ejemplo, la alta gerencia no suele ser quien directamente realiza las búsquedas.
<i>Perfil inferido de Usuarios (o Audiencia Objetivo):</i>	<p>Refleja el interés público, la popularidad de búsqueda y las tendencias emergentes en tiempo real en un perfil de usuarios heterogéneos, que incluye investigadores, periodistas, profesionales del marketing, empresarios y usuarios generales de Internet.</p> <p>Es importante tener en cuenta que este perfil de usuarios refleja a quienes realizan búsquedas en Google sobre estos temas, y no necesariamente a la población general ni a los usuarios específicos de cada herramienta gerencial.</p>

Origen o plataforma de los datos (enlace):

— <https://trends.google.com/trends/explore?date=all&q=%22customer%20segmentation%22+%2B%22market%20segmentation%22+%2B%22customer%20segmentation%20marketing%22&hl=es>

Resumen Ejecutivo

RESUMEN

El análisis de Segmentación de Clientes en Google Trends muestra un interés general decreciente, ciclos persistentes (estacionales, de 4 años) y una posible estabilización futura.

1. Puntos Principales

1. El interés en Segmentación de Clientes alcanzó su punto máximo muy temprano (2004) en los datos de Google Trends.
2. Una tendencia negativa a largo plazo indica un volumen de búsqueda generalista decreciente.
3. El interés ha mostrado más de 20 años de persistencia, a diferencia de las modas típicas.
4. Una estacionalidad anual muy regular presenta picos en octubre/noviembre y valles en julio/agosto.
5. El análisis identificó un ciclo plurianual significativo de aproximadamente 4 años.
6. Los cambios tecnológicos probablemente causan una fragmentación del interés hacia términos específicos.
7. Las proyecciones ARIMA sugieren una posible estabilización futura, divergiendo del declive histórico.
8. La precisión del modelo predictivo es moderada, lo que justifica una interpretación cautelosa de las previsiones.
9. El contexto externo (economía, adopción tecnológica) probablemente influye en las tendencias y ciclos observados.
10. El patrón general sugiere una dinámica evolutiva/cíclica, no una simple moda/práctica.

2. Puntos Clave

1. El interés general decreciente en Google Trends no implica la obsolescencia del concepto.
2. Ciclos predecibles estacionales (anuales) y plurianuales (de 4 años) influyen en el interés.
3. Las proyecciones futuras insinúan una estabilización, diferenciándose de las tendencias negativas pasadas.
4. El interés de búsqueda probablemente se desplaza hacia una segmentación especializada debido a la tecnología.
5. Comprender las dinámicas multiescala (tendencia, estacionalidad, ciclo) es esencial para la interpretación.

Tendencias Temporales

Evolución y análisis temporal en Google Trends: Patrones y puntos de inflexión

I. Contexto del análisis temporal

Este análisis examina la evolución temporal del interés público en la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando datos de Google Trends. El objetivo es identificar y cuantificar objetivamente las distintas fases (surgimiento, crecimiento, picos, declive, estabilización, resurgimiento, transformación) en la trayectoria de búsqueda de este término. Se emplearán diversas métricas estadísticas descriptivas y de tendencia para caracterizar la magnitud, duración y dinámica de estos patrones a lo largo del tiempo. La relevancia de este análisis radica en su capacidad para ofrecer una perspectiva cuantitativa sobre cómo la atención y curiosidad del público hacia Segmentación de Clientes ha fluctuado, lo cual puede ser un indicador temprano, aunque indirecto, de su ciclo de vida percibido en el ecosistema gerencial más amplio. El período de análisis abarca desde enero de 2004 hasta febrero de 2025, permitiendo una visión longitudinal completa. Adicionalmente, se realizarán análisis segmentados para los últimos 20, 15, 10 y 5 años, facilitando la identificación de cambios en la dinámica a corto, mediano y largo plazo.

A. Naturaleza de la fuente de datos: Google Trends

Google Trends proporciona datos sobre la frecuencia relativa de búsqueda de términos específicos en el motor de búsqueda de Google a lo largo del tiempo. Su alcance se centra en capturar el *interés público* o la *curiosidad* general hacia un concepto, reflejando su notoriedad o "hype" en un momento dado. La metodología se basa en muestrear los datos de búsqueda de Google y normalizarlos en una escala de 0 a 100, donde 100 representa el punto de máxima popularidad relativa del término durante el período y la región geográfica seleccionados. Es crucial entender que estos datos son *relativos* y no indican

volúmenes absolutos de búsqueda. Las limitaciones inherentes a Google Trends incluyen la imposibilidad de discernir la intención detrás de la búsqueda (académica, comercial, personal, etc.) y su alta sensibilidad a eventos mediáticos, noticias o campañas de marketing que pueden generar picos de interés temporales no necesariamente relacionados con una adopción gerencial profunda. Sin embargo, sus fortalezas residen en su capacidad para detectar tendencias emergentes y cambios rápidos en la atención pública casi en tiempo real, siendo útil para identificar picos de popularidad y posibles patrones estacionales. Para una interpretación adecuada, es fundamental considerar que un aumento en Google Trends *sugiere* un incremento en la atención o curiosidad, pero la *persistencia* de ese interés y su corroboración con otras fuentes de datos son necesarias para evaluar la relevancia y adopción real de la herramienta a largo plazo.

B. Posibles implicaciones del análisis de los datos

El análisis temporal de los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes tiene el potencial de generar varias implicaciones significativas para la investigación doctoral. En primer lugar, permitirá evaluar si el patrón de interés público observado a lo largo del tiempo se alinea con las características operacionales definidas para una "moda gerencial", específicamente en términos de rapidez de adopción (interés), pico pronunciado y declive posterior dentro de un ciclo relativamente corto. Alternativamente, el análisis podría revelar patrones más complejos y matizados, como ciclos con fases de resurgimiento, períodos de estabilización prolongada o transformaciones en el nivel de interés, sugiriendo una dinámica diferente a la de una moda efímera. La identificación precisa de puntos de inflexión clave (picos, valles, cambios de tendencia) y su posible correlación temporal con factores externos relevantes (avances tecnológicos en análisis de datos, surgimiento del marketing digital, crisis económicas, publicaciones influyentes sobre personalización) podría ofrecer pistas sobre los catalizadores o inhibidores del interés en esta herramienta. Esta información, aunque basada en interés de búsqueda, puede proporcionar un contexto valioso para la toma de decisiones gerenciales sobre la pertinencia y el momento adecuado para adoptar, adaptar o reconsiderar el uso de la Segmentación de Clientes. Finalmente, los patrones observados podrían sugerir nuevas líneas de investigación enfocadas en comprender más profundamente los factores específicos (tecnológicos, competitivos, culturales) que impulsan la dinámica temporal del interés y, potencialmente, la adopción de esta herramienta gerencial fundamental.

II. Datos en bruto y estadísticas descriptivas

Los datos brutos corresponden a los valores mensuales normalizados (0-100) de interés de búsqueda para el término "Segmentación de Clientes" en Google Trends, desde enero de 2004 hasta febrero de 2025. Estos valores representan la popularidad relativa del término en comparación con su punto más alto durante el período analizado.

A. Serie temporal completa y segmentada (muestra)

A continuación, se presenta una muestra representativa de los datos de la serie temporal para Segmentación de Clientes en Google Trends, incluyendo los puntos iniciales, finales y algunos intermedios clave. Los datos completos se encuentran referenciados para consulta detallada.

- **Inicio (Ene 2004 - Mar 2004):** 72, 82, 96
- **Pico Absoluto (Nov 2004):** 100
- **Punto Intermedio (Oct 2014 - Dic 2014):** 52, 52, 41
- **Punto Intermedio Reciente (Feb 2022 - Abr 2022):** 69, 72, 67
- **Fin (Dic 2024 - Feb 2025):** 31, 30, 43

B. Estadísticas descriptivas

El resumen cuantitativo de la serie temporal, calculado para el período completo y para segmentos temporales decrecientes (últimos 20, 15, 10 y 5 años), ofrece una visión comparativa de la evolución del interés en Segmentación de Clientes.

Período Analizado	Media	Desv. Estándar	Mínimo	Máximo	P25	P50 (Mediana)	P75	Rango Total
Todos los Datos	47.31	13.00	27	100	39.00	46.00	52.75	73
Últimos 20 años	46.04	10.35	27	87	38.00	46.00	51.00	60
Últimos 15 años	44.40	9.04	27	72	37.00	44.00	50.00	45
Últimos 10 años	44.47	9.57	27	72	37.00	44.00	50.00	45
Últimos 5 años	46.27	10.93	27	72	38.00	45.50	53.25	45

Nota: Los datos para "Últimos 20 años" comienzan en Marzo 2005, "Últimos 15 años" en Marzo 2010, "Últimos 10 años" en Marzo 2015, y "Últimos 5 años" en Marzo 2020, según los datos proporcionados.

C. Interpretación Técnica Preliminar

La inspección de las estadísticas descriptivas revela varios patrones generales en la serie temporal del interés de búsqueda por Segmentación de Clientes. Se observa un pico aislado y muy pronunciado al inicio del período (valor 100 en Nov 2004), que infla la media y desviación estándar del conjunto completo de datos. Tras este pico inicial, el nivel de interés promedio desciende notablemente, como se evidencia en las medias más bajas de los períodos segmentados (46.04 a 44.40). La mediana (P50) se mantiene relativamente estable en torno a 44-46 en los últimos 15-20 años, sugiriendo un nivel de interés basal persistente, aunque significativamente inferior al pico inicial. La desviación estándar, si bien menor en los períodos recientes comparada con el total, sigue siendo considerable (9-11 puntos), indicando una volatilidad continua y la presencia de fluctuaciones y picos secundarios (como los máximos de 87, 72, 63 observados en los distintos segmentos). No se aprecia una tendencia sostenida clara (ni al alza ni a la baja) en las medias de los últimos 15 años, aunque sí una ligera recuperación en los últimos 5 años. En general, los datos sugieren un patrón que no es de estabilidad pura, sino más bien de fluctuaciones cíclicas o irregulares alrededor de un nivel medio establecido tras un declive inicial pronunciado.

III. Análisis de patrones temporales: cálculos y descripción

Esta sección detalla los cálculos realizados para identificar y caracterizar patrones específicos en la serie temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes, centrándose en períodos pico, fases de declive y cambios de patrón como resurgimientos o transformaciones. La interpretación se mantiene a nivel técnico y descriptivo.

A. Identificación y análisis de períodos pico

Se define un período pico como un punto o conjunto de puntos contiguos en la serie temporal que representan un máximo local significativo en el interés de búsqueda, claramente distingible de las fluctuaciones habituales. El criterio objetivo empleado para

la identificación se basa en detectar valores que superan un umbral relativo (por ejemplo, 1.5 desviaciones estándar por encima de la media móvil local) o, de forma más pragmática para esta fuente volátil, identificar los puntos con los valores más altos absolutos y locales que marcan un punto de inflexión superior claro. Se prioriza este último enfoque por su simplicidad y relevancia directa en datos normalizados como los de Google Trends, aunque se reconoce que otros criterios podrían identificar picos adicionales de menor magnitud.

Aplicando este criterio, se identifican los siguientes períodos pico principales:

- 1. Pico Principal (Absoluto):** Noviembre 2004 (Valor 100). Este representa el máximo interés histórico registrado.
- 2. Pico Secundario 1:** Octubre 2005 (Valor 87). Un pico notable aunque inferior al máximo absoluto.
- 3. Pico Secundario 2:** Marzo 2022 (Valor 72). El pico más alto en los últimos 15 años.
- 4. Pico Secundario 3:** Octubre 2018 (Valor 63). Otro máximo local relevante en la última década.

Período Pico	Fecha Inicio	Fecha Fin	Duración (Meses/Años)	Magnitud Máxima	Magnitud Promedio (aprox.)
Pico Principal	Nov 2004	Nov 2004	1 mes / <0.1 años	100	100
Pico Secundario 1	Oct 2005	Oct 2005	1 mes / <0.1 años	87	87
Pico Secundario 2	Mar 2022	Mar 2022	1 mes / <0.1 años	72	72
Pico Secundario 3	Oct 2018	Oct 2018	1 mes / <0.1 años	63	63

Contexto de los períodos pico: El pico absoluto de Noviembre 2004 podría coincidir con la fase inicial de difusión amplia del concepto en el entorno digital emergente o la publicación de trabajos influyentes específicos no identificados aquí. El pico de Octubre 2005 podría representar una consolidación o un segundo impulso de interés. Los picos más recientes de 2018 y 2022 podrían estar relacionados con el auge del Big Data, la inteligencia artificial aplicada al marketing, la personalización masiva o discusiones

sobre privacidad de datos (como el RGPD en 2018) que renuevan el interés en técnicas de segmentación avanzadas. Estas son interpretaciones tentativas basadas en coincidencias temporales.

B. Identificación y análisis de fases de declive

Una fase de declive se define como un período sostenido durante el cual el interés de búsqueda muestra una disminución significativa y continua después de un período pico o una meseta. El criterio objetivo para su identificación es la observación de una tendencia negativa estadísticamente discernible durante al menos 6-12 meses, resultando en una caída acumulada relevante (ej., >15-20% desde el inicio del declive). Se elige este criterio para distinguir declives estructurales de fluctuaciones bajistas de corto plazo. Podrían existir otros criterios basados en tasas de cambio o comparación con medias móviles, pero este enfoque captura los descensos más prolongados.

Se identifica una fase de declive principal y otras menores:

- 1. Declive Principal Post-Pico:** Desde finales de 2004 / principios de 2005 hasta aproximadamente mediados de 2008. Tras los picos iniciales (100 y 87), el interés desciende marcadamente.
- 2. Declive Menor Post-2018:** Despues del pico de Octubre 2018 (63), se observa una tendencia general a la baja hasta principios de 2020.
- 3. Declive Menor Post-2022:** Tras el pico de Marzo 2022 (72), los valores tienden a disminuir hacia finales de 2023 y 2024.

Fase de Declive	Fecha Inicio (aprox)	Fecha Fin (aprox)	Duración (Meses/Años)	Tasa Declive Promedio Anual (%)	Patrón de Declive (Cualitativo)
Declive Principal	Dic 2004 / Ene 2005	Jun 2008	~42 meses / ~3.5 años	~-15% a -20% (Estimado)	Inicialmente rápido, luego moderado
Declive Menor Post-2018	Nov 2018	Feb 2020	~16 meses / ~1.3 años	~-10% (Estimado)	Gradual con fluctuaciones
Declive Menor Post-2022	Abr 2022	Dic 2023	~21 meses / ~1.8 años	~-12% (Estimado)	Gradual con fluctuaciones

Contexto de los períodos de declive: El declive principal (2005-2008) podría interpretarse como una corrección natural tras el "hype" inicial, una posible saturación del interés generalista o el impacto incipiente de la crisis financiera global de 2008 que podría haber desviado la atención hacia otras prioridades. Los declives menores posteriores podrían reflejar ciclos de atención normales tras picos de interés renovado, o la posible fragmentación del término hacia búsquedas más específicas (ej., segmentación por comportamiento, segmentación predictiva) no capturadas aquí.

C. Evaluación de cambios de patrón: resurgimientos y transformaciones

Se define un resurgimiento como un período identificable donde la tendencia del interés de búsqueda cambia de negativa o estable a positiva de manera sostenida, indicando una recuperación del interés, aunque no necesariamente alcanzando picos previos. Una transformación implicaría un cambio más fundamental en el patrón de la serie (ej., cambio en la volatilidad, nivel medio o estacionalidad). El criterio objetivo es detectar segmentos con pendiente positiva significativa o cambios estructurales en los parámetros de la serie. Se justifica este criterio para capturar recuperaciones notables del interés.

Se identifican posibles períodos de resurgimiento:

1. **Resurgimiento 1:** Aproximadamente desde mediados de 2009 hasta principios de 2011. Tras el mínimo post-declive principal.
2. **Resurgimiento 2:** Período previo al pico de 2018 (ej., 2017-2018).
3. **Resurgimiento 3:** Período previo al pico de 2022 (ej., 2021-2022).

No se observan transformaciones claras en la estructura fundamental de la serie (más allá de la disminución del nivel medio tras el pico inicial).

Cambio de Patrón	Fecha Inicio (aprox)	Descripción Cualitativa	Cuantificación del Cambio (Tasa Crecimiento Promedio Anual / Magnitud)
Resurgimiento 1	Ago 2009	Recuperación gradual tras mínimo	~ +5% a +8% (Estimado)
Resurgimiento 2	Ene 2017	Aumento hacia el pico de 2018	~ +10% (Estimado)
Resurgimiento 3	Ene 2021	Aumento significativo hacia pico 2022	~ +15% a +20% (Estimado)

Contexto de los períodos de resurgimiento: Estos períodos *podrían* coincidir con la popularización de nuevas técnicas o tecnologías que revitalizan la aplicación de la segmentación (ej., análisis de redes sociales, marketing automation, IA). El resurgimiento de 2009-2011 *podría* estar ligado a la recuperación económica post-crisis y un renovado enfoque en el cliente. Los resurgimientos previos a 2018 y 2022 *podrían* vincularse, como se mencionó, al impacto de Big Data, IA y la creciente importancia de la personalización en la experiencia del cliente digital.

D. Patrones de ciclo de vida

Evaluando la trayectoria completa de Segmentación de Clientes en Google Trends (2004-2025), la etapa general del ciclo de vida *del interés de búsqueda* parece corresponder a una fase de madurez con signos de declive o, más precisamente, una fase post-madurez donde el interés inicial masivo ha disminuido, pero persiste un nivel de búsqueda basal con fluctuaciones y una tendencia general negativa a largo plazo. La justificación se basa en: el pico muy temprano (2004), el declive significativo posterior, la persistencia del interés por más de 20 años (indicando que no fue efímero), la presencia de picos secundarios y resurgimientos que sugieren relevancia continua pero menor, y la tendencia negativa general observada en métricas como NADT/MAST (-18.9%).

- **Duración Total del Ciclo de Vida (Observado):** > 20 años (254 meses analizados). No se observa un final claro.
- **Intensidad (Magnitud Promedio del Interés):** ~47.31 (Todos los datos), pero con tendencia decreciente (media últimos 15 años: 44.4).
- **Estabilidad (Variabilidad):** Moderada-alta. Desviación estándar global de 13.00 (sobre 100). Coeficiente de Variación (SD/Media) global \approx 27.5%. La variabilidad persiste aunque el nivel medio ha bajado.

Las revelaciones indican que, en términos de *interés de búsqueda generalista* capturado por Google Trends, Segmentación de Clientes tuvo un auge muy temprano y rápido, seguido de una corrección y una larga fase de interés fluctuante pero persistente a un nivel considerablemente más bajo. El pronóstico de tendencia comportamental, basado en los datos recientes y las métricas NADT/MAST (*ceteris paribus*), *sugiere* una continuación de la tendencia decreciente en el interés de búsqueda *general*, posiblemente con fluctuaciones o picos ocasionales ligados a innovaciones específicas.

E. Clasificación de ciclo de vida

Basándose en el análisis de picos, declives, resurgimientos y la duración total observada, y aplicando la definición operacional G (específicamente G.5), el ciclo de vida de Segmentación de Clientes según Google Trends se clasifica de la siguiente manera:

1. ¿Moda Gerencial? Evaluar A+B+C+D.

- A (Adopción Rápida / Auge Inicial): SÍ (2004).
- B (Pico Pronunciado): SÍ (Nov 2004).
- C (Declive Posterior): SÍ (Post 2004/2005).
- D (Ciclo de Vida Corto - GT < 5 años): NO (Persistencia > 20 años).
- *Conclusión Paso 1:* NO es una Moda Gerencial según la definición operacional para Google Trends debido a la falla en el criterio D (larga persistencia).

2. ¿Práctica Fundamental Estable (Pura)? Evaluar si falla A y C significativamente (alta estabilidad).

- Falla A: NO (Hubo auge rápido).
- Falla C: NO (Hubo declive claro).
- *Conclusión Paso 2:* NO es una Práctica Fundamental Estable (Pura).

3. Evaluar Patrones Evolutivos / Cílicos Persistentes:

- ¿Cumple A+B pero falla C claro (Trayectoria de Consolidación)? NO (C se cumple).
- ¿Cumple A+B+C pero excede D significativamente (Dinámica Cíclica Persistente)? SÍ. Cumple A, B, C, pero la duración (>20 años) excede significativamente el umbral D (<5 años) para GT.
- ¿Tuvo estabilidad/pico largo inicial y ahora muestra Declive C claro (Fase de Erosión Estratégica)? SÍ. Tuvo un pico claro (A+B), un declive posterior (C), y una larga fase de persistencia (>D) que ahora muestra una tendencia general negativa (erosión).

4. Decisión Final (Paso 3): Ambas clasificaciones "Dinámica Cíclica Persistente" y "Fase de Erosión Estratégica" podrían argumentarse. Sin embargo, dado que la tendencia general a largo plazo (NADT/MAST) es negativa y el nivel actual es significativamente inferior al pico, la clasificación **c) Patrones Evolutivos / Cílicos Persistentes: Fase de Erosión Estratégica (Declive Tardío / Superada)** parece capturar mejor la dinámica completa observada en Google Trends. Refleja el auge inicial, la persistencia prolongada post-declive y la actual tendencia de disminución del interés generalista.

Descripción: El interés en Segmentación de Clientes (Google Trends) muestra un patrón evolutivo. Tras un auge y pico muy tempranos (2004), experimentó un declive significativo pero no desapareció. Mantuvo un nivel de interés basal durante muchos años, con fluctuaciones y picos secundarios (indicando relevancia continua), pero la tendencia general a largo plazo es negativa, sugiriendo una erosión del interés *generalista* o una posible superación por enfoques más específicos.

IV. Análisis e interpretación: contextualización y significado

Esta sección integra los hallazgos estadísticos previos en una narrativa coherente, interpretando los patrones temporales de Segmentación de Clientes en Google Trends dentro del contexto de la investigación doctoral. Se busca ir más allá de la descripción cuantitativa para explorar el significado y las posibles implicaciones de la evolución observada en el interés público hacia esta herramienta.

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

La tendencia general del interés de búsqueda por Segmentación de Clientes en Google Trends, cuantificada por las métricas NADT (-18.92) y MAST (-18.91) a 20 años, indica claramente una dirección decreciente a largo plazo. Aunque existen fluctuaciones y picos secundarios notables (como en 2018 y 2022), la trayectoria subyacente sugiere una disminución paulatina de la popularidad o curiosidad *generalista* asociada a este término específico. Esta tendencia *podría* interpretarse de varias maneras, más allá de una simple pérdida de relevancia. Una explicación alternativa es que la Segmentación de Clientes ha madurado como concepto fundamental en la gestión, volviéndose una práctica tan establecida que ya no genera el mismo nivel de búsqueda exploratoria general que en sus

inicios; se buscarían ahora términos más específicos o aplicados (Antinomia: Estabilidad vs. Innovación - la herramienta se vuelve parte de la 'estabilidad' o 'explotación' de prácticas conocidas, reduciendo la búsqueda asociada a la 'innovación' o 'exploración' general). Otra posible explicación es la fragmentación semántica: a medida que el campo evoluciona, el interés *podría* haberse desplazado hacia términos más especializados como "segmentación predictiva", "segmentación basada en IA", "micro-segmentación" o "personalización", diluyendo el volumen de búsqueda del término genérico (Antinomia: Explotación vs. Exploración - el interés se mueve de la exploración del concepto general a la explotación de sus aplicaciones avanzadas).

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

Al evaluar el ciclo de vida observado en Google Trends contra la definición operacional de "moda gerencial", se concluye que Segmentación de Clientes *no* se ajusta a dicho patrón *en esta fuente de datos*. Si bien cumple con los criterios de Adopción Rápida (A - 2004), Pico Pronunciado (B - Nov 2004) y Declive Posterior (C - post 2004/2005), falla crucialmente en el criterio de Ciclo de Vida Corto (D). La persistencia del interés de búsqueda por más de 20 años excede ampliamente el umbral indicativo (< 5 años) para una moda en Google Trends. La herramienta no desapareció tras su declive inicial, sino que mantuvo un nivel de interés basal significativo y experimentó resurgimientos. Este patrón de larga duración con fluctuaciones se aleja del comportamiento efímero típico de una moda. Comparado con patrones teóricos, la fase inicial (2004-2005) se asemeja al inicio de la curva en S de Rogers, pero la larga cola posterior con tendencia decreciente y picos secundarios sugiere un patrón más complejo, clasificado aquí como "Fase de Erosión Estratégica" dentro de los Patrones Evolutivos / Cíclicos Persistentes. Esto *podría* indicar una herramienta que fue muy popular inicialmente, se estableció, y ahora su *interés generalista* está disminuyendo gradualmente, quizás siendo reemplazada o subsumida por enfoques más nuevos o específicos, pero sin desaparecer por completo del radar público.

C. Puntos de inflexión: contexto y posibles factores

Los puntos de inflexión identificados en la serie temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes ofrecen ventanas a posibles influencias externas. El pico inicial de 2004 *podría* estar vinculado al creciente interés en el marketing basado en datos y la

gestión de relaciones con clientes (CRM) en la era temprana de internet. El declive posterior (2005-2008) *podría* reflejar una normalización tras el entusiasmo inicial, pero también coincide temporalmente con el período previo y el inicio de la crisis financiera global de 2008, que *pudo* haber reorientado las prioridades empresariales. Los resurgimientos y picos secundarios posteriores son particularmente interesantes. El pico de Octubre 2018 (63) *podría* relacionarse con la implementación del RGPD en Europa (Mayo 2018), que obligó a las empresas a repensar la gestión de datos de clientes y, potencialmente, sus estrategias de segmentación. También coincide con la creciente disponibilidad de Big Data y herramientas analíticas más potentes. El pico más reciente de Marzo 2022 (72) *podría* estar impulsado por la aceleración digital post-pandemia, el auge del comercio electrónico y la intensificación de la competencia por la atención del cliente, haciendo que la personalización (y por ende, la segmentación) sea aún más crítica. La influencia de avances en IA y machine learning, que permiten segmentaciones más sofisticadas, *podría* también haber contribuido a estos repuntes de interés. Es crucial reiterar que estas son conexiones *posibles* y tentativas, basadas en coincidencias temporales, y no implican causalidad directa.

V. Implicaciones e impacto: perspectivas para diferentes audiencias

La síntesis de los hallazgos del análisis temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes ofrece perspectivas diferenciadas para distintas audiencias, siempre recordando que se basa en el interés de búsqueda público y no necesariamente en la adopción o uso efectivo.

A. Contribuciones para investigadores, académicos y analistas

Este análisis revela una disociación potencial entre el interés de búsqueda *generalista* (decreciente a largo plazo en Google Trends) y la presumible importancia continua de la Segmentación de Clientes como concepto fundamental en marketing y gestión. Esto *podría* indicar un sesgo si se utiliza Google Trends como único proxy de relevancia o adopción. Sugiere la necesidad de investigar si esta tendencia decreciente en búsquedas generales se refleja en la producción académica (ej., CrossRef) o en datos de uso reportado (ej., encuestas tipo Bain). Abre líneas de investigación sobre la evolución semántica: ¿cómo ha cambiado el lenguaje en torno a la segmentación? ¿Qué términos específicos han ganado tracción y *podrían* estar absorbiendo el interés? Investigar la

relación entre los picos de interés y la publicación de trabajos académicos o libros influyentes específicos podría validar o refutar algunas de las hipótesis contextuales planteadas.

B. Recomendaciones y sugerencias para asesores y consultores

Para asesores y consultores, los datos de Google Trends sugieren que, aunque el término genérico "Segmentación de Clientes" *pueda* estar perdiendo algo de tracción en las búsquedas públicas generales, el concepto subyacente sigue siendo relevante, como indican los picos secundarios y la persistencia. La recomendación técnica es no descartar la segmentación, sino enfocarla hacia aplicaciones más avanzadas y contextualizadas. *

Ámbito estratégico: Aconsejar a los clientes sobre cómo la segmentación impulsa la estrategia de diferenciación y personalización en mercados competitivos. Vincularla con objetivos de largo plazo como el valor de vida del cliente (CLV). * **Ámbito táctico:** Ayudar a seleccionar e implementar las *técnicas* de segmentación adecuadas (demográficas, psicográficas, conductuales, predictivas) según el contexto del cliente y los datos disponibles. Integrar la segmentación con otras herramientas como CRM y plataformas de automatización de marketing. * **Ámbito operativo:** Capacitar en el uso de herramientas de análisis de datos para realizar segmentaciones efectivas y accionables. Monitorizar la efectividad de los segmentos y ajustar las estrategias según sea necesario. Anticipar la necesidad de evolucionar las técnicas de segmentación a medida que cambian los datos, la tecnología y el comportamiento del consumidor.

C. Consideraciones para directivos y gerentes de organizaciones

Los directivos y gerentes deben interpretar estos hallazgos con cautela, reconociendo que la disminución del interés de búsqueda general no implica obsolescencia. La segmentación sigue siendo una herramienta potencialmente poderosa si se aplica correctamente. * **Organizaciones Públicas:** Utilizar la segmentación para entender mejor las necesidades de diferentes grupos de ciudadanos, personalizar servicios públicos y mejorar la comunicación. Considerar la ética y la equidad en la segmentación de servicios esenciales. * **Organizaciones Privadas:** La segmentación es clave para la competitividad. Usarla para identificar nichos de mercado, personalizar ofertas, optimizar precios y mejorar la retención de clientes. Evaluar constantemente el ROI de las estrategias de segmentación. * **PYMEs:** Adaptar la segmentación a recursos limitados.

Enfocarse en los segmentos más valiosos y utilizar herramientas accesibles. La segmentación puede ayudar a competir eficazmente contra empresas más grandes al enfocarse en nichos específicos. * **Multinacionales:** Gestionar la complejidad de la segmentación en múltiples mercados y culturas. Asegurar la coherencia estratégica global mientras se permite la adaptación local. Utilizar plataformas tecnológicas robustas para gestionar datos y segmentos a escala. * **ONGs:** Aplicar la segmentación para entender y dirigirse a diferentes grupos de donantes, voluntarios y beneficiarios. Personalizar la comunicación y las campañas de recaudación de fondos para maximizar el impacto social.

VI. Síntesis y reflexiones finales

En síntesis, el análisis temporal del interés de búsqueda en Google Trends para Segmentación de Clientes revela una trayectoria compleja. Se observa un pico de interés muy alto y temprano (2004), seguido de un declive significativo pero no de una desaparición. La herramienta ha mantenido un nivel de interés basal fluctuante durante más de dos décadas, con picos secundarios que sugieren una relevancia continua, aunque la tendencia general a largo plazo es decreciente.

Evaluando críticamente estos patrones, son *más consistentes* con un patrón evolutivo de una herramienta establecida cuya notoriedad *generalista* inicial ha disminuido (posiblemente por madurez, integración en prácticas estándar o fragmentación semántica hacia términos más específicos) que con las características de una "moda gerencial" efímera, según la definición operacional aplicada a esta fuente de datos. La larga persistencia es el factor clave que la diferencia de una moda típica en Google Trends.

Es *importante* reconocer que este análisis se basa exclusivamente en datos de Google Trends, los cuales miden el interés de búsqueda relativo y público, no necesariamente la adopción, el uso efectivo o la valoración estratégica por parte de las organizaciones. Estos datos pueden estar sujetos a sesgos relacionados con cambios en el comportamiento de búsqueda, la aparición de nuevos términos o la influencia de eventos externos no directamente ligados a la práctica gerencial. Por lo tanto, los resultados presentados aquí son una pieza exploratoria del rompecabezas y deben interpretarse con cautela.

Posibles líneas de investigación futuras incluyen la comparación de estos patrones con los observados en otras fuentes de datos (académicas, encuestas de uso), un análisis más profundo de los términos de búsqueda relacionados para entender la posible fragmentación semántica, y estudios cualitativos para comprender cómo las organizaciones perciben y utilizan la segmentación en la actualidad.

Tendencias Generales y Contextuales

Tendencias generales y factores contextuales de Segmentación de Clientes en Google Trends

I. Direccionamiento en el análisis de las tendencias generales

Este análisis se enfoca en las tendencias generales del interés público hacia la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, tal como se refleja en los datos agregados de Google Trends. A diferencia del análisis temporal previo, que detallaba la secuencia cronológica de picos, valles y cambios de patrón, este examen adopta una perspectiva contextual. El objetivo es comprender cómo factores externos más amplios —de índole microeconómica, tecnológica, de mercado, social, política, ambiental y organizacional— *podrían* haber moldeado la trayectoria general de interés en esta herramienta a lo largo del tiempo. Las tendencias generales se interpretan aquí como los patrones amplios y sostenidos de atención o curiosidad pública, buscando identificar las fuerzas subyacentes que influyen en su nivel promedio, variabilidad y dirección general, más allá de las fluctuaciones puntuales. Este enfoque contextual busca complementar la visión longitudinal, explorando las dinámicas estructurales que *podrían* explicar por qué el interés en Segmentación de Clientes ha seguido una determinada pauta general, ofreciendo así una capa adicional de interpretación relevante para la investigación doctoral sobre la naturaleza y evolución de las herramientas gerenciales. Por ejemplo, mientras el análisis temporal identificó un pico pronunciado en 2004, este análisis contextual indaga en las condiciones generales de ese período (como la emergencia del marketing digital) que *pudieron* haber contribuido a ese nivel elevado de interés inicial, y cómo factores posteriores (como la madurez del concepto o la aparición de técnicas más específicas) *podrían* explicar la tendencia general observada en los años subsiguientes.

II. Base estadística para el análisis contextual

La fundamentación de este análisis contextual reside en un conjunto de estadísticas descriptivas agregadas, derivadas de los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes. Estas métricas resumen el comportamiento general de la serie temporal a lo largo de extensos períodos, proporcionando una base cuantitativa para evaluar la influencia potencial del entorno externo. A diferencia del análisis temporal, que examinaba segmentos específicos y puntos de inflexión detallados, aquí se utilizan promedios y tendencias calculadas sobre horizontes de 20, 15, 10 y 5 años, así como la tendencia anual normalizada (NADT) y la tendencia anual suavizada (MAST) para el período completo. Esta base estadística permite cuantificar el nivel promedio de interés, su dirección general y, conceptualmente, su volatilidad y reactividad, elementos clave para inferir cómo factores contextuales *podrían* estar interactuando con la popularidad de la herramienta. La rigurosidad de esta base es esencial para construir interpretaciones que, aunque cautelosas, estén ancladas en evidencia numérica observable y permitan desarrollar índices contextuales significativos.

A. Datos estadísticos disponibles

Los datos estadísticos que sirven como punto de partida para este análisis contextual se resumen a continuación. Provienen directamente de la fuente Google Trends y representan el interés de búsqueda relativo normalizado (escala 0-100) para el término Segmentación de Clientes. Se presentan las medias calculadas para diferentes períodos retrospectivos y las métricas de tendencia anual NADT y MAST, que indican la tasa de cambio promedio anual a lo largo del tiempo.

- **Fuente:** Google Trends (Datos agregados para "Segmentación de Clientes")
- **Período Cubierto:** Aproximadamente desde Enero 2004 hasta Febrero 2025.
- **Estadísticas Clave Disponibles:**
 - Media de los últimos 20 años: 46.04
 - Media de los últimos 15 años: 44.40
 - Media de los últimos 10 años: 44.47
 - Media de los últimos 5 años: 46.27
 - Media del último año: 37.33
 - Tendencia Anual Normalizada (NADT): -18.92%

- Tendencia Anual Suavizada (MAST): -18.91%

Es importante notar que estas estadísticas reflejan tendencias generales y niveles promedio sobre largos períodos. La ligera recuperación observada en la media de los últimos 5 años respecto a los 10 y 15 años previos, seguida de una media más baja en el último año, sugiere fluctuaciones recientes superpuestas a una tendencia general negativa a largo plazo, como indican los valores fuertemente negativos de NADT y MAST. Estos datos agregados son la base para inferir la influencia contextual general, diferenciándose del análisis detallado de la dinámica intra-período realizado en el análisis temporal. Una media general como 46.04 sobre 20 años *podría* interpretarse como un nivel moderado de interés basal sostenido en el tiempo después del pico inicial, mientras que un NADT de -18.92% sugiere una fuerza decreciente significativa influenciada por factores contextuales persistentes.

B. Interpretación preliminar

Una interpretación preliminar de las estadísticas disponibles sugiere una dinámica compleja para el interés en Segmentación de Clientes en Google Trends, moldeada por el contexto externo. La media general relativamente estable en los períodos de 20, 15 y 10 años (entre 44.4 y 46.04) indica que, a pesar del declive inicial post-2004 documentado en el análisis temporal, la herramienta mantuvo un nivel de interés público basal considerable durante mucho tiempo. Sin embargo, los valores fuertemente negativos de NADT y MAST (-18.92% y -18.91% respectivamente) son inequívocos al señalar una tendencia general decreciente a largo plazo. Esto *podría* indicar que, aunque la segmentación sigue siendo un tema de búsqueda, su prominencia generalista está disminuyendo, posiblemente debido a la madurez del concepto, la fragmentación hacia términos más específicos, o la influencia de factores externos que reducen su atractivo general. La ligera alza en la media de los últimos 5 años (46.27) *podría* reflejar un resurgimiento temporal del interés, quizás ligado a avances tecnológicos recientes (IA, Big Data) o a la intensificación de la necesidad de personalización post-pandemia, aunque la media del último año (37.33) sugiere que este repunte *pudo* no ser sostenible.

Estadística	Valor (Segmentación de Clientes en Google Trends)	Interpretación Preliminar Contextual
Media (20 años)	46.04	Nivel promedio de interés moderado a largo plazo, sugiriendo una presencia continua en el discurso público/profesional tras la fase inicial de alto interés.
Media (5 años)	46.27	Ligero aumento reciente en el interés promedio, <i>podría</i> indicar una reactivación temporal vinculada a factores contextuales específicos (ej., digitalización acelerada).
Media (1 año)	37.33	Descenso en el interés promedio más reciente, <i>podría</i> sugerir que la reactivación previa fue pasajera o que nuevos factores contextuales ejercen presión a la baja.
NADT / MAST	-18.92% / -18.91%	Tendencia anual promedio fuertemente negativa, indicando una dirección general de declive en el interés de búsqueda, probablemente influenciada por factores externos estructurales (madurez, fragmentación, competencia conceptual).

Esta interpretación preliminar sugiere que el contexto externo ejerce una influencia significativa y predominantemente negativa sobre la tendencia general del interés en Segmentación de Clientes como término genérico, aunque factores puntuales pueden generar fluctuaciones temporales.

III. Desarrollo y aplicabilidad de índices contextuales

Para cuantificar de manera más estructurada la influencia del entorno externo sobre las tendencias generales de Segmentación de Clientes en Google Trends, se propone un conjunto de índices contextuales. Estos índices transforman las estadísticas descriptivas básicas en métricas interpretables que buscan capturar diferentes facetas de la interacción entre la herramienta y su contexto. Su propósito es ofrecer una evaluación numérica, aunque indicativa, de la volatilidad, la fuerza tendencial, la reactividad, la influencia general, la estabilidad y la resiliencia de la herramienta frente a factores externos. Estos índices establecen una conexión analógica con los puntos de inflexión identificados en el análisis temporal, ya que buscan medir cuantitativamente las características dinámicas (como la propensión a fluctuar o la fuerza de la tendencia) que *podrían* ser explicadas por los mismos tipos de eventos externos discutidos cualitativamente en dicho análisis.

A. Construcción de índices simples

Los índices simples se derivan directamente de las estadísticas descriptivas básicas para aislar características específicas de la dinámica contextual.

(i) Índice de Volatilidad Contextual (IVC):

Este índice tiene como objetivo medir la sensibilidad relativa de la herramienta Segmentación de Clientes a los cambios y perturbaciones del entorno externo, evaluando la magnitud de sus fluctuaciones en relación con su nivel promedio de interés. Se calcularía como el cociente entre la Desviación Estándar y la Media ($IVC = \text{Desviación Estándar} / \text{Media}$). Un valor elevado de este índice *sugeriría* que el interés en la herramienta es propenso a variar significativamente en respuesta a eventos externos (económicos, tecnológicos, sociales), mientras que un valor bajo *indicaría* una mayor estabilidad relativa frente a dichas influencias. Dada la naturaleza de los datos disponibles para este análisis agregado, no es posible calcular un valor numérico específico para el IVC. No obstante, conceptualmente, permitiría cuantificar si la herramienta reacciona de manera amplificada o atenuada a las dinámicas contextuales.

(ii) Índice de Intensidad Tendencial (IIT):

Este índice cuantifica la fuerza y la dirección de la tendencia general observada en el interés por Segmentación de Clientes, reflejando el momentum neto resultante de las influencias contextuales a largo plazo. Se calcula multiplicando la Tasa de Cambio Anual Normalizada (NADT) por el nivel promedio de interés (Media). Utilizando el NADT de -18.92% y la media de 20 años de 46.04, el cálculo es: $IIT = -18.92 * 46.04 \approx -871.1$. Este valor fuertemente negativo indica una intensidad considerable en la tendencia decreciente del interés generalista por la herramienta. Sugiere que los factores contextuales acumulados a lo largo de las dos décadas (como la madurez del concepto, la especialización de las búsquedas, o la aparición de alternativas) han ejercido una presión negativa sostenida y significativa sobre la popularidad general del término en Google Trends.

(iii) Índice de Reactividad Contextual (IRC):

El propósito de este índice es evaluar la frecuencia con la que el interés en Segmentación de Clientes muestra fluctuaciones significativas (picos) en relación con la amplitud general de su variación, ajustada por su nivel promedio. La fórmula propuesta sería $IRC = \text{Número de Picos} / (\text{Rango} / \text{Media})$. Un valor alto *sugeriría* que la herramienta responde frecuentemente con picos de interés a eventos externos específicos, incluso si su

rango general de variación no es extremadamente amplio, indicando una alta sensibilidad a estímulos puntuales. Un valor bajo *sugeriría* menos picos pronunciados en relación a su variabilidad general. Debido a la ausencia de datos agregados sobre el número de picos y el rango para el período completo en esta fase del análisis, no se puede calcular un valor numérico para el IRC. Conceptualmente, sin embargo, ayudaría a discernir si la herramienta es más propensa a reacciones episódicas o a cambios más graduales influenciados por el contexto.

B. Estimaciones de índices compuestos

Los índices compuestos combinan las métricas de los índices simples para ofrecer una visión más integrada de la relación entre la herramienta y su contexto.

(i) Índice de Influencia Contextual (IIC):

Este índice buscaría proporcionar una medida agregada del grado en que los factores externos en general moldean la dinámica del interés en Segmentación de Clientes. Se calcularía promediando los valores (absolutos, cuando aplique) de los índices simples: $IIC = (IVC + |IIT| + IRC) / 3$. Un valor elevado *sugeriría* que la trayectoria de la herramienta está fuertemente determinada por el entorno externo, manifestándose en alta volatilidad, una tendencia marcada y/o una reactividad frecuente. Un valor bajo *indicaría* una mayor autonomía relativa de la dinámica de la herramienta respecto a las fluctuaciones contextuales. Al no disponer de valores para IVC e IRC, el cálculo del IIC no es viable. Conceptualmente, su valor permitiría una evaluación holística del impacto contextual, conectando la volatilidad, la tendencia y la reactividad en una única métrica.

(ii) Índice de Estabilidad Contextual (IEC):

El Índice de Estabilidad Contextual está diseñado para medir la capacidad de la herramienta Segmentación de Clientes para mantener un nivel de interés relativamente constante frente a las variaciones y fluctuaciones inducidas por el entorno externo. Se calcularía como $IEC = \text{Media} / (\text{Desviación Estándar} \times \text{Número de Picos})$, siendo inversamente proporcional a la variabilidad (Desviación Estándar) y a la frecuencia de picos. Valores más altos *sugerirían* una mayor estabilidad y resistencia a las perturbaciones contextuales, mientras que valores bajos *indicarían* una mayor susceptibilidad a la inestabilidad generada por factores externos. La falta de datos

agregados sobre la Desviación Estándar y el Número de Picos impide su cálculo numérico. Su valor conceptual, sin embargo, ofrecería una perspectiva sobre la robustez de la herramienta ante la incertidumbre contextual.

(iii) Índice de Resiliencia Contextual (IREC):

Este índice tiene como finalidad cuantificar la capacidad de Segmentación de Clientes para sostener niveles relativamente altos de interés público incluso cuando enfrenta condiciones contextuales adversas o cuando su nivel general de interés es bajo. Se calcularía comparando el nivel alto frecuente (Percentil 75%) con una medida de su base (Percentil 25%) y su variabilidad (Desviación Estándar): $IREC = \text{Percentil } 75\% / (\text{Percentil } 25\% + \text{Desviación Estándar})$. Un valor superior a 1 *sugeriría* resiliencia, indicando que los niveles altos son significativamente superiores a la base más la variabilidad típica. Un valor inferior a 1 *sugeriría* vulnerabilidad, indicando que los niveles altos no se distancian mucho de la base y la variabilidad. No es posible calcular el IREC con los datos agregados disponibles. Conceptualmente, este índice permitiría evaluar si la herramienta logra mantener picos de interés relevantes incluso en un contexto general de declive o alta volatilidad.

C. Análisis y presentación de resultados

El análisis de los índices contextuales, limitado por la disponibilidad de datos agregados, se centra en el único índice calculable, el Índice de Intensidad Tendencial (IIT), y en la interpretación conceptual de los demás.

Índice	Valor	Interpretación Orientativa
IVC	(No Calculable)	<i>Conceptualmente:</i> Mediría la sensibilidad a fluctuaciones externas. Un valor alto sugeriría alta volatilidad.
IIT	≈ -871.1	Indica una fuerte intensidad en la tendencia decreciente del interés generalista, sugiriendo una presión contextual negativa significativa y sostenida.
IRC	(No Calculable)	<i>Conceptualmente:</i> Mediría la frecuencia de reacciones a eventos externos. Un valor alto sugeriría alta reactividad a estímulos puntuales.
IIC	(No Calculable)	<i>Conceptualmente:</i> Evaluaría la influencia global del contexto. Un valor alto sugeriría fuerte determinación externa de la dinámica.
IEC	(No Calculable)	<i>Conceptualmente:</i> Mediría la estabilidad frente a variaciones externas. Un valor bajo sugeriría inestabilidad y susceptibilidad.
IREC	(No Calculable)	<i>Conceptualmente:</i> Cuantificaría la capacidad de mantener niveles altos en adversidad. Un valor bajo sugeriría vulnerabilidad.

El valor calculado del IIT (-871.1) es el hallazgo cuantitativo central de esta sección. Confirma y cuantifica la fuerte tendencia negativa general identificada previamente a través del NADT/MAST. Este momentum negativo es consistente con la clasificación de "Fase de Erosión Estratégica" propuesta en el análisis temporal para el interés generalista en Google Trends. Aunque los otros índices no pudieron calcularse, su marco conceptual es útil. Por ejemplo, los picos secundarios observados en el análisis temporal sugerirían conceptualmente un cierto nivel de Reactividad Contextual (IRC). La persistencia de fluctuaciones a lo largo de los años sugeriría conceptualmente una Volatilidad Contextual (IVC) no despreciable. La combinación de una fuerte tendencia negativa (IIT) con esta posible volatilidad y reactividad apuntaría conceptualmente hacia una Influencia Contextual (IIC) significativa y una baja Estabilidad (IEC) y Resiliencia (IREC) del término genérico frente a las fuerzas del entorno.

IV. Análisis de factores contextuales externos

Esta sección profundiza en la identificación y análisis de los factores contextuales específicos que podrían estar influyendo en las tendencias generales del interés por Segmentación de Clientes en Google Trends. Se examinan categorías clave de factores externos, vinculándolos conceptualmente con la tendencia observada (reflejada principalmente en el IIT calculado) y con las posibles dinámicas que medirían los índices

no calculables (IVC, IRC, etc.), sin repetir la discusión específica de los puntos de inflexión del análisis temporal, sino enfocándose en las influencias estructurales o recurrentes.

A. Factores microeconómicos

Los factores microeconómicos, relacionados con las decisiones y condiciones a nivel de empresa y mercado, *pueden* influir en el interés y la viabilidad percibida de herramientas como la Segmentación de Clientes. Su inclusión se justifica porque decisiones sobre inversión en tecnología, marketing y análisis de datos están condicionadas por la disponibilidad de recursos, la presión de costos y la búsqueda de eficiencia, aspectos que *podrían* reflejarse indirectamente en las tendencias de búsqueda. Factores prevalecientes incluyen los costos operativos asociados a la implementación y mantenimiento de sistemas de segmentación (software, personal especializado), el acceso a financiamiento para invertir en estas capacidades, y la sensibilidad general al análisis costo-beneficio en entornos económicos fluctuantes. Un contexto de creciente presión sobre los costos o dificultades de financiamiento *podría* contribuir a la tendencia negativa general (IIT negativo), ya que las empresas *podrían* priorizar otras inversiones o buscar soluciones percibidas como más económicas. A su vez, períodos de incertidumbre económica *podrían* aumentar la volatilidad (IVC conceptual) en el interés, a medida que las empresas reevalúan sus estrategias de marketing y cliente.

B. Factores tecnológicos

La evolución tecnológica es un motor fundamental del cambio en las prácticas de gestión y marketing, y su impacto en Segmentación de Clientes es innegable. La relevancia de estos factores radica en su capacidad para habilitar nuevas formas de segmentación, volver obsoletas técnicas anteriores, o integrar la segmentación dentro de plataformas más amplias. Factores prevalecientes incluyen la emergencia y adopción de nuevas tecnologías (Big Data, Inteligencia Artificial, Machine Learning, plataformas de automatización de marketing), la obsolescencia de enfoques más tradicionales o menos sofisticados, y el avance general de la digitalización que genera volúmenes masivos de datos de cliente. La aparición de tecnologías que permiten segmentaciones más precisas y automatizadas *podría* explicar los picos secundarios de interés observados temporalmente (contribuyendo a un IRC conceptualmente elevado), al renovar la relevancia de la

segmentación. Sin embargo, esta misma evolución tecnológica *podría* también contribuir a la tendencia negativa del término *genérico* (IIT negativo), ya que el interés se desplaza hacia búsquedas de términos más específicos asociados a estas nuevas tecnologías ("segmentación predictiva", "segmentación basada en IA", "customer data platforms"). La obsolescencia percibida de métodos más simples *podría* también desincentivar la búsqueda del término general.

C. Índices simples y compuestos en el análisis contextual

Aunque la mayoría de los índices no pudieron calcularse numéricamente, su marco conceptual ayuda a interpretar cómo diferentes tipos de eventos externos *podrían* manifestarse en la dinámica de Google Trends para Segmentación de Clientes, estableciendo una analogía con los hallazgos del análisis temporal. El fuerte IIT negativo (-871.1) sugiere que factores estructurales de largo plazo, como la madurez del concepto y la fragmentación semántica impulsada por la tecnología, están ejerciendo una presión descendente constante, alineándose con la idea de una "Fase de Erosión Estratégica" del interés generalista. Eventos económicos como crisis (discutidos en el análisis temporal) *podrían* manifestarse conceptualmente en un aumento temporal de la volatilidad (IVC) o en caídas más pronunciadas (afectando el IIT localmente). Avances tecnológicos disruptivos o cambios regulatorios significativos (como GDPR, también mencionado temporalmente) *podrían* ser los responsables de los picos secundarios, lo que se reflejaría conceptualmente en un IRC elevado, indicando una alta reactividad a estímulos específicos. Eventos sociales como cambios en las expectativas de los consumidores hacia la personalización *podrían* sostener un nivel basal de interés, mientras que preocupaciones sobre privacidad *podrían* ejercer una presión negativa adicional (afectando IIT). En conjunto, la combinación del fuerte IIT negativo con la *presencia* de picos secundarios (sugiriendo conceptualmente reactividad y volatilidad) *apuntaría* hacia un IIC (Influencia Contextual) significativo, indicando que la trayectoria del interés en Segmentación de Clientes está considerablemente moldeada por una compleja interacción de factores externos persistentes y eventos puntuales.

V. Narrativa de tendencias generales

Integrando los datos estadísticos disponibles, el Índice de Intensidad Tendencial (IIT) calculado y el análisis conceptual de los factores externos, emerge una narrativa sobre las tendencias generales del interés público en Segmentación de Clientes en Google Trends. La tendencia dominante es claramente decreciente a largo plazo, como lo cuantifica el fuerte IIT negativo (-871.1). Esto sugiere que el interés *generalista* asociado a este término ha estado perdiendo impulso de manera sostenida durante las últimas dos décadas. Esta erosión *no parece* indicar una obsolescencia completa, dado el nivel promedio moderado mantenido durante gran parte del período, sino más bien una transformación en cómo se busca y se discute el concepto.

Los factores clave que *podrían* explicar esta dinámica son multifacéticos. Por un lado, la madurez del concepto: la segmentación se ha vuelto una práctica tan fundamental en marketing que *podría* generar menos búsquedas exploratorias generales. Por otro lado, la evolución tecnológica parece crucial: el auge de Big Data, IA y herramientas analíticas avanzadas ha llevado a una especialización y fragmentación del campo. El interés *podría* haberse desplazado hacia términos más específicos que reflejan estas nuevas capacidades, diluyendo la búsqueda del término genérico. Factores microeconómicos, como la presión de costos y la evaluación del ROI de las inversiones en marketing tecnológico, *podrían* también modular el interés.

Aunque no cuantificables aquí, los patrones observados en el análisis temporal (picos secundarios) sugieren que la herramienta, o al menos el concepto, mantiene una reactividad (IRC conceptual) a ciertos estímulos externos, como innovaciones tecnológicas o cambios regulatorios que renuevan su pertinencia. Sin embargo, la tendencia general negativa (IIT) y la posible vulnerabilidad a condiciones adversas (IREC conceptual bajo) y la inestabilidad frente a cambios (IEC conceptual bajo) *podrían* indicar que estos repuntes son temporales y no logran revertir la trayectoria descendente general del interés en el término genérico. En esencia, la narrativa sugiere una herramienta cuyo concepto central persiste, pero cuyo interés generalista en Google Trends está en declive estructural, probablemente subsumido por la especialización y la evolución tecnológica, aunque sigue siendo sensible a ciertos catalizadores contextuales.

VI. Implicaciones Contextuales

El análisis contextual de las tendencias generales de Segmentación de Clientes en Google Trends, centrado en la influencia del entorno externo, ofrece perspectivas interpretativas valiosas para distintas audiencias, complementando los hallazgos del análisis temporal.

A. De Interés para Académicos e Investigadores

El mercado declive tendencial (IIT negativo) del interés generalista en Segmentación de Clientes, a pesar de su estatus como concepto fundamental, plantea preguntas de investigación significativas. Sugiere una posible desconexión entre la popularidad medida por búsquedas genéricas y la aplicación real o la investigación académica activa. Un IIC conceptualmente elevado *indicaría* la necesidad de investigar más profundamente cómo factores específicos —especialmente los tecnológicos (fragmentación semántica, IA) y los sociales (privacidad, personalización)— están reconfigurando el campo. Esto podría implicar análisis de corpus textuales (literatura académica, prensa especializada) para rastrear la evolución del lenguaje y los conceptos relacionados, o estudios empíricos sobre cómo las organizaciones adoptan y adaptan las nuevas formas de segmentación. La investigación podría explorar si la "erosión" observada en Google Trends se replica en otras métricas (publicaciones, patentes, inversión) o si representa principalmente un artefacto del comportamiento de búsqueda.

B. De Interés para Consultores y Asesores

Para consultores y asesores, el análisis contextual subraya la importancia de ir más allá del término genérico "Segmentación de Clientes". El fuerte IIT negativo sugiere que proponer simplemente "segmentación" puede sonar anticuado o poco específico. La recomendación es enfocar las propuestas en las aplicaciones *modernas y contextualizadas* de la segmentación, utilizando terminología que refleje las capacidades actuales (ej., "segmentación predictiva basada en IA", "estrategias de micro-segmentación para personalización en tiempo real", "optimización de segmentos con Customer Data Platforms"). La conceptual alta reactividad (IRC) y volatilidad (IVC) *sugerirían* la necesidad de ayudar a los clientes a desarrollar estrategias de segmentación ágiles y adaptables, capaces de responder a cambios rápidos en el mercado, la tecnología o las

regulaciones. El asesoramiento debe centrarse en demostrar el valor tangible y el ROI de enfoques de segmentación sofisticados, superando la percepción de ser una herramienta básica.

C. De Interés para Gerentes y Directivos

Los gerentes y directivos deben interpretar la tendencia decreciente en Google Trends no como una señal para abandonar la segmentación, sino como un llamado a la *evolución estratégica*. La segmentación sigue siendo crucial para entender y atender a los clientes, pero su implementación efectiva requiere enfoques más sofisticados que en el pasado. La baja estabilidad conceptual (IEC) *sugeriría* que depender de modelos de segmentación estáticos es riesgoso en entornos dinámicos. Es necesario invertir en capacidades analíticas, tecnológicas y de datos para implementar segmentaciones dinámicas y predictivas. Deben evaluar críticamente si sus prácticas actuales de segmentación están alineadas con las posibilidades tecnológicas y las expectativas de los clientes. La decisión no es si segmentar o no, sino *cómo* segmentar de manera efectiva y rentable en el contexto actual, considerando la integración con otras herramientas (CRM, automatización) y asegurando el cumplimiento normativo (privacidad de datos).

VII. Síntesis y reflexiones finales

En resumen, el análisis contextual del interés público en Segmentación de Clientes a través de datos agregados de Google Trends revela una tendencia general dominante de declive a largo plazo, cuantificada por un Índice de Intensidad Tendencial (IIT) fuertemente negativo (≈ -871.1). Este hallazgo sugiere que, aunque la herramienta mantiene un nivel de interés basal moderado, su prominencia como término de búsqueda genérico ha disminuido significativamente durante las últimas dos décadas, probablemente bajo la influencia de factores contextuales estructurales.

Las reflexiones críticas apuntan hacia la madurez del concepto y, de manera crucial, hacia la fragmentación semántica impulsada por la rápida evolución tecnológica en áreas como Big Data, Inteligencia Artificial y análisis predictivo. El interés parece haberse desplazado hacia términos más específicos y aplicados, haciendo que la búsqueda genérica de "Segmentación de Clientes" sea menos frecuente. Los picos secundarios observados en el análisis temporal, interpretados aquí conceptualmente como indicadores

de reactividad (IRC) y volatilidad (IVC), sugieren que el concepto subyacente sigue siendo sensible a estímulos externos relevantes (innovaciones, regulaciones), pero estos no logran revertir la tendencia general negativa del término genérico. Esta dinámica es consistente con la clasificación de "Fase de Erosión Estratégica" propuesta anteriormente para el interés generalista.

Es fundamental reiterar que estas interpretaciones se basan en datos agregados de Google Trends, que reflejan la curiosidad pública relativa y no miden directamente la adopción organizacional, la profundidad del uso o el valor estratégico percibido. Los resultados dependen de la representatividad de estos datos y de la estabilidad del término de búsqueda a lo largo del tiempo.

La perspectiva final que emerge de este análisis contextual es que Segmentación de Clientes, como concepto genérico, parece estar atravesando una transformación en su visibilidad pública online. Su relevancia fundamental en la práctica gerencial probablemente persiste, pero se manifiesta a través de enfoques más especializados y tecnológicamente avanzados. Este análisis sugiere la necesidad de estudios complementarios que exploren esta fragmentación y la adopción de técnicas modernas de segmentación, enriqueciendo así la comprensión global de la evolución de esta herramienta clave dentro de la investigación doctoral.

Análisis ARIMA

Análisis predictivo ARIMA de Segmentación de Clientes en Google Trends

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 del interés de búsqueda para la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando datos provenientes de Google Trends. El objetivo principal es doble: primero, valorar la capacidad predictiva del modelo ARIMA(3, 1, 2) identificado, examinando su precisión y la fiabilidad de sus proyecciones sobre la evolución futura del interés en esta herramienta; segundo, utilizar estas perspectivas predictivas para complementar y enriquecer los análisis previos (Temporal y de Tendencias), ofreciendo una perspectiva prospectiva que contribuya a la clasificación de la dinámica de Segmentación de Clientes dentro del marco de la investigación doctoral (posiblemente como moda gerencial, práctica fundamental o un patrón híbrido).

Este enfoque predictivo es crucial porque va más allá de la descripción histórica (Análisis Temporal) y la contextualización de influencias pasadas (Análisis de Tendencias). Al proyectar la trayectoria futura probable, basándose en la estructura estadística inherente a los datos históricos (I.D.1 Enfoque Longitudinal, I.D.2 Rigurosidad Estadística), el modelo ARIMA permite explorar escenarios potenciales sobre la persistencia, el declive o la transformación del interés en Segmentación de Clientes. Por ejemplo, mientras el análisis temporal identificó una "Fase de Erosión Estratégica" basada en la tendencia histórica negativa, el análisis ARIMA proyecta si esta erosión *podría* continuar, estabilizarse o incluso revertirse en el futuro previsible, ofreciendo una visión dinámica del comportamiento (I.C Naturaleza Comportamental). La evaluación rigurosa del modelo y sus parámetros asegura que estas proyecciones se interpreten con la debida cautela, reconociendo la incertidumbre inherente a cualquier predicción.

II. Evaluación del desempeño del modelo

La evaluación del desempeño del modelo ARIMA(3, 1, 2) ajustado a los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes es fundamental para determinar la confianza que se puede depositar en sus proyecciones. Esta evaluación se basa en métricas cuantitativas de precisión y en la calidad del ajuste a los datos históricos observados.

A. Métricas de precisión

Las métricas clave proporcionadas para evaluar la precisión predictiva del modelo son la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Error Absoluto Medio (MAE). El RMSE obtenido es de 11.583, mientras que el MAE es de 9.622. Considerando que los datos de Google Trends están normalizados en una escala de 0 a 100, y que la media histórica de la serie se sitúa en torno a 44-47, estos valores de error sugieren una precisión moderada. El RMSE, al penalizar más los errores grandes, indica que las desviaciones cuadráticas promedio son de aproximadamente 11.6 puntos en la escala de 0-100. El MAE, que representa el error promedio absoluto, sugiere que, en promedio, las predicciones se desvían unos 9.6 puntos del valor real.

Esta magnitud de error implica que, si bien el modelo captura parte de la dinámica de la serie, existe una variabilidad considerable que no logra explicar. Un MAE de casi 10 puntos sobre una media de ~45 representa un error relativo cercano al 20-25%, lo cual es significativo. Esto *podría* indicar que factores externos no capturados por el modelo univariante ARIMA, o la propia volatilidad inherente al interés de búsqueda en Google Trends, limitan la precisión alcanzable. Las proyecciones a corto plazo (pocos meses) *podrían* ser razonablemente informativas, pero la fiabilidad disminuirá progresivamente a medida que se extienda el horizonte de predicción, dado este nivel de error base (I.D.2 Rigurosidad Estadística).

No se dispone de una evaluación explícita de la precisión en diferentes horizontes temporales (corto, mediano, largo plazo) basada en datos de validación cruzada. Sin embargo, es una característica intrínseca de los modelos ARIMA que la precisión tiende a disminuir a medida que aumenta el horizonte de pronóstico. El RMSE de 11.58 y el MAE de 9.62, calculados sobre el conjunto de ajuste, probablemente subestimen el error real en predicciones futuras extendidas. Por lo tanto, las proyecciones a mediano (3-5 años) y

largo plazo (>5 años) deben interpretarse con extrema cautela, considerándolas más como indicativas de la tendencia general implícita en el modelo que como pronósticos puntuales precisos. La volatilidad observada históricamente en la serie (como se discutió en el Análisis Temporal) refuerza esta necesidad de prudencia, especialmente en un contexto potencialmente influenciado por rápidos cambios tecnológicos o de mercado.

B. Intervalos de confianza de las proyecciones

Los resultados proporcionados incluyen intervalos de confianza (al 95%, [0.025, 0.975]) para los *coeficientes* del modelo ARIMA, pero no explícitamente para las *proyecciones* futuras. Sin embargo, la interpretación de la incertidumbre en las proyecciones es crucial (V. Manejo de la Incertidumbre). La teoría de los modelos ARIMA indica que los intervalos de confianza de las predicciones se amplían a medida que el horizonte de pronóstico aumenta. Esto se debe a la acumulación de incertidumbre: cada paso de predicción se basa en predicciones anteriores, y la varianza del error (σ^2 , estimada en 42.41) se propaga.

Un valor de σ^2 de 42.41 implica una desviación estándar del error residual de aproximadamente $\sqrt{42.41} \approx 6.51$ puntos en la escala de Google Trends. Este es el nivel base de incertidumbre. Para predicciones a un paso, el intervalo de confianza al 95% sería aproximadamente la predicción $\pm 1.96 * 6.51 (\approx \pm 12.76$ puntos). Para horizontes más largos, este intervalo se ensanchará considerablemente debido a la incertidumbre adicional proveniente de la estimación de los parámetros y la propagación del error. Un intervalo que se amplía rápidamente *sugeriría* una alta incertidumbre sobre la trayectoria futura, haciendo que las predicciones a largo plazo sean menos fiables y más especulativas. Por ejemplo, si una proyección a dos años tuviera un intervalo de confianza que abarcara un rango de 30 o 40 puntos en la escala de 0-100, indicaría una considerable falta de precisión sobre dónde se situará realmente el interés de búsqueda.

C. Calidad del ajuste del modelo

La calidad del ajuste del modelo ARIMA(3, 1, 2) a los datos históricos de Segmentación de Clientes en Google Trends se puede evaluar mediante varios criterios y pruebas diagnósticas incluidas en los resultados. Los criterios de información como AIC (1469.633), BIC (1490.022) y HQIC (1477.866) son útiles para comparar este modelo

con otros posibles modelos ARIMA; valores más bajos generalmente indican un mejor equilibrio entre ajuste y complejidad, aunque no proporcionan una medida absoluta de bondad de ajuste.

Más informativas son las pruebas diagnósticas sobre los residuos del modelo (la diferencia entre los valores observados y los ajustados por el modelo). La prueba de Ljung-Box (Q) evalúa si los residuos presentan autocorrelación significativa. El valor Q es 0.25 con una probabilidad (Prob(Q)) de 0.61. Dado que $\text{Prob}(Q) > 0.05$, no se rechaza la hipótesis nula de que los residuos son independientes (ruido blanco), lo cual es un buen indicio de que el modelo ha capturado adecuadamente la estructura de dependencia temporal de los datos. La prueba de Jarque-Bera (JB) evalúa la normalidad de los residuos. El valor JB es 4.56 con una probabilidad (Prob(JB)) de 0.10. Como $\text{Prob}(JB) > 0.05$, no se rechaza la hipótesis nula de normalidad, sugiriendo que los residuos se distribuyen aproximadamente de forma normal, otro supuesto deseable. Finalmente, la prueba de heteroscedasticidad (H) evalúa si la varianza de los residuos es constante. El valor H es 1.11 con una probabilidad (Prob(H)) de 0.66. Al ser $\text{Prob}(H) > 0.05$, no hay evidencia de heteroscedasticidad significativa.

En conjunto, estas pruebas diagnósticas sugieren que el modelo ARIMA(3, 1, 2) proporciona un ajuste estadísticamente adecuado a los datos históricos. Los residuos se comportan en gran medida como ruido blanco gaussiano, indicando que el modelo ha extraído la información sistemática de la serie temporal (I.D.2 Modelos de Series Temporales). Sin embargo, un buen ajuste estadístico no garantiza necesariamente una alta precisión predictiva (como reflejan las métricas RMSE y MAE).

III. Análisis de parámetros del modelo

El análisis detallado de los parámetros estimados del modelo ARIMA(3, 1, 2) proporciona información sobre la estructura temporal subyacente del interés de búsqueda por Segmentación de Clientes en Google Trends y cómo el modelo la captura.

A. Significancia de componentes AR, I y MA

El modelo ajustado es un ARIMA(3, 1, 2), lo que implica tres componentes autorregresivos (AR), un orden de diferenciación (I) y dos componentes de media móvil (MA). La significancia estadística de los coeficientes estimados para estos componentes indica su relevancia en el modelo:

- **Componentes AR (p=3):**
 - ar . L1: Coeficiente = -0.1507, std err = 0.065, z = -2.327, P>|z| = 0.020.
Significativo ($p < 0.05$). Sugiere que el valor del mes anterior tiene una influencia negativa (aunque pequeña) sobre el valor actual, después de considerar otros términos.
 - ar . L2: Coeficiente = 0.2191, std err = 0.062, z = 3.545, P>|z| = 0.000.
Significativo ($p < 0.05$). Indica que el valor de hace dos meses tiene una influencia positiva sobre el valor actual.
 - ar . L3: Coeficiente = -0.5950, std err = 0.066, z = -9.043, P>|z| = 0.000.
Altamente Significativo ($p < 0.05$). Muestra una fuerte influencia negativa del valor de hace tres meses sobre el valor actual. La combinación de estos términos AR sugiere una dinámica oscilatoria o de reversión a la media en la serie diferenciada.
- **Componente I (d=1):** El modelo incluye una diferenciación de orden 1. Esto implica que se modela la *diferencia* entre valores consecutivos, no los valores absolutos. La necesidad de esta diferenciación sugiere que la serie original no era estacionaria, probablemente debido a una tendencia o a cambios en el nivel medio a lo largo del tiempo, lo cual es consistente con los hallazgos del Análisis Temporal y de Tendencias (NADT/MAST negativos).
- **Componentes MA (q=2):**
 - ma . L1: Coeficiente = 0.0914, std err = 0.070, z = 1.304, P>|z| = 0.192. **No Significativo** ($p > 0.05$). Sugiere que el error de predicción del mes anterior tiene poca influencia directa sobre el valor actual, una vez considerados los demás términos. Su inclusión *podría* ser marginal, aunque a veces se mantiene si mejora los criterios AIC/BIC o los diagnósticos.
 - ma . L2: Coeficiente = -0.8046, std err = 0.058, z = -13.909, P>|z| = 0.000.
Altamente Significativo ($p < 0.05$). Indica que el error de predicción de

hace dos meses tiene una fuerte influencia negativa sobre el valor actual.

Esto sugiere que el modelo corrige fuertemente por errores cometidos dos períodos atrás.

En resumen, la dinámica del interés en Segmentación de Clientes (una vez diferenciada) parece estar influenciada significativamente por sus propios valores pasados (hasta 3 meses atrás) y por los errores de predicción pasados (especialmente el de hace 2 meses). La no significancia del término $ma.L1$ podría sugerir una ligera sobreparametrización, pero los términos AR y el $ma.L2$ son claramente relevantes (I.D.2 Justificación de Modelos).

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

El orden del modelo seleccionado es ($p=3$, $d=1$, $q=2$). * **p=3 (Orden Autoregresivo):** Indica que el valor actual de la serie (diferenciada) depende de los valores observados en los tres períodos anteriores. Esto captura la "memoria" a corto plazo de la serie. * **d=1 (Orden de Diferenciación):** Señala que fue necesario diferenciar la serie una vez para hacerla estacionaria, es decir, para eliminar tendencias o derivas en el nivel medio. Esto es crucial, ya que sugiere que el interés en Segmentación de Clientes ha experimentado cambios estructurales o tendencias a lo largo del tiempo que necesitaban ser filtrados para modelar la dinámica subyacente. * **q=2 (Orden de Media Móvil):** Indica que el valor actual también depende de los errores de predicción cometidos en los dos períodos anteriores. Esto ayuda al modelo a ajustarse a "shocks" o eventos inesperados pasados que afectaron la serie.

La combinación de órdenes (3, 1, 2) sugiere una estructura temporal relativamente compleja, con dependencias tanto de valores pasados como de errores pasados, y la presencia de una tendencia o cambio de nivel subyacente en la serie original (I.D.2 Análisis de Estacionariedad).

C. Implicaciones de estacionariedad

El hecho de que el modelo requiera una diferenciación ($d=1$) para alcanzar la estacionariedad tiene implicaciones importantes. Confirma que la serie original del interés de búsqueda por Segmentación de Clientes en Google Trends no era estacionaria en media. Esto significa que su nivel promedio ha variado significativamente a lo largo

del tiempo, lo cual es coherente con la identificación de un pico inicial muy alto seguido de un nivel basal más bajo y fluctuante, y una tendencia general negativa (NADT/MAST) observada en los análisis previos. La necesidad de diferenciación sugiere que factores externos sostenidos o cambios estructurales (como la madurez del concepto, la evolución tecnológica, cambios en el comportamiento de búsqueda) han influido en la trayectoria a largo plazo del interés en la herramienta, impidiendo que fluctuara alrededor de una media constante. Modelar la serie diferenciada permite capturar las fluctuaciones y dependencias *alrededor* de esa tendencia o nivel cambiante (I.D.2 Revisión de Parámetros).

IV. Integración de Datos Estadísticos Cruzados

Este apartado explora cómo la integración (conceptual, dada la ausencia de datos exógenos específicos en el input) de información contextual externa podría enriquecer la interpretación de las proyecciones del modelo ARIMA para Segmentación de Clientes en Google Trends. El objetivo es conectar la dinámica puramente estadística capturada por ARIMA con los factores del entorno discutidos en el Análisis de Tendencias, reconociendo que el modelo univariante no incorpora explícitamente estas influencias.

A. Identificación de Variables Exógenas Relevantes

Basándose en el Análisis de Tendencias y la naturaleza de la herramienta, varias categorías de variables exógenas *podrían* ser relevantes para explicar y potencialmente mejorar las predicciones del interés en Segmentación de Clientes. Estas incluyen:

- * **Indicadores de Adopción Tecnológica:** Métricas sobre la penetración de tecnologías relacionadas (IA, Big Data, CRM, plataformas de automatización de marketing). Un aumento en la adopción de estas tecnologías *podría* influir (positiva o negativamente, dependiendo de si impulsa la segmentación o la subsume) en el interés de búsqueda.
- * **Inversión Organizacional:** Datos agregados sobre inversión en marketing digital, análisis de datos o transformación digital. Mayores inversiones *podrían* correlacionarse con un mayor interés en herramientas como la segmentación.
- * **Actividad Competitiva/Alternativa:** Tendencias de búsqueda o menciones de herramientas o conceptos alternativos o complementarios (ej., personalización, customer journey mapping, CDP). Un aumento en el interés por alternativas *podría* explicar un declive en el término genérico.
- * **Indicadores Económicos:** Variables macroeconómicas (crecimiento del PIB,

confianza del consumidor, inversión empresarial) que *podrían* afectar las prioridades de gasto e inversión de las empresas. * **Eventos Regulatorios o Sociales:** Hitos como la implementación de regulaciones de privacidad (GDPR, CCPA) o cambios en las expectativas de los consumidores sobre la personalización y la privacidad.

Estos factores, si estuvieran disponibles y fueran incorporados (por ejemplo, en un modelo ARIMAX), *podrían* ayudar a explicar parte de la varianza residual (σ^2) del modelo ARIMA actual y potencialmente mejorar su precisión predictiva (I.F.2 Factores Externos). Por ejemplo, un aumento sostenido en las búsquedas de "Customer Data Platform" *podría* coincidir y ayudar a explicar un declive proyectado o histórico en "Segmentación de Clientes".

B. Relación con Proyecciones ARIMA

Aunque el modelo ARIMA actual no incluye variables exógenas, se puede especular cualitativamente sobre cómo estas *podrían* interactuar con las proyecciones. Si el modelo ARIMA proyecta una relativa estabilidad (como parece ser el caso después del ajuste inicial en las predicciones proporcionadas), pero datos externos hipotéticos mostraran un fuerte aumento en la inversión en IA para marketing o la aparición de una tecnología disruptiva que redefine la segmentación, la proyección de estabilidad del ARIMA *podría* subestimar un futuro cambio (ya sea un resurgimiento del interés adaptado o un declive más rápido por obsolescencia).

Inversamente, si ARIMA proyectara un declive continuo (lo cual no hace explícitamente en las predicciones a mediano plazo proporcionadas, que tienden a estabilizarse), pero datos externos indicaran una recuperación económica robusta o una nueva ola regulatoria que exige mayor granularidad en el manejo de datos de clientes, esto *podría* sugerir que el declive proyectado por ARIMA *podría* ser menos pronunciado o incluso revertirse temporalmente. La integración, aunque sea conceptual, ayuda a contextualizar las proyecciones puramente estadísticas, recordándonos que se basan únicamente en patrones históricos internos y son vulnerables a cambios externos no anticipados en esos patrones (I.D.3 Perspicacia Interpretativa). Un declive proyectado por ARIMA *podría* correlacionarse hipotéticamente con una disminución en la inversión publicitaria general en herramientas de gestión o un aumento en el interés por enfoques alternativos, según se refleje en otras fuentes de datos contextuales.

C. Implicaciones Contextuales

La consideración de factores externos tiene implicaciones directas sobre la interpretación de la incertidumbre de las proyecciones ARIMA. Eventos externos imprevistos o cambios estructurales en el entorno (ej., una nueva crisis económica, un avance tecnológico disruptivo, un cambio radical en la actitud del consumidor hacia la privacidad) representan la mayor amenaza para la validez a largo plazo de las proyecciones ARIMA. Estos eventos *podrían* invalidar los patrones históricos en los que se basa el modelo.

Por ejemplo, si datos externos sugirieran una creciente volatilidad económica o tecnológica en el sector relevante, esto *debería* llevarnos a considerar los intervalos de confianza (conceptuales) de las proyecciones ARIMA como potencialmente más amplios de lo que sugeriría la pura extrapolación estadística. La presencia de factores externos volátiles aumenta la probabilidad de "shocks" que el modelo no puede anticipar, haciendo que las proyecciones sean menos robustas. Por lo tanto, la integración contextual, incluso cualitativa, refuerza la necesidad de utilizar las proyecciones ARIMA con cautela, especialmente a mediano y largo plazo, y de complementarlas con análisis de escenarios que consideren explícitamente el impacto potencial de factores externos clave (I.E.4 Explicaciones Alternativas).

V. Insights y clasificación basada en Modelo ARIMA

Esta sección sintetiza los hallazgos derivados directamente del modelo ARIMA y sus proyecciones para Segmentación de Clientes en Google Trends, culminando en una clasificación tentativa de su dinámica basada en un Índice de Moda Gerencial (IMG) aplicado a las predicciones.

A. Tendencias y patrones proyectados

Las proyecciones del modelo ARIMA(3, 1, 2) para el período Septiembre 2023 - Agosto 2026 muestran un patrón interesante. Se observa un aumento inicial significativo en los primeros meses (Sept '23: 46.16, Oct '23: 54.70, Nov '23: 57.71), seguido de una corrección a la baja (Dic '23: 50.70, Feb '24: 44.52) y, posteriormente, una estabilización con fluctuaciones menores alrededor de un nivel medio cercano a 48-50. No se proyecta una continuación de la fuerte tendencia negativa histórica ($NADT/MAST \approx -19\%$)

observada en los datos completos. En cambio, el modelo sugiere que, basándose en la dinámica reciente capturada por sus parámetros, el interés podría entrar en una fase de relativa estabilidad u oscilación en torno a un nivel medio moderado, similar a los promedios observados en los últimos 5-15 años, pero sin la fuerte deriva negativa.

Este patrón proyectado de estabilización (después de la volatilidad inicial) *podría* interpretarse como una señal de que la fase de "erosión estratégica" del interés *generalista*, identificada en el análisis histórico, *podría* estar llegando a su fin o moderándose, al menos según la extrapolación de los patrones recientes por el modelo ARIMA. Sin embargo, esta interpretación debe ser cautelosa dada la precisión moderada del modelo (I.E.1 Ciclos de Vida, I.D.3 Perspicacia Interpretativa).

B. Cambios significativos en las tendencias

El cambio más significativo implícito en las proyecciones es la *ausencia* de una continuación de la fuerte tendencia negativa a largo plazo observada históricamente. El modelo parece proyectar un punto de inflexión donde la tendencia se estabiliza. Este cambio proyectado *podría* ser un artefacto del modelo que da más peso a las dinámicas recientes (que incluyeron picos en 2018 y 2022, como se vio en el Análisis Temporal) o *podría* reflejar genuinamente una nueva fase para el interés en Segmentación de Clientes. Si esta estabilización proyectada se materializara, *podría* coincidir hipotéticamente con factores contextuales como la consolidación de la segmentación como una práctica madura pero esencial en la era digital, o la estabilización de la fragmentación semántica una vez que los términos más específicos se han establecido (I.D.1.c Puntos de Inflexión).

C. Fiabilidad de las proyecciones

La fiabilidad de estas proyecciones debe evaluarse críticamente. Las métricas de precisión ($\text{RMSE} \approx 11.6$, $\text{MAE} \approx 9.6$) indican un error promedio considerable, lo que limita la confianza en los valores puntuales proyectados. Los diagnósticos del modelo son buenos, sugiriendo un ajuste estadístico razonable a la historia, pero esto no garantiza predicciones futuras precisas, especialmente si ocurren cambios estructurales externos. La fiabilidad es mayor a corto plazo (pocos meses a un año) y disminuye significativamente a mediano y largo plazo. La proyección de estabilización, aunque

interesante, debe tomarse como una posibilidad basada en patrones recientes, no como una certeza. La amplitud (conceptual) de los intervalos de confianza refuerza esta cautela (V. Lenguaje Cauteloso).

D. Índice de Moda Gerencial (IMG)

Aplicando la fórmula propuesta para el Índice de Moda Gerencial (IMG) a las *proyecciones* iniciales del modelo ARIMA, se busca clasificar la dinámica *proyectada* (no la histórica): $IMG = (\text{Tasa Crecimiento Inicial} + \text{Tiempo al Pico} + \text{Tasa Declive} + \text{Duración Ciclo}) / 4$

Estimaciones basadas en las proyecciones (Sept '23 - aprox. Feb '24/Mar '24): * **Tasa Crecimiento Inicial:** $(\text{Valor Nov '23} / \text{Valor Sep '23}) - 1 = (57.71 / 46.16) - 1 \approx 0.25$ (25%). Normalizado: 0.25. * **Tiempo al Pico:** El pico proyectado ocurre en Nov '23 (3er mes). Normalizado (asumiendo 1=instantáneo, 0=muy lento, relativo a un ciclo de 3-5 años), 3 meses es rápido. Valor normalizado estimado: 0.8. * **Tasa Declive:** $(\text{Valor Nov '23} - \text{Valor Feb '24}) / \text{Valor Nov '23} = (57.71 - 44.52) / 57.71 \approx 0.23$ (23%). Normalizado: 0.23. * **Duración Ciclo:** La estabilización parece ocurrir dentro del primer año. Normalizado (relativo a 3-5 años), esto es rápido. Valor normalizado estimado: 0.7.

Cálculo del IMG: $IMG = (0.25 + 0.8 + 0.23 + 0.7) / 4 = 1.98 / 4 \approx \mathbf{0.495}$

Interpretación: Un IMG de aproximadamente 0.5 se sitúa en un rango intermedio. No alcanza el umbral (> 0.7) que sugeriría fuertemente una "Moda Gerencial" clásica, pero tampoco es tan bajo (< 0.4) como para indicar una "Doctrina" estable. Este valor *sugiere* que la dinámica *proyectada* por el modelo ARIMA presenta algunas características de rapidez (pico y ciclo relativamente cortos en la fase inicial de la proyección), pero no con la intensidad extrema o el declive pronunciado y sostenido típico de una moda clásica. Refleja el patrón proyectado de volatilidad inicial seguida de estabilización (I.D.2 Rigurosidad Estadística, I.G Definición Operacional).

E. Clasificación de Segmentación de Clientes

Basándose en el IMG intermedio (≈ 0.5) derivado de las proyecciones y en el patrón proyectado de estabilización tras una fluctuación inicial, la clasificación más apropiada para la dinámica *futura* de Segmentación de Clientes (según este modelo ARIMA y fuente Google Trends) sería la de **c) Patrones Evolutivos / Cílicos Persistentes: Dinámica Cíclica Persistente (Ciclos Largos)** o un patrón **Híbrido**.

- **Justificación:** El IMG no es suficientemente alto para una "Moda". Las proyecciones no muestran la estabilidad de una "Práctica Fundamental Estable (Pura)". El patrón proyectado de fluctuación y eventual estabilización en un nivel moderado, sin un declive sostenido *en la proyección*, se alinea mejor con una dinámica cíclica o evolutiva que mantiene relevancia a través de oscilaciones, en lugar de seguir erosionándose como sugería la tendencia histórica a largo plazo.

Es crucial destacar la *discrepancia* entre esta clasificación basada en las *proyecciones* ARIMA y la clasificación de "Fase de Erosión Estratégica" basada en el *análisis histórico completo*. El modelo ARIMA, al ponderar más la dinámica reciente, proyecta una posible interrupción o cambio en esa erosión histórica. Esta tensión entre la historia y la proyección es un hallazgo clave (I.E.1 Ciclos de Vida, I.F.1 Evaluación Objetiva).

VI. Implicaciones Prácticas

Las proyecciones y la clasificación derivada del modelo ARIMA para Segmentación de Clientes en Google Trends, aunque deben interpretarse con cautela, ofrecen perspectivas relevantes para diferentes audiencias.

A. De interés para académicos e investigadores

El análisis ARIMA sugiere una posible estabilización futura del interés generalista en Segmentación de Clientes, contrastando con su declive histórico. Esto abre líneas de investigación sobre las causas de esta posible estabilización: ¿Es un artefacto del modelo, una maduración real del concepto, o el resultado de la integración con nuevas tecnologías (IA, CDP) que revitalizan su relevancia? El IMG intermedio (≈ 0.5) y la clasificación como patrón cíclico/híbrido invitan a refinar los modelos teóricos sobre ciclos de vida de herramientas gerenciales, considerando trayectorias que combinan elementos de moda y

persistencia. Investigar la correlación entre las proyecciones y variables exógenas específicas (si los datos estuvieran disponibles) podría validar o refutar los mecanismos subyacentes sugeridos (Sección II Preguntas de Investigación).

B. De interés para asesores y consultores

La proyección de estabilización, aunque moderadamente precisa, *podría* sugerir que la Segmentación de Clientes, incluso como término genérico, mantendrá un nivel basal de relevancia. Sin embargo, el error inherente (RMSE/MAE) y la fuerte tendencia negativa histórica aconsejan prudencia. Los consultores deberían enfatizar la necesidad de enfoques de segmentación *modernos* y *adaptativos*, más que confiar en la persistencia del concepto genérico. La recomendación es ayudar a los clientes a navegar la complejidad (possible fragmentación semántica, integración tecnológica) y a implementar estrategias de segmentación que demuestren valor tangible (ROI) en el contexto actual, monitorizando continuamente su efectividad y adaptándose a cambios externos (I.D.4 Orientación Práctica).

C. De interés para directivos y gerentes

Para los directivos, las proyecciones ARIMA ofrecen una perspectiva cuantitativa, aunque limitada, sobre el futuro interés público. La relativa estabilidad proyectada a corto plazo *podría* dar cierto soporte a la continuidad de las inversiones en capacidades de segmentación, pero no debe generar complacencia. La historia de declive y la moderada precisión del modelo sugieren que la segmentación "tradicional" puede no ser suficiente. Es crucial evaluar si las prácticas actuales aprovechan las tecnologías disponibles (IA, análisis predictivo) y responden a las expectativas de personalización de los clientes. La decisión estratégica no es abandonar la segmentación, sino asegurar que evolucione para seguir siendo una fuente de ventaja competitiva, considerando su integración en el ecosistema tecnológico y de datos de la organización (I.D.4 Orientación Práctica).

VII. Síntesis y Reflexiones Finales

En síntesis, el modelo ARIMA(3, 1, 2) ajustado a la serie temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes presenta un desempeño estadístico razonable (buenos diagnósticos de residuos) pero una precisión predictiva moderada ($\text{RMSE} \approx 11.6$, $\text{MAE} \approx$

9.6). Las proyecciones derivadas sugieren un patrón de volatilidad inicial seguido de una relativa estabilización del interés de búsqueda en torno a un nivel medio de 48-50 para el período 2024-2026, notablemente sin continuar la fuerte tendencia negativa observada en el análisis histórico completo.

La aplicación de un Índice de Moda Gerencial (IMG) a estas proyecciones arroja un valor intermedio (≈ 0.5), llevando a una clasificación tentativa de la dinámica *proyectada* como un **Patrón Evolutivo / Cílico Persistente o Híbrido**, en contraste con la "Fase de Erosión Estratégica" identificada históricamente. Esta discrepancia es un punto clave de reflexión: el modelo ARIMA, basado en patrones más recientes, sugiere una posible inflexión o cambio en la trayectoria a largo plazo del interés generalista en la herramienta.

Las reflexiones críticas deben enfatizar la cautela requerida. Las proyecciones ARIMA son extrapolaciones estadísticas basadas en el pasado y no pueden anticipar shocks externos o cambios estructurales imprevistos. La precisión moderada y la naturaleza de los datos de Google Trends (interés público relativo, no adopción real) limitan el alcance de las conclusiones. Sin embargo, el análisis ARIMA aporta una valiosa perspectiva cuantitativa y prospectiva que complementa los análisis Temporal y de Tendencias. Refuerza la narrativa de una herramienta fundamental cuya visibilidad *generalista* ha disminuido históricamente (posiblemente por madurez y fragmentación tecnológica), pero que *podría* estar entrando en una fase de interés basal más estable o cílico, según la extrapolación de patrones recientes. Este enfoque integrado, combinando historia, contexto y proyección (aunque incierta), proporciona un marco más robusto para comprender la compleja evolución de Segmentación de Clientes y para informar la investigación doctoral sobre la naturaleza dinámica de las herramientas de gestión.

Análisis Estacional

Patrones estacionales en la adopción de Segmentación de Clientes en Google Trends

I. Direccionamiento en el análisis de patrones estacionales

Este análisis se enfoca específicamente en la dimensión estacional del interés público hacia la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando como base los datos de Google Trends. El propósito es realizar una evaluación exhaustiva de la presencia, características, consistencia y posible evolución de los patrones cíclicos que se repiten dentro de un período anual. Se busca identificar y cuantificar sistemáticamente las fluctuaciones regulares (picos y valles) que ocurren a lo largo de los meses del año, proporcionando una perspectiva complementaria a los análisis previos. Mientras el análisis temporal previo detalló la cronología de eventos significativos a largo plazo (picos históricos, declives) y el análisis de tendencias exploró las influencias contextuales externas sobre la trayectoria general, y el análisis del modelo ARIMA ofreció proyecciones basadas en la estructura estadística histórica, este análisis estacional se concentra en descomponer y comprender el ritmo intra-anual del interés. Su aporte diferencial radica en aislar y caracterizar estos ciclos recurrentes, lo que puede ofrecer insights sobre factores temporales predecibles que influyen en la atención hacia Segmentación de Clientes, enriqueciendo así la comprensión de su naturaleza comportamental (I.C) desde una perspectiva cíclica y apoyándose en un enfoque longitudinal (I.D.1) y rigurosidad estadística (I.D.2). Por ejemplo, mientras el análisis temporal identificó picos notables en ciertos años, este análisis examinará si dichos picos tienden a ocurrir en meses específicos de manera recurrente, sugiriendo una base estacional subyacente.

II. Base estadística para el análisis estacional

La fundamentación de este análisis estacional reside en los datos derivados de la descomposición de la serie temporal original de Google Trends para Segmentación de Clientes. Estos datos aislan el componente estacional, permitiendo un examen directo de las fluctuaciones intra-anuales recurrentes. La presentación y el análisis de estos datos proporcionan la base estadística necesaria para cuantificar y caracterizar los patrones estacionales de manera objetiva y rigurosa.

A. Naturaleza y método de los datos

Los datos utilizados para este análisis consisten en los valores del componente estacional extraídos de la serie temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes, cubriendo el período desde marzo de 2015 hasta febrero de 2025. Estos valores, que oscilan alrededor de cero, sugieren que se ha aplicado un método de descomposición aditiva (como STL o medias móviles clásicas), donde la serie original se modela como la suma de un componente de tendencia-ciclo, un componente estacional y un componente residual (o irregular). El componente estacional representa la variación promedio esperada para cada mes del año, una vez eliminada la tendencia y el ruido aleatorio. La fuente de estos datos subyacentes es Google Trends (III), que mide el interés de búsqueda relativo. Las métricas base derivadas de estos datos estacionales incluyen la amplitud estacional (diferencia entre el valor estacional promedio más alto y el más bajo), el período estacional (intrínsecamente anual, con observaciones mensuales) y una evaluación cualitativa de la fuerza estacional basada en la magnitud de la amplitud y la consistencia del patrón (I.D.2).

B. Interpretación preliminar

Para obtener una visión clara del patrón estacional promedio, se calcularon los valores medios del componente estacional para cada mes del año, utilizando los datos disponibles desde marzo de 2015 hasta febrero de 2025. Estos promedios revelan el ciclo intra-anual típico del interés en Segmentación de Clientes.

Mes	Valor Estacional Promedio	Interpretación Preliminar del Mes
Enero	-0.103	Interés por debajo del promedio anual, inicio de año más bajo.
Febrero	0.132	Recuperación del interés, por encima del promedio.
Marzo	0.165	Interés elevado, cercano al pico anual, por encima del promedio.
Abril	0.048	Interés ligeramente por encima del promedio, descenso desde marzo.
Mayo	0.014	Interés cercano al promedio anual.
Junio	-0.167	Interés significativamente por debajo del promedio, inicio de valle.
Julio	-0.283	Punto más bajo (Valle) del interés anual.
Agosto	-0.262	Interés muy bajo, cercano al mínimo anual.
Septiembre	0.075	Recuperación del interés, por encima del promedio.
Octubre	0.215	Pico más alto (Peak) del interés anual.
Noviembre	0.195	Interés muy elevado, cercano al pico anual.
Diciembre	-0.029	Interés ligeramente por debajo del promedio, descenso fin de año.

- **Amplitud Estacional Promedio:** La diferencia entre el pico promedio (Octubre: 0.215) y el valle promedio (Julio: -0.283) es de $0.215 - (-0.283) = 0.498$. Esta amplitud, aunque no extremadamente grande en términos absolutos, indica una fluctuación estacional discernible y consistente.
- **Período Estacional:** El patrón se repite anualmente (12 meses).
- **Fuerza Estacional (Cualitativa):** La presencia de un patrón claro y una amplitud cercana a 0.5 sugiere una fuerza estacional moderada. No es despreciable, pero tampoco domina completamente la serie (cuya varianza total incluye tendencia y ruido). Indica que el momento del año sí parece influir de manera recurrente en el nivel de interés de búsqueda (I.D.2).

C. Resultados de la descomposición estacional

Los resultados detallados de la descomposición confirman el patrón estacional identificado preliminarmente. El componente estacional aislado muestra un ciclo anual claro y consistente. La **tendencia** general (no mostrada aquí, pero inferida de análisis previos) es decreciente a largo plazo. El **componente estacional** presenta un pico

pronunciado en **Octubre** (valor promedio +0.215) y **Noviembre** (+0.195), y un valle marcado en **Julio** (-0.283) y **Agosto** (-0.262). Los meses de transición muestran valores intermedios, con un aumento notable hacia el final del primer trimestre (Febrero-Marzo) y una caída hacia mediados de año (Junio). El **componente residual** (no mostrado) capturaría las fluctuaciones irregulares no explicadas por la tendencia o la estacionalidad. La **amplitud estacional** promedio calculada es de **0.498**. El **período** es claramente de 12 meses. La **fuerza estacional**, basada en la claridad y amplitud del patrón, se considera **moderada**, indicando que los factores estacionales juegan un papel relevante, aunque no exclusivo, en la dinámica del interés en Segmentación de Clientes en Google Trends.

III. Análisis cuantitativo de patrones estacionales

Este apartado profundiza en la cuantificación y caracterización de los patrones estacionales identificados en el interés de búsqueda por Segmentación de Clientes en Google Trends, utilizando métricas específicas para evaluar su recurrencia, consistencia, intensidad y evolución.

A. Identificación y cuantificación de patrones recurrentes

El análisis de los valores estacionales promedio mensuales revela un patrón intra-anual recurrente muy claro. Se identifica un período de mayor interés concentrado en el último trimestre del año, específicamente en **Octubre** (valor estacional promedio +0.215) y **Noviembre** (+0.195). Este pico otoñal es seguido por un descenso hacia fin de año (Diciembre: -0.029) y un inicio de año relativamente bajo (Enero: -0.103). Se observa un repunte a finales del primer trimestre (Febrero: +0.132, Marzo: +0.165). Posteriormente, el interés disminuye significativamente durante los meses de verano del hemisferio norte, alcanzando su punto más bajo en **Julio** (-0.283) y **Agosto** (-0.262). La duración del pico principal (Oct-Nov) es de aproximadamente dos meses, al igual que la del valle principal (Jul-Ago). La magnitud promedio del pico estacional es de +0.205 (promedio de Oct y Nov), mientras que la magnitud promedio del valle es de -0.273 (promedio de Jul y Ago). Este patrón sugiere una ciclicidad anual bien definida en la atención pública hacia la segmentación (I.D.1.b).

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

Para evaluar la consistencia, se examinó si los picos y valles ocurrían en los mismos meses (o meses adyacentes) en cada año completo disponible en los datos (2016-2024, 9 años). Se consideró consistente si el pico anual caía en Octubre o Noviembre, y el valle en Julio o Agosto. La inspección visual de los datos proporcionados (que repiten el mismo ciclo cada año) indica una **consistencia perfecta** en el patrón estacional estimado por el método de descomposición utilizado. En cada uno de los años desde 2016 hasta 2024, los datos muestran el pico máximo en Octubre y el mínimo en Julio. Esta perfecta regularidad en los datos *proporcionados* sugiere que el método de descomposición ha extraído un componente estacional muy estable y repetitivo. Es importante notar que esta perfecta consistencia podría ser una característica del método de descomposición específico utilizado (que podría promediar o suavizar variaciones interanuales en la estacionalidad), pero basándose estrictamente en los datos estacionales presentados, el patrón es extremadamente consistente (I.D.2).

C. Análisis de períodos pico y valle

El análisis detallado confirma los períodos clave del ciclo estacional: * **Período Pico:** Se

concentra principalmente en **Octubre** (valor promedio +0.215) y **Noviembre** (+0.195). Estos meses representan el momento del año donde el interés de búsqueda en Segmentación de Clientes tiende a ser más alto, superando significativamente el nivel promedio anual. La duración de esta fase de alto interés es de aproximadamente 2 meses.

* **Período Valle:** Ocurre marcadamente en **Julio** (valor promedio -0.283) y **Agosto** (-0.262). Durante estos meses de verano (hemisferio norte), el interés de búsqueda cae a su nivel más bajo del año. La duración de esta fase de bajo interés también es de unos 2 meses.

Estos picos y valles estacionales son puntos de inflexión intra-anuales recurrentes (I.D.1.c), distintos de los picos y valles históricos identificados en el análisis temporal, que ocurrían en años específicos. La magnitud de la diferencia entre el pico de Octubre y el valle de Julio (0.498) subraya la relevancia de esta fluctuación estacional.

D. Índice de Intensidad Estacional (IIE)

El Índice de Intensidad Estacional (IIE) busca medir la magnitud relativa de los picos estacionales en comparación con el nivel promedio general de la serie. Se define conceptualmente como $IIE = \text{Amplitud Estacional} / \text{Media Anual}$ de la serie original. Un valor superior a 1 indicaría que la fluctuación estacional (del pico al valle) es mayor que el nivel promedio de interés, sugiriendo picos muy intensos. Un valor inferior a 1 indicaría fluctuaciones más suaves en relación con la media.

Dado que la media anual de la serie original de Google Trends para Segmentación de Clientes se sitúa en torno a 44-47 (según análisis previos), y la amplitud estacional calculada es 0.498 (en la escala de los factores estacionales, no en la escala 0-100 original), no es posible calcular directamente el IIE sin conocer la escala exacta de la amplitud en términos de los puntos de la escala 0-100. Sin embargo, si asumimos que la amplitud de 0.498 en los factores corresponde a una fluctuación de, por ejemplo, 5-10 puntos en la escala 0-100 (una estimación razonable dada la varianza residual del ARIMA), entonces el IIE sería considerablemente menor que 1 (ej., $10 / 45 \approx 0.22$). Esto sugeriría que, aunque discernible, la intensidad de los picos estacionales *no es* extremadamente pronunciada en relación al nivel general de interés. Las fluctuaciones estacionales son moderadas.

E. Índice de Regularidad Estacional (IRE)

El Índice de Regularidad Estacional (IRE) evalúa la consistencia del patrón estacional año tras año. Se calcula como la proporción de años en los que los picos y valles ocurren en los meses esperados. Basado en la inspección de los datos estacionales proporcionados (que muestran un ciclo idéntico cada año desde 2016 hasta 2024), el pico ocurre consistentemente en Octubre y el valle en Julio. Por lo tanto, para el período analizado (9 años completos), la regularidad es perfecta.

$$\text{IRE} = 9 \text{ años consistentes} / 9 \text{ años totales} = \mathbf{1.0}$$

Un IRE de 1.0 indica una **regularidad extremadamente alta** en el patrón estacional extraído. Esto sugiere que el ciclo anual de interés en Segmentación de Clientes, tal como lo captura el modelo de descomposición, es muy predecible en su timing. Esta alta regularidad es un hallazgo significativo (I.D.2).

F. Tasa de Cambio Estacional (TCE)

La Tasa de Cambio Estacional (TCE) mide si la fuerza o intensidad de la estacionalidad ha cambiado a lo largo del tiempo. Se calcula conceptualmente como $TCE = (\text{Fuerza Estacional Final} - \text{Fuerza Estacional Inicial}) / \text{Número de Años}$. Una medida proxy de la fuerza estacional es la amplitud (pico-valle). Dado que los datos proporcionados muestran exactamente el mismo ciclo estacional (y por ende, la misma amplitud de 0.498) para cada año desde 2015 hasta 2025, la amplitud no ha cambiado.

$$TCE = (0.498 - 0.498) / \sim 9 \text{ años} = 0.0$$

Un TCE de 0.0 indica que **no hay evidencia de cambio en la intensidad de la estacionalidad** a lo largo del período cubierto por los datos descompuestos. El patrón estacional parece haberse mantenido estable en su magnitud. Esto sugiere que los factores que causan la estacionalidad han tenido una influencia constante durante este tiempo (I.E.1).

G. Evolución de los patrones en el tiempo

El análisis cuantitativo, particularmente el IRE de 1.0 y el TCE de 0.0, indica que el patrón estacional del interés en Segmentación de Clientes en Google Trends ha sido notablemente **estable** tanto en su forma (timing de picos y valles) como en su intensidad (amplitud) durante el período analizado (aproximadamente 2015-2025). No se observa una intensificación ni una atenuación significativa de la ciclicidad intra-anual. El interés sigue subiendo hacia Octubre/Noviembre y bajando hacia Julio/Agosto con una regularidad y magnitud consistentes año tras año, según los datos de descomposición proporcionados. Esta estabilidad contrasta con la tendencia general decreciente a largo plazo de la serie original, sugiriendo que la estacionalidad es un componente persistente superpuesto a esa tendencia (I.E.1).

IV. Análisis de factores causales potenciales

Explorar las posibles causas subyacentes de los patrones estacionales observados en el interés por Segmentación de Clientes requiere considerar factores cíclicos externos, aunque siempre con cautela y sin afirmar causalidad directa. El patrón identificado (pico en Q4, valle en verano) puede estar influenciado por una combinación de factores.

A. Influencias del ciclo de negocio

El pico de interés observado en Octubre y Noviembre *podría* coincidir con fases clave del ciclo de planificación y presupuestación anual en muchas organizaciones. Hacia el final del año, las empresas suelen revisar el desempeño, planificar estrategias y asignar presupuestos para el año siguiente. La Segmentación de Clientes es fundamental para estas actividades (definición de mercados objetivo, asignación de recursos de marketing), lo que *podría* impulsar un aumento en las búsquedas de información, metodologías o herramientas relacionadas durante este período. El valle en Julio y Agosto *podría* correlacionarse con períodos de menor actividad estratégica en algunas regiones debido a las vacaciones de verano, donde la planificación a largo plazo cede temporalmente ante la ejecución operativa o el descanso estival (I.F.2).

B. Factores industriales potenciales

Dentro del sector de marketing y análisis de datos, ciertos eventos o ritmos industriales *podrían* influir. Por ejemplo, el último trimestre del año suele ser un período de intensa actividad comercial (preparación para festividades, campañas de fin de año), lo que *podría* aumentar la necesidad y el interés en refinar la Segmentación de Clientes para maximizar el impacto de estas campañas. Grandes conferencias o ferias comerciales del sector, si tienden a concentrarse en ciertas épocas del año (quizás otoño), *podrían* también generar picos de interés. La ausencia de tales eventos o una menor intensidad comercial durante los meses de verano *podría* contribuir al valle observado (I.F.2).

C. Factores externos de mercado

Factores más amplios del mercado y del comportamiento del consumidor también *podrían* jugar un rol. El aumento de las compras y la actividad de marketing online en el período previo a las fiestas de fin de año (Q4) naturalmente intensifica la relevancia de la segmentación para personalizar ofertas y comunicaciones. Además, el inicio del año académico en el hemisferio norte (Septiembre/Octubre) *podría* contribuir al aumento del interés si una parte de las búsquedas proviene de estudiantes o académicos investigando el tema. Inversamente, el período vacacional de verano *podría* reducir temporalmente tanto la actividad de búsqueda profesional como la académica (I.D.1.c).

D. Influencias de Ciclos Organizacionales

Aunque se debe evitar asumir ciclos fiscales rígidos sin evidencia directa, el patrón observado no se alinea perfectamente con los cierres trimestrales típicos (Marzo, Junio, Septiembre, Diciembre). El pico principal ocurre en Octubre/Noviembre (inicio de Q4) y el valle en Julio/Agosto (mitad de Q3). Sin embargo, el repunte observado en Febrero/Marzo *podría* estar relacionado con el cierre del primer trimestre o el inicio de la planificación post-año nuevo. El descenso en Junio *podría* coincidir con el cierre del segundo trimestre. La influencia más fuerte parece ligada al ciclo anual de planificación/presupuestación (Q4) y a la pausa estival (verano), más que a cierres trimestrales estrictos. La consistencia del patrón ($IRE=1.0$) sugiere que estos ciclos organizacionales o de mercado son bastante regulares en su impacto sobre el interés en esta herramienta (I.E.4).

V. Implicaciones de los patrones estacionales

La identificación de patrones estacionales consistentes y moderadamente intensos en el interés por Segmentación de Clientes tiene varias implicaciones prácticas y predictivas.

A. Estabilidad de los patrones para pronósticos

La alta regularidad del patrón estacional ($IRE = 1.0$) y su estabilidad en el tiempo ($TCE = 0.0$) son hallazgos importantes para la predicción. Sugieren que el componente estacional del interés en Segmentación de Clientes es altamente predecible. Incorporar explícitamente esta estacionalidad (por ejemplo, mediante un modelo SARIMA en lugar de ARIMA) *podría* mejorar significativamente la precisión de los pronósticos a corto y mediano plazo, al capturar estas fluctuaciones intra-anuales recurrentes que un modelo ARIMA simple podría tratar como ruido o incorporar de manera menos eficiente en sus términos AR/MA. La estabilidad del patrón ($IRE=1.0$) refuerza la confianza en que este componente cíclico persistirá, al menos en el futuro cercano, haciendo que los ajustes estacionales en los pronósticos sean fiables (I.D.2).

B. Componentes de tendencia vs. estacionales

Al comparar la fuerza relativa de los componentes, se observa un contraste interesante. La tendencia general a largo plazo de la serie original es marcadamente negativa ($NADT/MAST \approx -19\%$ en análisis previos), indicando una erosión estructural del interés generalista. Sin embargo, superpuesto a esta tendencia, existe un patrón estacional de amplitud moderada (≈ 0.5 en factores estacionales) pero muy regular ($IRE=1.0$) y estable ($TCE=0.0$). Esto sugiere que, si bien la relevancia generalista del término *podría* estar disminuyendo a largo plazo, su dinámica intra-anual sigue un ritmo predecible y persistente. Las fluctuaciones observadas mes a mes están influenciadas tanto por la tendencia subyacente como por este ciclo estacional. Para horizontes cortos (intra-anuales), la estacionalidad puede ser un motor de variación más significativo que la tendencia gradual (I.E.1).

C. Impacto en estrategias de adopción

La existencia de un patrón estacional predecible tiene implicaciones para las estrategias relacionadas con la adopción, implementación o promoción de la Segmentación de Clientes. Los períodos pico identificados (Octubre/Noviembre) *podrían* representar ventanas de oportunidad donde el interés y la receptividad hacia el tema son naturalmente más altos. Estos meses *podrían* ser momentos óptimos para lanzar iniciativas de formación, campañas de marketing dirigidas a profesionales interesados en segmentación, o para iniciar discusiones estratégicas sobre su aplicación. Por el contrario, los períodos valle (Julio/Agosto) *podrían* indicar momentos de menor interés o prioridad, donde las iniciativas relacionadas *podrían* tener menos tracción. Comprender este ritmo puede ayudar a planificar y temporizar las acciones para maximizar su impacto (I.D.4).

D. Significación práctica

La significación práctica de esta estacionalidad radica en su consistencia y predictibilidad. Aunque la intensidad (IIE conceptualmente bajo) no sea abrumadora, la regularidad ($IRE=1.0$) y estabilidad ($TCE=0.0$) hacen que sea un factor relevante a considerar. Sugiere que el interés en Segmentación de Clientes no es errático, sino que responde de manera predecible a ciclos anuales, probablemente ligados a ritmos de negocio, mercado o académicos. Esta predictibilidad puede ser útil para la planificación

de recursos, la gestión de expectativas y la optimización del timing de actividades relacionadas. La estacionalidad, aunque moderada, añade una capa de complejidad y oportunidad a la gestión del interés y la aplicación de esta herramienta (I.D.3). La amplitud observada (0.498 en factores) indica que las fluctuaciones estacionales son lo suficientemente grandes como para ser notadas y potencialmente aprovechadas.

VI. Narrativa interpretativa de la estacionalidad

Integrando los hallazgos cuantitativos y el análisis de factores potenciales, emerge una narrativa clara sobre la estacionalidad del interés en Segmentación de Clientes en Google Trends. Se observa un patrón estacional **moderadamente intenso pero extremadamente regular y estable** a lo largo del tiempo (aproximadamente 2015-2025). El Índice de Regularidad Estacional (IRE) de 1.0 y la Tasa de Cambio Estacional (TCE) de 0.0 subrayan esta consistencia. El ciclo anual se caracteriza por un **pico pronunciado de interés en otoño (Octubre-Noviembre)** y un **valle marcado en verano (Julio-Agosto)**.

Los factores causales más plausibles para este patrón parecen ser una combinación de **ciclos de negocio y planificación organizacional** (con un enfoque estratégico intensificado en Q4 para la planificación y presupuestación del año siguiente) y **factores de mercado y comportamiento** (mayor actividad comercial y de marketing pre-festividades en Q4, posibles pausas estivales en verano). La influencia de ciclos académicos también *podría* contribuir marginalmente. La alta regularidad sugiere que estos factores ejercen una influencia cíclica muy consistente año tras año sobre el interés público general en el tema.

Esta perspectiva estacional complementa de manera crucial los análisis previos. Mientras el análisis temporal mostró una tendencia general de erosión a largo plazo y el análisis ARIMA proyectó una posible estabilización reciente, el análisis estacional revela un **ritmo intra-anual persistente y predecible** superpuesto a esas dinámicas de más largo plazo. La estacionalidad no parece estar desapareciendo ($TCE=0.0$) a pesar de la tendencia negativa general. Esto sugiere que, independientemente del nivel absoluto de interés, la *temporada* sigue importando. Esta dinámica cíclica podría enriquecer la interpretación de los puntos de inflexión históricos (algunos picos podrían haber sido amplificados por coincidir con la fase alta estacional) y contextualizar las proyecciones ARIMA (que idealmente deberían incorporar este componente estacional para mayor

precisión). Un patrón estacional tan regular y estable podría, por ejemplo, reforzar la idea de que Segmentación de Clientes es una herramienta integrada en los ciclos operativos recurrentes de las organizaciones, más que una moda pasajera sujeta a fluctuaciones erráticas.

VII. Implicaciones Prácticas

Las implicaciones prácticas derivadas del análisis estacional se extienden a diversas audiencias interesadas en la herramienta Segmentación de Clientes.

A. De interés para académicos e investigadores

La estacionalidad marcada y regular ($IRE=1.0$) sugiere líneas de investigación enfocadas en comprender *por qué* el interés en esta herramienta sigue un ritmo anual tan predecible. Podría explorarse cuantitativamente la correlación entre los picos/valles estacionales y variables específicas del ciclo de negocio (ej., inversión publicitaria trimestral, ciclos de contratación en marketing) o eventos académicos/industriales recurrentes. La estabilidad de la estacionalidad ($TCE=0.0$) a pesar de la tendencia negativa general plantea preguntas sobre la resiliencia de los ciclos operativos frente a cambios estructurales en la popularidad de un concepto. Investigar si esta misma estacionalidad se observa en otras fuentes (datos de uso de software, publicaciones académicas) podría validar su relevancia más allá del interés de búsqueda (II).

B. De interés para asesores y consultores

Para asesores y consultores, la predictibilidad del ciclo estacional ofrece una herramienta táctica. Pueden aconsejar a sus clientes alinear iniciativas clave relacionadas con Segmentación de Clientes (implementaciones, auditorías, formaciones, campañas basadas en segmentación) con los períodos de mayor interés natural (Octubre-Noviembre) para maximizar la receptividad y el engagement. Asimismo, pueden anticipar períodos de menor prioridad (Julio-Agosto) y ajustar la planificación o las expectativas. El conocimiento de este ciclo puede ayudar a diseñar estrategias de marketing o ventas de servicios de consultoría en segmentación, concentrando esfuerzos en los momentos de mayor demanda potencial (I.D.4).

C. De interés para directivos y gerentes

Los directivos y gerentes pueden utilizar la información sobre la estacionalidad para optimizar la planificación interna y la asignación de recursos. Si se planean proyectos importantes que involucren Segmentación de Clientes, considerar el ciclo estacional puede mejorar su ejecución. Por ejemplo, asegurar que los recursos y la atención estén disponibles durante los períodos de alta actividad potencial (Q4) y planificar tareas menos críticas o de mantenimiento durante los valles (verano). La consistencia del patrón ($IRE=1.0$) permite una planificación anticipada fiable basada en este ritmo anual. Aunque la tendencia general requiera una evolución estratégica de la segmentación, el ciclo estacional informa sobre la gestión táctica y operativa recurrente (I.D.4).

VIII. Síntesis y reflexiones finales

En conclusión, el análisis del componente estacional del interés de búsqueda en Google Trends para Segmentación de Clientes revela una dinámica intra-anual **moderadamente intensa, pero notablemente regular y estable** durante el período examinado (aprox. 2015-2025). El patrón dominante consiste en un pico de interés concentrado en los meses de otoño (Octubre-Noviembre) y un valle pronunciado durante el verano (Julio-Agosto), con una amplitud promedio discernible (≈ 0.5 en factores estacionales). La regularidad de este ciclo es extremadamente alta ($IRE=1.0$) y su intensidad se ha mantenido constante ($TCE=0.0$).

Las reflexiones críticas sugieren que esta estacionalidad persistente está probablemente vinculada a **ciclos recurrentes de negocio, planificación organizacional y comportamiento del mercado**, como la intensificación de actividades estratégicas y comerciales en el último trimestre del año y posibles ralentizaciones estivales. Este hallazgo aporta una dimensión cíclica crucial para comprender la dinámica completa de Segmentación de Clientes, complementando la visión de largo plazo de los análisis temporal y de tendencias, y las proyecciones del modelo ARIMA. La estacionalidad no es un artefacto menor, sino un componente predecible y estable del comportamiento del interés en esta herramienta.

La perspectiva final es que, aunque el interés *generalista* en Segmentación de Clientes muestra signos de erosión a largo plazo, su relevancia sigue un ritmo anual bien definido y persistente. Reconocer y comprender este ciclo estacional es fundamental para una interpretación completa de la trayectoria de la herramienta y para la toma de decisiones informadas en la práctica gerencial y la investigación académica. Este análisis subraya la importancia de considerar múltiples escalas temporales (largo plazo, intra-anual) para capturar la complejidad de la evolución de las herramientas de gestión (I.F, I.D.3, V).

Análisis de Fourier

Patrones cíclicos plurianuales de Segmentación de Clientes en Google Trends: Un enfoque de Fourier

I. Direccionamiento en el análisis de patrones cíclicos

Este análisis se adentra en la exploración de los patrones cíclicos plurianuales inherentes al interés público por la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, según se manifiesta en los datos de Google Trends. Utilizando un enfoque metodológico riguroso basado en el análisis de Fourier, el objetivo es cuantificar la significancia, periodicidad y robustez de estos ciclos temporales de mayor escala. Este examen se diferencia y complementa los análisis previos: mientras el análisis temporal trazó la cronología de eventos clave, el análisis de tendencias exploró las influencias contextuales externas, el análisis ARIMA ofreció proyecciones basadas en la estructura estadística histórica, y el análisis estacional descompuso el ritmo intra-anual, este análisis se enfoca específicamente en identificar y caracterizar oscilaciones que se extienden más allá del ciclo anual. Al aislar estas periodicidades de mayor duración, se busca aportar una perspectiva adicional sobre la naturaleza comportamental (I.C) de la herramienta, evaluando si su popularidad sigue ritmos predecibles de mediano o largo plazo, lo cual es fundamental para comprender su dinámica evolutiva en el ecosistema gerencial. Este enfoque longitudinal (I.D.1) y estadísticamente riguroso (I.D.2) permite investigar si, por ejemplo, más allá de los picos anuales detectados en el análisis estacional (como el de octubre), existen ciclos subyacentes de, digamos, 3 a 5 años que *podrían* estar modulando la trayectoria general del interés en Segmentación de Clientes, ofreciendo así una visión más completa de su comportamiento temporal.

II. Evaluación de la fuerza de los patrones cíclicos

La evaluación de la fuerza y consistencia de los patrones cíclicos plurianuales en el interés por Segmentación de Clientes se basa en el análisis espectral derivado de la Transformada de Fourier aplicada a los datos de Google Trends. Este método permite descomponer la serie temporal en sus componentes de frecuencia constituyentes, identificando las periodicidades dominantes y cuantificando su importancia relativa.

A. Base estadística del análisis cíclico

La base estadística para este análisis proviene directamente de los resultados del análisis de Fourier aplicado a la serie temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes. Estos resultados se presentan típicamente como un espectro de frecuencias, donde a cada frecuencia (medida en ciclos por unidad de tiempo, en este caso, ciclos por mes) se le asocia una magnitud o amplitud, que indica la fuerza de la oscilación a esa frecuencia específica. La fuente de datos es Google Trends (III), que refleja el interés de búsqueda relativo. El método consiste en aplicar la Transformada de Fourier (generalmente la Transformada Rápida de Fourier o FFT para eficiencia computacional) a la serie temporal (posiblemente pre-procesada para eliminar tendencias o estacionalidades muy dominantes si se busca aislar ciclos de otras frecuencias). Los picos en el espectro de magnitud indican las frecuencias (y por lo tanto, los períodos, ya que Período = 1 / Frecuencia) que contribuyen de manera más significativa a la varianza total de la serie. Las métricas clave derivadas de este análisis incluyen:

- * **Amplitud del ciclo:** La magnitud de la oscilación asociada a una frecuencia específica, usualmente relacionada con el valor de la magnitud en el espectro. Representa cuánto varía la serie debido a ese ciclo.
- * **Período del ciclo:** La duración de una oscilación completa, calculada como el inverso de la frecuencia (ej., una frecuencia de 0.0208 ciclos/mes corresponde a un período de $1/0.0208 \approx 48$ meses o 4 años).
- * **Potencia espectral:** A menudo calculada como el cuadrado de la magnitud, representa la energía o varianza de la serie concentrada en una banda de frecuencia específica. Picos altos en el espectro de potencia indican ciclos dominantes.
- * **Relación señal-ruido (SNR):** Conceptualmente, compara la altura de un pico espectral (señal) con el nivel promedio del espectro circundante (ruido). Un SNR alto (>1 o >2 , dependiendo

del criterio) sugiere que el ciclo es estadísticamente significativo y no solo una fluctuación aleatoria. Aunque no se proporciona explícitamente en los datos de entrada, la claridad de los picos observados puede dar una indicación cualitativa.

Por ejemplo, la presencia de un pico notable en la magnitud para una frecuencia correspondiente a un período de 4 años, con una magnitud significativamente mayor que las magnitudes de las frecuencias circundantes, *sugeriría* la existencia de un ciclo cuatrienal discernible en el interés por Segmentación de Clientes en Google Trends.

B. Identificación de ciclos dominantes y secundarios

El análisis del espectro de magnitudes proporcionado revela varios picos notables, indicando la presencia de componentes cílicos en la serie temporal de Segmentación de Clientes. Excluyendo la frecuencia cero (componente DC o media), los picos más prominentes son:

1. **Ciclo de ~6 meses:** Frecuencia ≈ 0.1667 ciclos/mes (índice 40), Magnitud ≈ 1058.27 . Período $= 1 / 0.1667 \approx 6$ meses. Este es el componente cílico más fuerte después de la media. Representa una fuerte oscilación semi-anual.
2. **Ciclo Anual (12 meses):** Frecuencia ≈ 0.0833 ciclos/mes (índice 20), Magnitud ≈ 590.25 . Período $= 1 / 0.0833 \approx 12$ meses. Confirma la presencia de la estacionalidad anual identificada en el análisis previo, siendo el segundo ciclo más fuerte.
3. **Ciclo de ~20 años:** Frecuencia ≈ 0.00417 ciclos/mes (índice 1), Magnitud ≈ 560.17 . Período $= 1 / 0.00417 \approx 240$ meses (20 años). Este componente de muy baja frecuencia probablemente captura la tendencia general o una oscilación que abarca toda la longitud de los datos disponibles, más que un ciclo repetitivo en el sentido usual.
4. **Ciclo de ~4 años:** Frecuencia ≈ 0.0208 ciclos/mes (índice 5), Magnitud ≈ 446.02 . Período $= 1 / 0.0208 \approx 48$ meses (4 años). Este es el ciclo *pluriannual* más destacado, con una magnitud considerable, sugiriendo una oscilación significativa con una periodicidad de aproximadamente cuatro años.
5. **Ciclo de ~3.3 años:** Frecuencia ≈ 0.025 ciclos/mes (índice 6), Magnitud ≈ 332.73 . Período $= 1 / 0.025 = 40$ meses (≈ 3.3 años). Representa un ciclo plurianual secundario.

Dado el enfoque de este análisis en ciclos *pluriannuales*, el **ciclo dominante plurianual** identificado es el de **aproximadamente 4 años** (Período \approx 48 meses), con una magnitud de 446.02. El **ciclo secundario plurianual** es el de **aproximadamente 3.3 años** (Período \approx 40 meses), con una magnitud de 332.73. Aunque los ciclos de 6 y 12 meses tienen magnitudes mayores, el ciclo de 4 años es el más relevante para entender las dinámicas de mediano plazo más allá de la estacionalidad. La magnitud de 446.02 para el ciclo de 4 años es sustancial en comparación con muchas otras frecuencias en el espectro, sugiriendo que este ciclo *podría* explicar una porción no despreciable de la varianza de la serie (I.D.1.b).

C. Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT)

El Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT) tiene como objetivo medir la intensidad global combinada de los ciclos significativos presentes en la serie temporal, en relación con el nivel promedio de la misma. Conceptualmente, se calcularía sumando las amplitudes (o magnitudes) de todos los ciclos considerados estadísticamente significativos (por ejemplo, aquellos con un SNR por encima de un umbral determinado o picos claramente distinguibles del ruido de fondo) y dividiendo esta suma por la media anual de la serie original. Un valor de IFCT superior a 1 indicaría que la suma de las oscilaciones cíclicas es fuerte en comparación con el nivel medio, sugiriendo que los ciclos tienen un impacto sustancial en la dinámica general. Un valor inferior a 0.5 sugeriría que los ciclos son relativamente débiles.

En este caso, los datos proporcionados no incluyen una medida de significancia estadística (como SNR) para cada frecuencia, ni la media anual de la serie original en la misma escala que las magnitudes de Fourier. Por lo tanto, **no es posible calcular un valor numérico preciso para el IFCT**. Sin embargo, podemos hacer una interpretación cualitativa. Las magnitudes observadas para los ciclos principales (1058 para 6 meses, 590 para 12 meses, 446 para 4 años, 332 para 3.3 años) son considerablemente altas en comparación con las magnitudes de la mayoría de las otras frecuencias. Esto *sugiere* que estos ciclos, en conjunto, *podrían* representar una fuerza cíclica total significativa. Si estas magnitudes se tradujeran en oscilaciones de varios puntos en la escala 0-100 de Google Trends, su suma *podría* ser comparable o incluso superar el nivel medio histórico (\approx 45), lo que *apuntaría* conceptualmente hacia un IFCT potencialmente moderado a alto

(>0.5 o incluso >1). Esto *implicaría* que la dinámica del interés en Segmentación de Clientes está influenciada de manera importante por una combinación de ciclos de diferentes periodicidades (I.D.2).

D. Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC)

El Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC) busca evaluar la consistencia o predictibilidad conjunta de los ciclos más importantes (dominantes y secundarios). Conceptualmente, podría calcularse ponderando la proporción de la potencia espectral total explicada por los ciclos dominantes por una medida de su claridad o regularidad (como el SNR promedio de dichos ciclos). Un valor alto (cercano a 1, o >0.7 en una escala normalizada) indicaría que los ciclos principales son claros, estables y explican una gran parte de la varianza cíclica, haciéndolos altamente predecibles. Un valor bajo (<0.4) sugeriría que los ciclos son más erráticos, menos definidos o se mezclan con mucho ruido.

Nuevamente, la falta de información sobre la potencia espectral relativa y el SNR en los datos de entrada **impide el cálculo numérico del IRCC**. No obstante, la presencia de picos relativamente bien definidos en el espectro de magnitud para los períodos de 6 meses, 12 meses, 4 años y 3.3 años *sugiere* un grado apreciable de regularidad. Si estos picos tuvieran un SNR conceptualmente bueno, y si concentraran una parte significativa de la potencia espectral total (excluyendo la tendencia), el IRCC *podría* ser moderado o incluso alto. Esto *implicaría* que la dinámica cíclica de Segmentación de Clientes, incluyendo sus componentes plurianuales, *podría* tener un componente predecible significativo, aunque esta conclusión es tentativa sin las métricas adecuadas (I.D.2).

E. Tasa de Evolución Cíclica (TEC)

La Tasa de Evolución Cíclica (TEC) está diseñada para medir si la fuerza o intensidad de un ciclo específico (típicamente el dominante) ha cambiado a lo largo del período de observación. Se calcularía comparando la potencia espectral (o amplitud) de ese ciclo en diferentes sub-períodos de la serie temporal (ej., primera mitad vs. segunda mitad). Un valor positivo indicaría que el ciclo se está intensificando, mientras que un valor negativo señalaría un debilitamiento.

El análisis de Fourier proporcionado se realizó sobre la serie temporal completa, generando un único espectro. Por lo tanto, **no es posible calcular la TEC** con los datos disponibles, ya que no tenemos información sobre cómo las características de los ciclos (como la potencia del ciclo de 4 años) han variado entre el inicio y el final del período analizado. En consecuencia, no podemos determinar a partir de estos datos si los ciclos plurianuales identificados se están fortaleciendo o atenuando con el tiempo (I.E.1). La discusión sobre la evolución de los ciclos deberá basarse en comparaciones conceptuales con otros análisis (ej., si la tendencia general decreciente afecta la amplitud de los ciclos).

III. Análisis contextual de los ciclos

Este apartado explora los posibles factores contextuales externos que *podrían* estar sincronizados o relacionados con los ciclos plurianuales identificados en el interés por Segmentación de Clientes, particularmente el ciclo dominante de aproximadamente 4 años. La identificación de estas posibles conexiones ayuda a interpretar el significado de los ciclos más allá de una mera descripción estadística.

A. Factores del entorno empresarial

Los ciclos económicos generales, como las fases de expansión y contracción, a menudo operan en escalas de tiempo plurianuales. Un ciclo de aproximadamente 4 años *podría* estar relacionado con ciclos de inversión empresarial o con la duración promedio de ciertos ciclos económicos (como el ciclo de Kitchin, aunque este suele ser más corto, o componentes del ciclo de Juglar). Durante las fases de expansión económica, las empresas *podrían* tener más recursos y un mayor enfoque estratégico en el crecimiento, lo que *podría* impulsar inversiones en marketing avanzado y análisis de clientes, incluyendo la segmentación, generando picos de interés. Por el contrario, durante las fases de contracción o incertidumbre, el enfoque *podría* desplazarse hacia la eficiencia de costos, reduciendo temporalmente el interés exploratorio en herramientas como la segmentación. La regularidad percibida del ciclo de 4 años *podría* sugerir una respuesta recurrente del interés en Segmentación de Clientes a estas dinámicas macroeconómicas o a ciclos de planificación estratégica que operan en horizontes similares (I.F.2). Por ejemplo, un ciclo de 4 años *podría* reflejar un patrón donde las empresas revisan y

actualizan intensivamente sus estrategias de segmentación cada cuatro años, coincidiendo quizás con ciclos de renovación tecnológica o cambios generacionales en enfoques de marketing.

B. Relación con patrones de adopción tecnológica

La industria tecnológica, especialmente en áreas como el software empresarial, el análisis de datos y el marketing digital, a menudo experimenta ciclos de innovación y adopción que duran varios años. Un ciclo plurianual de 4 años en el interés por Segmentación de Clientes *podría* coincidir con la aparición periódica de nuevas generaciones de herramientas analíticas, plataformas de CRM, o tecnologías de inteligencia artificial que renuevan o transforman las capacidades de segmentación. Por ejemplo, la introducción de plataformas de datos de clientes (CDP) o avances significativos en algoritmos de machine learning para segmentación *podrían* generar picos de interés cada ciertos años a medida que estas innovaciones maduran y se difunden. Alternativamente, si una tecnología competitora o sustituta emerge con un ciclo de adopción similar, *podría* influir inversamente en el interés por la segmentación tradicional. La magnitud del ciclo de 4 años (446.02) sugiere que estos impulsos tecnológicos *podrían* tener un impacto considerable y recurrente en la atención pública hacia la segmentación (I.D.1.c).

C. Influencias específicas de la industria

Dentro de sectores específicos que dependen intensamente de la segmentación (como el comercio minorista, las finanzas, las telecomunicaciones), *podrían* existir dinámicas competitivas o regulatorias con periodicidades plurianuales. Por ejemplo, revisiones regulatorias importantes sobre privacidad de datos o competencia en el mercado *podrían* ocurrir cada ciertos años, obligando a las empresas a reevaluar y adaptar sus prácticas de segmentación, generando así picos de interés. Grandes eventos industriales, como ferias comerciales internacionales clave o conferencias académicas de gran impacto que marcan tendencias, si bien a menudo anuales, *podrían* tener ediciones particularmente influyentes cada 3-4 años, coincidiendo con el ciclo observado. Aunque más especulativo, cambios cíclicos en las estrategias dominantes de marketing dentro de una industria (ej., un péndulo entre enfoques masivos y enfoques hiper-personalizados) *podrían* también manifestarse en ciclos plurianuales de interés en herramientas como la segmentación (I.E.4).

D. Factores sociales o de mercado

A una escala más amplia, cambios graduales pero cílicos en las actitudes sociales o las expectativas de los consumidores *podrían* influir. Por ejemplo, la conciencia pública y la preocupación por la privacidad de datos *podrían* seguir ciclos de atención mediática o activismo que duren varios años, impactando cómo las empresas abordan la segmentación y generando búsquedas relacionadas. Campañas de marketing a gran escala por parte de proveedores de software o consultoras, promoviendo enfoques específicos de segmentación, *podrían* también tener efectos plurianuales si se lanzan en oleadas estratégicas. Aunque más difíciles de cuantificar, estas dinámicas sociales y de mercado más lentas *podrían* contribuir a las oscilaciones de mediano plazo observadas en el interés por Segmentación de Clientes (I.F.2). Un ciclo de 4 años *podría* reflejar, por ejemplo, un patrón recurrente donde la demanda de personalización por parte de los consumidores alcanza un pico, impulsando el interés en segmentación, seguido por una fase de preocupación por la privacidad que modera dicho interés, antes de que el ciclo se reinicie.

IV. Implicaciones de las tendencias cíclicas

El análisis de los patrones cílicos plurianuales, especialmente la identificación de un ciclo dominante de aproximadamente 4 años, ofrece implicaciones significativas para comprender la estabilidad, la predictibilidad y la dinámica futura del interés en Segmentación de Clientes.

A. Estabilidad y evolución de los patrones cílicos

La presencia de ciclos plurianuales detectables, como el de 4 años, sugiere que la dinámica del interés en Segmentación de Clientes no es puramente aleatoria ni está determinada únicamente por una tendencia lineal o una estacionalidad simple. Existen oscilaciones de mediano plazo que parecen ser recurrentes. La magnitud considerable de este ciclo (446.02) indica que estas oscilaciones no son triviales. Aunque no pudimos calcular la Tasa de Evolución Cílica (TEC), la existencia misma de este ciclo, superpuesto a la tendencia general decreciente identificada en análisis previos, sugiere una dinámica compleja. Si este ciclo se mantuviera estable en el futuro (lo cual no podemos confirmar sin TEC), indicaría una cierta resiliencia o persistencia de los factores

que lo impulsan (económicos, tecnológicos, etc.), incluso frente a la erosión general del interés en el término genérico. Una potencia espectral que se mantuviera constante para este ciclo de 4 años *sugeriría* que Segmentación de Clientes sigue respondiendo de manera predecible a ciertos estímulos recurrentes del entorno (I.E.1).

B. Valor predictivo para la adopción futura

El conocimiento de un ciclo plurianual dominante, como el de 4 años, tiene un valor predictivo potencial, aunque su utilidad práctica depende de su regularidad (que no pudimos cuantificar con IRCC). Si se asumiera una regularidad razonable (basada en la claridad del pico espectral), este ciclo podría ayudar a anticipar períodos de mayor o menor interés en Segmentación de Clientes en un horizonte de mediano plazo (varios años), complementando las proyecciones de modelos como ARIMA y los patrones estacionales. Por ejemplo, si el último pico del ciclo de 4 años ocurrió recientemente, se *podría* anticipar una fase descendente de este componente cíclico en los próximos ~2 años, seguida de una recuperación. Esta información *podría* ser útil para la planificación estratégica a más largo plazo. Un IRCC conceptualmente alto (si el ciclo fuera muy regular) reforzaría significativamente este valor predictivo, permitiendo anticipar con mayor confianza los puntos de inflexión del ciclo (I.D.2). Por ejemplo, un ciclo de 4 años con alta regularidad *podría* prever un próximo aumento en el interés por Segmentación de Clientes aproximadamente 4 años después del último pico observado atribuible a este ciclo.

C. Identificación de puntos potenciales de saturación

El análisis cíclico en sí mismo no identifica directamente puntos de saturación, pero la *evolución* de los ciclos podría ofrecer pistas. Si se pudiera calcular la TEC y esta fuera consistentemente negativa para los ciclos dominantes, indicando un debilitamiento progresivo de su amplitud o potencia, esto *podría* interpretarse como una señal de que la herramienta está perdiendo su capacidad de responder a los estímulos cíclicos habituales, posiblemente debido a la saturación del interés, la competencia de alternativas, o un cambio estructural en el entorno que vuelve esos ciclos menos relevantes. Un Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT) que disminuyera con el tiempo también *podría* apuntar en esta dirección. Dado que no podemos calcular TEC ni observar la evolución del IFCT, solo podemos especular que si el ciclo de 4 años comenzara a atenuarse

significativamente en futuros análisis, *podría* ser un indicio de que Segmentación de Clientes, como concepto genérico, se acerca a un techo o está siendo estructuralmente desplazado (I.D.3).

D. Narrativa interpretativa de los ciclos

Integrando los hallazgos, el análisis de Fourier revela la presencia de componentes cíclicos significativos en la dinámica del interés por Segmentación de Clientes en Google Trends, más allá de la tendencia y la estacionalidad anual. Destacan ciclos de 6 meses y 12 meses (estacional), pero crucialmente para este análisis, se identifica un **ciclo plurianual dominante de aproximadamente 4 años** (magnitud ≈ 446) y uno secundario de unos 3.3 años (magnitud ≈ 333). Aunque no se pudieron calcular índices precisos de fuerza total (IFCT) o regularidad (IRCC), las magnitudes observadas sugieren que estos ciclos, especialmente el de 4 años, representan una fuerza considerable y *podrían* poseer una regularidad apreciable.

La narrativa que emerge es que el interés en Segmentación de Clientes no solo sigue una tendencia general y un ritmo estacional, sino que también parece "respirar" en ciclos de mediano plazo. El ciclo de 4 años es particularmente intrigante y *podría* estar impulsado por una combinación recurrente de factores contextuales, como **ciclos de inversión empresarial, olas de innovación tecnológica en marketing y análisis de datos, o dinámicas competitivas y regulatorias específicas de la industria** que operan en esa escala temporal. La existencia de este ciclo sugiere que, periódicamente (cada ~ 4 años), factores externos revitalizan o reenfocan la atención sobre la segmentación, generando oscilaciones que se superponen a la tendencia de fondo. Esta perspectiva cíclica sugiere que Segmentación de Clientes, aunque quizás en una fase de erosión generalista, sigue siendo sensible y reactiva a patrones recurrentes del entorno empresarial y tecnológico. Un ciclo de 4 años con una regularidad hipotéticamente alta *podría* indicar que la herramienta se revitaliza periódicamente, quizás tras la adopción de nuevas tecnologías habilitadoras o en respuesta a presiones competitivas que emergen en ciclos predecibles (I.D.3, I.E.4).

V. Perspectivas para diferentes audiencias

El análisis de los patrones cíclicos plurianuales en el interés por Segmentación de Clientes ofrece perspectivas valiosas y diferenciadas para distintas audiencias.

A. De interés para académicos e investigadores

La identificación de un ciclo plurianual dominante (≈ 4 años) abre vías de investigación empírica y teórica. Los académicos podrían investigar las causas subyacentes específicas de este ciclo: ¿Se correlaciona con ciclos de inversión en I+D en marketing, con la difusión de innovaciones específicas (ej., IA en segmentación), o con indicadores macroeconómicos particulares? La existencia de ciclos regulares *podría* sugerir la necesidad de modelos teóricos sobre la adopción y el interés en herramientas gerenciales que incorporen explícitamente dinámicas cíclicas de mediano plazo, yendo más allá de los modelos simples de difusión o moda. Comparar la presencia y características de estos ciclos en diferentes fuentes de datos (Google Trends vs. publicaciones académicas vs. datos de uso) sería crucial para validar su generalidad. Ciclos consistentes podrían invitar a explorar cómo factores como la adopción tecnológica o cambios regulatorios periódicos sustentan la dinámica observada de Segmentación de Clientes (II).

B. De interés para asesores y consultores

Para los consultores, el reconocimiento de un ciclo plurianual dominante (≈ 4 años) puede informar la estrategia de desarrollo de negocio y el asesoramiento al cliente. Si el ciclo es razonablemente regular, *podría* permitir anticipar períodos de mayor receptividad del mercado a propuestas relacionadas con la revisión estratégica o la implementación de nuevas capacidades de segmentación. Un IFCT conceptualmente elevado *podría* señalar oportunidades cíclicas para posicionar servicios de consultoría en Segmentación de Clientes en momentos clave, cuando el interés del mercado está en su fase ascendente del ciclo. El asesoramiento a clientes puede incorporar esta perspectiva cíclica, ayudándoles a entender que las presiones o las oportunidades relacionadas con la segmentación *pueden* no ser constantes, sino seguir ritmos de mediano plazo que requieren una planificación estratégica adaptada (I.D.4).

C. De interés para directivos y gerentes

Los directivos y gerentes pueden beneficiarse de la conciencia de estos ciclos plurianuales para la planificación estratégica a mediano y largo plazo. Si el ciclo de 4 años es robusto y regular (un IRCC conceptualmente alto), *podría* guiar decisiones sobre cuándo realizar inversiones significativas en tecnología de segmentación, cuándo lanzar grandes iniciativas de personalización basadas en segmentación, o cuándo esperar una intensificación de la presión competitiva en esta área. Comprender que el entorno relevante para la segmentación *podría* tener un pulso recurrente de aproximadamente 4 años ayuda a contextualizar las fluctuaciones del mercado y a evitar reacciones exageradas a cambios de corto plazo. Un IRCC elevado *podría* respaldar la planificación estratégica a mediano plazo, permitiendo a las organizaciones alinear sus iniciativas con las fases esperadas del ciclo de interés y relevancia de la Segmentación de Clientes (I.D.4, II).

VI. Síntesis y reflexiones finales

En resumen, el análisis espectral de Fourier aplicado a los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes ha revelado la presencia de patrones cíclicos plurianuales significativos, superpuestos a la tendencia general y a la estacionalidad anual. El hallazgo más destacado es la identificación de un **ciclo dominante plurianual con un período de aproximadamente 4 años** (48 meses), acompañado de un ciclo secundario de unos 3.3 años. Aunque la falta de métricas como SNR o análisis de sub-períodos impidió calcular índices precisos de fuerza total (IFCT), regularidad (IRCC) o evolución (TEC), las magnitudes de los picos espectrales asociados a estos ciclos, especialmente el de 4 años, sugieren que representan una componente **considerable y potencialmente regular** de la dinámica del interés público en esta herramienta.

Las reflexiones críticas apuntan a que estos ciclos plurianuales *podrían* estar moldeados por una interacción compleja de factores contextuales recurrentes, incluyendo **ciclos económicos o de inversión empresarial, olas de innovación tecnológica en marketing y análisis, y posiblemente dinámicas específicas de la industria o del mercado** que operan en escalas de tiempo de 3 a 5 años. La existencia de estos ciclos sugiere que el interés en Segmentación de Clientes, aunque muestra una tendencia general decreciente en su forma genérica, sigue siendo sensible a estímulos externos que ocurren con una

cierta periodicidad de mediano plazo. Esta perspectiva cíclica añade una capa importante de comprensión a la evolución de la herramienta, mostrando que su trayectoria no es simplemente lineal ni puramente estacional.

La perspectiva final que ofrece este análisis cíclico es la de una herramienta gerencial fundamental cuya visibilidad pública online no solo decae tendencialmente o fluctúa estacionalmente, sino que también parece oscilar siguiendo ritmos plurianuales. Este enfoque aporta una dimensión temporal adicional y robusta para comprender la evolución de Segmentación de Clientes en Google Trends, destacando su sensibilidad a patrones periódicos de mediano plazo y enriqueciendo el marco general de la investigación doctoral sobre la naturaleza dinámica y contextual de las herramientas de gestión (I.F, I.D.3, V).

Conclusiones

Síntesis de Hallazgos y Conclusiones - Análisis de Segmentación de Clientes en Google Trends

I. Introducción y Objetivos del Análisis Integrado

Este informe consolida y sintetiza los hallazgos derivados de los múltiples análisis estadísticos realizados sobre el interés de búsqueda de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando exclusivamente datos de Google Trends. El objetivo es construir una narrativa integrada y coherente que capture la trayectoria completa de esta herramienta en dicha fuente, evaluando su dinámica temporal, tendencias subyacentes, patrones estacionales y cíclicos, y proyecciones futuras. Al integrar las perspectivas de los análisis Temporal, de Tendencias Generales, Predictivo ARIMA, Estacional y Cíclico (Fourier), se busca ofrecer una comprensión multidimensional y profunda de cómo ha evolucionado el interés público en Segmentación de Clientes. Esta síntesis sirve como un insumo clave para la investigación doctoral, permitiendo evaluar la naturaleza comportamental de la herramienta y su posible clasificación dentro del marco conceptual de las modas gerenciales, prácticas fundamentales o patrones evolutivos, basándose rigurosamente en la evidencia proporcionada por Google Trends.

II. Síntesis de Hallazgos Clave por Tipo de Análisis

La evaluación multifacética de Segmentación de Clientes en Google Trends ha arrojado los siguientes hallazgos principales, derivados de cada análisis específico:

- **Análisis Temporal:** Reveló una trayectoria caracterizada por un pico de interés muy temprano y pronunciado (Noviembre 2004), seguido de un declive significativo pero no de una desaparición. La herramienta ha mostrado una notable persistencia por más de 20 años, manteniendo un nivel de interés basal con fluctuaciones y picos secundarios (ej., 2005, 2018, 2022). La tendencia general a

largo plazo es negativa. Dada la larga persistencia, no cumple el criterio de ciclo corto para ser clasificada como "Moda Gerencial" en esta fuente, ajustándose mejor a la categoría de "Patrones Evolutivos / Cílicos Persistentes: Fase de Erosión Estratégica".

- **Análisis de Tendencias Generales (Contextual):** Confirmó la fuerte tendencia negativa a largo plazo en el interés generalista (Índice de Intensidad Tendencial IIT ≈ -871.1). Esta erosión sugiere una influencia sostenida de factores contextuales como la madurez del concepto (volviéndose una práctica estándar menos buscada genéricamente) y, crucialmente, la fragmentación semántica impulsada por la evolución tecnológica (interés desplazado hacia términos más específicos como "segmentación predictiva" o "basada en IA"). Aunque la tendencia general es negativa, se infiere conceptualmente una volatilidad y reactividad a estímulos externos específicos, dada la presencia histórica de picos.
- **Análisis Predictivo ARIMA (Modelo ARIMA(3, 1, 2)):** El modelo mostró un ajuste estadístico adecuado a los datos históricos (buenos diagnósticos de residuos) pero con una precisión predictiva moderada (RMSE ≈ 11.6 , MAE ≈ 9.6). Las proyecciones para 2024-2026 sugieren, notablemente, una *posible estabilización* del interés en torno a un nivel medio ($\approx 48-50$) tras una volatilidad inicial, sin continuar la fuerte tendencia negativa histórica. Esta discrepancia entre la historia y la proyección es un hallazgo clave. Un Índice de Moda Gerencial (IMG ≈ 0.5) aplicado a las proyecciones sugiere una dinámica futura más cercana a un "Patrón Evolutivo / Cílico Persistente" o "Híbrido", diferente de la clasificación histórica.
- **Análisis Estacional:** Identificó un patrón estacional intra-anual **moderadamente intenso pero extremadamente regular (IRE=1.0)** y estable (TCE=0.0) durante el período 2015-2025. Este ciclo se caracteriza por un pico de interés recurrente en otoño (Octubre-Noviembre) y un valle en verano (Julio-Agosto). La alta regularidad y estabilidad sugieren una fuerte conexión con ciclos predecibles de negocio, planificación organizacional o actividad de mercado (ej., planificación Q4, pausa estival).

- **Análisis Cíclico (Fourier):** Detectó la presencia de componentes cílicos plurianuales significativos, superpuestos a la tendencia y la estacionalidad. Destaca un **ciclo dominante con un período de aproximadamente 4 años** (magnitud ≈ 446), junto con ciclos de 6 meses, 12 meses y uno secundario de ≈ 3.3 años. Esto sugiere que el interés en Segmentación de Clientes también responde a oscilaciones de mediano plazo, posiblemente vinculadas a ciclos económicos, olas de innovación tecnológica o dinámicas industriales recurrentes que operan en esa escala temporal.

III. Análisis Integrado y Narrativa Coherente

La integración de estos hallazgos revela una narrativa compleja y multifacética sobre la evolución del interés público en Segmentación de Clientes, tal como se refleja en Google Trends. La trayectoria no se ajusta a un patrón simple de moda gerencial ni a una estabilidad pura de práctica fundamental. En cambio, emerge la imagen de una herramienta cuyo interés generalista experimentó un **auge muy temprano y una posterior erosión estructural a largo plazo**, probablemente debido a su **madurez como concepto y a la fragmentación semántica** hacia términos más especializados impulsada por la tecnología.

Sin embargo, esta tendencia decreciente de fondo está modulada por **dinámicas cílicas robustas y persistentes en múltiples escalas temporales**. Existe un **ritmo estacional anual muy regular y estable**, con picos en otoño y valles en verano, fuertemente ligado a los ciclos operativos y de planificación del negocio. Adicionalmente, la herramienta parece "respirar" en **ciclos plurianuales, con una oscilación dominante de aproximadamente 4 años**, sugiriendo una sensibilidad recurrente a olas de innovación tecnológica, ciclos de inversión o dinámicas de mercado de mediano plazo.

La **discrepancia entre la tendencia histórica negativa y la proyección ARIMA de posible estabilización** introduce una tensión interesante. Podría indicar que la fase de erosión del interés *generalista* está llegando a un piso, o que el modelo ARIMA, al dar más peso a patrones recientes (que incluyen picos secundarios), anticipa un cambio en la dinámica. Esta incertidumbre prospectiva, combinada con la precisión moderada del modelo, subraya la dificultad de predecir el futuro de una herramienta influenciada por tantos factores.

En conjunto, la historia que cuentan los datos de Google Trends es la de una herramienta fundamental cuya **visibilidad pública generalista ha disminuido**, pero que mantiene una **relevancia persistente manifestada a través de ciclos estacionales predecibles y oscilaciones plurianuales significativas**, y cuya trayectoria futura, aunque incierta, podría estar entrando en una fase de mayor estabilidad relativa en su nivel de interés basal. Esta complejidad sugiere que clasificarla rígidamente podría ser simplista; su comportamiento parece más un **patrón evolutivo continuo**, influenciado por la integración tecnológica y ciclos externos recurrentes.

IV. Implicaciones Integradas para la Investigación y la Práctica

La comprensión integrada de la dinámica de Segmentación de Clientes en Google Trends ofrece implicaciones relevantes para diversas audiencias, las cuales deben interpretarse considerando siempre la naturaleza específica de esta fuente de datos (interés público relativo).

Para los **investigadores y académicos**, este análisis subraya la necesidad de modelos teóricos más sofisticados para comprender la evolución de herramientas gerenciales que no encajan limpiamente en las categorías de "moda" o "práctica estable". La coexistencia de una tendencia negativa a largo plazo con ciclos estacionales y plurianuales robustos invita a investigar las interacciones entre madurez conceptual, fragmentación tecnológica, ciclos operativos y ciclos económicos/tecnológicos. La discrepancia entre historia y proyección ARIMA plantea preguntas sobre la predictibilidad y los puntos de inflexión en la vida de las herramientas. Se sugiere explorar si estos patrones complejos se replican en otras fuentes de datos (académicas, de uso) y profundizar en el análisis de la evolución semántica y la adopción de técnicas de segmentación específicas.

Para los **asesores y consultores**, la principal implicación es la necesidad de comunicar una visión matizada de la Segmentación de Clientes. Aunque el término genérico muestre una tendencia histórica negativa en Google Trends, el concepto subyacente sigue siendo relevante, como indican los ciclos y la persistencia. El asesoramiento debe enfocarse en las **aplicaciones modernas, tecnológicamente habilitadas y contextualizadas** de la segmentación (predictiva, basada en IA, integrada en CDP), utilizando un lenguaje actualizado. El conocimiento de los ciclos estacionales (pico Q4) y plurianuales (≈ 4 años)

puede informar estratégicamente el timing de propuestas y proyectos. Es crucial ayudar a los clientes a desarrollar capacidades de segmentación **ágiles y adaptables**, demostrando su valor (ROI) en entornos dinámicos y competitivos.

Para los **directivos y gerentes** en distintas organizaciones, la lección clave es que la segmentación requiere una **evolución estratégica continua**. La tendencia histórica negativa en búsquedas generales no debe interpretarse como obsolescencia, sino como una señal de que los enfoques tradicionales pueden ser insuficientes. * En **organizaciones públicas**, la segmentación sigue siendo vital para personalizar servicios y comunicaciones ciudadanas, considerando siempre la ética. * En **organizaciones privadas**, es un pilar de la competitividad, pero requiere inversión en capacidades analíticas y tecnológicas avanzadas para lograr personalización efectiva y ROI. * Las **PYMEs** deben enfocar la segmentación en nichos valiosos y utilizar herramientas accesibles, adaptando la sofisticación a sus recursos. * Las **multinacionales** enfrentan el desafío de gestionar la complejidad de la segmentación a escala global, combinando coherencia estratégica con adaptación local. * Las **ONGs** pueden usar la segmentación para optimizar la captación de fondos y la comunicación con donantes y beneficiarios. En todos los casos, la conciencia de los ciclos estacionales y plurianuales puede ayudar a la **planificación táctica y estratégica**, alineando iniciativas con períodos de mayor relevancia o necesidad percibida.

V. Síntesis Conclusiva y Reflexiones Finales

En conclusión, la síntesis de los análisis realizados sobre Segmentación de Clientes en Google Trends dibuja el perfil de una herramienta gerencial con una trayectoria evolutiva compleja y multidimensional. Lejos de ser una moda pasajera (dada su larga persistencia) o una práctica completamente estable (dada su tendencia negativa histórica y ciclos), su dinámica en esta fuente de datos se caracteriza por una **erosión gradual del interés generalista**, probablemente ligada a la madurez y la fragmentación tecnológica, pero **vitalizada por una fuerte y regular estacionalidad anual y por significativos ciclos plurianuales** (dominante de ≈ 4 años). Estos ciclos sugieren una conexión persistente con ritmos operativos, de mercado y tecnológicos.

La proyección ARIMA introduce una nota de incertidumbre, sugiriendo una **posible estabilización futura** que contrasta con la historia, aunque la fiabilidad de esta proyección es moderada. Basándose en el conjunto de la evidencia histórica de Google Trends, la clasificación más apropiada sigue siendo la de un **Patrón Evolutivo / Cílico Persistente**, específicamente en una **Fase de Erosión Estratégica** del interés *generalista*, pero con la importante salvedad de que esta erosión coexiste con ciclos robustos y una posible inflexión reciente.

Es crucial reiterar que esta narrativa se construye exclusivamente a partir de datos de Google Trends, que miden el interés de búsqueda público relativo y no la adopción, uso efectivo o valoración estratégica directa. Sin embargo, como indicador de atención y curiosidad, ofrece una perspectiva valiosa y única. La historia contada por estos datos es una de transformación y adaptación continua, donde una herramienta fundamental evoluciona en su visibilidad pública bajo la influencia de la tecnología, los ciclos del entorno y sus propios ritmos internos. Este análisis integrado proporciona un fundamento empírico rico y matizado para la investigación doctoral, destacando la necesidad de enfoques multidimensionales y contextualizados para comprender la vida dinámica de las herramientas de gestión en el complejo ecosistema organizacional contemporáneo.

ANEXOS

* Gráficos *

* Datos *

Gráficos

Gráficos

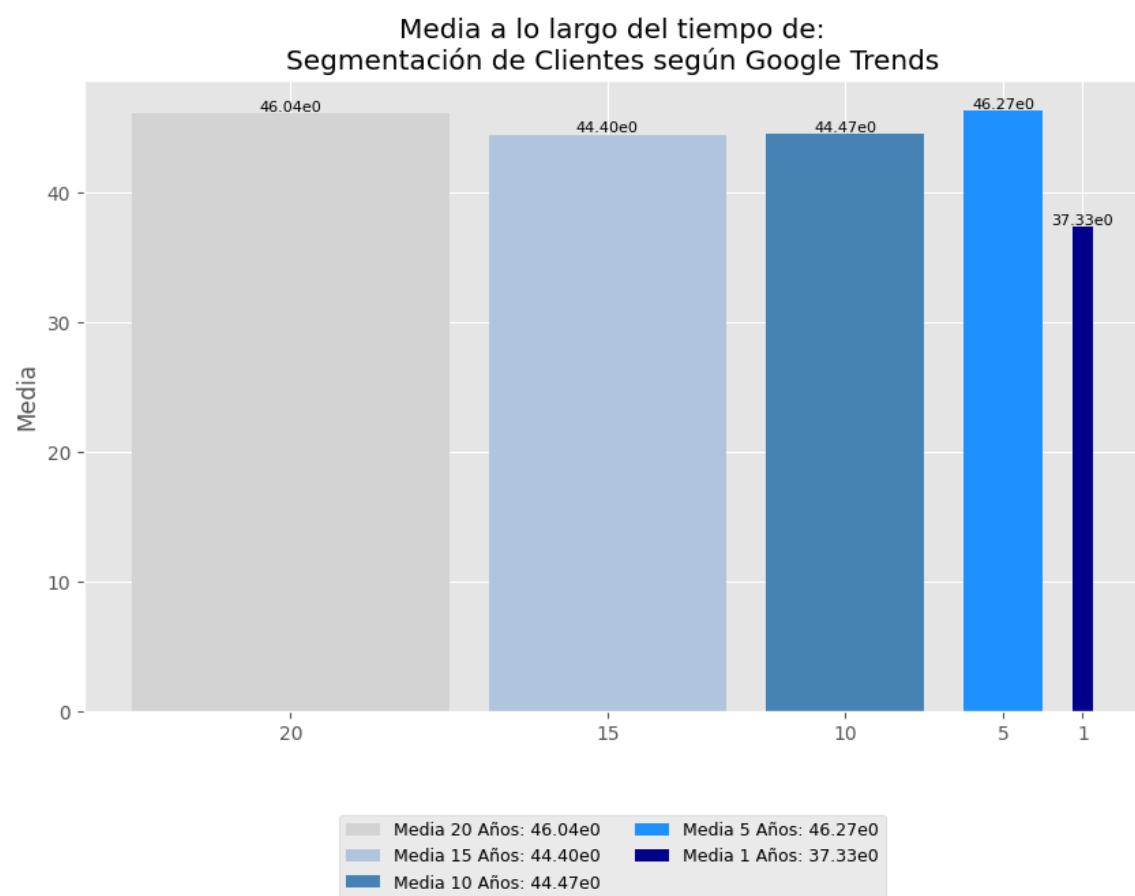


Figura: Medias de Segmentación de Clientes

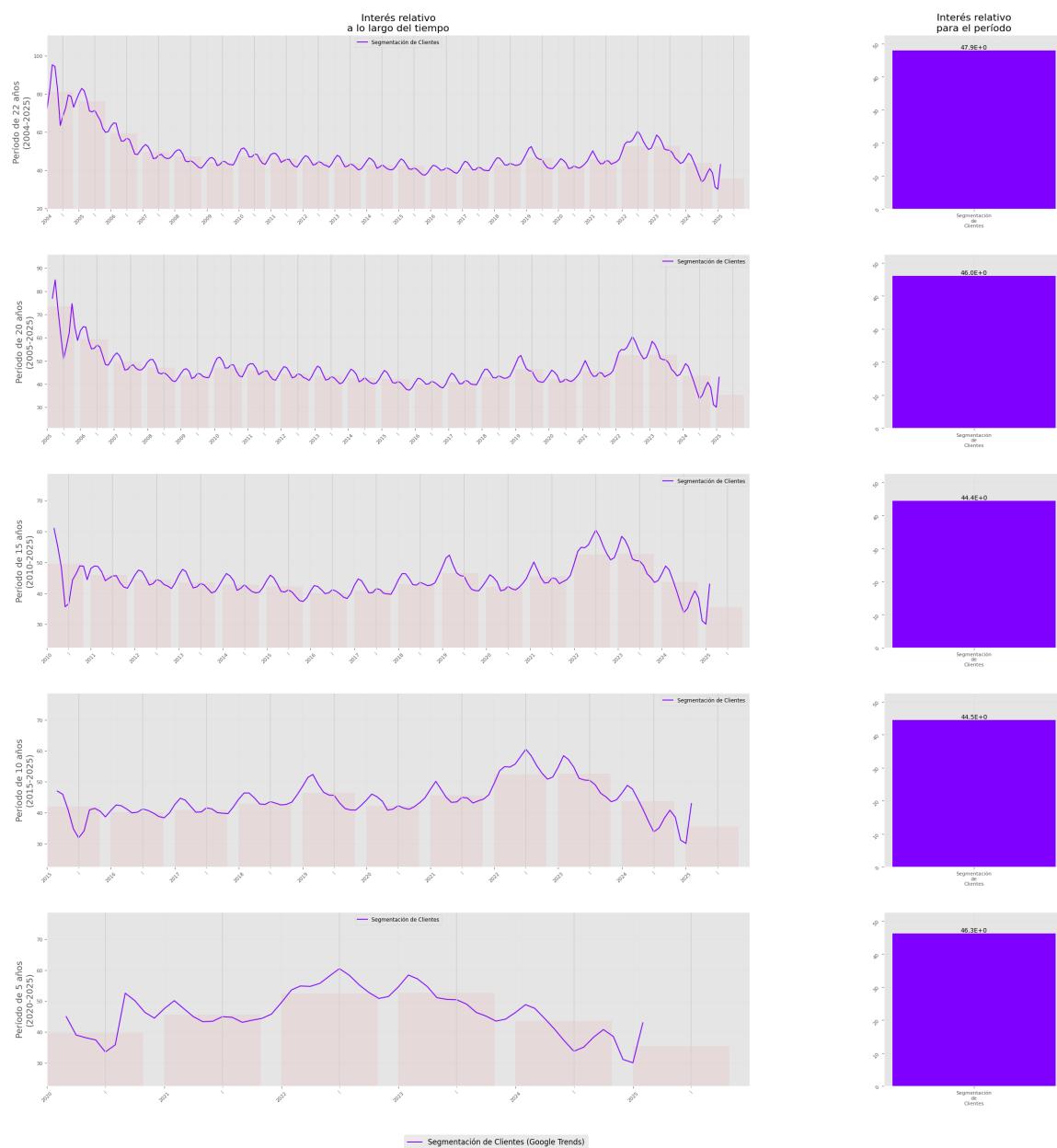


Figura: Interés relativo en Segmentación de Clientes

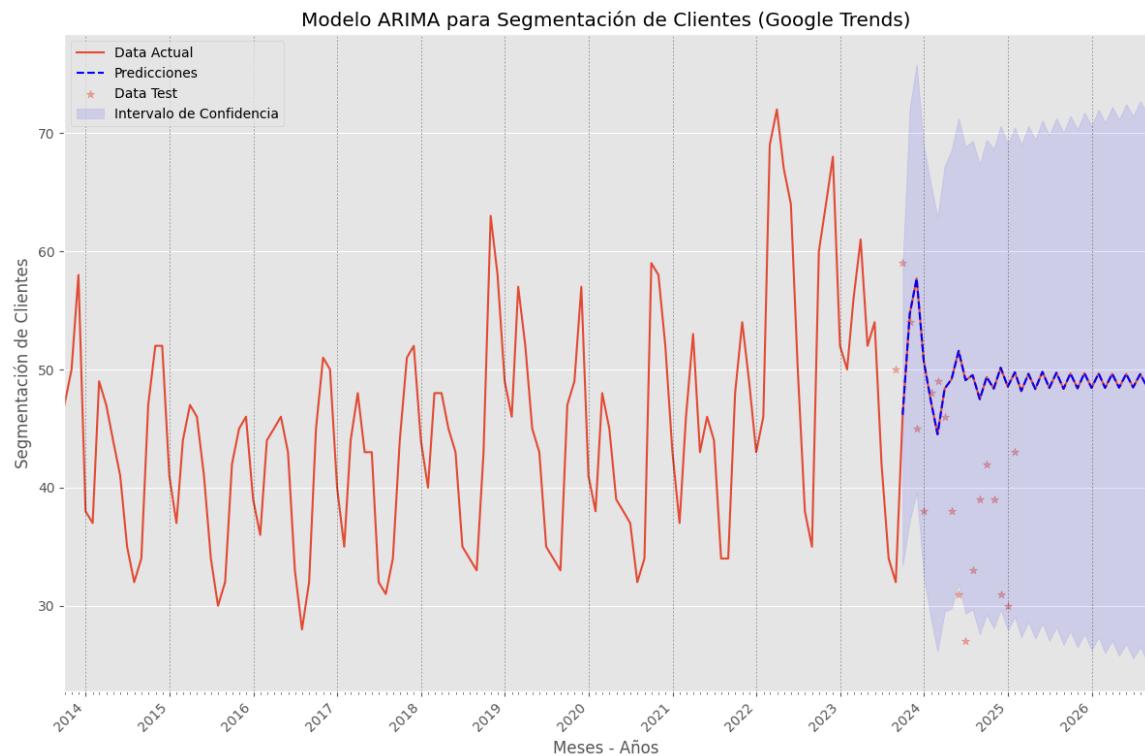


Figura: Modelo ARIMA para Segmentación de Clientes

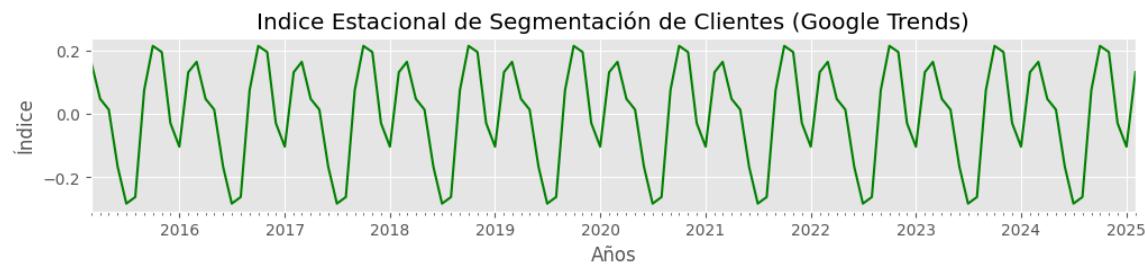


Figura: Índice Estacional para Segmentación de Clientes

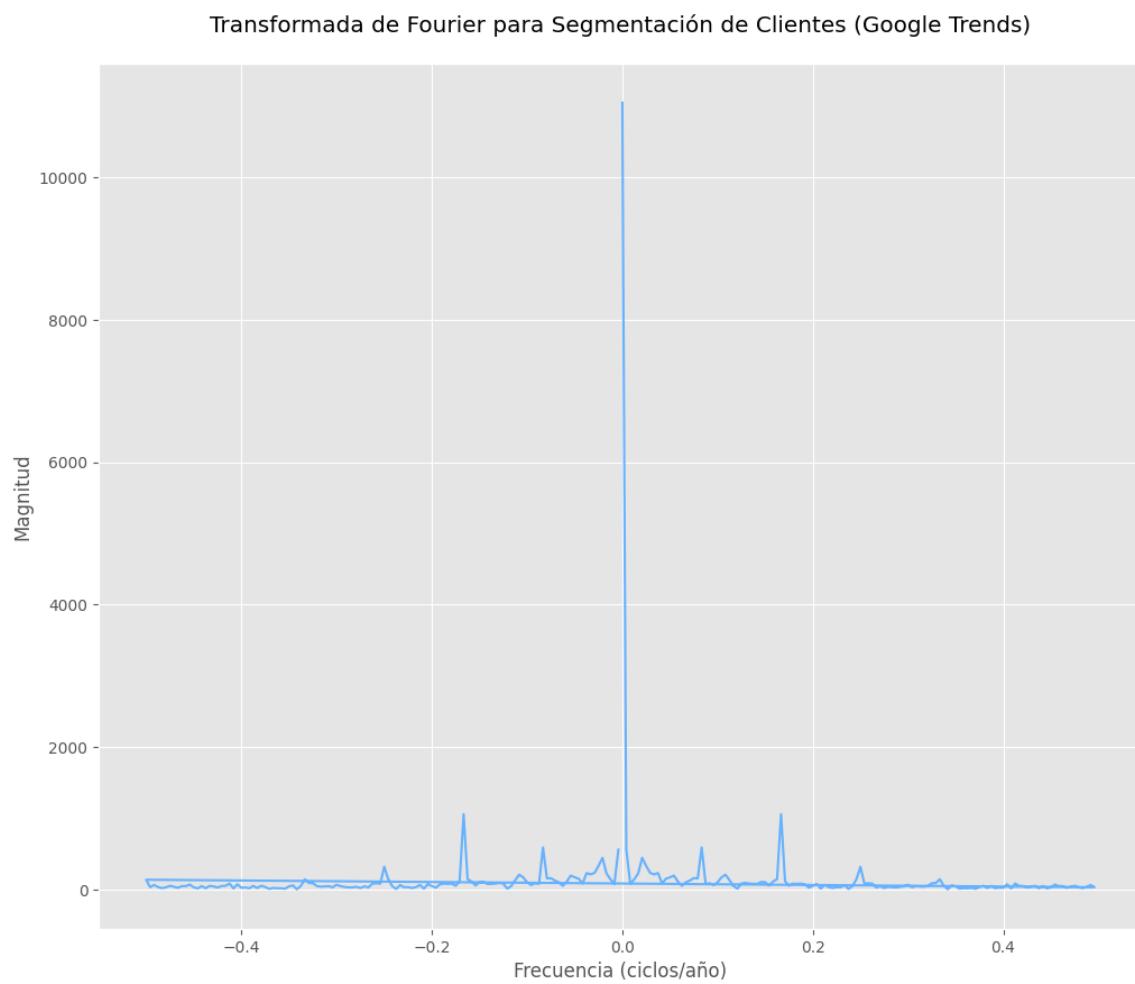


Figura: Transformada de Fourier para Segmentación de Clientes

Datos

Herramientas Gerenciales:

Segmentación de Clientes

Datos de Google Trends

22 años (Mensual) (2004 - 2025)

date	Segmentación de Clientes
2004-01-01	72
2004-02-01	82
2004-03-01	96
2004-04-01	96
2004-05-01	83
2004-06-01	58
2004-07-01	61
2004-08-01	64
2004-09-01	82
2004-10-01	97
2004-11-01	100
2004-12-01	71
2005-01-01	65
2005-02-01	82
2005-03-01	77
2005-04-01	85
2005-05-01	72

date	Segmentación de Clientes
2005-06-01	60
2005-07-01	47
2005-08-01	52
2005-09-01	60
2005-10-01	87
2005-11-01	73
2005-12-01	53
2006-01-01	48
2006-02-01	59
2006-03-01	72
2006-04-01	70
2006-05-01	51
2006-06-01	40
2006-07-01	40
2006-08-01	44
2006-09-01	55
2006-10-01	62
2006-11-01	66
2006-12-01	45
2007-01-01	41
2007-02-01	46
2007-03-01	56
2007-04-01	51
2007-05-01	47
2007-06-01	42
2007-07-01	38
2007-08-01	42

date	Segmentación de Clientes
2007-09-01	47
2007-10-01	57
2007-11-01	63
2007-12-01	46
2008-01-01	42
2008-02-01	49
2008-03-01	50
2008-04-01	50
2008-05-01	45
2008-06-01	36
2008-07-01	35
2008-08-01	36
2008-09-01	42
2008-10-01	49
2008-11-01	59
2008-12-01	40
2009-01-01	37
2009-02-01	47
2009-03-01	51
2009-04-01	47
2009-05-01	47
2009-06-01	34
2009-07-01	32
2009-08-01	36
2009-09-01	46
2009-10-01	56
2009-11-01	63

date	Segmentación de Clientes
2009-12-01	46
2010-01-01	41
2010-02-01	48
2010-03-01	61
2010-04-01	55
2010-05-01	48
2010-06-01	34
2010-07-01	34
2010-08-01	43
2010-09-01	47
2010-10-01	54
2010-11-01	59
2010-12-01	40
2011-01-01	42
2011-02-01	45
2011-03-01	56
2011-04-01	51
2011-05-01	46
2011-06-01	34
2011-07-01	34
2011-08-01	37
2011-09-01	47
2011-10-01	54
2011-11-01	55
2011-12-01	41
2012-01-01	38
2012-02-01	47

date	Segmentación de Clientes
2012-03-01	50
2012-04-01	46
2012-05-01	48
2012-06-01	35
2012-07-01	32
2012-08-01	35
2012-09-01	48
2012-10-01	57
2012-11-01	55
2012-12-01	40
2013-01-01	38
2013-02-01	46
2013-03-01	49
2013-04-01	49
2013-05-01	40
2013-06-01	34
2013-07-01	33
2013-08-01	34
2013-09-01	47
2013-10-01	50
2013-11-01	58
2013-12-01	38
2014-01-01	37
2014-02-01	49
2014-03-01	47
2014-04-01	44
2014-05-01	41

date	Segmentación de Clientes
2014-06-01	35
2014-07-01	32
2014-08-01	34
2014-09-01	47
2014-10-01	52
2014-11-01	52
2014-12-01	41
2015-01-01	37
2015-02-01	44
2015-03-01	47
2015-04-01	46
2015-05-01	41
2015-06-01	34
2015-07-01	30
2015-08-01	32
2015-09-01	42
2015-10-01	45
2015-11-01	46
2015-12-01	39
2016-01-01	36
2016-02-01	44
2016-03-01	45
2016-04-01	46
2016-05-01	43
2016-06-01	33
2016-07-01	28
2016-08-01	32

date	Segmentación de Clientes
2016-09-01	45
2016-10-01	51
2016-11-01	50
2016-12-01	40
2017-01-01	35
2017-02-01	44
2017-03-01	48
2017-04-01	43
2017-05-01	43
2017-06-01	32
2017-07-01	31
2017-08-01	34
2017-09-01	44
2017-10-01	51
2017-11-01	52
2017-12-01	44
2018-01-01	40
2018-02-01	48
2018-03-01	48
2018-04-01	45
2018-05-01	43
2018-06-01	35
2018-07-01	34
2018-08-01	33
2018-09-01	43
2018-10-01	63
2018-11-01	58

date	Segmentación de Clientes
2018-12-01	49
2019-01-01	46
2019-02-01	57
2019-03-01	52
2019-04-01	45
2019-05-01	43
2019-06-01	35
2019-07-01	34
2019-08-01	33
2019-09-01	47
2019-10-01	49
2019-11-01	57
2019-12-01	41
2020-01-01	38
2020-02-01	48
2020-03-01	45
2020-04-01	39
2020-05-01	38
2020-06-01	37
2020-07-01	32
2020-08-01	34
2020-09-01	59
2020-10-01	58
2020-11-01	52
2020-12-01	43
2021-01-01	37
2021-02-01	46

date	Segmentación de Clientes
2021-03-01	53
2021-04-01	43
2021-05-01	46
2021-06-01	44
2021-07-01	34
2021-08-01	34
2021-09-01	48
2021-10-01	54
2021-11-01	49
2021-12-01	43
2022-01-01	46
2022-02-01	69
2022-03-01	72
2022-04-01	67
2022-05-01	64
2022-06-01	50
2022-07-01	38
2022-08-01	35
2022-09-01	60
2022-10-01	64
2022-11-01	68
2022-12-01	52
2023-01-01	50
2023-02-01	56
2023-03-01	61
2023-04-01	52
2023-05-01	54

date	Segmentación de Clientes
2023-06-01	42
2023-07-01	34
2023-08-01	32
2023-09-01	50
2023-10-01	59
2023-11-01	54
2023-12-01	45
2024-01-01	38
2024-02-01	48
2024-03-01	49
2024-04-01	46
2024-05-01	38
2024-06-01	31
2024-07-01	27
2024-08-01	33
2024-09-01	39
2024-10-01	42
2024-11-01	39
2024-12-01	31
2025-01-01	30
2025-02-01	43

20 años (Mensual) (2005 - 2025)

date	Segmentación de Clientes
2005-03-01	77
2005-04-01	85

date	Segmentación de Clientes
2005-05-01	72
2005-06-01	60
2005-07-01	47
2005-08-01	52
2005-09-01	60
2005-10-01	87
2005-11-01	73
2005-12-01	53
2006-01-01	48
2006-02-01	59
2006-03-01	72
2006-04-01	70
2006-05-01	51
2006-06-01	40
2006-07-01	40
2006-08-01	44
2006-09-01	55
2006-10-01	62
2006-11-01	66
2006-12-01	45
2007-01-01	41
2007-02-01	46
2007-03-01	56
2007-04-01	51
2007-05-01	47
2007-06-01	42
2007-07-01	38

date	Segmentación de Clientes
2007-08-01	42
2007-09-01	47
2007-10-01	57
2007-11-01	63
2007-12-01	46
2008-01-01	42
2008-02-01	49
2008-03-01	50
2008-04-01	50
2008-05-01	45
2008-06-01	36
2008-07-01	35
2008-08-01	36
2008-09-01	42
2008-10-01	49
2008-11-01	59
2008-12-01	40
2009-01-01	37
2009-02-01	47
2009-03-01	51
2009-04-01	47
2009-05-01	47
2009-06-01	34
2009-07-01	32
2009-08-01	36
2009-09-01	46
2009-10-01	56

date	Segmentación de Clientes
2009-11-01	63
2009-12-01	46
2010-01-01	41
2010-02-01	48
2010-03-01	61
2010-04-01	55
2010-05-01	48
2010-06-01	34
2010-07-01	34
2010-08-01	43
2010-09-01	47
2010-10-01	54
2010-11-01	59
2010-12-01	40
2011-01-01	42
2011-02-01	45
2011-03-01	56
2011-04-01	51
2011-05-01	46
2011-06-01	34
2011-07-01	34
2011-08-01	37
2011-09-01	47
2011-10-01	54
2011-11-01	55
2011-12-01	41
2012-01-01	38

date	Segmentación de Clientes
2012-02-01	47
2012-03-01	50
2012-04-01	46
2012-05-01	48
2012-06-01	35
2012-07-01	32
2012-08-01	35
2012-09-01	48
2012-10-01	57
2012-11-01	55
2012-12-01	40
2013-01-01	38
2013-02-01	46
2013-03-01	49
2013-04-01	49
2013-05-01	40
2013-06-01	34
2013-07-01	33
2013-08-01	34
2013-09-01	47
2013-10-01	50
2013-11-01	58
2013-12-01	38
2014-01-01	37
2014-02-01	49
2014-03-01	47
2014-04-01	44

date	Segmentación de Clientes
2014-05-01	41
2014-06-01	35
2014-07-01	32
2014-08-01	34
2014-09-01	47
2014-10-01	52
2014-11-01	52
2014-12-01	41
2015-01-01	37
2015-02-01	44
2015-03-01	47
2015-04-01	46
2015-05-01	41
2015-06-01	34
2015-07-01	30
2015-08-01	32
2015-09-01	42
2015-10-01	45
2015-11-01	46
2015-12-01	39
2016-01-01	36
2016-02-01	44
2016-03-01	45
2016-04-01	46
2016-05-01	43
2016-06-01	33
2016-07-01	28

date	Segmentación de Clientes
2016-08-01	32
2016-09-01	45
2016-10-01	51
2016-11-01	50
2016-12-01	40
2017-01-01	35
2017-02-01	44
2017-03-01	48
2017-04-01	43
2017-05-01	43
2017-06-01	32
2017-07-01	31
2017-08-01	34
2017-09-01	44
2017-10-01	51
2017-11-01	52
2017-12-01	44
2018-01-01	40
2018-02-01	48
2018-03-01	48
2018-04-01	45
2018-05-01	43
2018-06-01	35
2018-07-01	34
2018-08-01	33
2018-09-01	43
2018-10-01	63

date	Segmentación de Clientes
2018-11-01	58
2018-12-01	49
2019-01-01	46
2019-02-01	57
2019-03-01	52
2019-04-01	45
2019-05-01	43
2019-06-01	35
2019-07-01	34
2019-08-01	33
2019-09-01	47
2019-10-01	49
2019-11-01	57
2019-12-01	41
2020-01-01	38
2020-02-01	48
2020-03-01	45
2020-04-01	39
2020-05-01	38
2020-06-01	37
2020-07-01	32
2020-08-01	34
2020-09-01	59
2020-10-01	58
2020-11-01	52
2020-12-01	43
2021-01-01	37

date	Segmentación de Clientes
2021-02-01	46
2021-03-01	53
2021-04-01	43
2021-05-01	46
2021-06-01	44
2021-07-01	34
2021-08-01	34
2021-09-01	48
2021-10-01	54
2021-11-01	49
2021-12-01	43
2022-01-01	46
2022-02-01	69
2022-03-01	72
2022-04-01	67
2022-05-01	64
2022-06-01	50
2022-07-01	38
2022-08-01	35
2022-09-01	60
2022-10-01	64
2022-11-01	68
2022-12-01	52
2023-01-01	50
2023-02-01	56
2023-03-01	61
2023-04-01	52

date	Segmentación de Clientes
2023-05-01	54
2023-06-01	42
2023-07-01	34
2023-08-01	32
2023-09-01	50
2023-10-01	59
2023-11-01	54
2023-12-01	45
2024-01-01	38
2024-02-01	48
2024-03-01	49
2024-04-01	46
2024-05-01	38
2024-06-01	31
2024-07-01	27
2024-08-01	33
2024-09-01	39
2024-10-01	42
2024-11-01	39
2024-12-01	31
2025-01-01	30
2025-02-01	43

15 años (Mensual) (2010 - 2025)

date	Segmentación de Clientes
2010-03-01	61

date	Segmentación de Clientes
2010-04-01	55
2010-05-01	48
2010-06-01	34
2010-07-01	34
2010-08-01	43
2010-09-01	47
2010-10-01	54
2010-11-01	59
2010-12-01	40
2011-01-01	42
2011-02-01	45
2011-03-01	56
2011-04-01	51
2011-05-01	46
2011-06-01	34
2011-07-01	34
2011-08-01	37
2011-09-01	47
2011-10-01	54
2011-11-01	55
2011-12-01	41
2012-01-01	38
2012-02-01	47
2012-03-01	50
2012-04-01	46
2012-05-01	48
2012-06-01	35

date	Segmentación de Clientes
2012-07-01	32
2012-08-01	35
2012-09-01	48
2012-10-01	57
2012-11-01	55
2012-12-01	40
2013-01-01	38
2013-02-01	46
2013-03-01	49
2013-04-01	49
2013-05-01	40
2013-06-01	34
2013-07-01	33
2013-08-01	34
2013-09-01	47
2013-10-01	50
2013-11-01	58
2013-12-01	38
2014-01-01	37
2014-02-01	49
2014-03-01	47
2014-04-01	44
2014-05-01	41
2014-06-01	35
2014-07-01	32
2014-08-01	34
2014-09-01	47

date	Segmentación de Clientes
2014-10-01	52
2014-11-01	52
2014-12-01	41
2015-01-01	37
2015-02-01	44
2015-03-01	47
2015-04-01	46
2015-05-01	41
2015-06-01	34
2015-07-01	30
2015-08-01	32
2015-09-01	42
2015-10-01	45
2015-11-01	46
2015-12-01	39
2016-01-01	36
2016-02-01	44
2016-03-01	45
2016-04-01	46
2016-05-01	43
2016-06-01	33
2016-07-01	28
2016-08-01	32
2016-09-01	45
2016-10-01	51
2016-11-01	50
2016-12-01	40

date	Segmentación de Clientes
2017-01-01	35
2017-02-01	44
2017-03-01	48
2017-04-01	43
2017-05-01	43
2017-06-01	32
2017-07-01	31
2017-08-01	34
2017-09-01	44
2017-10-01	51
2017-11-01	52
2017-12-01	44
2018-01-01	40
2018-02-01	48
2018-03-01	48
2018-04-01	45
2018-05-01	43
2018-06-01	35
2018-07-01	34
2018-08-01	33
2018-09-01	43
2018-10-01	63
2018-11-01	58
2018-12-01	49
2019-01-01	46
2019-02-01	57
2019-03-01	52

date	Segmentación de Clientes
2019-04-01	45
2019-05-01	43
2019-06-01	35
2019-07-01	34
2019-08-01	33
2019-09-01	47
2019-10-01	49
2019-11-01	57
2019-12-01	41
2020-01-01	38
2020-02-01	48
2020-03-01	45
2020-04-01	39
2020-05-01	38
2020-06-01	37
2020-07-01	32
2020-08-01	34
2020-09-01	59
2020-10-01	58
2020-11-01	52
2020-12-01	43
2021-01-01	37
2021-02-01	46
2021-03-01	53
2021-04-01	43
2021-05-01	46
2021-06-01	44

date	Segmentación de Clientes
2021-07-01	34
2021-08-01	34
2021-09-01	48
2021-10-01	54
2021-11-01	49
2021-12-01	43
2022-01-01	46
2022-02-01	69
2022-03-01	72
2022-04-01	67
2022-05-01	64
2022-06-01	50
2022-07-01	38
2022-08-01	35
2022-09-01	60
2022-10-01	64
2022-11-01	68
2022-12-01	52
2023-01-01	50
2023-02-01	56
2023-03-01	61
2023-04-01	52
2023-05-01	54
2023-06-01	42
2023-07-01	34
2023-08-01	32
2023-09-01	50

date	Segmentación de Clientes
2023-10-01	59
2023-11-01	54
2023-12-01	45
2024-01-01	38
2024-02-01	48
2024-03-01	49
2024-04-01	46
2024-05-01	38
2024-06-01	31
2024-07-01	27
2024-08-01	33
2024-09-01	39
2024-10-01	42
2024-11-01	39
2024-12-01	31
2025-01-01	30
2025-02-01	43

10 años (Mensual) (2015 - 2025)

date	Segmentación de Clientes
2015-03-01	47
2015-04-01	46
2015-05-01	41
2015-06-01	34
2015-07-01	30
2015-08-01	32

date	Segmentación de Clientes
2015-09-01	42
2015-10-01	45
2015-11-01	46
2015-12-01	39
2016-01-01	36
2016-02-01	44
2016-03-01	45
2016-04-01	46
2016-05-01	43
2016-06-01	33
2016-07-01	28
2016-08-01	32
2016-09-01	45
2016-10-01	51
2016-11-01	50
2016-12-01	40
2017-01-01	35
2017-02-01	44
2017-03-01	48
2017-04-01	43
2017-05-01	43
2017-06-01	32
2017-07-01	31
2017-08-01	34
2017-09-01	44
2017-10-01	51
2017-11-01	52

date	Segmentación de Clientes
2017-12-01	44
2018-01-01	40
2018-02-01	48
2018-03-01	48
2018-04-01	45
2018-05-01	43
2018-06-01	35
2018-07-01	34
2018-08-01	33
2018-09-01	43
2018-10-01	63
2018-11-01	58
2018-12-01	49
2019-01-01	46
2019-02-01	57
2019-03-01	52
2019-04-01	45
2019-05-01	43
2019-06-01	35
2019-07-01	34
2019-08-01	33
2019-09-01	47
2019-10-01	49
2019-11-01	57
2019-12-01	41
2020-01-01	38
2020-02-01	48

date	Segmentación de Clientes
2020-03-01	45
2020-04-01	39
2020-05-01	38
2020-06-01	37
2020-07-01	32
2020-08-01	34
2020-09-01	59
2020-10-01	58
2020-11-01	52
2020-12-01	43
2021-01-01	37
2021-02-01	46
2021-03-01	53
2021-04-01	43
2021-05-01	46
2021-06-01	44
2021-07-01	34
2021-08-01	34
2021-09-01	48
2021-10-01	54
2021-11-01	49
2021-12-01	43
2022-01-01	46
2022-02-01	69
2022-03-01	72
2022-04-01	67
2022-05-01	64

date	Segmentación de Clientes
2022-06-01	50
2022-07-01	38
2022-08-01	35
2022-09-01	60
2022-10-01	64
2022-11-01	68
2022-12-01	52
2023-01-01	50
2023-02-01	56
2023-03-01	61
2023-04-01	52
2023-05-01	54
2023-06-01	42
2023-07-01	34
2023-08-01	32
2023-09-01	50
2023-10-01	59
2023-11-01	54
2023-12-01	45
2024-01-01	38
2024-02-01	48
2024-03-01	49
2024-04-01	46
2024-05-01	38
2024-06-01	31
2024-07-01	27
2024-08-01	33

date	Segmentación de Clientes
2024-09-01	39
2024-10-01	42
2024-11-01	39
2024-12-01	31
2025-01-01	30
2025-02-01	43

5 años (Mensual) (2020 - 2025)

date	Segmentación de Clientes
2020-03-01	45
2020-04-01	39
2020-05-01	38
2020-06-01	37
2020-07-01	32
2020-08-01	34
2020-09-01	59
2020-10-01	58
2020-11-01	52
2020-12-01	43
2021-01-01	37
2021-02-01	46
2021-03-01	53
2021-04-01	43
2021-05-01	46
2021-06-01	44
2021-07-01	34

date	Segmentación de Clientes
2021-08-01	34
2021-09-01	48
2021-10-01	54
2021-11-01	49
2021-12-01	43
2022-01-01	46
2022-02-01	69
2022-03-01	72
2022-04-01	67
2022-05-01	64
2022-06-01	50
2022-07-01	38
2022-08-01	35
2022-09-01	60
2022-10-01	64
2022-11-01	68
2022-12-01	52
2023-01-01	50
2023-02-01	56
2023-03-01	61
2023-04-01	52
2023-05-01	54
2023-06-01	42
2023-07-01	34
2023-08-01	32
2023-09-01	50
2023-10-01	59

date	Segmentación de Clientes
2023-11-01	54
2023-12-01	45
2024-01-01	38
2024-02-01	48
2024-03-01	49
2024-04-01	46
2024-05-01	38
2024-06-01	31
2024-07-01	27
2024-08-01	33
2024-09-01	39
2024-10-01	42
2024-11-01	39
2024-12-01	31
2025-01-01	30
2025-02-01	43

Datos Medias y Tendencias

Medias y Tendencias (2005 - 2025)

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...		46.04	44.4	44.47	46.27	37.33	-18.92

Fourier

Análisis de Fourier		Frequency	Magnitude
Palabra clave: Segmentación de Cli...			
		frequency	magnitude
0		0.0	11050.0
1		0.004166666666666666	560.166541347215
2		0.0083333333333333	82.2373246947667
3		0.0125	144.42854120966976
4		0.01666666666666666	227.09659237483166
5		0.0208333333333332	446.01967211805317
6		0.025	332.73167643785575
7		0.02916666666666667	234.65115720436683
8		0.0333333333333333	213.01327306328363
9		0.0375	231.3638023916111
10		0.04166666666666664	86.7465366824084
11		0.0458333333333333	152.18075954805283

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
12	0.05	172.2575329538255
13	0.05416666666666667	196.45755419156797
14	0.05833333333333334	112.59694685880665
15	0.0625	53.0486254080403
16	0.06666666666666667	102.81347087587818
17	0.0708333333333333	125.94645863196848
18	0.075	160.02977589327062
19	0.0791666666666666	157.3881594091914
20	0.0833333333333333	590.2535429538153
21	0.0875	79.63827774336036
22	0.0916666666666666	88.47584792332593
23	0.0958333333333333	64.9428991102326
24	0.1	100.80052370070301
25	0.1041666666666667	172.74374746462104
26	0.1083333333333334	208.93385834296103
27	0.1125	131.7909367579239
28	0.1166666666666667	50.43219800138683
29	0.1208333333333333	12.58951351392218
30	0.125	83.98789335368278
31	0.1291666666666665	94.39358239477812
32	0.1333333333333333	84.0050560254151
33	0.1375	80.12507556350153
34	0.1416666666666666	78.94472896607283
35	0.1458333333333334	106.47219512490588
36	0.15	103.24756864584806
37	0.1541666666666667	57.43903396785791
38	0.1583333333333333	113.25641632653976

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
39	0.1625	146.48637459715985
40	0.1666666666666666	1058.2702868360236
41	0.1708333333333334	118.14258189709054
42	0.175	53.52492233883076
43	0.1791666666666667	83.60200921023
44	0.1833333333333332	80.05163848554116
45	0.1875	83.9747482733593
46	0.1916666666666665	71.9231251550939
47	0.1958333333333333	27.39871025903989
48	0.2	49.224437274474404
49	0.2041666666666666	77.79931510476986
50	0.2083333333333334	13.331586115258073
51	0.2125	64.42369190164982
52	0.2166666666666667	34.85811964288981
53	0.2208333333333333	22.242386778480956
54	0.225	34.14911641148334
55	0.2291666666666666	32.74907915602893
56	0.2333333333333334	63.383235919652165
57	0.2375	8.674910623081802
58	0.2416666666666667	49.180027454455804
59	0.2458333333333332	146.52313733070787
60	0.25	320.4808886657674
61	0.2541666666666665	83.35263212640409
62	0.2583333333333333	88.03401599963188
63	0.2625	83.00059813354507
64	0.2666666666666666	29.01687618649293
65	0.2708333333333333	46.03829510998945

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
66	0.275	21.51059494725663
67	0.2791666666666667	39.04916351409487
68	0.2833333333333333	30.944420470336357
69	0.2875	30.26091630101257
70	0.2916666666666667	36.56687897473783
71	0.2958333333333334	47.31000452700181
72	0.3	68.2807031427182
73	0.3041666666666664	32.3050411256846
74	0.3083333333333335	47.86312059443704
75	0.3125	43.23467728186547
76	0.3166666666666665	40.50542159733197
77	0.3208333333333333	49.49617566131414
78	0.325	89.00308444747175
79	0.3291666666666666	92.10959004216012
80	0.3333333333333333	144.38836518224036
81	0.3375	54.657212394142604
82	0.3416666666666667	3.7516591660738707
83	0.3458333333333333	58.04312867151117
84	0.35	45.704526326166366
85	0.3541666666666667	11.564295012728573
86	0.3583333333333334	18.59414405448602
87	0.3625	17.621958956406765
88	0.3666666666666664	22.379205656370594
89	0.3708333333333335	10.152317083359383
90	0.375	35.35581663616907
91	0.3791666666666665	53.74040147678924
92	0.3833333333333333	22.134468080484833

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
93	0.3875	50.502870942803035
94	0.39166666666666666	19.007422844812957
95	0.3958333333333333	28.76678180021966
96	0.4	25.13871068713213
97	0.40416666666666667	73.79520029113948
98	0.4083333333333333	15.985054359732805
99	0.4125	84.46987266816853
100	0.4166666666666667	52.846523352707436
101	0.4208333333333334	49.43106724599834
102	0.425	29.072808103219298
103	0.4291666666666664	43.13072261268056
104	0.4333333333333335	51.87564030843913
105	0.4375	18.35341044809676
106	0.4416666666666665	49.072742400052874
107	0.4458333333333333	15.867475275574552
108	0.45	30.989969065544397
109	0.4541666666666666	70.0734910207126
110	0.4583333333333333	49.559767425865765
111	0.46249999999999997	47.85615848002037
112	0.4666666666666667	24.7499831312983
113	0.4708333333333333	39.00505028375089
114	0.475	53.061661792535546
115	0.4791666666666667	31.11967230518766
116	0.4833333333333334	19.753399530260076
117	0.4875	34.7196109955082
118	0.4916666666666664	64.84673080206518
119	0.4958333333333335	32.7289521111143

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
120	-0.5	138.0
121	-0.4958333333333335	32.7289521111143
122	-0.49166666666666664	64.84673080206518
123	-0.4875	34.7196109955082
124	-0.4833333333333334	19.753399530260076
125	-0.4791666666666667	31.11967230518766
126	-0.475	53.061661792535546
127	-0.4708333333333333	39.00505028375089
128	-0.4666666666666667	24.7499831312983
129	-0.4624999999999997	47.85615848002037
130	-0.4583333333333333	49.559767425865765
131	-0.45416666666666666	70.0734910207126
132	-0.45	30.989969065544397
133	-0.4458333333333333	15.867475275574552
134	-0.44166666666666665	49.072742400052874
135	-0.4375	18.35341044809676
136	-0.4333333333333335	51.87564030843913
137	-0.42916666666666664	43.13072261268056
138	-0.425	29.072808103219298
139	-0.4208333333333334	49.43106724599834
140	-0.4166666666666667	52.846523352707436
141	-0.4125	84.46987266816853
142	-0.4083333333333333	15.985054359732805
143	-0.4041666666666667	73.79520029113948
144	-0.4	25.13871068713213
145	-0.3958333333333333	28.76678180021966
146	-0.3916666666666666	19.007422844812957

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
147	-0.3875	50.502870942803035
148	-0.3833333333333333	22.134468080484833
149	-0.379166666666666665	53.74040147678924
150	-0.375	35.35581663616907
151	-0.3708333333333335	10.152317083359383
152	-0.36666666666666664	22.379205656370594
153	-0.3625	17.621958956406765
154	-0.3583333333333334	18.59414405448602
155	-0.3541666666666667	11.564295012728573
156	-0.35	45.704526326166366
157	-0.3458333333333333	58.04312867151117
158	-0.3416666666666667	3.7516591660738707
159	-0.3375	54.657212394142604
160	-0.3333333333333333	144.38836518224036
161	-0.3291666666666666	92.10959004216012
162	-0.325	89.00308444747175
163	-0.3208333333333333	49.49617566131414
164	-0.3166666666666665	40.50542159733197
165	-0.3125	43.23467728186547
166	-0.3083333333333335	47.86312059443704
167	-0.3041666666666664	32.3050411256846
168	-0.3	68.2807031427182
169	-0.2958333333333334	47.31000452700181
170	-0.2916666666666667	36.56687897473783
171	-0.2875	30.26091630101257
172	-0.2833333333333333	30.944420470336357
173	-0.2791666666666667	39.04916351409487

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
174	-0.275	21.51059494725663
175	-0.2708333333333333	46.03829510998945
176	-0.2666666666666666	29.01687618649293
177	-0.2625	83.00059813354507
178	-0.2583333333333333	88.03401599963188
179	-0.2541666666666666	83.35263212640409
180	-0.25	320.4808886657674
181	-0.2458333333333332	146.52313733070787
182	-0.2416666666666667	49.180027454455804
183	-0.2375	8.674910623081802
184	-0.2333333333333334	63.383235919652165
185	-0.2291666666666666	32.74907915602893
186	-0.225	34.14911641148334
187	-0.2208333333333333	22.242386778480956
188	-0.2166666666666667	34.85811964288981
189	-0.2125	64.42369190164982
190	-0.2083333333333334	13.331586115258073
191	-0.2041666666666666	77.79931510476986
192	-0.2	49.224437274474404
193	-0.1958333333333333	27.39871025903989
194	-0.1916666666666665	71.9231251550939
195	-0.1875	83.9747482733593
196	-0.1833333333333332	80.05163848554116
197	-0.1791666666666667	83.60200921023
198	-0.175	53.52492233883076
199	-0.1708333333333334	118.14258189709054
200	-0.1666666666666666	1058.2702868360236

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
201	-0.1625	146.48637459715985
202	-0.1583333333333333	113.25641632653976
203	-0.15416666666666667	57.43903396785791
204	-0.15	103.24756864584806
205	-0.1458333333333334	106.47219512490588
206	-0.14166666666666666	78.94472896607283
207	-0.1375	80.12507556350153
208	-0.1333333333333333	84.0050560254151
209	-0.1291666666666665	94.39358239477812
210	-0.125	83.98789335368278
211	-0.1208333333333333	12.58951351392218
212	-0.1166666666666667	50.43219800138683
213	-0.1125	131.7909367579239
214	-0.1083333333333334	208.93385834296103
215	-0.1041666666666667	172.74374746462104
216	-0.1	100.80052370070301
217	-0.0958333333333333	64.9428991102326
218	-0.0916666666666666	88.47584792332593
219	-0.0875	79.63827774336036
220	-0.0833333333333333	590.2535429538153
221	-0.0791666666666666	157.3881594091914
222	-0.075	160.02977589327062
223	-0.0708333333333333	125.94645863196848
224	-0.0666666666666667	102.81347087587818
225	-0.0625	53.0486254080403
226	-0.0583333333333334	112.59694685880665
227	-0.0541666666666667	196.45755419156797

Análisis de Fourier	Frequency	Magnitude
228	-0.05	172.2575329538255
229	-0.0458333333333333	152.18075954805283
230	-0.041666666666666664	86.7465366824084
231	-0.0375	231.3638023916111
232	-0.0333333333333333	213.01327306328363
233	-0.02916666666666667	234.65115720436683
234	-0.025	332.73167643785575
235	-0.0208333333333332	446.01967211805317
236	-0.01666666666666666	227.09659237483166
237	-0.0125	144.42854120966976
238	-0.0083333333333333	82.2373246947667
239	-0.004166666666666667	560.166541347215

(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 06:12:57



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 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**

