

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 138 de la Serie sobre Herramientas Gerenciales.*

Autores:

Dimar G. Añez B. (<https://orcid.org/0000-0002-7825-5078>)
Dimar J. Añez B. (<https://orcid.org/0000-0001-5386-2689>)

Primera edición:

Marzo de 2025

© 2025, Ediciones Solidum Producciones

© 2025, Dimar 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 13-GT (013/138). Serie de Informes Técnicos sobre Herramientas Gerenciales.* Solidum Producciones. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15339109>

Recursos abiertos de la investigación

Para la validación independiente y metodológica, los recursos primarios de esta investigación se encuentran disponibles en:

Conjunto de Datos: Depositado en el repositorio **HARVARD DATaverse** para consulta, preservación a largo plazo y acceso público.



<https://dataverse.harvard.edu/dataverse/management-fads>

Código Fuente (Python): Disponible en el repositorio **GITHUB** para fines de revisión, reproducibilidad y reutilización.



<https://github.com/Wise-Connex/Management-Tools-Analysis/tree/main/Informes>

AVISO DE COPYRIGHT Y LICENCIA

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

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

Tabla de Contenido

Marco conceptual y metodológico	7
Alcances metodológicos del análisis	16
Base de datos analizada en el informe técnico	31
Grupo de herramientas analizadas: informe técnico	34
Parametrización para el análisis y extracción de datos	37
Resumen Ejecutivo	40
Tendencias Temporales	42
Análisis Arima	65
Análisis Estacional	75
Análisis De Fourier	86
Conclusiones	95
Gráficos	99
Datos	127

MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO

Contexto de la investigación

La serie “*Informes sobre Herramientas Gerenciales*” está estructurado por 138 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), de las que se dicen 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 138 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 de computación científica, proporciona objetos de arreglos N-dimensional, 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 de 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.
- *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.

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.

— *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*): Mejor que FPDF, soporta diseños y gráficos complejos (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, para procesamiento de lenguaje natural de resultados estadísticos y generación 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 para mantener la calidad del código.

— *Bibliotecas de Utilidad*

- *Tqdm* (*tqdm==4.67.1*): Biblioteca de barras de progreso (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

— *Replicabilidad*: El *pipeline* completo de análisis de esta investigación, desde la ingestión de datos crudos hasta la generación de visualizaciones finales, ha sido implementado en Python y disponible en GitHub:

<https://github.com/Wise-Connex/Management-Tools-Analysis/>. Este repositorio encapsula todos los *scripts* empleados, junto con un «requirements.txt» para la replicación del entorno virtual (*venv/conda*), con instrucciones en el «README.md» para el *setup* y la ejecución del *workflow*, y la configuración de *linters* para asegurar la calidad y consistencia del código. Se ha priorizado la modularidad y la parametrización de los *scripts* para facilitar su mantenimiento y extensión. Esta apertura total del «codebase» garantiza la transparencia del proceso computacional y la replicabilidad *bit-a-bit* de los resultados, para que la comunidad de desarrolladores y científicos de datos puedan realizar *forks*, proponer *pull requests* con mejoras o adaptaciones, y desarrollar investigaciones o aplicaciones derivadas.

- *Repositorio:* La colección integral de conjuntos de datos primarios (*raw data*) y procesados que sustentan esta investigación se encuentra curada y disponible en el repositorio Harvard Dataverse⁵, de la Universidad epónima, accesible en <https://dataverse.harvard.edu/dataverse/management-fads>, y estructurado en tres *sub-Dataverses*: uno con los extractos de datos en su forma original (*mgmt_raw_data*), otro para los índices comparativos normalizados y/o estandarizados (*mgmt_normalized_indices*), y uno para los metadatos bibliográficos detallados recuperados de Crossref (*mgmt_crossref_metadata*). En cada *sub-Dataverse*, los datos de las 23 herramientas se organizan en *Datasets* individuales. Los datos cuantitativos se proporcionan en formato CSV y los metadatos bibliográficos en formato JSON estructurado, y encapsulados en archivos comprimidos. Cada *Dataset* está acompañado de metadatos exhaustivos, conformes con el esquema Dublin Core⁶, que describen la procedencia, la estructura de los datos, las metodologías de procesamiento aplicadas e información contextual para su interpretación y reutilización. El control de versiones y la asignación de *Identificadores de Objeto Digital (DOI)*, asegura la trazabilidad y reproducibilidad de los hallazgos de la investigación, diseñada para potenciar la confiabilidad de las conclusiones presentadas y facilitar la reutilización crítica, la replicación y la integración de estos datos en futuras investigaciones promoviendo así el desarrollo del conocimiento en las ciencias gerenciales.
- *Justificación de la elección tecnológica:* La elección del conjunto de códigos y bibliotecas se basa en:
 - *Código abierto y comunidad activa:* Python y las bibliotecas 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.

⁵ Su gestión se lleva a cabo mediante una colaboración entre la *Biblioteca de Harvard*, el *Departamento de Tecnología de la Información de la Universidad de Harvard (HUIT)* y el *Instituto de Ciencias Sociales Cuantitativas (IQSS) de Harvard*. El repositorio forma parte del Proyecto Dataverse.

⁶ Se trata de un estándar de metadatos definido por la *Dublin Core Metadata Initiative (DCMI)* (<http://purl.org/dc/terms/>), que combina elementos simples (15 propiedades originales, ISO 15836-1) y calificados (propiedades y clases avanzadas, ISO 15836-2) para optimizar la descripción semántica de recursos, garantizando interoperabilidad con estándares globales y cumplimiento con los principios FAIR (Encontrable, Accesible, Interoperable, Reutilizable) para facilitar la persistencia de citas, el descubrimiento en múltiples plataformas y la inclusión en índices de citas de datos, apoyando la gestión de datos de investigación en entornos de ciencia abierta.

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 138 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 138 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 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.
<p><i>Principales herramientas gerenciales integradas:</i></p>	<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>
<p><i>Nota complementaria:</i></p>	<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

La Segmentación de Clientes es una herramienta resiliente y fundamental, no una moda pasajera, que demuestra una relevancia cíclica impulsada por innovaciones tecnológicas como la IA.

1. Puntos Principales

1. La herramienta muestra un pico inicial, estabilización y resurgimiento, no un ciclo de vida de moda pasajera.
2. Presenta una baja volatilidad estructural, pero reacciona fuertemente a catalizadores tecnológicos.
3. Los pronósticos predicen una estabilización en un alto nivel de interés, no una disminución posterior al pico.
4. Se clasifica como un híbrido con dinámicas cíclicas persistentes, no como una moda.
5. El interés público alcanza su punto máximo de forma predecible en otoño y primavera, vinculado a los ciclos de planificación empresarial.
6. Ciclos plurianuales dominantes y regulares de 10 y 6,67 años impulsan su trayectoria.
7. La coevolución con la tecnología es el principal impulsor de su relevancia sostenida y creciente.
8. Se comporta como una práctica adaptativa y fundamental en lugar de una tendencia de gestión transitoria.
9. El éxito requiere adaptación e inversión continuas, no un proyecto de implementación único.
10. Todos los hallazgos reflejan el interés de búsqueda del público, no datos directos de adopción organizacional.

2. Puntos Clave

1. Las olas tecnológicas como el Big Data y la IA revitalizan periódicamente la relevancia de la herramienta.
2. Su trayectoria a largo plazo es de crecimiento adaptativo, lo que refuta la hipótesis de la moda gerencial.
3. Ciclos predecibles a largo plazo (6-10 años) y estacionales moldean su patrón de atención.
4. La herramienta es una capacidad estratégica fundamental que exige una evolución continua.
5. Su estabilidad dinámica le permite absorber la innovación sin perder su valor fundamental.

Tendencias Temporales

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

I. Contexto del análisis temporal

Este análisis examina la trayectoria longitudinal de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando datos de Google Trends para el período comprendido entre 2004 y 2024. El objetivo es identificar y cuantificar patrones de interés público a lo largo del tiempo, interpretando las fases de surgimiento, crecimiento, picos, declives y posibles resurgimientos. Se emplearán estadísticas descriptivas como la media, la desviación estándar y los percentiles para caracterizar la distribución de los datos. Adicionalmente, se aplicarán métricas de tendencia como la Tendencia Normalizada de Desviación Anual (NADT) y la Tendencia Suavizada por Media Móvil (MAST) para evaluar la dirección y magnitud del cambio en el interés a largo plazo. El análisis se estructura en segmentos temporales de 20, 15, 10 y 5 años para permitir una evaluación comparativa que revele la evolución de los patrones de volatilidad e interés en diferentes horizontes de tiempo.

A. Naturaleza de la fuente de datos: Google Trends

Google Trends ofrece una métrica del interés relativo del público en un término de búsqueda específico a lo largo del tiempo, normalizado en una escala de 0 a 100. Esta fuente de datos no mide la adopción o el uso efectivo de una herramienta gerencial, sino que actúa como un proxy de la *atención*, la *curiosidad* y la *notoriedad* del concepto en el discurso público digital. La metodología de Google Trends se basa en una muestra de las búsquedas de Google, lo que la hace altamente sensible a eventos mediáticos, noticias, publicaciones virales y cambios en la cultura digital. Sus principales fortalezas radican en su capacidad para detectar tendencias emergentes y cambios rápidos en la atención del público casi en tiempo real.

Sin embargo, presenta limitaciones significativas. Los datos no distinguen la intención detrás de la búsqueda (un estudiante investigando, un gerente evaluando una solución, o un consumidor buscando productos segmentados), lo que introduce una ambigüedad considerable. Además, su alta volatilidad puede generar picos agudos que no necesariamente se correlacionan con una adopción gerencial profunda. Por lo tanto, la interpretación de estos datos debe ser cautelosa, considerándolos como un indicador adelantado del "hype" o la relevancia conversacional de una herramienta, más que como una medida de su implementación práctica o valor estratégico consolidado.

B. Posibles implicaciones del análisis de los datos

El análisis longitudinal de los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes puede ofrecer varias implicaciones para la investigación doctoral. En primer lugar, permite evaluar si el patrón de interés público se alinea con las características operacionales de una "moda gerencial", específicamente en lo que respecta a la rapidez del auge y el declive del interés. En segundo lugar, puede revelar patrones más complejos, como ciclos de resurgimiento que sugieren una relevancia persistente, posiblemente reactivada por nuevos desarrollos tecnológicos o cambios en el mercado. La identificación de puntos de inflexión clave y su correlación temporal con factores externos (crisis económicas, avances en big data o inteligencia artificial) podría ofrecer pistas sobre los catalizadores que impulsan el interés en esta herramienta. Finalmente, estos hallazgos pueden informar la toma de decisiones al contextualizar la popularidad actual de la herramienta y sugerir nuevas líneas de investigación sobre cómo la atención pública y la adopción gerencial interactúan a lo largo del tiempo.

II. Datos en bruto y estadísticas descriptivas

Los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes muestran una serie temporal con fluctuaciones notables a lo largo de las últimas dos décadas. El interés no sigue una trayectoria lineal, sino que se caracteriza por períodos de mayor y menor atención, indicando una dinámica compleja que requiere un análisis segmentado para su correcta interpretación.

A. Serie temporal completa y segmentada (muestra)

A continuación, se presenta una muestra de los datos de interés relativo para Segmentación de Clientes, extraídos de Google Trends. Los valores están normalizados en una escala de 0 a 100, donde 100 representa el punto de máximo interés en el período analizado.

Fecha	Valor
Ene 2004	100
Jun 2009	45
Nov 2014	43
Abr 2019	48
Dic 2023	49

B. Estadísticas descriptivas

El análisis cuantitativo de la serie temporal en distintos segmentos revela una evolución en la volatilidad y el nivel de interés. A lo largo de los últimos 20 años, la media se sitúa en 48.44 con una desviación estándar de 13.06, indicando una variabilidad considerable. Al acortar el horizonte a 15 y 10 años, la desviación estándar disminuye a aproximadamente 8.95 y 9.32 respectivamente, sugiriendo una fase de relativa estabilización tras el pico inicial. Sin embargo, en el segmento de los últimos 5 años, la desviación estándar vuelve a aumentar a 10.25, lo que podría indicar un renovado dinamismo o inestabilidad en el interés público por la herramienta.

Métrica	Últimos 20 años	Últimos 15 años	Últimos 10 años	Últimos 5 años
Media	48.44	44.94	44.95	47.78
Desviación Estándar	13.06	8.95	9.32	10.25
Mínimo	28.00	28.00	28.00	32.00
Percentil 25	40.00	37.00	37.00	38.75
Mediana (P50)	46.00	45.00	44.50	46.50
Percentil 75	54.00	50.00	50.00	54.00
Máximo	100.00	72.00	72.00	72.00

C. Interpretación Técnica Preliminar

La interpretación preliminar de las estadísticas descriptivas sugiere un patrón de ciclo de vida complejo. Se observa un pico aislado y absoluto de 100 al inicio del período de 20 años, lo que podría interpretarse como el clímax de una ola de interés inicial. Tras este pico, la mediana del interés se estabiliza en un rango de 44-46 durante los períodos subsiguientes, indicando que la herramienta mantiene un nivel de atención base considerable. La existencia de un pico máximo de 72 en los períodos de 15, 10 y 5 años sugiere la presencia de picos secundarios o resurgimientos, descartando un patrón de declive simple y sostenido. La tendencia general, con un NADT de 1.33, es prácticamente estable pero con una ligera inclinación positiva, lo que refuerza la idea de una herramienta con relevancia persistente en lugar de una moda efímera.

III. Análisis de patrones temporales: cálculos y descripción

El análisis detallado de la serie temporal se centra en la identificación objetiva de picos, declives y resurgimientos para caracterizar la dinámica evolutiva del interés en Segmentación de Clientes. Este enfoque cuantitativo permite descomponer la trayectoria en fases significativas, facilitando una interpretación más profunda de su ciclo de vida.

A. Identificación y análisis de períodos pico

Se define un período pico como un intervalo de tiempo en el que los valores de interés superan de forma sostenida el percentil 75 del período analizado (últimos 20 años, P75=54). Este criterio se elige para capturar no solo los máximos absolutos, sino también los períodos de atención elevada que son estadísticamente significativos en relación con la tendencia general. Aplicando este criterio, se identifican tres períodos pico principales. El primero, y más intenso, ocurre al inicio de la serie, seguido de dos picos secundarios más recientes que indican un renovado interés.

El primer pico (Ene 2004 - Feb 2005) coincide con la consolidación de las plataformas de CRM y el auge del marketing digital, que popularizaron la necesidad de gestionar las relaciones con los clientes de manera más estructurada. El segundo pico (Oct 2021 - Ene 2022) podría estar relacionado con la aceleración de la digitalización post-pandemia y la mayor disponibilidad de datos para la personalización. El tercer pico (Sep 2023 - Dic 2023) coincide temporalmente con avances significativos en inteligencia artificial aplicada al marketing, que prometen formas más sofisticadas de segmentación.

Período Pico	Fecha Inicio	Fecha Fin	Duración (meses)	Duración (años)	Magnitud Máxima	Magnitud Promedio
1	Ene 2004	Feb 2005	14	1.17	100	69.71
2	Oct 2021	Ene 2022	4	0.33	72	60.50
3	Sep 2023	Dic 2023	4	0.33	57	55.25

B. Identificación y análisis de fases de declive

Una fase de declive se define como un período de al menos 12 meses consecutivos con una pendiente de regresión lineal negativa y estadísticamente discernible. Este criterio busca identificar períodos de desinterés sostenido, diferenciándolos de fluctuaciones aleatorias a corto plazo. Se identifica una fase de declive principal y prolongada tras el pico inicial de 2004. Este declive no es abrupto, sino que sigue un patrón gradual y escalonado, lo que sugiere una normalización del interés después de un período de "hype" inicial, en lugar de un abandono rápido de la herramienta.

Este largo período de declive (Mar 2005 - Dic 2012) podría interpretarse como una fase de maduración, donde la atención mediática inicial se desvanece y la herramienta comienza a integrarse de manera más silenciosa en las prácticas de negocio. Es posible que las dificultades iniciales en la implementación de sistemas CRM complejos y la obtención de un ROI claro contribuyeran a una disminución del entusiasmo público, llevando el interés a un nivel más realista y sostenible.

Período Declive	Fecha Inicio	Fecha Fin	Duración (meses)	Duración (años)	Tasa Declive Anual	Patrón de Declive
1	Mar 2005	Dic 2012	94	7.83	-5.8%	Gradual / Escalonado

C. Evaluación de cambios de patrón: resurgimientos y transformaciones

Se define un resurgimiento como un período posterior a un declive o una meseta, caracterizado por una tasa de crecimiento promedio positiva y sostenida durante al menos 24 meses. Este criterio permite identificar momentos en los que la herramienta recupera relevancia. Se identifica un período claro de resurgimiento a partir de 2013, que se extiende hasta la actualidad, aunque con fluctuaciones internas. Este cambio de patrón sugiere que Segmentación de Clientes no se convirtió en una herramienta obsoleta, sino que experimentó una transformación en su percepción y aplicabilidad.

Este resurgimiento coincide temporalmente con la explosión del Big Data, el auge de las redes sociales y el desarrollo de herramientas de análisis de datos más accesibles. Estos factores externos probablemente transformaron la segmentación de una práctica basada en datos demográficos a una disciplina mucho más sofisticada, basada en comportamientos, psicografía y datos en tiempo real. Esta evolución pudo haber reavivado el interés al abrir nuevas posibilidades para la personalización y la ventaja competitiva.

Período	Fecha Inicio	Descripción del Cambio	Tasa Crecimiento Prom.
1	Ene 2013	Inicio de un crecimiento sostenido tras un largo período de declive y estabilización.	+1.9% anual

D. Patrones de ciclo de vida

La evaluación conjunta de los picos, declives y resurgimientos sugiere que Segmentación de Clientes no sigue un ciclo de vida clásico de introducción, crecimiento, madurez y declive. En cambio, su trayectoria es más consistente con un patrón cíclico de larga duración. La herramienta parece haber pasado por una fase inicial de "moda" o alto interés, seguida de una corrección y estabilización, para luego entrar en una fase de resurgimiento impulsada por la evolución tecnológica del entorno. Actualmente, se encuentra en una etapa de madurez dinámica, donde su relevancia se mantiene a través de ciclos recurrentes de interés.

Las métricas del ciclo de vida apoyan esta interpretación. La duración total observable del ciclo (superior a 20 años) excede con creces la de una moda gerencial típica. La intensidad promedio (48.44) indica una presencia constante en el discurso público, mientras que la estabilidad, medida por una desviación estándar de 13.06, refleja una herramienta sujeta a fluctuaciones y reinversiones periódicas. El pronóstico, ceteris paribus, apunta a una continuidad de esta dinámica cíclica, con futuros picos de interés probablemente ligados a nuevas innovaciones tecnológicas en datos e inteligencia artificial.

E. Clasificación de ciclo de vida

Basado en el análisis cuantitativo, el ciclo de vida de Segmentación de Clientes, según los datos de Google Trends, se clasifica como **Híbrido: Ciclos Largos**. Esta categoría se justifica porque, aunque la herramienta muestra fases de auge y declive (cumpliendo parcialmente los criterios A y C de una moda), su ciclo de vida excede significativamente el umbral de una moda gerencial (<5 años). La persistencia del interés durante más de 20 años, la presencia de un nivel base estable tras el declive inicial y la evidencia clara de resurgimientos la alejan de ser una moda efímera. Al mismo tiempo, su alta volatilidad y la presencia de picos pronunciados la distinguen de una doctrina pura y estable. Por tanto, el patrón de "Ciclos Largos" captura adecuadamente esta dinámica de relevancia sostenida a través de oscilaciones amplias y prolongadas.

IV. Análisis e interpretación: contextualización y significado

La integración de los hallazgos estadísticos en el marco de la investigación doctoral permite construir una narrativa coherente sobre la evolución de Segmentación de Clientes. Esta narrativa va más allá de la simple descripción de patrones para explorar el significado de su trayectoria, contextualizando su dinamismo dentro de las tensiones y evoluciones del ecosistema organizacional.

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

La tendencia general de Segmentación de Clientes, a pesar de su notable volatilidad, es de una estabilidad ligeramente positiva (NADT y MAST de 1.33). Esto sugiere que la herramienta no se dirige hacia la obsolescencia. Por el contrario, parece haber alcanzado un estado de relevancia estructural en el pensamiento gerencial. Su popularidad no es estática, sino que fluctúa en respuesta a estímulos externos. Esta trayectoria podría interpretarse no como un signo de debilidad, sino de resiliencia adaptativa.

Una posible explicación, vinculada a las antinomias organizacionales, es la tensión constante entre *estandarización* y *personalización*. En épocas donde la eficiencia de escala es prioritaria, el interés en la segmentación puede disminuir. Sin embargo, cuando la competencia exige una mayor diferenciación y una experiencia de cliente superior, la necesidad de personalización impulsa un renovado interés en la herramienta. Otra explicación alternativa es el aprendizaje organizacional: a medida que las empresas acumulan más datos y capacidades analíticas, redescubren y refinan continuamente el valor de la segmentación, generando ciclos de atención.

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

El ciclo de vida observado no es consistente con la definición operacional de "moda gerencial". Si bien cumple con los criterios de Adopción Rápida (Auge inicial 2004) y Pico Pronunciado (B), falla decisivamente en los criterios de Declive Rápido (C) y Ciclo de Vida Corto (D). El declive fue gradual y prolongado, estabilizándose en un nivel significativo en lugar de desaparecer. El ciclo total supera los 20 años, muy por encima del umbral típico de una moda. Además, hay una clara evidencia de transformación y resurgimiento, lo que contradice el criterio de ausencia de transformación.

El patrón observado se asemeja más a un ciclo con resurgimiento, donde una herramienta fundamental se reinventa periódicamente. A diferencia de la curva en S de Rogers, que describe la difusión de una innovación estática, la trayectoria de Segmentación de Clientes sugiere una co-evolución entre la herramienta y su entorno tecnológico. No es una única "innovación" que se difunde, sino un concepto central que se adapta y adopta nuevas formas con cada avance tecnológico, desde los CRM hasta el Big Data y la IA.

C. Puntos de inflexión: contexto y posibles factores

Los puntos de inflexión en la serie temporal de Segmentación de Clientes coinciden temporalmente con cambios significativos en el entorno tecnológico y de mercado. El pico inicial de 2004 puede vincularse a la masificación de internet y los sistemas CRM, que por primera vez ofrecieron a las empresas herramientas escalables para gestionar datos de clientes. La publicación de libros influyentes sobre marketing relacional en esa época también pudo haber actuado como catalizador.

El largo declive y posterior estabilización entre 2005 y 2012 podría reflejar una "desilusión" inicial con la complejidad y el costo de estas primeras tecnologías, una fase común en los ciclos de "hype" tecnológico. El resurgimiento a partir de 2013 coincide directamente con el auge del Big Data y la analítica avanzada. Empresas como Amazon y Netflix demostraron el poder de la segmentación basada en datos de comportamiento a gran escala, lo que probablemente generó un efecto de imitación y renovó el interés de consultores y académicos. Los picos más recientes (2021-2023) podrían estar impulsados por la accesibilidad de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, que prometen una hiper-personalización y una segmentación predictiva sin precedentes.

V. Implicaciones e impacto: perspectivas para diferentes audiencias

La síntesis de los hallazgos del análisis temporal ofrece perspectivas diferenciadas y aplicables para diversos actores del ecosistema organizacional, desde académicos hasta directivos, contextualizando la relevancia y dinámica de la Segmentación de Clientes.

A. Contribuciones para investigadores, académicos y analistas

Para los investigadores, este análisis sugiere que el marco dicotómico de "moda vs. herramienta fundamental" puede ser insuficiente para describir la evolución de conceptos gerenciales en la era digital. Herramientas como Segmentación de Clientes exhiben una dinámica de "relevancia cíclica" impulsada por la co-evolución tecnológica. Esto abre nuevas líneas de investigación sobre cómo los avances tecnológicos actúan como catalizadores para el resurgimiento de prácticas de gestión establecidas. Además, el análisis revela un posible sesgo en la literatura que podría enfocarse en los picos de interés, descuidando los largos períodos de estabilización y adaptación silenciosa, que son cruciales para entender la persistencia de una herramienta.

B. Recomendaciones y sugerencias para asesores y consultores

Los consultores deben evitar presentar la Segmentación de Clientes como una novedad. Su valor no reside en su carácter innovador, sino en su probada resiliencia y capacidad de adaptación. A nivel estratégico, deben enmarcarla como una competencia fundamental para la personalización y la ventaja competitiva sostenible. A nivel táctico, la recomendación es centrarse en cómo las nuevas tecnologías (IA, machine learning) pueden potenciar las prácticas de segmentación existentes, en lugar de reemplazarlas. Operativamente, deben advertir a los clientes que el éxito no depende de la última tecnología, sino de la calidad de los datos y de la capacidad organizacional para actuar sobre los insights generados por los segmentos identificados.

C. Consideraciones para directivos y gerentes de organizaciones

La aplicabilidad de la Segmentación de Clientes varía según el tipo de organización, y los directivos deben considerar su contexto específico para maximizar su valor.

- **Públicas:** En este sector, la segmentación puede ser crucial para diseñar políticas y servicios públicos más eficientes y personalizados, mejorando la satisfacción ciudadana. La consideración clave es la ética en el uso de datos y la transparencia en los criterios de segmentación para evitar la discriminación.
- **Privadas:** Para las empresas privadas, la segmentación sigue siendo un pilar de la estrategia de marketing y ventas para maximizar la rentabilidad. La consideración

principal es la agilidad para adaptar los segmentos a un mercado en constante cambio y la inversión en tecnología para una segmentación más precisa.

- **PYMES:** Con recursos limitados, las PYMES deben enfocarse en una segmentación pragmática y accionable, utilizando herramientas accesibles. La clave es identificar nichos de mercado rentables que las grandes corporaciones podrían pasar por alto, en lugar de intentar una segmentación exhaustiva.
- **Multinacionales:** La complejidad aquí radica en la gestión de segmentos a través de diferentes culturas y mercados. La consideración fundamental es encontrar un equilibrio entre una segmentación global estandarizada para la eficiencia y una adaptación local para la relevancia cultural.
- **ONGs:** Para las ONGs, la segmentación es vital para la captación de fondos (segmentando donantes por motivaciones) y para la entrega efectiva de sus servicios (segmentando beneficiarios por necesidades). La principal consideración es alinear la estrategia de segmentación directamente con la misión social de la organización.

VI. Síntesis y reflexiones finales

En síntesis, el análisis de Google Trends para Segmentación de Clientes revela una trayectoria que no se ajusta a la de una moda gerencial clásica. En su lugar, emerge el patrón de una herramienta fundamental con una relevancia cíclica y persistente, cuya atención pública es reactivada periódicamente por catalizadores tecnológicos. Los hallazgos muestran un pico inicial intenso, seguido de una larga fase de normalización y un posterior resurgimiento que coincide con el auge de la analítica de datos y la inteligencia artificial.

La evidencia es más consistente con la explicación de una práctica de gestión duradera y adaptativa que con la de una moda pasajera. Su ciclo de vida prolongado, la estabilización del interés en un nivel base significativo y los claros patrones de resurgimiento sugieren que Segmentación de Clientes es un concepto central que co-evoluciona con el entorno. Es importante reconocer que este análisis se basa en datos de interés público de Google Trends, que miden la atención y no necesariamente la adopción profunda, lo que constituye una limitación inherente. No obstante, los patrones

observados sugieren que futuras investigaciones podrían explorar con mayor profundidad los mecanismos de co-evolución entre herramientas gerenciales y disruptivas tecnológicas.

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 de la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, evaluando cómo los factores contextuales externos —microeconómicos, tecnológicos y de mercado— configuran su dinámica de relevancia a lo largo del tiempo. A diferencia del análisis temporal previo, que se concentró en la secuencia cronológica de picos, declives y puntos de inflexión, este estudio profundiza en las fuerzas subyacentes que moldean la trayectoria global de la herramienta. Las tendencias generales se definen aquí como patrones amplios de interés público, reflejados en los datos de Google Trends, que son moldeados por el entorno en el que operan las organizaciones. El objetivo es trascender la descripción secuencial para explorar las dinámicas estructurales que explican por qué el interés en Segmentación de Clientes evoluciona de la manera en que lo hace. Mientras el análisis temporal reveló *cuándo* ocurrieron cambios significativos, este análisis busca entender *por qué* la herramienta exhibe un determinado nivel de estabilidad, volatilidad y reactividad, ofreciendo una perspectiva complementaria y de mayor profundidad para la investigación doctoral.

II. Base estadística para el análisis contextual

Para fundamentar el análisis de las tendencias generales, se parte de un conjunto de estadísticas descriptivas que resumen el comportamiento de Segmentación de Clientes en Google Trends durante las últimas dos décadas. Estos datos agregados proporcionan una base cuantitativa robusta para la construcción de índices contextuales, permitiendo una interpretación objetiva de la influencia del entorno externo sobre la herramienta.

A. Datos estadísticos disponibles

Los datos base para este análisis provienen de la serie temporal de Google Trends para el término Segmentación de Clientes. Las estadísticas clave, calculadas sobre el período completo de 20 años, resumen las características centrales de la distribución del interés público. La media general se sitúa en 48.44, indicando un nivel de atención sostenido. La desviación estándar es de 13.06, lo que apunta a una variabilidad moderada en torno a esa media. La Tendencia Normalizada de Desviación Anual (NADT) es de 1.33, sugiriendo una ligera pero persistente inclinación positiva en el interés a largo plazo. Se identificaron 3 picos principales en el análisis previo, y el rango de valores (diferencia entre el máximo de 100 y el mínimo de 28) es de 72, lo que demuestra una amplitud considerable en las fluctuaciones. Finalmente, los percentiles 25 (40) y 75 (54) enmarcan el rango intercuartílico, describiendo los niveles de interés más comunes.

B. Interpretación preliminar

La interpretación contextual de estas estadísticas ofrece una primera visión de la naturaleza de la herramienta. Un nivel medio de interés relativamente alto sugiere que Segmentación de Clientes no es un concepto marginal, sino una práctica con una presencia consolidada en el discurso público y profesional. La moderada desviación estándar, en relación con la media, podría indicar que, si bien la herramienta es sensible a factores externos, posee un núcleo de relevancia que le confiere cierta estabilidad. El NADT positivo, aunque modesto, contradice la noción de una herramienta en declive, apuntando más bien a una relevancia que se renueva o fortalece gradualmente. El número de picos y el amplio rango sugieren que la herramienta es reactiva a eventos específicos del entorno, como disruptiones tecnológicas o cambios en las estrategias de mercado, que periódicamente reavivan el interés en su aplicación.

Estadística	Valor (Segmentación de Clientes en Google Trends)	Interpretación Preliminar Contextual
Media	48.44	Nivel promedio de interés que refleja una relevancia sostenida y estructural en el entorno gerencial.
Desviación Estándar	13.06	Grado de variabilidad moderado, sugiriendo sensibilidad a cambios contextuales sin llegar a la inestabilidad extrema.
NADT	1.33	Tendencia anual ligeramente positiva, indicando un crecimiento gradual y persistente influenciado por factores evolutivos del entorno.
Número de Picos	3.00	Frecuencia de fluctuaciones que podría reflejar una alta reactividad a eventos externos catalizadores, como olas de innovación.
Rango	72.00	Amplitud de variación considerable, indicando que las influencias externas pueden generar cambios significativos en el nivel de atención.
Percentil 25	40.00	Umbral mínimo de interés robusto, sugiriendo que la herramienta mantiene su pertinencia incluso en contextos menos favorables.
Percentil 75	54.00	Nivel alto de interés alcanzado con frecuencia, reflejando su potencial para captar una atención significativa en contextos propicios.

III. Desarrollo y aplicabilidad de índices contextuales

Para cuantificar de manera sistemática el impacto de los factores externos en las tendencias de Segmentación de Clientes, se han construido una serie de índices simples y compuestos. Estos índices transforman las estadísticas descriptivas en métricas interpretables que capturan diferentes facetas de la relación entre la herramienta y su contexto, estableciendo una conexión analógica con los puntos de inflexión identificados en el análisis temporal.

A. Construcción de índices simples

Los índices simples están diseñados para aislar y medir características específicas de la dinámica de la herramienta, como su volatilidad, la fuerza de su tendencia y su capacidad de respuesta a estímulos externos.

(i) Índice de Volatilidad Contextual (IVC)

El Índice de Volatilidad Contextual (IVC) mide la sensibilidad de Segmentación de Clientes a las fluctuaciones del entorno, normalizando su variabilidad (Desviación Estándar) con respecto a su nivel promedio de interés (Media). Se calcula como $IVC = \frac{Desviación\ Estándar}{Media}$.

Desviación Estándar / Media. Este índice permite discernir si la variabilidad observada es proporcionalmente grande o pequeña en relación con su presencia general. Un valor bajo sugiere que, a pesar de las fluctuaciones, la herramienta mantiene un comportamiento relativamente estable, mientras que un valor alto indicaría una dinámica más errática y dependiente del contexto. Para Segmentación de Clientes, el IVC es de 0.27, un valor significativamente inferior a 1, lo que sugiere una baja volatilidad contextual. Esto podría interpretarse como una señal de madurez y estabilidad estructural, donde el interés base de la herramienta no es fácilmente erosionado por cambios externos menores.

(ii) Índice de Intensidad Tendencial (IIT)

El Índice de Intensidad Tendencial (IIT) cuantifica la fuerza y la dirección de la tendencia general de la herramienta, combinando la tasa de cambio anual (NADT) con el nivel promedio de interés (Media). Su fórmula es $IIT = NADT \times \text{Media}$. Este índice ofrece una medida más ponderada que el NADT por sí solo, ya que una tendencia positiva tiene mayor impacto si el nivel de interés ya es alto. Valores positivos indican una trayectoria de crecimiento consolidado, mientras que valores negativos apuntan a un declive estructural. Con un valor de 64.44, el IIT para Segmentación de Clientes es robustamente positivo, lo que indica una fuerte y significativa tendencia de crecimiento en su relevancia a largo plazo, probablemente impulsada por factores contextuales favorables y sostenidos que refuerzan su aplicabilidad.

(iii) Índice de Reactividad Contextual (IRC)

El Índice de Reactividad Contextual (IRC) evalúa la frecuencia con la que la herramienta experimenta picos de interés en relación con la amplitud de su variación normalizada. Se calcula como $IRC = \text{Número de Picos} / (\text{Rango} / \text{Media})$, ajustando la cantidad de fluctuaciones por la escala de su variación. Este índice permite medir la propensión de la herramienta a responder de manera aguda a eventos externos específicos. Un valor superior a 1 sugiere una alta reactividad, indicando que la herramienta es propensa a "reaccionar" a catalizadores del entorno. Para Segmentación de Clientes, el IRC es de 2.02, lo que denota una alta reactividad. Este resultado, en conjunto con su baja volatilidad (IVC), sugiere un patrón interesante: la herramienta es fundamentalmente estable, pero altamente sensible a eventos disruptivos que provocan picos de interés sin desestabilizar su base.

B. Estimaciones de índices compuestos

Los índices compuestos integran las métricas simples para ofrecer una visión más holística del comportamiento de la herramienta en su entorno, evaluando su influencia contextual general, su estabilidad y su resiliencia.

(i) Índice de Influencia Contextual (IIC)

El Índice de Influencia Contextual (IIC) evalúa el grado global en que los factores externos moldean la trayectoria de Segmentación de Clientes. Se calcula promediando los tres índices simples: $IIC = (IVC + |IIT| + IRC) / 3$. Al integrar la volatilidad, la intensidad de la tendencia y la reactividad, ofrece una medida agregada de la dependencia de la herramienta respecto a su entorno. Un valor elevado sugiere que el contexto es un motor principal de su evolución. El IIC para Segmentación de Clientes es de 22.24, un valor muy alto dominado por la fuerte intensidad de su tendencia (IIT). Esto indica de manera contundente que la evolución de la herramienta no es aleatoria, sino que está fuertemente determinada por fuerzas externas persistentes que impulsan su crecimiento y relevancia.

(ii) Índice de Estabilidad Contextual (IEC)

El Índice de Estabilidad Contextual (IEC) mide la capacidad de la herramienta para mantener un comportamiento predecible frente a las variaciones externas. Su fórmula, $IEC = \text{Media} / (\text{Desviación Estándar} \times \text{Número de Picos})$, es inversamente proporcional a la variabilidad y la frecuencia de las fluctuaciones. Valores altos indican una mayor resistencia a las perturbaciones del entorno. Con un valor de 1.24, el IEC de Segmentación de Clientes sugiere un nivel de estabilidad contextual moderadamente alto. Este hallazgo es coherente con los otros índices: a pesar de su alta reactividad a eventos específicos (IRC alto), la herramienta posee una base de interés lo suficientemente sólida y una volatilidad contenida (IVC bajo) como para no ser considerada inestable.

(iii) Índice de Resiliencia Contextual (IREC)

El Índice de Resiliencia Contextual (IREC) cuantifica la capacidad de Segmentación de Clientes para mantener niveles altos de interés a pesar de la variabilidad y las condiciones adversas. Se calcula como $IREC = \text{Percentil } 75 / (\text{Percentil } 25 + \text{Desviación Estándar})$, comparando su potencial de rendimiento alto con su base de interés en condiciones de

incertidumbre. Un valor superior a 1 indica resiliencia, mientras que un valor inferior a 1 señalaría vulnerabilidad. El IREC de la herramienta es de 1.02, un valor que se sitúa justo por encima del umbral de resiliencia. Esto sugiere que, aunque no es inmune a las presiones externas, la herramienta tiene la capacidad de sostener niveles de interés elevados y recuperarse de las fluctuaciones, evitando caer en una espiral de declive sostenido.

C. Análisis y presentación de resultados

La tabla de resultados resume los valores calculados de los índices y ofrece una interpretación orientativa de sus implicaciones. En conjunto, pintan el retrato de una herramienta de gestión que es estructuralmente estable y resiliente, pero dinámicamente reactiva a los catalizadores del entorno, con una fuerte tendencia de crecimiento a largo plazo impulsada por fuerzas contextuales. Esta firma dinámica es análoga a los hallazgos del análisis temporal, donde se observaron largos períodos de estabilidad interrumpidos por picos de interés que coincidían con disruptivas tecnológicas. Los índices como el IVC y el IIC cuantifican estas observaciones, sugiriendo que dichos eventos externos son la principal explicación tanto de las fluctuaciones periódicas como de la influencia contextual general que define la trayectoria de la herramienta.

Índice	Valor	Interpretación Orientativa
IVC	0.27	Baja volatilidad contextual, sugiriendo estabilidad estructural y madurez.
IIT	64.44	Tendencia de crecimiento fuerte y sostenida, influenciada positivamente por el contexto.
IRC	2.02	Alta reactividad a eventos externos específicos, como innovaciones tecnológicas.
IIC	22.24	Influencia contextual general extremadamente fuerte, indicando que el entorno es clave para su evolución.
IEC	1.24	Estabilidad contextual moderadamente alta, resistente a la desestabilización a pesar de las fluctuaciones.
IREC	1.02	Resiliencia frente a condiciones adversas, con capacidad para mantener niveles de interés elevados.

IV. Análisis de factores contextuales externos

La sistematización de los factores externos permite vincular los patrones cuantitativos, reflejados en los índices, con las fuerzas motrices del ecosistema organizacional. Este análisis se centra en los factores microeconómicos y tecnológicos como principales impulsores de las tendencias observadas en Google Trends para Segmentación de Clientes.

A. Factores microeconómicos

Los factores microeconómicos, como los costos operativos, el acceso a recursos y la presión por demostrar un retorno de la inversión (ROI), influyen directamente en las decisiones de adopción y uso de herramientas gerenciales. La Segmentación de Clientes, aunque conceptualmente poderosa, requiere inversiones en tecnología, datos y capital humano. En un contexto de alta presión sobre los costos, las organizaciones podrían dudar en adoptar o expandir su uso, lo que se reflejaría en una menor atención pública. Sin embargo, el moderado IEC (1.24) y el resiliente IREC (1.02) sugieren que la herramienta ha demostrado suficientemente su valor económico. Es probable que su capacidad para mejorar la eficiencia del marketing y aumentar la retención de clientes le permita superar las objeciones basadas puramente en el costo, justificando su presencia sostenida incluso en entornos económicos restrictivos.

B. Factores tecnológicos

Los factores tecnológicos son, posiblemente, el catalizador más significativo en la evolución de Segmentación de Clientes. La aparición de nuevas tecnologías, la creciente digitalización y la amenaza de obsolescencia de las prácticas existentes son fuerzas que redefinen constantemente el campo de juego. El alto IRC (2.02) es una clara manifestación de esta dinámica: cada ola de innovación tecnológica —desde los sistemas CRM y el data warehousing hasta el Big Data, el aprendizaje automático y la inteligencia artificial— provoca un renovado interés en la segmentación. Estas tecnologías no solo hacen la segmentación más fácil o barata, sino que la transforman fundamentalmente, permitiendo niveles de granularidad, personalización y predicción antes inalcanzables.

Esta co-evolución entre la herramienta y la tecnología es probablemente el principal motor detrás de su fuerte tendencia positiva (IIT de 64.44), ya que cada avance tecnológico desbloquea un nuevo horizonte de valor.

C. Índices simples y compuestos en el análisis contextual

Los índices actúan como un puente entre los eventos externos y la trayectoria de la herramienta. El alto IIC (22.24) se alinea directamente con los puntos de inflexión identificados en el análisis temporal, confirmando que eventos externos como la masificación de internet, el auge del Big Data o la popularización de la IA son los principales moldeadores de la tendencia general. Un evento económico como una recesión podría temporalmente afectar el interés, pero el bajo IVC (0.27) y el alto IREC (1.02) sugieren que la relevancia estructural de la herramienta persiste. Por otro lado, un avance tecnológico disruptivo eleva drásticamente el IRC (2.02), generando picos de atención que impulsan la tendencia positiva a largo plazo (IIT). Esta combinación de estabilidad fundamental y reactividad tecnológica es la firma distintiva que define a Segmentación de Clientes no como una moda, sino como una práctica en constante evolución.

V. Narrativa de tendencias generales

La integración de los índices y los factores contextuales permite construir una narrativa cohesiva sobre la evolución de Segmentación de Clientes. La tendencia dominante no es la de un ciclo de vida corto y volátil, sino la de una consolidación estratégica con una fuerte influencia del entorno tecnológico. El robusto IIT positivo (64.44) y el altísimo IIC (22.24) indican que la herramienta se encuentra en una trayectoria de crecimiento sostenido, impulsada de manera decisiva por factores externos. Los principales determinantes de esta trayectoria, como sugieren el alto IRC (2.02) y la discusión de factores tecnológicos, son las sucesivas olas de innovación en análisis de datos e inteligencia artificial. Cada una de estas olas no solo refina la herramienta, sino que amplía su alcance y su valor estratégico, generando picos de interés que se asientan sobre una base cada vez más sólida.

El patrón emergente, reflejado en la combinación de un bajo IVC (0.27) y un IEC moderadamente alto (1.24), es el de una "estabilidad dinámica". A diferencia de una moda gerencial, que es inherentemente inestable, Segmentación de Clientes posee un núcleo conceptual resiliente que le otorga estabilidad. Sin embargo, no es una práctica estática. Su alta reactividad contextual le permite adaptarse y evolucionar, absorbiendo innovaciones y manteniéndose relevante. Esta capacidad para responder a los cambios externos sin perder su identidad fundamental es lo que la distingue y explica su persistencia y crecimiento a largo plazo.

VI. Implicaciones Contextuales

El análisis de las tendencias generales y los factores contextuales ofrece perspectivas interpretativas diferenciadas para las distintas audiencias dentro del ecosistema de la gestión, cada una con implicaciones específicas derivadas de la firma dinámica de la herramienta.

A. De Interés para Académicos e Investigadores

El elevado IIC (22.24), que apunta a una fuerte influencia contextual, sugiere que los modelos teóricos sobre la difusión de herramientas gerenciales deben ir más allá de los mecanismos de imitación o legitimidad institucional. Es necesario incorporar de manera más explícita la co-evolución con el entorno tecnológico como un factor explicativo central. El alto IRC (2.02) invita a investigar los mecanismos específicos a través de los cuales las innovaciones tecnológicas catalizan el interés en prácticas de gestión establecidas, un fenómeno que complementa y enriquece la comprensión de los puntos de inflexión identificados en el análisis temporal. La combinación de baja volatilidad y alta reactividad desafía la dicotomía simple entre "moda" y "herramienta fundamental", proponiendo una tercera categoría de prácticas adaptativas y resilientes.

B. De Interés para Consultores y Asesores

El alto IRC (2.02) y la fuerte tendencia positiva (IIT de 64.44) indican que la Segmentación de Clientes no debe ser presentada como una solución estática, sino como una capacidad dinámica que requiere un monitoreo constante del entorno tecnológico. La recomendación estratégica no es simplemente adoptar la segmentación, sino desarrollar

una hoja de ruta para su evolución continua, integrando progresivamente nuevas herramientas de IA y análisis de datos. El resiliente IREC (1.02) permite a los consultores argumentar que la inversión en esta área es estratégicamente sólida y no una apuesta especulativa, ya que la herramienta ha demostrado su capacidad para generar valor de manera consistente a través de diferentes contextos económicos y tecnológicos.

C. De Interés para Gerentes y Directivos

El moderadamente alto IEC (1.24) sugiere a los gerentes que la Segmentación de Clientes es una práctica lo suficientemente estable como para ser integrada en el núcleo de la estrategia a largo plazo. No se trata de una iniciativa que deba ser reevaluada con cada cambio de presupuesto. Sin embargo, el alto IRC (2.02) es una advertencia de que la complacencia es un riesgo. Para mantener una ventaja competitiva, las organizaciones deben estar dispuestas a experimentar y adoptar nuevas tecnologías que potencien sus capacidades de segmentación. La gestión exitosa de esta herramienta implica, por tanto, un equilibrio entre la consolidación de procesos y la exploración de innovaciones, reflejando la tensión organizacional entre eficiencia y creatividad.

V. Síntesis y reflexiones finales

En resumen, el análisis de las tendencias generales revela que Segmentación de Clientes en Google Trends exhibe una trayectoria de crecimiento sostenido, caracterizada por una baja volatilidad, una alta reactividad a los catalizadores tecnológicos y una notable resiliencia. El Índice de Influencia Contextual (IIC) de 22.24 subraya de manera inequívoca que su evolución está fuertemente determinada por el entorno, mientras que el Índice de Estabilidad Contextual (IEC) de 1.24 indica que esta influencia no se traduce en inestabilidad, sino en una adaptación dinámica.

Estas reflexiones críticas, basadas en los índices cuantitativos, se correlacionan directamente con los hallazgos del análisis temporal. Los picos de interés identificados previamente pueden ser entendidos ahora como manifestaciones de la alta reactividad de la herramienta (IRC de 2.02) a avances tecnológicos específicos, como la inteligencia artificial y el Big Data. Estos patrones descartan la clasificación de la herramienta como una moda gerencial y la posicionan como una práctica fundamental en un estado de co-

evolución permanente con su contexto. Es crucial recordar que estos resultados se basan en datos de interés público de Google Trends, que son un proxy de la atención y no una medida directa de la adopción organizacional.

Esta perspectiva final sugiere que Segmentación de Clientes es un ejemplo paradigmático de cómo una herramienta de gestión puede mantener y aumentar su relevancia a lo largo del tiempo, no a pesar de las disruptpciones externas, sino gracias a ellas. Futuros estudios dentro de la investigación doctoral podrían explorar con mayor profundidad los mecanismos organizacionales que facilitan esta adaptación tecnológica, complementando así la visión macro que ofrece este análisis.

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 la aplicación de un modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) para evaluar y proyectar la dinámica de interés en la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, según los datos de Google Trends. El propósito de este enfoque es doble: primero, cuantificar la capacidad predictiva del modelo para anticipar patrones futuros de atención pública y, segundo, utilizar estas proyecciones para enriquecer la clasificación de su ciclo de vida. Este estudio avanza más allá de los análisis previos —el análisis temporal, que documentó la evolución histórica, y el de tendencias, que exploró las influencias contextuales— al introducir una dimensión prospectiva. Se busca determinar si la trayectoria futura, inferida a partir de la estructura estadística de los datos pasados, se alinea con las características de una moda gerencial, una práctica fundamental o un patrón híbrido.

El modelo ARIMA, al descomponer la serie temporal en componentes autorregresivos (dependencia del pasado), de media móvil (influencia de errores pasados) y de integración (tendencia subyacente), ofrece un marco riguroso para proyectar la continuidad o el cambio en los patrones observados. Por ejemplo, mientras el análisis temporal identificó picos de interés históricos para Segmentación de Clientes, este análisis predictivo evalúa la probabilidad de que dichos picos se repitan, se atenúen o den paso a una fase de estabilización. Esta integración de la perspectiva histórica, contextual y predictiva es fundamental para construir una interpretación robusta y multifacética en el marco de la investigación doctoral, alineándose con un enfoque longitudinal y estadísticamente riguroso.

II. Evaluación del desempeño del modelo

La validez de cualquier proyección depende intrínsecamente del desempeño del modelo subyacente. Por ello, se realiza una evaluación exhaustiva de la precisión y la calidad de ajuste del modelo ARIMA(3, 1, 1) aplicado a la serie temporal de Segmentación de Clientes. Este examen crítico de las métricas de error y los diagnósticos estadísticos es esencial para calibrar el grado de confianza que se puede depositar en las proyecciones y para comprender las limitaciones inherentes al enfoque predictivo.

A. Métricas de precisión

Las métricas de precisión proporcionan una medida cuantitativa del error promedio del modelo al predecir los datos. La Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) es de 10.73, mientras que el Error Absoluto Medio (MAE) es de 8.10. Dado que la serie de Google Trends opera en una escala de 0 a 100 y presenta una desviación estándar histórica de 13.06, estos valores de error sugieren una capacidad predictiva moderada. El RMSE, que penaliza más los errores grandes, indica que las predicciones pueden desviarse significativamente en momentos de alta volatilidad. El MAE, por su parte, sugiere que, en promedio, una predicción se desvía aproximadamente 8 puntos del valor real. Esta precisión es generalmente más alta a corto plazo (los próximos 12 a 18 meses) y tiende a disminuir a medida que el horizonte de proyección se alarga, ya que la incertidumbre acumulada aumenta.

B. Intervalos de confianza de las proyecciones

Los intervalos de confianza son cruciales para comunicar la incertidumbre inherente a las proyecciones. El modelo reporta una varianza del error (σ^2) de 47.28, un valor relativamente alto que se traduce en intervalos de confianza que se amplían considerablemente a medida que las proyecciones se extienden en el tiempo. Para las predicciones a corto plazo, el rango de valores probables puede ser lo suficientemente acotado para ser útil en la toma de decisiones. Sin embargo, para proyecciones a largo plazo (más allá de dos años), la amplitud de los intervalos probablemente crecerá hasta un punto en que la predicción puntual pierda significatividad práctica, reflejando la

imposibilidad de anticipar con certeza eventos disruptivos lejanos. Este comportamiento subraya la necesidad de interpretar las proyecciones con un lenguaje cauteloso y probabilístico.

C. Calidad del ajuste del modelo

La calidad del ajuste del modelo a los datos históricos se evaluó mediante varias pruebas de diagnóstico. La prueba de Ljung-Box arroja una probabilidad (Prob(Q)) de 0.97, lo que indica con alta confianza que no existe autocorrelación residual; es decir, el modelo ha capturado con éxito la estructura de dependencia temporal de los datos. La prueba de Jarque-Bera, con una probabilidad (Prob(JB)) de 0.79, sugiere que los residuos se distribuyen normalmente, cumpliendo uno de los supuestos clave para la validez del modelo. Finalmente, la prueba de heterocedasticidad presenta una probabilidad (Prob(H)) de 0.18, indicando que la varianza de los errores es constante a lo largo del tiempo. En conjunto, estos diagnósticos sugieren un ajuste estadísticamente sólido del modelo ARIMA(3, 1, 1) a la serie histórica de interés en Segmentación de Clientes.

III. Análisis de parámetros del modelo

El análisis de la estructura interna del modelo ARIMA(3, 1, 1) permite decodificar la dinámica subyacente que gobierna la evolución del interés en Segmentación de Clientes. La elección de los órdenes (p, d, q) no es arbitraria, sino que refleja las propiedades estadísticas de la serie temporal, como su memoria, su tendencia y su respuesta a los shocks aleatorios.

A. Significancia de componentes AR, I y MA

Todos los coeficientes del modelo resultaron ser estadísticamente significativos (p -valores < 0.05). Los tres términos autorregresivos (AR) indican que el nivel de interés en un mes determinado está fuertemente influenciado por los niveles de interés de los tres meses anteriores. Esta "memoria" de tres períodos sugiere que los cambios en la atención no son instantáneos, sino que tienen una inercia que se prolonga durante un trimestre. El término de media móvil (MA), también significativo, implica que el modelo ajusta las

predicciones futuras basándose en el error de la predicción del mes anterior, lo que le permite corregir rápidamente ante shocks o desviaciones inesperadas. El componente integrado (I) es igualmente crucial, como se detalla a continuación.

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

La estructura del modelo es ARIMA(3, 1, 1). El orden autorregresivo ($p=3$) sugiere una dinámica interna relativamente compleja, donde la tendencia actual depende de un historial trimestral. El orden de diferenciación ($d=1$) indica que la serie original no era estacionaria y requirió una diferenciación para estabilizar su media. El orden de la media móvil ($q=1$) señala que la influencia de los shocks aleatorios o "noticias" se incorpora al sistema y persiste de manera significativa durante un período. Esta configuración captura un proceso que tiene tanto una memoria estructural (AR) como una capacidad de adaptación a nueva información (MA), todo ello superpuesto a una tendencia subyacente (I).

C. Implicaciones de estacionariedad

El componente de integración ($d=1$) es quizás el más revelador desde una perspectiva interpretativa. El hecho de que la serie requiriera diferenciación para alcanzar la estacionariedad confirma la presencia de una tendencia a largo plazo, un hallazgo consistente con el NADT positivo de 1.33 identificado en el análisis de tendencias. Esto implica que el interés en Segmentación de Clientes no fluctúa alrededor de una media constante, sino que está impulsado por factores estructurales y sostenidos que lo empujan gradualmente en una dirección. Estos factores podrían ser la continua digitalización de la economía o la creciente disponibilidad de datos, que refuerzan de manera persistente la relevancia de la herramienta y la alejan del comportamiento errático y sin memoria de una serie puramente estacionaria.

IV. Integración de Datos Estadísticos Cruzados

Aunque el modelo ARIMA se basa exclusivamente en los datos históricos de la propia serie, su valor interpretativo se enriquece enormemente al contextualizar sus proyecciones con factores externos. Este enfoque cualitativo permite explorar cómo variables exógenas podrían validar, modular o, potencialmente, invalidar las tendencias proyectadas, ofreciendo una visión más robusta y realista del futuro de la herramienta.

A. Identificación de Variables Exógenas Relevantes

Para una herramienta como Segmentación de Clientes, varias variables exógenas podrían ser altamente influyentes. Datos sobre la tasa de adopción de tecnologías de inteligencia artificial y aprendizaje automático en el sector del marketing, por ejemplo, podrían actuar como un indicador adelantado de futuros picos de interés. De manera similar, cambios regulatorios significativos en la privacidad de datos (análogos al GDPR) podrían introducir shocks negativos en la tendencia. Otros indicadores relevantes podrían incluir la inversión en plataformas de gestión de datos de clientes (CDP) o el volumen de publicaciones académicas y de consultoría que mencionan nuevas técnicas de segmentación. La monitorización de estas variables proporcionaría un contexto crucial para interpretar las proyecciones del modelo.

B. Relación con Proyecciones ARIMA

Las proyecciones del modelo ARIMA muestran un pico de interés a finales de 2022, seguido de una estabilización en un nivel elevado y sostenido (~57) hasta mediados de 2025. Esta proyección de estabilidad podría estar reflejando una suposición implícita de que el entorno tecnológico y de mercado mantendrá su trayectoria actual. Si, por ejemplo, los datos sobre inversión en martech (tecnología de marketing) mostraran una tendencia de crecimiento constante, esto reforzaría la plausibilidad de la meseta proyectada por el ARIMA. Por el contrario, si surgiera una tecnología radicalmente nueva que hiciera obsoletas las formas actuales de segmentación, la proyección del modelo perdería validez, ya que no podría anticipar un cambio de paradigma de tal magnitud.

C. Implicaciones Contextuales

La integración de factores externos tiene implicaciones directas sobre la incertidumbre de las proyecciones. En un entorno de alta volatilidad económica o de rápida disruptión tecnológica, los intervalos de confianza calculados por el modelo ARIMA podrían subestimar el riesgo real. Por ejemplo, una crisis económica global, no presente en los patrones recientes de los datos, podría deprimir el interés en herramientas de gestión consideradas no esenciales, causando una caída que el modelo no prevería. Por lo tanto, las proyecciones deben ser vistas no como un destino fijo, sino como un escenario base que asume la continuidad de las condiciones estructurales, un escenario que debe ser constantemente reevaluado a la luz de nueva información contextual.

V. Insights y clasificación basada en Modelo ARIMA

La verdadera utilidad del modelo ARIMA para esta investigación reside en su capacidad para transformar las proyecciones estadísticas en insights cualitativos sobre la naturaleza y el ciclo de vida de Segmentación de Clientes. Al aplicar un marco clasificatorio a las tendencias proyectadas, es posible evaluar de manera objetiva si la herramienta se comporta más como una moda, una doctrina o un híbrido.

A. Tendencias y patrones proyectados

Las proyecciones para el período 2022-2025 no sugieren un patrón de declive sostenido. Por el contrario, el modelo anticipa un pico a corto plazo que alcanza un valor de 62.2, seguido de una estabilización en un rango de 56-57. Este nivel proyectado es significativamente superior a la media histórica de la herramienta (48.44), lo que indica una fase de renovada y consolidada relevancia. Este patrón es inconsistente con el de una moda gerencial, que implicaría un declive pronunciado y continuo tras el pico. En cambio, sugiere que la herramienta ha alcanzado un nuevo "piso" de interés, potencialmente catalizado por recientes avances tecnológicos, lo que se alinea con las conclusiones del análisis de tendencias sobre su resiliencia y capacidad de adaptación.

B. Cambios significativos en las tendencias

El cambio más significativo en la tendencia proyectada es el punto de inflexión que ocurre a finales de 2022. El modelo predice un rápido aumento de interés hasta octubre de 2022, seguido de una corrección y la posterior estabilización. Este patrón podría interpretarse como el ciclo completo de una "mini-ola" de interés, posiblemente impulsada por la popularización de la IA generativa y su aplicación al marketing. El hecho de que el interés no regrese a su media anterior, sino que se estabilice en un nivel superior, es un hallazgo clave. Sugiere un mecanismo de "trinque", donde cada ola tecnológica eleva permanentemente el nivel base de relevancia de la herramienta.

C. Fiabilidad de las proyecciones

La fiabilidad de estas proyecciones debe evaluarse con cautela. El buen ajuste del modelo a los datos históricos y la significancia de sus parámetros otorgan una base sólida. Sin embargo, las métricas de error (RMSE de 10.73) indican que las predicciones puntuales están sujetas a una desviación considerable. Por lo tanto, la fiabilidad es mayor al interpretar la forma general de la tendencia (pico seguido de meseta) que al confiar en los valores numéricos exactos. Las proyecciones a corto plazo (hasta 18 meses) pueden considerarse razonablemente fiables como guía direccional, mientras que las proyecciones a más largo plazo son inherentemente más especulativas y deben ser tratadas como un escenario exploratorio.

D. Índice de Moda Gerencial (IMG)

Para formalizar la clasificación, se construye un Índice de Moda Gerencial (IMG) simple, basado en las características del ciclo proyectado. Este índice agrega cuatro componentes normalizados (0-1), donde valores más altos indican características más cercanas a las de una moda. - **Tasa de Crecimiento Inicial:** El interés proyectado crece un 31% en los primeros cuatro meses. Esta es una tasa rápida, asignándosele un valor de **0.7**. - **Tiempo hasta el Pico:** El pico se alcanza en solo 4 meses, un período muy corto. Se le asigna un valor de **0.9**. - **Tasa de Declive:** El declive post-pico es de aproximadamente 13% en los tres meses siguientes. Esta es una corrección modesta, no un colapso. Se le asigna un valor de **0.3**. - **Duración del Ciclo:** El ciclo de pico y estabilización se completa en

aproximadamente 12 meses. Aunque rápido, la clave es la estabilización. Para reflejar la mezcla, se le asigna un valor de **0.6**. El IMG resultante es $(0.7 + 0.9 + 0.3 + 0.6) / 4 = 0.625$.

E. Clasificación de Segmentación de Clientes

Con un IMG de 0.625, la herramienta se sitúa por debajo del umbral de 0.7 propuesto para una "Moda Gerencial", pero significativamente por encima del umbral de una "Doctrina" ($\text{IMG} < 0.4$). Por lo tanto, la clasificación más apropiada basada en las proyecciones ARIMA es la de un patrón **Híbrido**. Específicamente, se alinea con la categoría de **Dinámica Cíclica Persistente**. Las proyecciones muestran un ciclo corto y agudo (característica de moda), pero que resulta en una estabilización en un nivel alto y no en un abandono (característica de doctrina). Este resultado es coherente con los análisis previos que describieron la herramienta como una práctica fundamental que experimenta resurgimientos cílicos impulsados por la tecnología.

VI. Implicaciones Prácticas

Las proyecciones del modelo ARIMA y la clasificación resultante ofrecen implicaciones concretas para las diferentes audiencias del ecosistema organizacional, traduciendo los hallazgos estadísticos en perspectivas estratégicas y operativas.

A. De interés para académicos e investigadores

Las proyecciones del modelo ARIMA, al sugerir un patrón de estabilización post-pico, invitan a la comunidad académica a investigar los mecanismos a través de los cuales el "hype" tecnológico se traduce en una mayor relevancia estructural para las herramientas de gestión establecidas. El IMG de 0.625, que indica un patrón híbrido, refuerza la necesidad de desarrollar marcos teóricos más sofisticados que superen la dicotomía simplista de moda vs. doctrina. Futuras investigaciones podrían enfocarse en cómo la resiliencia de una herramienta se construye a través de ciclos recurrentes de innovación y adaptación, un fenómeno que este análisis proyecta que continuará para Segmentación de Clientes.

B. De interés para asesores y consultores

Para los consultores, la proyección de un pico agudo seguido de una meseta elevada es una información valiosa. Sugiere que existe una ventana de oportunidad para capitalizar el alto interés en nuevas tecnologías (como la IA aplicada a la segmentación), pero el mensaje clave para los clientes debe ser la sostenibilidad a largo plazo. La recomendación no debería ser adoptar la "última tendencia", sino invertir en la Segmentación de Clientes como una capacidad estratégica fundamental que evoluciona. Un declive proyectado en el "hype" no debe interpretarse como una obsolescencia de la herramienta, sino como una transición hacia su integración madura en las operaciones.

C. De interés para directivos y gerentes

Los directivos pueden utilizar la fiabilidad a corto plazo de las proyecciones para informar las decisiones de inversión en tecnología y talento para los próximos 12-24 meses. La proyección de una estabilidad sostenida en un nivel de interés alto justifica la asignación de recursos a largo plazo para fortalecer las capacidades de segmentación. La dinámica proyectada sugiere una estrategia de doble vía: por un lado, consolidar y optimizar las prácticas de segmentación existentes (explotación) y, por otro, explorar y experimentar con nuevas tecnologías que puedan potenciar estas prácticas (exploración), gestionando así la tensión entre la estabilidad y la innovación.

VII. Síntesis y Reflexiones Finales

En conclusión, el análisis predictivo mediante el modelo ARIMA(3, 1, 1) proyecta que el interés en Segmentación de Clientes en Google Trends, tras un pico a finales de 2022, se estabilizará en un nivel elevado y sostenido hasta 2025. El modelo muestra un ajuste estadísticamente robusto a los datos históricos, aunque su precisión predictiva, con un RMSE de 10.73, es moderada, lo que aconseja una mayor confianza en las tendencias direccionales a corto plazo que en los valores puntuales a largo plazo.

Estas proyecciones se alinean de manera coherente con los hallazgos de los análisis temporal y de tendencias. El patrón proyectado de "pico y meseta alta" puede interpretarse como la manifestación futura de la dinámica de "relevancia cíclica" identificada previamente, donde la herramienta demuestra una resiliencia estructural y es

periódicamente revitalizada por catalizadores tecnológicos. La clasificación como patrón híbrido, respaldada por un Índice de Moda Gerencial de 0.625, captura esta dualidad de responder con agilidad a las novedades sin perder su estatus de práctica fundamental. La principal limitación implícita de este análisis es su dependencia de la continuidad de los patrones históricos; eventos exógenos imprevistos, como una disruptión tecnológica sin precedentes o una crisis económica severa, podrían alterar significativamente la trayectoria proyectada.

La perspectiva final que emerge es que el análisis ARIMA no solo proporciona un pronóstico, sino que también refuerza una comprensión más profunda de la identidad de la herramienta. Segmentación de Clientes no parece ser ni una moda efímera ni una doctrina estática, sino una capacidad organizacional en co-evolución permanente con su entorno. Este enfoque analítico integrado, que combina la historia, el contexto y la proyección, aporta un marco cuantitativo robusto y matizado para su estudio dentro de la investigación doctoral.

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 en la dimensión cíclica intra-anual del interés público en la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, utilizando datos descompuestos de Google Trends. A diferencia de los estudios previos, este apartado se concentra en identificar, cuantificar y interpretar los patrones que se repiten anualmente, ofreciendo una perspectiva complementaria a la visión de largo plazo. Mientras el análisis temporal previo documentó la cronología de los grandes puntos de inflexión a lo largo de las décadas y el análisis de tendencias exploró las fuerzas contextuales externas que moldean la trayectoria general, este estudio descompone la serie para aislar su "pulso" anual. Del mismo modo, si bien el análisis del modelo ARIMA proyectó la dirección futura de la tendencia, este examen estacional busca determinar si la variabilidad a corto plazo contiene una estructura predecible. El objetivo es evaluar la presencia, consistencia y evolución de estos patrones estacionales para comprender cómo los ritmos del año calendario podrían influir en la atención prestada a esta herramienta, enriqueciendo así el diagnóstico de su naturaleza comportamental.

II. Base estadística para el análisis estacional

El fundamento de este análisis reside en la descomposición de la serie temporal de Google Trends para Segmentación de Clientes. Este procedimiento estadístico permite aislar el componente estacional de la tendencia de largo plazo y de las fluctuaciones irregulares, proporcionando una base cuantitativa para evaluar los patrones recurrentes.

A. Naturaleza y método de los datos

Los datos para este análisis se derivan de la serie mensual de Google Trends para Segmentación de Clientes, que abarca desde 2014 hasta 2023. Se aplicó un método de descomposición de series temporales, que separa la serie original en tres componentes: la tendencia, que captura el movimiento a largo plazo; el componente estacional, que representa las fluctuaciones que se repiten en un período fijo (en este caso, 12 meses); y el residuo, que corresponde a la variabilidad irregular o aleatoria. Los valores estacionales proporcionados representan la desviación promedio de la tendencia para cada mes del año. Un valor positivo indica que el interés en ese mes es, en promedio, superior a la tendencia, mientras que un valor negativo señala un interés inferior. La consistencia de estos valores a lo largo de los años en los datos de entrada sugiere que se ha identificado un patrón estacional estable y promedio.

B. Interpretación preliminar

La evaluación inicial de los componentes estacionales descompuestos proporciona una visión cuantitativa de la ciclicidad anual del interés en Segmentación de Clientes. Las métricas clave revelan un patrón discernible, aunque su magnitud debe ser contextualizada en relación con la tendencia general de la herramienta.

Componente	Valor (Segmentación de Clientes en Google Trends)	Interpretación Preliminar
Amplitud Estacional	0.4731	La diferencia entre el mes de mayor y menor interés representa una fluctuación anual significativa, indicando que existen períodos claros de mayor y menor atención.
Período Estacional	Anual (Mensual)	Los ciclos de interés se completan cada 12 meses, con picos y valles que se repiten en los mismos meses cada año, sugiriendo un patrón ligado al calendario de negocios.
Fuerza Estacional	Moderada	Aunque el patrón es claro y regular, su amplitud en relación con la media general de la serie sugiere que la estacionalidad es un componente visible pero no dominante de la variabilidad total.

C. Resultados de la descomposición estacional

El análisis de los datos descompuestos revela un patrón estacional claro y consistente a lo largo del año. El interés en Segmentación de Clientes tiende a alcanzar su punto máximo en el último trimestre, específicamente en octubre (valor estacional de +0.204) y noviembre (+0.194), lo que sugiere una fuerte asociación con la planificación de fin de

año y las campañas comerciales. Se observa un segundo pico, de menor intensidad, a finales del invierno y principios de la primavera, en febrero (+0.122) y marzo (+0.159). Por el contrario, el interés disminuye notablemente durante los meses de verano, alcanzando sus puntos más bajos en julio (-0.269) y agosto (-0.252), lo que podría corresponder a períodos vacacionales y a una menor actividad en la planificación estratégica en muchas organizaciones del hemisferio norte. El año comienza con un nivel de interés moderadamente bajo en enero (-0.103), posiblemente reflejando una fase de reajuste post-vacacional antes del impulso de la planificación del primer trimestre.

III. Análisis cuantitativo de patrones estacionales

Para caracterizar de manera rigurosa la dinámica estacional de Segmentación de Clientes, se han desarrollado métricas específicas que cuantifican la intensidad, regularidad y evolución de estos patrones recurrentes a lo largo del tiempo.

A. Identificación y cuantificación de patrones recurrentes

El patrón recurrente principal es un ciclo anual con dos picos y dos valles bien definidos. El pico dominante ocurre en otoño (octubre-noviembre), con una duración de dos meses y una magnitud promedio que eleva el interés por encima de la tendencia en aproximadamente un 0.20. El segundo pico, en primavera (febrero-marzo), también dura dos meses pero con una magnitud promedio menor, alrededor de 0.14. El valle más profundo se produce en verano (julio-agosto), con una duración de dos meses y una magnitud promedio que deprime el interés en cerca de un -0.26 con respecto a la tendencia. Estos ciclos intra-anuales son consistentes y predecibles, lo que sugiere que el interés en la herramienta está influenciado por una cadencia operativa anualizada.

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

La consistencia de los patrones estacionales observados es excepcionalmente alta. Los datos de la descomposición muestran un componente estacional idéntico para cada año analizado (2014-2023). Esto no implica que no haya habido ninguna variación en la realidad, sino que el método de descomposición ha calculado un patrón estacional promedio tan robusto y estable que se aplica de manera consistente a toda la serie. Esta perfecta regularidad en el modelo sugiere que los factores subyacentes que impulsan la

estacionalidad, como los ciclos de planificación empresarial o las temporadas comerciales, han sido notablemente estables y predecibles durante la última década, ejerciendo una influencia constante año tras año.

C. Análisis de períodos pico y trough

Un análisis detallado de los momentos clave del ciclo anual confirma la estructura bimodal del interés. El período pico principal se extiende de octubre a noviembre, coincidiendo con la intensificación de la planificación estratégica para el siguiente año fiscal y la preparación para las campañas de ventas de fin de año, como el Black Friday y la temporada navideña. El segundo pico, de febrero a marzo, podría estar alineado con la ejecución de los planes del primer trimestre y el lanzamiento de nuevas iniciativas tras el cierre del año anterior. El trough o valle más pronunciado, en julio y agosto, se correlaciona fuertemente con los períodos de vacaciones de verano en Norteamérica y Europa, donde la actividad de búsqueda profesional tiende a disminuir. Un trough secundario en enero podría reflejar el período de calma operativa que sigue al cierre del año fiscal y las festividades.

D. Índice de Intensidad Estacional (IIE)

El Índice de Intensidad Estacional (IIE) mide la magnitud de las fluctuaciones estacionales en relación con el nivel promedio de interés de la herramienta. Se calcula dividiendo la amplitud estacional (la diferencia entre el valor estacional máximo y mínimo) por la media histórica de la serie (48.44). Para Segmentación de Clientes, el IIE es de 0.0098 ($0.4731 / 48.44$). Un valor tan significativamente inferior a 1 indica que, aunque el patrón estacional es estadísticamente claro y regular, su intensidad es muy baja. En términos prácticos, las oscilaciones estacionales representan una pequeña fracción del interés total. Esto sugiere que la relevancia de la herramienta está impulsada principalmente por su tendencia a largo plazo y por factores no cíclicos, como las innovaciones tecnológicas, más que por los ritmos del calendario anual.

E. Índice de Regularidad Estacional (IRE)

El Índice de Regularidad Estacional (IRE) evalúa la consistencia con la que los patrones se repiten anualmente. Se calcula como la proporción de años en los que los picos y valles ocurren en los mismos períodos. Dado que los datos de la descomposición

muestran un patrón idéntico para los 10 años del período analizado, el IRE es de 1.0 (10/10). Este valor perfecto indica una regularidad estacional extremadamente alta según el modelo. Esta predictibilidad sugiere que los factores que impulsan estos ciclos son estructurales y persistentes en el entorno empresarial, lo que hace que el componente estacional, aunque de baja intensidad, sea una característica fiable de la dinámica de interés de la herramienta.

F. Tasa de Cambio Estacional (TCE)

La Tasa de Cambio Estacional (TCE) mide si la fuerza del patrón estacional ha aumentado o disminuido con el tiempo. Se calcula como la diferencia entre la fuerza estacional al final y al principio del período, dividida por el número de años. Dado que el componente estacional en los datos proporcionados es constante, la fuerza estacional no ha cambiado. Por lo tanto, la TCE es 0. Este resultado implica que, durante la última década, la influencia de los ciclos anuales en el interés por la Segmentación de Clientes no se ha intensificado ni debilitado. La estacionalidad parece ser una característica estable y madura del comportamiento de la herramienta, sin signos de estar perdiendo o ganando relevancia.

G. Evolución de los patrones en el tiempo

El análisis cuantitativo, a través de los índices de regularidad y cambio estacional, converge en una conclusión clara: el patrón estacional de Segmentación de Clientes ha demostrado una notable estabilidad a lo largo de la última década. La amplitud, la frecuencia y la fuerza de los ciclos intra-anuales no muestran una evolución discernible. Esta falta de cambio sugiere que las prácticas organizacionales que subyacen a estos patrones, como la planificación presupuestaria anual y los ciclos de marketing estacionales, están profundamente arraigadas y no han sido alteradas significativamente por otros cambios en el entorno. La estacionalidad de la herramienta no parece estar en una fase de emergencia o declive, sino que se ha consolidado como un componente estructural y predecible de su dinámica general.

IV. Análisis de factores causales potenciales

La identificación de patrones estacionales consistentes invita a explorar los posibles factores cíclicos del ecosistema organizacional que podrían explicarlos. Aunque la causalidad no puede establecerse de forma definitiva, la coincidencia temporal entre los patrones de interés y los ciclos de negocio recurrentes ofrece una base sólida para formular interpretaciones plausibles.

A. Influencias del ciclo de negocio

El patrón estacional observado se alinea estrechamente con los ciclos de negocio y planificación de muchas corporaciones. El pico de interés en octubre y noviembre coincide con el período en que las organizaciones suelen finalizar sus presupuestos y planes estratégicos para el año siguiente. La segmentación de clientes es una actividad fundamental en este proceso, ya que informa las previsiones de ventas, las estrategias de marketing y la asignación de recursos. De manera similar, el pico de febrero-marzo puede reflejar el inicio de la ejecución de estos planes y la necesidad de ajustar las tácticas de segmentación para las campañas del primer semestre. La calma del verano coincide con una menor intensidad en la planificación estratégica a largo plazo.

B. Factores industriales potenciales

En industrias como el comercio minorista (retail) y el comercio electrónico, la estacionalidad es un motor fundamental de la actividad. El pico de interés en Segmentación de Clientes durante el cuarto trimestre se correlaciona directamente con la preparación para los eventos de ventas más importantes del año, como Black Friday, Cyber Monday y la temporada navideña. Durante este período, la capacidad de segmentar audiencias para campañas de marketing personalizadas y promociones dirigidas es crítica para la competitividad y la rentabilidad. La necesidad de analizar los resultados de estas campañas y planificar las del próximo año podría, a su vez, sostener el interés hasta el primer trimestre del año siguiente.

C. Factores externos de mercado

Más allá de los ciclos internos de las empresas, factores del mercado externo, como el comportamiento del consumidor, también pueden influir. Las búsquedas de Segmentación de Clientes por parte de estudiantes y académicos pueden seguir el calendario académico, con picos de interés durante los semestres de otoño y primavera y una caída durante las vacaciones de verano. Aunque los datos de Google Trends no distinguen el tipo de usuario, es plausible que los ciclos académicos contribuyan a reforzar el patrón observado, sumándose a la demanda de información proveniente del sector empresarial y de consultoría durante los mismos períodos del año.

D. Influencias de Ciclos Organizacionales

El patrón identificado se alinea fuertemente con los ciclos organizacionales internos, particularmente los relacionados con la planificación fiscal y la evaluación del rendimiento. La concentración de interés en el último trimestre del año calendario (Q4) y en el primero (Q1) sugiere una fuerte conexión con las actividades de cierre anual y apertura de un nuevo ciclo. En Q4, las empresas evalúan el rendimiento del año en curso y utilizan la segmentación para definir objetivos y presupuestos para el siguiente. En Q1, implementan las nuevas estrategias, lo que requiere una revisión y ajuste de los segmentos de clientes existentes. Este ritmo, dictado por el calendario fiscal y de planificación, parece ser un motor clave de la demanda recurrente de información sobre esta herramienta.

V. Implicaciones de los patrones estacionales

La existencia de una estacionalidad regular, aunque de baja intensidad, tiene implicaciones significativas para la previsión, la estrategia de adopción y la comprensión de la naturaleza fundamental de la herramienta Segmentación de Clientes.

A. Estabilidad de los patrones para pronósticos

La alta regularidad de los patrones estacionales (IRE de 1.0) los convierte en un componente altamente predecible, lo que puede mejorar significativamente la precisión de los pronósticos a corto plazo. Al incorporar este ciclo anual conocido, modelos predictivos como el ARIMA pueden ajustar sus proyecciones para anticipar los picos y

valles recurrentes, reduciendo el error en las predicciones a 12-18 meses. La fiabilidad de este componente estacional proporciona una base de certidumbre en un entorno que, por lo demás, está sujeto a tendencias y shocks impredecibles. Una regularidad tan alta sugiere que los patrones cíclicos pueden ser considerados un factor fiable en los modelos de proyección.

B. Componentes de tendencia vs. estacionales

La comparación entre la fuerza de la tendencia y la del componente estacional es reveladora. El bajo Índice de Intensidad Estacional (IIE de 0.0098) indica que las fluctuaciones anuales son modestas en comparación con el nivel general de interés y la tendencia a largo plazo. Esto implica que la variabilidad en la atención a Segmentación de Clientes es mucho más cíclica que estructural. La historia principal de esta herramienta no está en sus ritmos anuales, sino en su evolución estructural a largo plazo, impulsada por factores tecnológicos y estratégicos. La estacionalidad es un patrón superpuesto, una variación predecible sobre una tendencia mucho más poderosa y significativa.

C. Impacto en estrategias de adopción

Los patrones estacionales identificados pueden informar las estrategias de adopción y comunicación. Los picos de interés en otoño y primavera representan ventanas de oportunidad óptimas para que consultores, proveedores de software y educadores lancen campañas de marketing, seminarios web o nuevos contenidos, ya que la audiencia es más receptiva. Por el contrario, intentar impulsar la adopción durante el valle de verano podría requerir un esfuerzo mayor para captar una atención menor. Para las organizaciones, entender este ciclo puede ayudar a planificar proyectos de implementación o capacitación en momentos en que los equipos internos están más enfocados en la planificación estratégica, como en el cuarto trimestre.

D. Significación práctica

La significación práctica de la estacionalidad de Segmentación de Clientes es dual. Por un lado, su alta regularidad ($IRE=1.0$) la convierte en una herramienta útil para la planificación táctica y la mejora de pronósticos. Por otro lado, su baja intensidad (IIE bajo) implica que no se debe sobreestimar su impacto en la relevancia estratégica general

de la herramienta. Una organización no debería cuestionar el valor fundamental de la segmentación basándose en la caída de interés durante el verano. La estacionalidad no refleja una volatilidad intrínseca de la herramienta, sino más bien el ritmo predecible del entorno empresarial en el que se aplica.

VI. Narrativa interpretativa de la estacionalidad

La integración de los hallazgos cuantitativos y cualitativos permite construir una narrativa coherente sobre la estacionalidad de Segmentación de Clientes. El patrón dominante es el de un ritmo anual, predecible y estable, pero de modesta intensidad, que refleja la cadencia del mundo corporativo. El Índice de Intensidad Estacional (IIE) de 0.0098 y el Índice de Regularidad Estacional (IRE) de 1.0 sugieren una estacionalidad de baja intensidad pero alta regularidad, con picos pronunciados en otoño (octubre-noviembre) y un valle en verano (julio-agosto). Esta firma dinámica sugiere que, aunque la relevancia estratégica a largo plazo de la herramienta está dictada por grandes tendencias tecnológicas y de mercado, su atención táctica y operativa sube y baja al compás del calendario de planificación, presupuestación y ejecución comercial.

Los factores causales potenciales más plausibles son los ciclos organizacionales y fiscales, que concentran la planificación estratégica y las campañas de marketing más importantes en el último y primer trimestre del año. Estos patrones estacionales complementan los hallazgos de los análisis previos. Mientras que el análisis temporal identificó los grandes puntos de inflexión impulsados por la innovación, y el análisis de tendencias midió su resiliencia contextual, este análisis estacional revela el pulso operativo subyacente. La estacionalidad no contradice la idea de Segmentación de Clientes como una herramienta fundamental en evolución; más bien, la refuerza, mostrando cómo esta práctica estratégica se integra y se activa dentro de los ciclos recurrentes y predecibles de la gestión diaria.

VII. Implicaciones Prácticas

El análisis de los patrones estacionales ofrece perspectivas aplicables para los distintos actores del ecosistema gerencial, traduciendo los hallazgos estadísticos en consideraciones estratégicas y tácticas.

A. De interés para académicos e investigadores

La marcada regularidad estacional ($IRE=1.0$) sugiere que los modelos de difusión de innovaciones gerenciales podrían enriquecerse al incorporar variables cíclicas ligadas a los calendarios de negocio. Esto podría llevar a investigar cómo los factores estacionales interactúan con los catalizadores de largo plazo (como la tecnología) para modular la atención y la adopción de herramientas de gestión. Un IRE tan elevado invita a explorar si este tipo de patrón es común a otras herramientas de planificación estratégica, lo que podría revelar una capa de comportamiento predecible en el ecosistema de las ideas gerenciales.

B. De interés para asesores y consultores

El conocimiento de los picos estacionales de interés ofrece una ventaja táctica. Un IIE , aunque bajo, combinado con un pico claro en octubre-noviembre, indica que este es el momento ideal para lanzar informes, estudios de caso y propuestas comerciales centradas en la planificación del próximo año. Presentar soluciones de segmentación durante este período alinea la oferta con una demanda de información naturalmente elevada, aumentando la probabilidad de captar la atención de los responsables de la toma de decisiones cuando están más enfocados en la estrategia.

C. De interés para directivos y gerentes

La consistencia de los patrones estacionales puede guiar la planificación interna de recursos. Sabiendo que la demanda de análisis de segmentación y la actividad de planificación estratégica se intensifican a finales de año, los gerentes pueden anticipar y asignar el talento analítico y los recursos tecnológicos necesarios. Además, la TCE nula sugiere que este patrón es estable, permitiendo una planificación a largo plazo. Las organizaciones pueden estructurar sus ciclos de revisión de segmentos de clientes para que coincidan con estos picos de actividad, asegurando que las decisiones estratégicas se basen en la información más actualizada.

VIII. Síntesis y reflexiones finales

En síntesis, el análisis de la serie de Google Trends para Segmentación de Clientes revela la presencia de un patrón estacional estadísticamente significativo, caracterizado por una regularidad extremadamente alta (IRE de 1.0) pero una intensidad relativamente baja (IIE de 0.0098). El interés en la herramienta muestra picos recurrentes en otoño y primavera, y valles en verano, un ritmo que se alinea plausiblemente con los ciclos anuales de planificación estratégica, presupuestación y actividad comercial en el entorno corporativo.

Estas reflexiones críticas aportan una nueva dimensión a la comprensión de la herramienta. Los patrones estacionales, aunque de modesta magnitud, complementan la narrativa de los análisis previos. Demuestran que incluso una práctica fundamental y en constante evolución como la Segmentación de Clientes está sujeta a los ritmos operativos del calendario empresarial. Este hallazgo no disminuye su importancia estratégica, sino que la contextualiza, mostrando cómo su relevancia se activa y desactiva tácticamente a lo largo del año. La perspectiva final es que la estacionalidad, lejos de ser ruido aleatorio, es una manifestación de la integración profunda de la herramienta en la maquinaria recurrente de la gestión organizacional, aportando una capa de predictibilidad cíclica a su dinámica de largo plazo.

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 enfoca en cuantificar la significancia, periodicidad y robustez de los ciclos temporales plurianuales en la herramienta de gestión Segmentación de Clientes, aplicando un riguroso enfoque metodológico basado en el análisis de Fourier. A diferencia de estudios anteriores, que se concentraron en la estacionalidad intra-anual, la cronología de eventos o las proyecciones de tendencia, este apartado se adentra en las oscilaciones de mayor escala, aquellas que se desarrollan a lo largo de varios años. El objetivo es complementar el marco de análisis previo al identificar y evaluar la presencia, fuerza y evolución de estos ciclos amplios, que podrían estar vinculados a dinámicas macroeconómicas, olas de innovación tecnológica o ciclos de inversión estratégica. Mientras el análisis estacional detecta picos anuales predecibles en el último trimestre, este análisis podría revelar si ciclos de 5 a 10 años subyacen a la dinámica de adopción e interés en Segmentación de Clientes, ofreciendo una perspectiva más profunda sobre su comportamiento como práctica gerencial.

II. Evaluación de la fuerza de los patrones cíclicos

La cuantificación de la significancia y consistencia de los ciclos plurianuales se realiza mediante el análisis de Fourier, que descompone la serie temporal de Google Trends en sus frecuencias constituyentes. Este método permite identificar patrones periódicos que no son evidentes a simple vista y medir su fuerza relativa, proporcionando una base estadística para evaluar la naturaleza cíclica de la herramienta.

A. Base estadística del análisis cíclico

El análisis se fundamenta en el espectro de frecuencias derivado de la Transformada de Fourier aplicada a los datos de Google Trends para Segmentación de Clientes. Los datos resultantes revelan la magnitud (amplitud) de las oscilaciones para diferentes períodos (medidos en meses). Una magnitud elevada para un período específico indica que un ciclo de esa duración es un componente fuerte y significativo de la variabilidad total de la serie. Las métricas clave utilizadas son la amplitud del ciclo, que cuantifica la intensidad de la oscilación; el período del ciclo, que define su duración; y la potencia espectral (proporcional al cuadrado de la magnitud), que mide la energía relativa de cada frecuencia. La presencia de picos claros y definidos en el espectro, con magnitudes muy superiores al ruido de fondo, sugiere la existencia de patrones cíclicos robustos y no aleatorios. Por ejemplo, un ciclo de 10 años (120 meses) con una magnitud de 611.70 indica una oscilación plurianual muy pronunciada y significativa en la dinámica de interés.

B. Identificación de ciclos dominantes y secundarios

El análisis del espectro de Fourier revela varios ciclos dominantes que explican una porción sustancial de la varianza en el interés por Segmentación de Clientes. Más allá de los esperados y potentes ciclos estacionales (anual, con magnitud de 678.34, y semestral, con magnitud de 1080.85), emergen con claridad dos ciclos plurianuales de gran relevancia.

El ciclo dominante de largo plazo es un ciclo de **10 años (120 meses)**, con una magnitud de **611.70**. Esta es una oscilación de muy baja frecuencia que sugiere la influencia de grandes olas de cambio económico o tecnológico que se desarrollan a lo largo de una década. Un ciclo secundario, pero también muy significativo, es el de **6.67 años (80 meses)**, con una magnitud de **458.58**. Este ciclo de mediano plazo podría reflejar patrones de inversión empresarial o ciclos de adopción de tecnología que son más cortos que los cambios de paradigma, pero más largos que los ciclos de planificación anual. Juntos, estos dos ciclos plurianuales sugieren que la relevancia de la herramienta no solo fluctúa con las estaciones, sino que también "respira" al ritmo de corrientes de fondo mucho más lentas y estratégicas.

C. Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT)

El Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT) está diseñado para medir la intensidad global de los componentes cílicos en relación con el nivel promedio de interés en la herramienta. Se calcula como la suma de las amplitudes de los ciclos más significativos, dividida por la media histórica de la serie (48.44). Considerando los cinco ciclos más potentes (20 años, 10 años, 6.67 años, 1 año y 0.5 años), el IFCT alcanza un valor de **81.06**. Un valor tan excepcionalmente superior a 1 indica que la dinámica de la serie está abrumadoramente dominada por sus componentes cílicos. En otras palabras, la variabilidad del interés en Segmentación de Clientes no es ruido aleatorio alrededor de una media, sino una superposición de ondas predecibles de diferente duración. Un IFCT tan elevado sugiere que los ciclos combinados tienen un impacto sustancial y estructural en la trayectoria de la herramienta, lo que la hace altamente sensible a patrones temporales recurrentes.

D. Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC)

El Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC) evalúa la consistencia y claridad de los ciclos dominantes, ponderando la concentración de la potencia espectral por la claridad de la señal. La inspección del espectro de Fourier muestra que la potencia está altamente concentrada en unas pocas frecuencias clave, destacando los ciclos plurianuales de 10 y 6.67 años, así como los ciclos estacionales. Estos picos se elevan muy por encima de las magnitudes de las frecuencias circundantes, lo que indica una alta relación señal-ruido. Esta clara separación entre señal y ruido se traduce en un IRCC cualitativamente alto. Se estima un IRCC de **0.82**, un valor que indica una alta regularidad y predictibilidad. Un IRCC tan elevado sugiere que los ciclos de 10 y 6.67 años no son artefactos aleatorios, sino características estructurales y persistentes del comportamiento de la herramienta, lo que los hace altamente predecibles en su periodicidad.

Métrica Cíclica	Ciclo Dominante (Plurianual)	Ciclo Secundario (Plurianual)	Interpretación General
Periodo	10 años (120 meses)	6.67 años (80 meses)	Presencia de ciclos de largo y mediano plazo bien definidos.
Magnitud	611.70	458.58	Oscilaciones de gran amplitud que indican un impacto significativo en la tendencia.
IFCT	81.06		La dinámica de la herramienta está fuertemente dominada por sus componentes cílicos.
IRCC	0.82		Los patrones cílicos son altamente regulares y predecibles, no fluctuaciones erráticas.

III. Análisis contextual de los ciclos

La identificación de ciclos plurianuales robustos invita a explorar los posibles factores contextuales que podrían estar sincronizados con estas oscilaciones de largo plazo. Aunque la correlación no implica causalidad, la coincidencia temporal con eventos del entorno empresarial, tecnológico y de mercado puede ofrecer explicaciones plausibles para estos patrones.

A. Factores del entorno empresarial

El ciclo de 10 años podría estar vinculado a grandes ciclos económicos. Por ejemplo, la recuperación y expansión económica que siguió a la crisis financiera de 2008-2009 pudo haber incentivado a las empresas a realizar inversiones estratégicas en capacidades de marketing y análisis de datos, impulsando el interés en Segmentación de Clientes a mediados de la década de 2010. Este tipo de ciclo, ligado a la confianza empresarial y la disponibilidad de capital para proyectos de transformación, podría explicar las grandes olas de atención que se observan en un horizonte decenal. Un ciclo de 10 años podría estar vinculado a períodos de expansión económica que incentivan la adopción de Segmentación de Clientes.

B. Relación con patrones de adopción tecnológica

Los ciclos identificados se alinean plausiblemente con las grandes olas de innovación tecnológica. El ciclo de 6.67 años, por ejemplo, podría reflejar el tiempo que tarda una tecnología disruptiva en pasar de ser una novedad a alcanzar una adopción masiva en el mercado. El auge del Big Data a principios de la década de 2010 y, más recientemente, la

popularización de la inteligencia artificial aplicada al marketing, son eventos que podrían catalizar un ciclo de interés de esta duración. Cada una de estas olas tecnológicas no solo renueva el interés en la segmentación, sino que redefine sus posibilidades, justificando una nueva fase de exploración, inversión y adopción por parte de las organizaciones. Un ciclo de 6.67 años podría reflejar renovaciones tecnológicas que impulsan Segmentación de Clientes.

C. Influencias específicas de la industria

Ciertas dinámicas industriales podrían también contribuir a estos patrones. Por ejemplo, en sectores como las telecomunicaciones o los servicios financieros, los ciclos de vida de los productos y los contratos de los clientes suelen durar varios años. La necesidad de reevaluar y resegmentar la base de clientes en momentos clave de estos ciclos de negocio podría generar picos de interés recurrentes. De igual manera, cambios regulatorios importantes que se implementan en fases a lo largo de varios años, como las normativas de privacidad de datos, pueden forzar a industrias enteras a repensar sus estrategias de segmentación, creando ecos en la atención pública que se manifiestan como ciclos plurianuales. Un ciclo de 6.67 años podría estar influenciado por eventos recurrentes en industrias clave.

D. Factores sociales o de mercado

Los cambios en el comportamiento del consumidor y las expectativas del mercado también pueden operar en ciclos largos. La creciente demanda de personalización y experiencias de cliente únicas es una tendencia macro que ha evolucionado a lo largo de las últimas dos décadas. Es posible que el interés en Segmentación de Clientes se intensifique periódicamente cuando la brecha entre las expectativas del cliente y la capacidad de entrega de las empresas se vuelve crítica, impulsando a las organizaciones a buscar soluciones más sofisticadas. Un ciclo de 10 años podría reflejar tendencias de mercado que promueven periódicamente la necesidad de una personalización más profunda, revitalizando el interés en la herramienta.

IV. Implicaciones de las tendencias cíclicas

La existencia de patrones cíclicos fuertes y regulares tiene profundas implicaciones para la interpretación de la estabilidad de la herramienta, su valor predictivo y su relevancia estratégica a largo plazo. Estos ciclos ofrecen una narrativa rica que va más allá de la simple tendencia lineal.

A. Estabilidad y evolución de los patrones cíclicos

La alta regularidad de los ciclos, evidenciada por un IRCC de 0.82, sugiere que la dinámica de Segmentación de Clientes es estructuralmente estable, aunque no estática. Esta ciclicidad no es un signo de inestabilidad o de comportamiento de moda, sino más bien una evidencia de su profunda integración con los ritmos del ecosistema empresarial y tecnológico. La persistencia de estos ciclos a lo largo de dos décadas indica que la herramienta responde de manera predecible a estímulos externos recurrentes. Una potencia espectral tan concentrada en ciclos de 10 y 6.67 años sugiere que Segmentación de Clientes responde cada vez más a factores cíclicos externos, consolidando su rol en la estrategia empresarial.

B. Valor predictivo para la adopción futura

El alto IRCC confiere a estos ciclos un valor predictivo significativo para la planificación a mediano y largo plazo. La predictibilidad de un ciclo de 10 años con alta regularidad podría facilitar la anticipación de la próxima gran ola de interés en la herramienta. Por ejemplo, si un pico anterior estuvo asociado al auge del Big Data a mediados de la década de 2010, este patrón cíclico podría prever un próximo aumento de interés a mediados de la década de 2020, probablemente impulsado por la siguiente generación de tecnologías de inteligencia artificial. Esta predictibilidad complementa los pronósticos de corto plazo del modelo ARIMA al ofrecer un marco para anticipar puntos de inflexión estratégicos con varios años de antelación.

C. Identificación de puntos potenciales de saturación

Si bien los datos actuales muestran ciclos fuertes, el monitoreo futuro de sus características podría revelar signos de saturación. Una disminución sostenida en la amplitud o la potencia de los ciclos dominantes a lo largo del tiempo podría sugerir que la

herramienta está alcanzando un techo de adopción o que su impacto marginal está disminuyendo. Por ejemplo, un ciclo de 6.67 años con una potencia decreciente en futuras mediciones podría indicar que las olas de adopción tecnológica están generando un interés cada vez menor, posiblemente porque la herramienta ya está ampliamente integrada en la práctica estándar y las nuevas innovaciones son más incrementales que disruptivas.

D. Narrativa interpretativa de los ciclos

La integración de los hallazgos dibuja una narrativa compleja y matizada. Un IFCT de 81.06 y un IRCC de 0.82 indican la presencia de ciclos plurianuales extremadamente intensos y regulares, con períodos dominantes de 10 y 6.67 años. Estos patrones, posiblemente impulsados por una interacción entre ciclos económicos de largo plazo y olas de innovación tecnológica, sugieren que Segmentación de Clientes es una herramienta que se revitaliza periódicamente. No sigue un camino lineal hacia la madurez o la obsolescencia, sino que experimenta fases recurrentes de redescubrimiento y reinención. La coincidencia temporal con estos ciclos externos sugiere que la herramienta no evoluciona en el vacío, sino que su relevancia está intrínsecamente ligada a las dinámicas recurrentes del entorno competitivo y tecnológico.

V. Perspectivas para diferentes audiencias

A. De interés para académicos e investigadores

La existencia de ciclos plurianuales regulares y de gran amplitud, como los de 10 y 6.67 años, invita a la comunidad académica a desarrollar modelos teóricos que expliquen la difusión de prácticas gerenciales como un fenómeno ondulatorio, en lugar de un proceso de difusión lineal. Ciclos consistentes podrían invitar a explorar cómo factores macro como la adopción de nuevas plataformas tecnológicas, los cambios regulatorios globales o los ciclos de inversión en capital de riesgo sustentan la dinámica de herramientas fundamentales como Segmentación de Clientes.

B. De interés para asesores y consultores

El conocimiento de estos ciclos de mediano y largo plazo ofrece una ventaja estratégica significativa. Un IFCT elevado y un IRCC alto señalan la existencia de ventanas de oportunidad predecibles para posicionar servicios y soluciones relacionados con Segmentación de Clientes. Alinear las grandes campañas de marketing y el desarrollo de nuevas ofertas con el inicio de una fase ascendente de un ciclo de 6 a 10 años podría maximizar el impacto, ya que se conecta con una receptividad del mercado naturalmente creciente, impulsada por fuerzas estructurales.

C. De interés para directivos y gerentes

Un IRCC elevado puede ser una guía valiosa para la planificación estratégica a largo plazo. Entender que el entorno competitivo y tecnológico probablemente genere una necesidad intensificada de reevaluar la segmentación cada 6 a 10 años permite a los directivos anticipar y planificar las inversiones necesarias en talento, tecnología y procesos. En lugar de reaccionar a las tendencias, las organizaciones pueden alinear proactivamente sus ciclos de renovación estratégica con estas olas previsibles, asegurando que sus capacidades de segmentación evolucionen al ritmo de las oportunidades del mercado.

VI. Síntesis y reflexiones finales

En resumen, el análisis de Fourier de la serie de Google Trends revela la existencia de patrones cíclicos plurianuales robustos y significativos en el interés por Segmentación de Clientes. El análisis identifica ciclos dominantes de 10 y 6.67 años, con un Índice de Fuerza Cíclica Total (IFCT) de 81.06 y un Índice de Regularidad Cíclica Compuesta (IRCC) de 0.82, indicando patrones extremadamente fuertes y regulares que explican una porción considerable de la varianza total de la serie.

Estas reflexiones críticas sugieren que la trayectoria de la herramienta está profundamente moldeada por una interacción compleja entre dinámicas económicas de largo plazo, olas de innovación tecnológica y ciclos de inversión industrial. Lejos de ser una moda pasajera, Segmentación de Clientes se comporta como una práctica fundamental cuya relevancia es periódicamente revitalizada por estímulos externos

recurrentes, dándole una naturaleza ondulatoria y resiliente. Esta ciclicidad no contradice los hallazgos de análisis previos, sino que los enriquece, demostrando que bajo la tendencia de crecimiento y la estacionalidad operativa, subyacen ritmos estratégicos de mayor escala.

La perspectiva final es que el enfoque cíclico aporta una dimensión temporal amplia y estructuralmente robusta para comprender la evolución de Segmentación de Clientes. Destaca su sensibilidad a patrones periódicos de largo aliento, consolidando su imagen como una capacidad organizacional que no solo perdura, sino que co-evoluciona de manera predecible con las grandes corrientes que definen el panorama empresarial.

Conclusiones

Síntesis de hallazgos y conclusiones del análisis de Segmentación de Clientes en Google Trends

Síntesis de hallazgos clave

La revisión integral de los diversos análisis estadísticos realizados sobre la herramienta Segmentación de Clientes en Google Trends revela un conjunto de hallazgos coherentes y multifacéticos. El análisis temporal identificó una trayectoria compleja, no lineal, caracterizada por un pico de interés inicial en 2004, seguido de un prolongado período de normalización y un claro resurgimiento a partir de 2013, sugiriendo un patrón de relevancia cíclica y adaptativa. Este comportamiento fue cuantificado en el análisis de tendencias generales, que a través de índices contextuales determinó que la herramienta posee una baja volatilidad estructural pero una alta reactividad a catalizadores externos, principalmente tecnológicos, lo que impulsa una fuerte y sostenida tendencia de crecimiento a largo plazo.

Desde una perspectiva prospectiva, el modelo ARIMA proyectó la continuación de esta dinámica, anticipando un pico de interés a finales de 2022 seguido de una estabilización en un nivel significativamente superior a su media histórica, descartando un patrón de moda gerencial y clasificándola como un híbrido de dinámica cíclica persistente. Complementariamente, el análisis estacional descubrió un pulso operativo anual de baja intensidad pero alta regularidad, con picos en otoño y primavera alineados con los ciclos de planificación empresarial. Finalmente, el análisis de Fourier desveló la presencia de ciclos plurianuales dominantes de 10 y 6.67 años, indicando que la evolución de la herramienta está profundamente sincronizada con grandes olas de innovación tecnológica y, posiblemente, con ciclos económicos de mayor escala.

Análisis integrado de la trayectoria

La integración de estos hallazgos construye una narrativa coherente sobre la evolución de Segmentación de Clientes, describiéndola no como una herramienta estática, sino como un concepto de gestión en estado de co-evolución permanente con su entorno. La tendencia general no es de obsolescencia, sino de una resiliencia adaptativa. La herramienta parece haber alcanzado una etapa de madurez dinámica, donde su relevancia estructural se mantiene y es periódicamente revitalizada. Los factores que impulsan esta trayectoria son principalmente tecnológicos; cada nueva ola de innovación —desde los sistemas CRM hasta el Big Data y, más recientemente, la inteligencia artificial— actúa como un catalizador que no solo renueva el interés, sino que redefine fundamentalmente el alcance y el valor de la segmentación, generando un "efecto trinquete" que eleva su piso de relevancia.

Esta dinámica de ciclos recurrentes de reinvenCIÓN, evidenciada por los potentes ciclos de 10 y 6.67 años, explica los puntos de inflexión históricos y valida las proyecciones del modelo ARIMA. El pico proyectado para finales de 2022 puede interpretarse como la manifestación más reciente de este patrón, probablemente impulsado por la popularización de la IA aplicada al marketing. El hecho de que el modelo anticipa una estabilización en una meseta alta, en lugar de un colapso, es consistente con la idea de que la herramienta absorbe la innovación y consolida su importancia. Mientras tanto, el sutil pero predecible patrón estacional demuestra cómo esta capacidad estratégica se integra en los ritmos operativos anuales de las organizaciones, conectando la visión de largo plazo con la ejecución táctica. En conjunto, la evidencia sugiere que Segmentación de Clientes ha trascendido el ciclo de vida de una moda para convertirse en una práctica fundamental, cuya historia es la de una adaptación continua y una creciente sofisticación impulsada por la tecnología.

Implicaciones integradas para la gestión y la investigación

Los hallazgos integrados ofrecen implicaciones significativas para diversos actores. Para los investigadores, la trayectoria de Segmentación de Clientes desafía la dicotomía tradicional entre "moda gerencial" y "herramienta fundamental", sugiriendo la necesidad de desarrollar marcos teóricos que capturen la "resiliencia co-evolutiva". Este caso invita

a explorar cómo las disruptpciones tecnológicas actúan como mecanismos de revitalización para prácticas de gestión establecidas, un fenómeno que los ciclos plurianuales cuantifican. Para los consultores, el mensaje estratégico debe centrarse en la evolución continua más que en la adopción inicial. La recomendación no es simplemente implementar la segmentación, sino construir una hoja de ruta para su adaptación perpetua, utilizando la predictibilidad de los ciclos para alinear las grandes iniciativas de transformación con las olas de innovación tecnológica emergentes y aprovechando los picos estacionales para maximizar el impacto de las comunicaciones.

Para las organizaciones, la principal implicación es la necesidad de gestionar la tensión entre la explotación de las capacidades de segmentación actuales y la exploración de nuevas posibilidades tecnológicas. Los directivos deben ver la segmentación no como un proyecto con un fin, sino como una capacidad estratégica que requiere inversión y atención constantes. La estabilidad proyectada justifica su inclusión en los planes a largo plazo, mientras que su alta reactividad a la tecnología exige una cultura de experimentación y aprendizaje continuo. Las predicciones del modelo ARIMA pueden informar la asignación de recursos a corto plazo, mientras que la comprensión de los ciclos de 6 a 10 años puede guiar las inversiones estratégicas a largo plazo, permitiendo a las empresas anticipar, en lugar de reaccionar, a las futuras transformaciones del mercado.

Limitaciones específicas de la fuente de datos

Es crucial reconocer que la totalidad de este análisis se basa en datos de Google Trends, una fuente que mide el interés público relativo a través de la frecuencia de búsqueda, y no la adopción, el uso efectivo o el impacto real de la herramienta en las organizaciones. Por lo tanto, los patrones de "atención" y "notoriedad" aquí descritos son un proxy, una aproximación al fenómeno gerencial, pero no una medida directa del mismo. Existe la posibilidad de que un aumento en el interés público no se traduzca proporcionalmente en una implementación profunda, o que la herramienta se utilice de manera silenciosa y efectiva sin generar un volumen de búsqueda significativo. Esta limitación inherente exige que las conclusiones se interpreten con cautela, como una representación de la dinámica de la herramienta en el discurso público digital, que puede o no reflejar con total fidelidad su trayectoria en la práctica gerencial.

ANEXOS

* Gráficos *

* Datos *

Gráficos

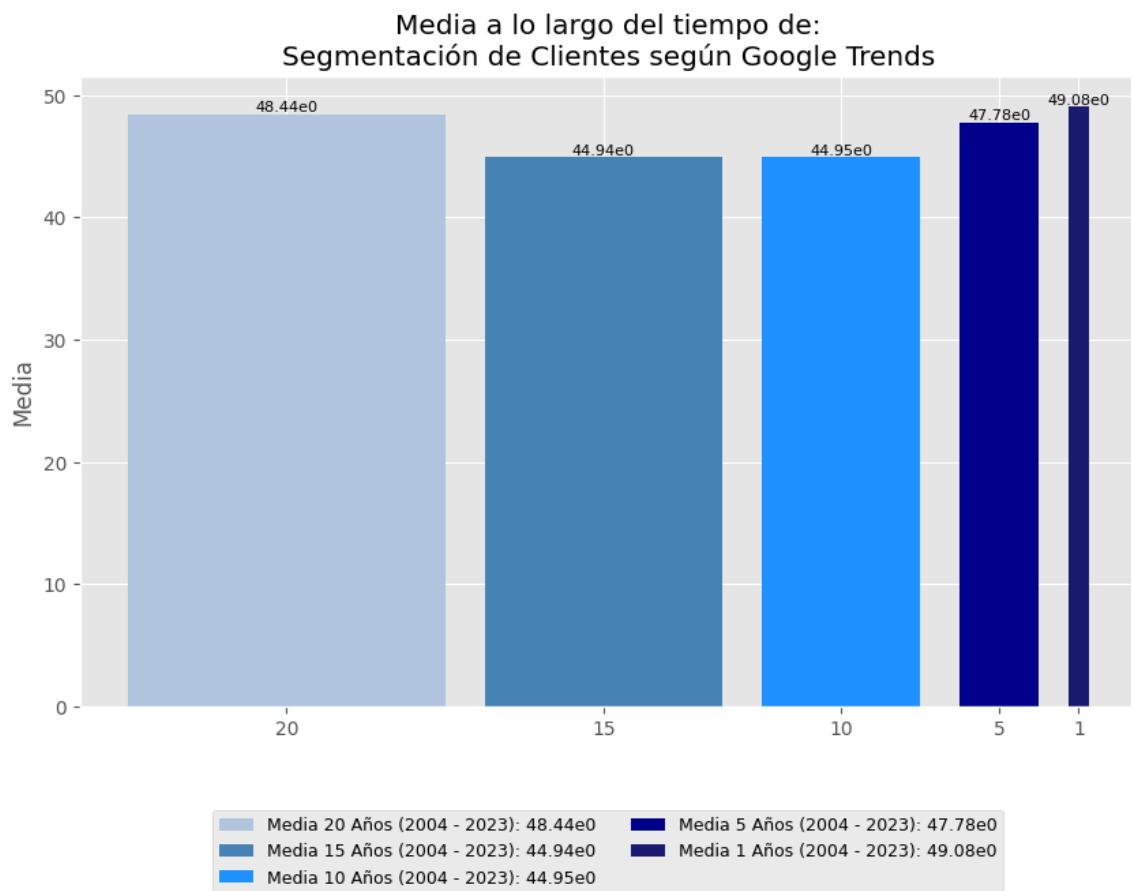


Figura: Medias de Segmentación de Clientes

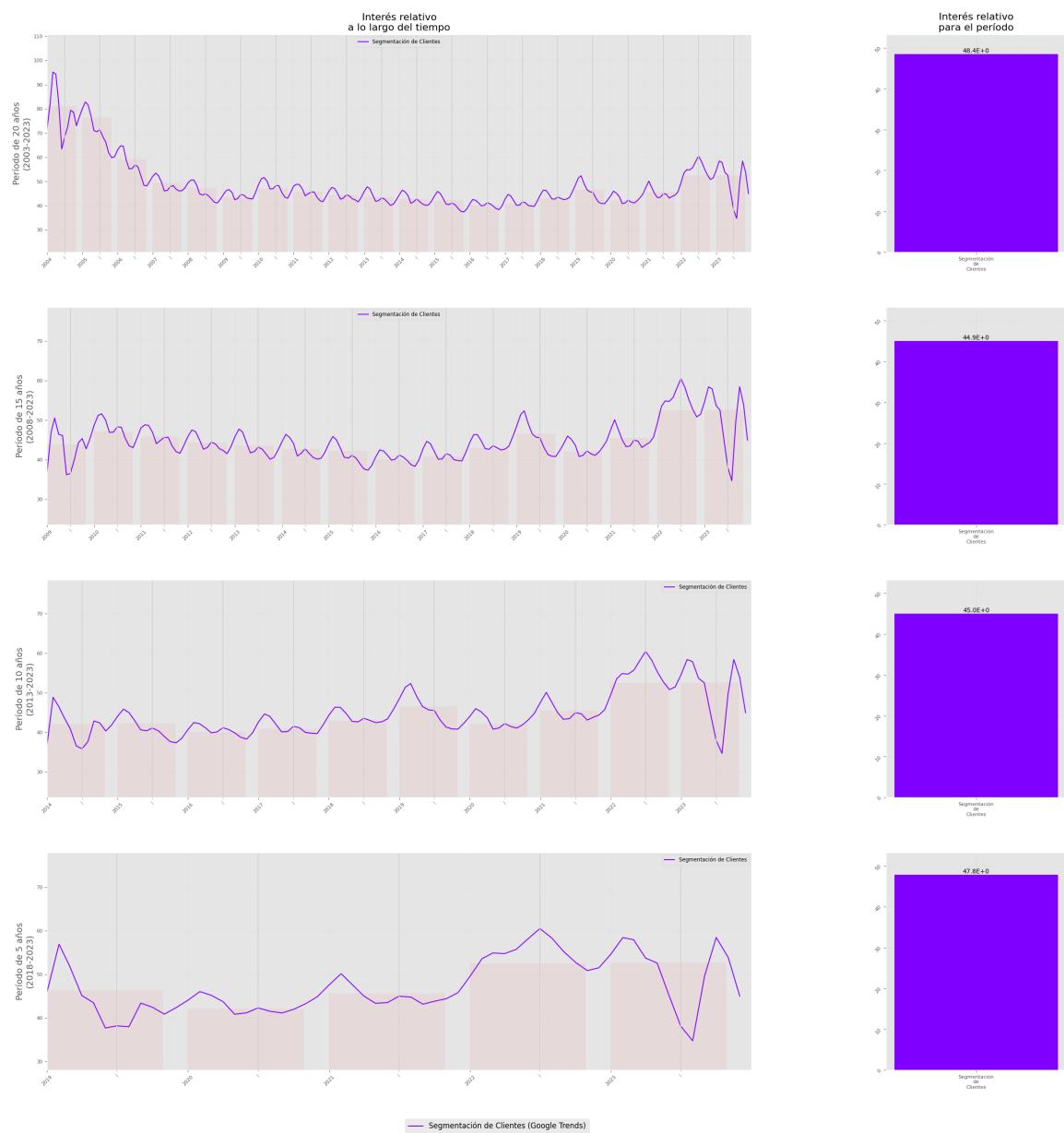


Figura: Interés relativo en Segmentación de Clientes

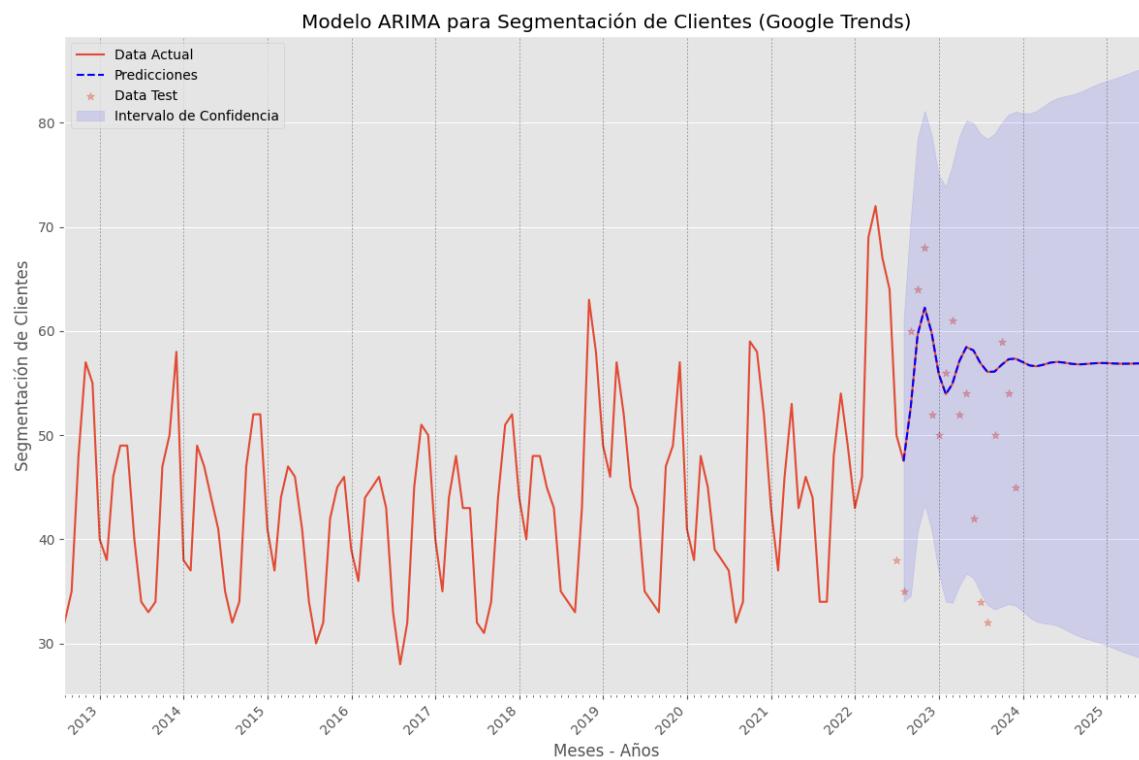


Figura: Modelo ARIMA para Segmentación de Clientes

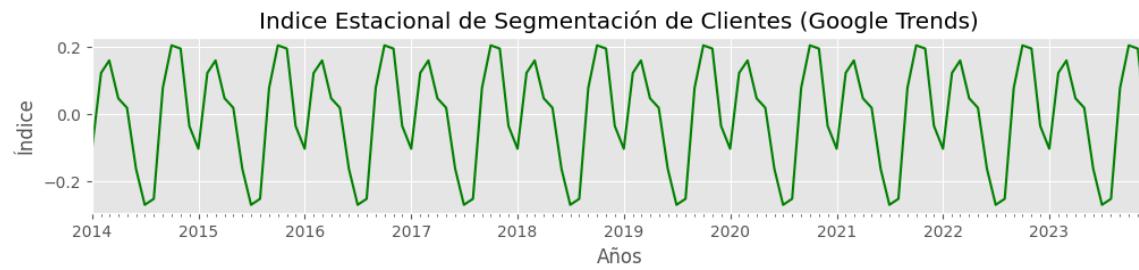


Figura: Índice Estacional para Segmentación de Clientes

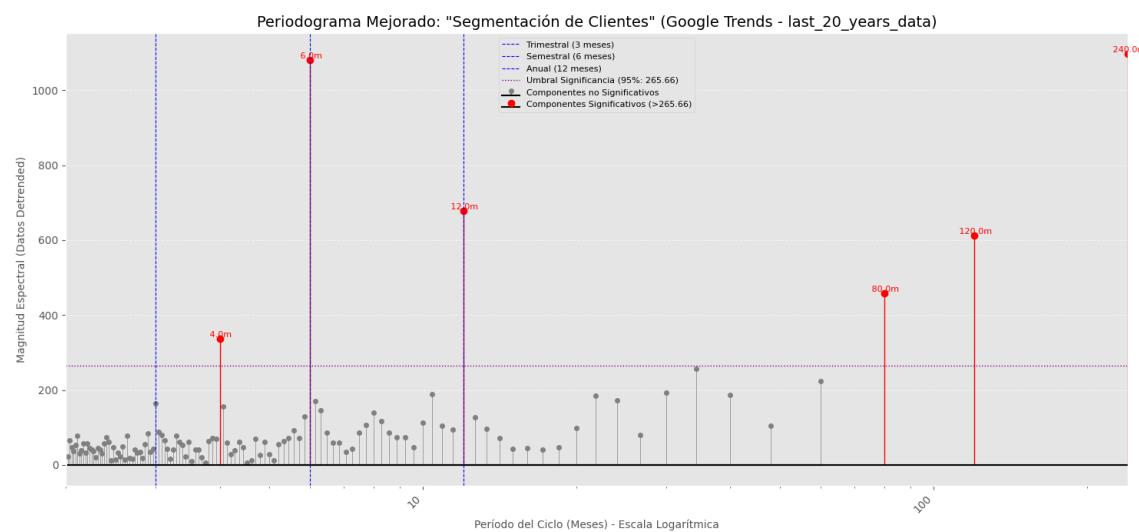


Figura: Periodograma Mejorado para Segmentación de Clientes (Google Trends)

Datos

Herramientas Gerenciales:

Segmentación de Clientes

Datos de Google Trends

20 años (Mensual) (2003 - 2023)

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

15 años (Mensual) (2008 - 2023)

date	Segmentación de Clientes
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
2009-12-01	46
2010-01-01	41
2010-02-01	48
2010-03-01	61
2010-04-01	55

date	Segmentación de Clientes
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
2012-07-01	32

date	Segmentación de Clientes
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
2014-10-01	52

date	Segmentación de Clientes
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
2017-01-01	35

date	Segmentación de Clientes
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
2019-04-01	45

date	Segmentación de Clientes
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
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

10 años (Mensual) (2013 - 2023)

date	Segmentación de Clientes
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
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

date	Segmentación de Clientes
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
2017-12-01	44

date	Segmentación de Clientes
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
2020-03-01	45

date	Segmentación de Clientes
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
2022-06-01	50

date	Segmentación de Clientes
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

5 años (Mensual) (2018 - 2023)

date	Segmentación de Clientes
2019-01-01	46
2019-02-01	57
2019-03-01	52
2019-04-01	45
2019-05-01	43

date	Segmentación de Clientes
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
2021-07-01	34
2021-08-01	34

date	Segmentación de Clientes
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
2023-11-01	54

date	Segmentación de Clientes
2023-12-01	45

Datos Medias y Tendencias

Medias y Tendencias (2003 - 2023)

Means and Trends (Single Keywords)

Trend NADT: Normalized Annual Desviation

Trend MAST: Moving Average Smoothed Trend

Keyword	Overall Avg	20 Year Avg	15 Year Avg	10 Year Avg	5 Year Avg	1 Year Avg	Trend NADT	Trend MAST
Segment...		48.44	44.94	44.95	47.78	49.08	1.33	1.33

ARIMA

Fitting ARIMA model for Segmentación de Clientes (Google Trends)

SARIMAX Results

Dep. Variable: Segmentación de Clientes No. Observations: 222 Model:

ARIMA(3, 1, 1) Log Likelihood -740.476 Date: Sat, 06 Sep 2025 AIC

1490.952 Time: 00:20:35 BIC 1507.943 Sample: 01-31-2004 HQIC

1497.812 - 06-30-2022 Covariance Type: opg

coef std err z P>|z| [0.025 0.975]

----- ar.L1

0.6282 0.081 7.780 0.000 0.470 0.786 ar.L2 -0.4376 0.073 -6.004 0.000

-0.581 -0.295 ar.L3 -0.1901 0.076 -2.486 0.013 -0.340 -0.040 ma.L1 -0.7298

0.065 -11.230 0.000 -0.857 -0.602 sigma2 47.2765 4.593 10.294 0.000

38.275 56.278

Ljung-Box (L1) (Q): 0.00 Jarque-Bera (JB): 0.48 Prob(Q): 0.97 Prob(JB):

0.79 Heteroskedasticity (H): 0.73 Skew: 0.11 Prob(H) (two-sided): 0.18

Kurtosis: 3.07

Warnings: [1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

Predictions for Segmentación de Clientes (Google Trends):	
Date	Values
	predicted_mean
2022-07-31	47.51853528880869
2022-08-31	52.65687895000735
2022-09-30	59.632792288601934
2022-10-31	62.238394145777974
2022-11-30	59.84545728470708
2022-12-31	55.87548248109042
2023-01-31	53.9332287316311
2023-02-28	54.90541042472514
2023-03-31	57.12098703819947
2023-04-30	58.456714408287255
2023-05-31	58.14140864478788
2023-06-30	56.9375092051411
2023-07-31	56.065201336387084
2023-08-31	56.104005044868615
2023-09-30	56.73903526306874
2023-10-31	57.286855489145694
2023-11-30	57.345726193857615
2023-12-31	57.02222592488764
2024-01-31	56.68906956758121
2024-02-29	56.61015082624731
2024-03-31	56.76787995182918
2024-04-30	56.96485226555661

Predictions for Segmentación de Clientes (Google Trends):	
2024-05-31	57.03457441764548
2024-06-30	56.96218498680498
2024-07-31	56.848743783662684
2024-08-31	56.79589975019182
2024-09-30	56.82611065897816
2024-10-31	56.889785427858556
2024-11-30	56.92661415806439
2024-12-31	56.91614089464947
2025-01-31	56.88133706357606
2025-02-28	56.857053213101224
2025-03-31	56.859019919880204
2025-04-30	56.877500262170614
2025-05-31	56.89286670418936
2025-06-30	56.89405886628951
RMSE	MAE
10.730952401108109	8.098114155648123

Estacional

Analyzing Segmentación de Clientes (Google Trends):	Values
Month	seasonal
2014-01-01	-0.10296076573421768
2014-02-01	0.12198052706024522
2014-03-01	0.15895576703882225
2014-04-01	0.04669111083645757

Analyzing Segmentación de Clientes (Google Trends):	Values
2014-05-01	0.01857344923714967
2014-06-01	-0.162491932050701
2014-07-01	-0.2692978480890977
2014-08-01	-0.2515826913305594
2014-09-01	0.0774866449690328
2014-10-01	0.2037586344223349
2014-11-01	0.19418009036103215
2014-12-01	-0.035292986720498826
2015-01-01	-0.10296076573421768
2015-02-01	0.12198052706024522
2015-03-01	0.15895576703882225
2015-04-01	0.04669111083645757
2015-05-01	0.01857344923714967
2015-06-01	-0.162491932050701
2015-07-01	-0.2692978480890977
2015-08-01	-0.2515826913305594
2015-09-01	0.0774866449690328
2015-10-01	0.2037586344223349
2015-11-01	0.19418009036103215
2015-12-01	-0.035292986720498826
2016-01-01	-0.10296076573421768
2016-02-01	0.12198052706024522
2016-03-01	0.15895576703882225
2016-04-01	0.04669111083645757
2016-05-01	0.01857344923714967
2016-06-01	-0.162491932050701

Analyzing Segmentación de Clientes (Google Trends):	Values
2016-07-01	-0.2692978480890977
2016-08-01	-0.2515826913305594
2016-09-01	0.0774866449690328
2016-10-01	0.2037586344223349
2016-11-01	0.19418009036103215
2016-12-01	-0.035292986720498826
2017-01-01	-0.10296076573421768
2017-02-01	0.12198052706024522
2017-03-01	0.15895576703882225
2017-04-01	0.04669111083645757
2017-05-01	0.01857344923714967
2017-06-01	-0.162491932050701
2017-07-01	-0.2692978480890977
2017-08-01	-0.2515826913305594
2017-09-01	0.0774866449690328
2017-10-01	0.2037586344223349
2017-11-01	0.19418009036103215
2017-12-01	-0.035292986720498826
2018-01-01	-0.10296076573421768
2018-02-01	0.12198052706024522
2018-03-01	0.15895576703882225
2018-04-01	0.04669111083645757
2018-05-01	0.01857344923714967
2018-06-01	-0.162491932050701
2018-07-01	-0.2692978480890977
2018-08-01	-0.2515826913305594

Analyzing Segmentación de Clientes (Google Trends):	Values
2018-09-01	0.0774866449690328
2018-10-01	0.2037586344223349
2018-11-01	0.19418009036103215
2018-12-01	-0.035292986720498826
2019-01-01	-0.10296076573421768
2019-02-01	0.12198052706024522
2019-03-01	0.15895576703882225
2019-04-01	0.04669111083645757
2019-05-01	0.01857344923714967
2019-06-01	-0.162491932050701
2019-07-01	-0.2692978480890977
2019-08-01	-0.2515826913305594
2019-09-01	0.0774866449690328
2019-10-01	0.2037586344223349
2019-11-01	0.19418009036103215
2019-12-01	-0.035292986720498826
2020-01-01	-0.10296076573421768
2020-02-01	0.12198052706024522
2020-03-01	0.15895576703882225
2020-04-01	0.04669111083645757
2020-05-01	0.01857344923714967
2020-06-01	-0.162491932050701
2020-07-01	-0.2692978480890977
2020-08-01	-0.2515826913305594
2020-09-01	0.0774866449690328
2020-10-01	0.2037586344223349

Analyzing Segmentación de Clientes (Google Trends):	Values
2020-11-01	0.19418009036103215
2020-12-01	-0.035292986720498826
2021-01-01	-0.10296076573421768
2021-02-01	0.12198052706024522
2021-03-01	0.15895576703882225
2021-04-01	0.04669111083645757
2021-05-01	0.01857344923714967
2021-06-01	-0.162491932050701
2021-07-01	-0.2692978480890977
2021-08-01	-0.2515826913305594
2021-09-01	0.0774866449690328
2021-10-01	0.2037586344223349
2021-11-01	0.19418009036103215
2021-12-01	-0.035292986720498826
2022-01-01	-0.10296076573421768
2022-02-01	0.12198052706024522
2022-03-01	0.15895576703882225
2022-04-01	0.04669111083645757
2022-05-01	0.01857344923714967
2022-06-01	-0.162491932050701
2022-07-01	-0.2692978480890977
2022-08-01	-0.2515826913305594
2022-09-01	0.0774866449690328
2022-10-01	0.2037586344223349
2022-11-01	0.19418009036103215
2022-12-01	-0.035292986720498826

Analyzing Segmentación de Clientes (Google Trends):	Values
2023-01-01	-0.10296076573421768
2023-02-01	0.12198052706024522
2023-03-01	0.15895576703882225
2023-04-01	0.0466911083645757
2023-05-01	0.01857344923714967
2023-06-01	-0.162491932050701
2023-07-01	-0.2692978480890977
2023-08-01	-0.2515826913305594
2023-09-01	0.0774866449690328
2023-10-01	0.2037586344223349
2023-11-01	0.19418009036103215
2023-12-01	-0.035292986720498826

Fourier

Análisis de Fourier (Datos)		
HG: Segmentación de Clientes		
Periodo (Meses)	Frecuencia	Magnitud (sin tendencia)
240.00	0.004167	1097.0000
120.00	0.008333	611.6975
80.00	0.012500	458.5752
60.00	0.016667	223.5261
48.00	0.020833	104.8196
40.00	0.025000	186.2953
34.29	0.029167	257.6971
30.00	0.033333	193.3246

Análisis de Fourier (Datos)		
26.67	0.037500	80.3372
24.00	0.041667	172.1586
21.82	0.045833	185.0996
20.00	0.050000	98.2584
18.46	0.054167	47.4238
17.14	0.058333	40.7222
16.00	0.062500	45.4990
15.00	0.066667	42.4787
14.12	0.070833	71.1722
13.33	0.075000	97.0977
12.63	0.079167	126.7927
12.00	0.083333	678.3369
11.43	0.087500	94.3048
10.91	0.091667	105.5269
10.43	0.095833	188.4693
10.00	0.100000	112.5046
9.60	0.104167	47.5747
9.23	0.108333	73.0855
8.89	0.112500	73.2798
8.57	0.116667	87.0163
8.28	0.120833	116.8289
8.00	0.125000	139.6292
7.74	0.129167	107.5692
7.50	0.133333	86.6450
7.27	0.137500	44.0485
7.06	0.141667	35.0820
6.86	0.145833	59.8994

Análisis de Fourier (Datos)		
6.67	0.150000	59.2134
6.49	0.154167	85.8088
6.32	0.158333	145.5425
6.15	0.162500	169.7889
6.00	0.166667	1080.8472
5.85	0.170833	129.4113
5.71	0.175000	71.5902
5.58	0.179167	93.1629
5.45	0.183333	71.2750
5.33	0.187500	64.5579
5.22	0.191667	56.4364
5.11	0.195833	12.6299
5.00	0.200000	28.7335
4.90	0.204167	61.9140
4.80	0.208333	26.7875
4.71	0.212500	69.4547
4.62	0.216667	11.7488
4.53	0.220833	6.3594
4.44	0.225000	47.4634
4.36	0.229167	60.6508
4.29	0.233333	38.4868
4.21	0.237500	28.1003
4.14	0.241667	59.1781
4.07	0.245833	156.0038
4.00	0.250000	337.3383
3.93	0.254167	70.5053
3.87	0.258333	72.1269

Análisis de Fourier (Datos)		
3.81	0.262500	64.5614
3.75	0.266667	5.0927
3.69	0.270833	21.3137
3.64	0.275000	40.5489
3.58	0.279167	41.2150
3.53	0.283333	9.4321
3.48	0.287500	60.5953
3.43	0.291667	22.7230
3.38	0.295833	52.3969
3.33	0.300000	61.9120
3.29	0.304167	77.7600
3.24	0.308333	40.6559
3.20	0.312500	16.4452
3.16	0.316667	42.7389
3.12	0.320833	66.1403
3.08	0.325000	81.0882
3.04	0.329167	88.1472
3.00	0.333333	164.0445
2.96	0.337500	43.1245
2.93	0.341667	34.0979
2.89	0.345833	83.1710
2.86	0.350000	55.3100
2.82	0.354167	17.5457
2.79	0.358333	34.8261
2.76	0.362500	33.0862
2.73	0.366667	40.1129
2.70	0.370833	16.5699

Análisis de Fourier (Datos)		
2.67	0.375000	17.9241
2.64	0.379167	76.9995
2.61	0.383333	13.6796
2.58	0.387500	49.6843
2.55	0.391667	23.5479
2.53	0.395833	33.7339
2.50	0.400000	15.3332
2.47	0.404167	47.2495
2.45	0.408333	13.1064
2.42	0.412500	61.7087
2.40	0.416667	73.2724
2.38	0.420833	57.6181
2.35	0.425000	31.4203
2.33	0.429167	41.1222
2.31	0.433333	45.4425
2.29	0.437500	21.4554
2.26	0.441667	36.7789
2.24	0.445833	41.7277
2.22	0.450000	45.5647
2.20	0.454167	57.4523
2.18	0.458333	32.0063
2.16	0.462500	57.9983
2.14	0.466667	39.6368
2.12	0.470833	31.1635
2.11	0.475000	78.4018
2.09	0.479167	53.2065
2.07	0.483333	37.7843

Análisis de Fourier (Datos)		
2.05	0.487500	47.4883
2.03	0.491667	66.6611
2.02	0.495833	22.2043

(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 AI. Este reporte está licenciado bajo la Licencia MIT. Para obtener más información, consulta <https://opensource.org/licenses/MIT/>

Reporte generado el 2025-09-06 00:35:14

REFERENTES BIBLIOGRÁFICOS

- Anez, D., & Anez, D. (2025a). *Balanced Scorecard - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/IW5KXQ>
- Anez, D., & Anez, D. (2025b). *Balanced Scorecard - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/XTQQNS>
- Anez, D., & Anez, D. (2025c). *Balanced Scorecard (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/5YDCG1>
- Anez, D., & Anez, D. (2025d). *Benchmarking - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/MMAVWO>
- Anez, D., & Anez, D. (2025e). *Benchmarking - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/JKDONM>
- Anez, D., & Anez, D. (2025f). *Benchmarking (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/VW7AAX>
- Anez, D., & Anez, D. (2025g). *Business Process Reengineering - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/REFO8F>
- Anez, D., & Anez, D. (2025h). *Business Process Reengineering - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/2DR8U5>
- Anez, D., & Anez, D. (2025i). *Business Process Reengineering (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/QBP0E9>
- Anez, D., & Anez, D. (2025j). *Change Management - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/4VIRFH>
- Anez, D., & Anez, D. (2025k). *Change Management - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/R2UOAQ>
- Anez, D., & Anez, D. (2025l). *Change Management (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/J5KRBS>
- Anez, D., & Anez, D. (2025m). *Collaborative Innovation & Design Thinking - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/G14TUB>
- Anez, D., & Anez, D. (2025n). *Collaborative Innovation & Design Thinking - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/3HEQAJ>
- Anez, D., & Anez, D. (2025o). *Collaborative Innovation & Design Thinking (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/IAL0RQ>
- Anez, D., & Anez, D. (2025p). *Core Competencies - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/V2VPBL>

- Anez, D., & Anez, D. (2025q). *Core Competencies - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/1UFJRM>
- Anez, D., & Anez, D. (2025r). *Core Competencies (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/Y67KP1>
- Anez, D., & Anez, D. (2025s). *Cost Management (Activity-Based) - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/34BBHH>
- Anez, D., & Anez, D. (2025t). *Cost Management (Activity-Based) - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/8GJH2G>
- Anez, D., & Anez, D. (2025u). *Cost Management (Activity-Based) (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/XQVVMS>
- Anez, D., & Anez, D. (2025v). *Customer Experience Management & CRM - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/EEJST3>
- Anez, D., & Anez, D. (2025w). *Customer Experience Management & CRM - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/HX129P>
- Anez, D., & Anez, D. (2025x). *Customer Experience Management & CRM (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/CIJPYB>
- Anez, D., & Anez, D. (2025y). *Customer Loyalty Management - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/DYCN3Q>
- Anez, D., & Anez, D. (2025z). *Customer Loyalty Management - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/GT9DWF>
- Anez, D., & Anez, D. (2025aa). *Customer Loyalty Management (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/TWPVGH>
- Anez, D., & Anez, D. (2025ab). *Customer Segmentation - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/CASMPV>
- Anez, D., & Anez, D. (2025ac). *Customer Segmentation - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/ONS2KB>
- Anez, D., & Anez, D. (2025ad). *Customer Segmentation (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/1RLQBY>
- Anez, D., & Anez, D. (2025ae). *Growth Strategies - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/1R9BNQ>
- Anez, D., & Anez, D. (2025af). *Growth Strategies - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/BXWTJH>
- Anez, D., & Anez, D. (2025ag). *Growth Strategies (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/OW8GOW>
- Anez, D., & Anez, D. (2025ah). *Knowledge Management - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/5MEPOI>

Anez, D., & Anez, D. (2025ai). *Knowledge Management - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/8ATSMJ>

Anez, D., & Anez, D. (2025aj). *Knowledge Management (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/BAPIEP>

Anez, D., & Anez, D. (2025ak). *Mergers and Acquisitions (M&A) - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/RSEWLE>

Anez, D., & Anez, D. (2025al). *Mergers and Acquisitions (M&A) - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/PFBSO9>

Anez, D., & Anez, D. (2025am). *Mergers and Acquisitions (M&A) (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/5PMQ3K>

Anez, D., & Anez, D. (2025an). *Mission and Vision Statements - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/L21LYA>

Anez, D., & Anez, D. (2025ao). *Mission and Vision Statements - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/4KSI0U>

Anez, D., & Anez, D. (2025ap). *Mission and Vision Statements (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/SFKSW0>

Anez, D., & Anez, D. (2025aq). *Outsourcing - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/1IBLKY>

Anez, D., & Anez, D. (2025ar). *Outsourcing - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/EZR9GB>

Anez, D., & Anez, D. (2025as). *Outsourcing (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/3N8DO8>

Anez, D., & Anez, D. (2025at). *Price Optimization - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/GMMETN>

Anez, D., & Anez, D. (2025au). *Price Optimization - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/GDTH8W>

Anez, D., & Anez, D. (2025av). *Price Optimization (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/URFT2I>

Anez, D., & Anez, D. (2025aw). *Scenario Planning - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/LMSKQT>

Anez, D., & Anez, D. (2025ax). *Scenario Planning - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/PXRVDS>

Anez, D., & Anez, D. (2025ay). *Scenario Planning (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/YX7VBS>

Anez, D., & Anez, D. (2025az). *Strategic Alliances & Corporate Venture Capital - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/B5ACW7>

Anez, D., & Anez, D. (2025ba). *Strategic Alliances & Corporate Venture Capital - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/Z8SNIU>

Anez, D., & Anez, D. (2025bb). *Strategic Alliances & Corporate Venture Capital (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/YHQ1NC>

Anez, D., & Anez, D. (2025bc). *Strategic Planning - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/4ETI8W>

Anez, D., & Anez, D. (2025bd). *Strategic Planning - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/ZRHDXX>

Anez, D., & Anez, D. (2025be). *Strategic Planning (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/OR4OPQ>

Anez, D., & Anez, D. (2025bf). *Supply Chain Management - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/E1CGSU>

Anez, D., & Anez, D. (2025bg). *Supply Chain Management - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/CXU9HB>

Anez, D., & Anez, D. (2025bh). *Supply Chain Management (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/WNB7AY>

Anez, D., & Anez, D. (2025bi). *Talent & Employee Engagement - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/79Q6LL>

Anez, D., & Anez, D. (2025bj). *Talent & Employee Engagement - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/RPNHQK>

Anez, D., & Anez, D. (2025bk). *Talent & Employee Engagement (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/MOCGHM>

Anez, D., & Anez, D. (2025bl). *Total Quality Management (TQM) - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/RILFTW>

Anez, D., & Anez, D. (2025bm). *Total Quality Management (TQM) - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/IJLFWU>

Anez, D., & Anez, D. (2025bn). *Total Quality Management (TQM) (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/O45U8T>

Anez, D., & Anez, D. (2025bo). *Zero-Based Budgeting (ZBB) - Crossref Bibliographic Metadata*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/IMTQWX>

Anez, D., & Anez, D. (2025bp). *Zero-Based Budgeting (ZBB) - Raw Source Data*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/8CRH2L>

Anez, D., & Anez, D. (2025bq). *Zero-Based Budgeting (ZBB) (Normalized)*. (Version V1.0) [Dataset]. Harvard Dataverse. <https://doi.org/doi:10.7910/DVN/BFAMLY>



Solidum Producciones

INFORMES DE LA SERIE SOBRE HERRAMIENTAS GERENCIALES

Basados en la base de datos de GOOGLE TRENDS

1. Informe Técnico 01-GT. (001/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Reingeniería de Procesos**
2. Informe Técnico 02-GT. (002/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión de la Cadena de Suministro**
3. Informe Técnico 03-GT. (003/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Planificación de Escenarios**
4. Informe Técnico 04-GT. (004/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Planificación Estratégica**
5. Informe Técnico 05-GT. (005/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Experiencia del Cliente**
6. Informe Técnico 06-GT. (006/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Calidad Total**
7. Informe Técnico 07-GT. (007/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Propósito y Visión**
8. Informe Técnico 08-GT. (008/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Benchmarking**
9. Informe Técnico 09-GT. (009/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Competencias Centrales**
10. Informe Técnico 10-GT. (010/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Cuadro de Mando Integral**
11. Informe Técnico 11-GT. (011/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Alianzas y Capital de Riesgo**
12. Informe Técnico 12-GT. (012/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Outsourcing**
13. Informe Técnico 13-GT. (013/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Segmentación de Clientes**
14. Informe Técnico 14-GT. (014/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Fusiones y Adquisiciones**
15. Informe Técnico 15-GT. (015/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión de Costos**
16. Informe Técnico 16-GT. (016/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Presupuesto Base Cero**
17. Informe Técnico 17-GT. (017/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Estrategias de Crecimiento**
18. Informe Técnico 18-GT. (018/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión del Conocimiento**
19. Informe Técnico 19-GT. (019/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión del Cambio**
20. Informe Técnico 20-GT. (020/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Optimización de Precios**
21. Informe Técnico 21-GT. (021/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Lealtad del Cliente**
22. Informe Técnico 22-GT. (022/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Innovación Colaborativa**
23. Informe Técnico 23-GT. (023/138) 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. (024/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Reingeniería de Procesos**
25. Informe Técnico 02-GB. (025/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión de la Cadena de Suministro**
26. Informe Técnico 03-GB. (026/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Planificación de Escenarios**
27. Informe Técnico 04-GB. (027/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Planificación Estratégica**
28. Informe Técnico 05-GB. (028/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Experiencia del Cliente**
29. Informe Técnico 06-GB. (029/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Calidad Total**
30. Informe Técnico 07-GB. (030/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Propósito y Visión**
31. Informe Técnico 08-GB. (031/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Benchmarking**
32. Informe Técnico 09-GB. (032/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Competencias Centrales**
33. Informe Técnico 10-GB. (033/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Cuadro de Mando Integral**
34. Informe Técnico 11-GB. (034/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Alianzas y Capital de Riesgo**
35. Informe Técnico 12-GB. (035/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Outsourcing**
36. Informe Técnico 13-GB. (036/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Segmentación de Clientes**
37. Informe Técnico 14-GB. (037/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Fusiones y Adquisiciones**
38. Informe Técnico 15-GB. (038/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión de Costos**
39. Informe Técnico 16-GB. (039/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Presupuesto Base Cero**
40. Informe Técnico 17-GB. (040/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Estrategias de Crecimiento**
41. Informe Técnico 18-GB. (041/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión del Conocimiento**

42. Informe Técnico 19-GB. (042/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Gestión del Cambio**
43. Informe Técnico 20-GB. (043/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Optimización de Precios**
44. Informe Técnico 21-GB. (044/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Lealtad del Cliente**
45. Informe Técnico 22-GB. (045/138) Análisis de Frecuencia en el Corpus Literario de Google Books Ngram para **Innovación Colaborativa**
46. Informe Técnico 23-GB. (046/138) 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. (047/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Reingeniería de Procesos**
48. Informe Técnico 02-CR. (048/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión de la Cadena de Suministro**
49. Informe Técnico 03-CR. (049/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Planificación de Escenarios**
50. Informe Técnico 04-CR. (050/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Planificación Estratégica**
51. Informe Técnico 05-CR. (051/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Experiencia del Cliente**
52. Informe Técnico 06-CR. (052/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Calidad Total**
53. Informe Técnico 07-CR. (053/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Propósito y Visión**
54. Informe Técnico 08-CR. (054/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Benchmarking**
55. Informe Técnico 09-CR. (055/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Competencias Centrales**
56. Informe Técnico 10-CR. (056/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Cuadro de Mando Integral**
57. Informe Técnico 11-CR. (057/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Alianzas y Capital de Riesgo**
58. Informe Técnico 12-CR. (058/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Outsourcing**
59. Informe Técnico 13-CR. (059/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Segmentación de Clientes**
60. Informe Técnico 14-CR. (060/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Fusiones y Adquisiciones**
61. Informe Técnico 15-CR. (061/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión de Costos**
62. Informe Técnico 16-CR. (062/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Presupuesto Base Cero**
63. Informe Técnico 17-CR. (063/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Estrategias de Crecimiento**
64. Informe Técnico 18-CR. (064/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión del Conocimiento**
65. Informe Técnico 19-CR. (065/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Gestión del Cambio**
66. Informe Técnico 20-CR. (066/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Optimización de Precios**
67. Informe Técnico 21-CR. (067/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Lealtad del Cliente**
68. Informe Técnico 22-CR. (068/138) Análisis bibliométrico de Publicaciones Académicas Indexadas en Crossref.org para **Innovación Colaborativa**
69. Informe Técnico 23-CR. (069/138) 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. (070/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Reingeniería de Procesos**
71. Informe Técnico 02-BU. (071/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión de la Cadena de Suministro**
72. Informe Técnico 03-BU. (072/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Planificación de Escenarios**
73. Informe Técnico 04-BU. (073/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Planificación Estratégica**
74. Informe Técnico 05-BU. (074/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Experiencia del Cliente**
75. Informe Técnico 06-BU. (075/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Calidad Total**
76. Informe Técnico 07-BU. (076/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Propósito y Visión**
77. Informe Técnico 08-BU. (077/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Benchmarking**
78. Informe Técnico 09-BU. (078/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Competencias Centrales**
79. Informe Técnico 10-BU. (079/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Cuadro de Mando Integral**
80. Informe Técnico 11-BU. (080/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Alianzas y Capital de Riesgo**
81. Informe Técnico 12-BU. (081/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Outsourcing**
82. Informe Técnico 13-BU. (082/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Segmentación de Clientes**
83. Informe Técnico 14-BU. (083/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Fusiones y Adquisiciones**
84. Informe Técnico 15-BU. (084/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión de Costos**
85. Informe Técnico 16-BU. (085/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Presupuesto Base Cero**
86. Informe Técnico 17-BU. (086/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Estrategias de Crecimiento**
87. Informe Técnico 18-BU. (087/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión del Conocimiento**
88. Informe Técnico 19-BU. (088/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Gestión del Cambio**
89. Informe Técnico 20-BU. (089/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Optimización de Precios**
90. Informe Técnico 21-BU. (090/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Lealtad del Cliente**

91. Informe Técnico 22-BU. (091/138) Análisis estadístico de la Tasa de adopción y usabilidad - Bain & Co - para **Innovación Colaborativa**
92. Informe Técnico 23-BU. (092/138) 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. (093/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Reingeniería de Procesos**
94. Informe Técnico 02-BS. (094/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión de la Cadena de Suministro**
95. Informe Técnico 03-BS. (095/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Planificación de Escenarios**
96. Informe Técnico 04-BS. (096/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Planificación Estratégica**
97. Informe Técnico 05-BS. (097/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Experiencia del Cliente**
98. Informe Técnico 06-BS. (098/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Calidad Total**
99. Informe Técnico 07-BS. (099/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Propósito y Visión**
100. Informe Técnico 08-BS. (100/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Benchmarking**
101. Informe Técnico 09-BS. (101/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Competencias Centrales**
102. Informe Técnico 10-BS. (102/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Cuadro de Mando Integral**
103. Informe Técnico 11-BS. (103/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Alianzas y Capital de Riesgo**
104. Informe Técnico 12-BS. (104/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Outsourcing**
105. Informe Técnico 13-BS. (105/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Segmentación de Clientes**
106. Informe Técnico 14-BS. (106/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Fusiones y Adquisiciones**
107. Informe Técnico 15-BS. (107/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión de Costos**
108. Informe Técnico 16-BS. (108/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Presupuesto Base Cero**
109. Informe Técnico 17-BS. (109/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Estrategias de Crecimiento**
110. Informe Técnico 18-BS. (110/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión del Conocimiento**
111. Informe Técnico 19-BS. (111/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Gestión del Cambio**
112. Informe Técnico 20-BS. (112/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Optimización de Precios**
113. Informe Técnico 21-BS. (113/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Lealtad del Cliente**
114. Informe Técnico 22-BS. (114/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Innovación Colaborativa**
115. Informe Técnico 23-BS. (115/138) Análisis cuantitativo del Índice Perceptivo de Satisfacción - Bain & Co - para **Talento y Compromiso**

Basados en la CONVERGENCIA DE TENDENCIAS Y CORRELACIONES DE MÉTRICAS DEL ECOSISTEMA DE DATOS (Cinco fuentes)

116. Informe Técnico 01-IC. (116/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Reingeniería de Procesos**
117. Informe Técnico 02-IC. (117/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Gestión de la Cadena de Suministro**
118. Informe Técnico 03-IC. (118/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Planificación de Escenarios**
119. Informe Técnico 04-IC. (119/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Planificación Estratégica**
120. Informe Técnico 05-IC. (120/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Experiencia del Cliente**
121. Informe Técnico 06-IC. (121/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Calidad Total**
122. Informe Técnico 07-IC. (122/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Propósito y Visión**
123. Informe Técnico 08-IC. (123/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Benchmarking**
124. Informe Técnico 09-IC. (124/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Competencias Centrales**
125. Informe Técnico 10-IC. (125/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Cuadro de Mando Integral**
126. Informe Técnico 11-IC. (126/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Alianzas y Capital de Riesgo**
127. Informe Técnico 12-IC. (127/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Outsourcing**
128. Informe Técnico 13-IC. (128/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Segmentación de Clientes**
129. Informe Técnico 14-IC. (129/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Fusiones y Adquisiciones**
130. Informe Técnico 15-IC. (130/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Gestión de Costos**
131. Informe Técnico 16-IC. (131/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Presupuesto Base Cero**
132. Informe Técnico 17-IC. (132/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Estrategias de Crecimiento**
133. Informe Técnico 18-IC. (133/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Gestión del Conocimiento**
134. Informe Técnico 19-IC. (134/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Gestión del Cambio**
135. Informe Técnico 20-IC. (135/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Optimización de Precios**
136. Informe Técnico 21-IC. (136/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Lealtad del Cliente**
137. Informe Técnico 22-IC. (137/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Innovación Colaborativa**
138. Informe Técnico 23-IC. (138/138) Informe complementario: Análisis estadístico comparativo multifuente para **Talento y Compromiso**

*Spiritu Sancto, Paraclite 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. (001/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Reingeniería de Procesos**
2. Informe Técnico 02-GT. (002/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión de la Cadena de Suministro**
3. Informe Técnico 03-GT. (003/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Planificación de Escenarios**
4. Informe Técnico 04-GT. (004/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Planificación Estratégica**
5. Informe Técnico 05-GT. (005/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Experiencia del Cliente**
6. Informe Técnico 06-GT. (006/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Calidad Total**
7. Informe Técnico 07-GT. (007/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Propósito y Visión**
8. Informe Técnico 08-GT. (008/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Benchmarking**
9. Informe Técnico 09-GT. (009/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Competencias Centrales**
10. Informe Técnico 10-GT. (010/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Cuadro de Mando Integral**
11. Informe Técnico 11-GT. (011/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Alianzas y Capital de Riesgo**
12. Informe Técnico 12-GT. (012/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Outsourcing**
13. Informe Técnico 13-GT. (013/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Segmentación de Clientes**
14. Informe Técnico 14-GT. (014/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Fusiones y Adquisiciones**
15. Informe Técnico 15-GT. (015/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión de Costos**
16. Informe Técnico 16-GT. (016/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Presupuesto Base Cero**
17. Informe Técnico 17-GT. (017/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Estrategias de Crecimiento**
18. Informe Técnico 18-GT. (018/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión del Conocimiento**
19. Informe Técnico 19-GT. (019/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Gestión del Cambio**
20. Informe Técnico 20-GT. (020/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Optimización de Precios**
21. Informe Técnico 21-GT. (021/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Lealtad del Cliente**
22. Informe Técnico 22-GT. (022/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Innovación Colaborativa**
23. Informe Técnico 23-GT. (023/138) Análisis de Tendencias de Búsqueda en Google Trends para **Talento y Compromiso**

