



UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE LA MIXTECA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

**MARKETING GENERATIVO: DISEÑO DE
PROMPTS GENERADORES DE PITCH DECKS
PARA STARTUPS DE BASE TECNOLÓGICA**

TESIS

PARA OBTENER EL TÍTULO DE
MAESTRA EN MEDIOS INTERACTIVOS

PRESENTA:

L.C. CLAUDIA ANAHÍ GUZMÁN SOLANO

DIRECTOR DE TESIS:

DR. IGNACIO ARROYO FERNÁNDEZ

CO-DIRECTOR DE TESIS:

DR. CONRADO AGUILAR CRUZ

HUAJUAPAN DE LEÓN, OAXACA, MÉXICO.

DICIEMBRE DE 2025

*A la vida, por cada lección que me da para continuar aprendiendo,
a Natita por no soltar mi mano.*

Agradecimientos

Mi mayor agradecimiento es hacía Naty, por tener paciencia en los planes de mamá y sus noches de desvelo a mi lado, por festejar mis logros y por ser la inspiración de mi vida.

Gracias a mi familia, a mi madre por apoyarme con Natita y verme como un ser sobresaliente, y a papi en el cielo que me hace mantener la mirada en alto.

Agradezco especialmente al Dr. Ignacio y al Dr. Conrado por el acompañamiento lleno de aprendizaje académico y de vida, por sus palabras de motivación y de confianza.

Gracias para cada una de las personas que encontré en la UTM y me reiteró lo complicado que es la interacción humana que me obligó a evolucionar. Gracias a quienes se convirtieron en amigos y están hoy celebrando conmigo, a los que se apartaron y a quienes me ofrecieron un saludo y su amabilidad.

A todos mis profesores y profesoras de clases y con los que coincidí en posgrado y otros institutos, porque les aseguro que de cada uno de ustedes obtuve más que conocimiento escolar, incluyo al profe Thomas Mogle por compartir su cultura e idioma dándome confianza y motivación, también al Centro de Idiomas donde conviví y reí. Al personal administrativo, técnico, de mantenimiento, seguridad, etc. que intercambiaron un amable saludo o platica de cualquier índole conmigo, a todos muchas gracias.

Finalmente, agradezco a mis amistades fuera de la UTM, por entender mi ausencia y preguntar constantemente cómo iba la maestría acompañado de un “solo a ti se te ocurre entrar a la UTM”.

Gracias vida, seguimos en paz.

Índice general

Agradecimientos	i
Resumen	1
1. Introducción	3
1.1. Planteamiento del problema	6
1.2. Justificación	7
1.3. Hipótesis de Investigación	9
1.4. Objetivos y Metas	9
1.4.1. Objetivo general	9
1.4.2. Objetivos específicos	9
1.5. Metas	10
1.6. Limitaciones de la Investigación	10
1.7. Antecedentes	11
2. Marco Teórico	21
2.1. Fundamentos teóricos	21
2.1.1. Diseño Centrado en el Usuario (UCD)	22
2.1.2. Inteligencia Artificial	24
2.1.3. Inteligencia Artificial y UCD	26

2.2. Aplicaciones Específicas	27
2.2.1. <i>Marketing</i> de contenidos con IA generativa	27
2.2.2. <i>Crowdfunding</i>	29
2.2.3. <i>Pitch Deck</i>	31
2.3. Componentes Técnicos	38
2.3.1. Diseño de <i>prompts</i>	38
2.3.2. Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs)	40
2.3.3. Persuasión	42
2.4. Similitud Semántica de textos	52
2.5. Métricas de comparación textual	56
3. Metodología y Desarrollo	61
3.1. Enfoque y diseño metodológico	62
3.2. Diseño de <i>prompts</i> centrados en el usuario	66
3.3. Desarrollo técnico	80
3.3.1. Selección de Modelos de IA y configuración de parámetros	80
3.3.2. Diseño experimental para generación de <i>pitch decks</i>	85
3.3.3. Pruebas de usabilidad y encuestas	87
4. Resultados y Discusión	91
4.1. Resultados cuantitativos	91
4.1.1. Métricas de similitud textual entre humano e IA	95
4.1.2. Análisis de persuasión	100
4.2. Resultados cualitativos	104
4.2.1. Evaluación de Usabilidad	105
4.3. Discusión general	106
4.3.1. Interpretación de hallazgos	107
4.3.2. Limitaciones y aportaciones del estudio	113

5. Conclusiones y trabajo futuro	115
5.1. Conclusiones generales	115
5.2. Trabajo a futuro	116
Referencias	119
Anexos	131
ANEXO A	
Tablas y Figuras Complementarias	132
A1 Elementos para un <i>pitch deck</i> según Shimasaki, 2020	133
A2 Elementos para un <i>pitch deck</i> según Baehr y Loomis, 2015	134
A3 Comparación de dos autores elementos para crear <i>pitch deck</i>	135
A4 Tipos de clientes e inversionistas	135
A5 Etapas típicas/rondas de financiación de una <i>startup</i>	136
A6 Necesidades y consideraciones de inversión	137
A7 Tipos de inversionistas	137
ANEXO B <i>Prompts</i> y/o Códigos Utilizados	139
B1 <i>Prompt</i> 1	140
B2 <i>Prompt</i> 2	140
ANEXO C Instrumento de Recolección de Datos	142
C1 Perfil de usuario	143
C2 Entrevista para emprendedores (de startups tecnológicas) en fase semilla	144
C3 Formato de Registro para Observador de Prueba de Usabilidad	146
C4 Formato inicio/fin de prueba de usabilidad	148
C5 Carta de consentimiento para prueba de usabilidad	149

Índice de figuras

2.1. Etapas del Diseño Centrado en el Usuario.	23
2.2. <i>The AI Universe</i> , muestra las capacidades y potencial de las tecnologías de IA.	25
2.3. Diagrama del modelo de Similitud Coseno.	54
2.4. Ejemplo de modelo de similitud coseno.	57
3.1. Diagrama del desarrollo metodológico propuesto para esta investigación.	63
3.2. Perfil de uno de los usuarios participantes de esta investigación	66
3.3. Logotipo creado para la interfaz gráfica.	79
3.4. Interfaz de nuestro sistema generador de <i>pitch decks</i> utilizada durante las pruebas de usabilidad.	80
3.5. Interfaz de resultado del Sistema generador de <i>pitch deck</i> utilizado durante la prueba de usabilidad.	81
3.6. Diseño de prompt genérico.	86
3.7. Diseño de prompt estructurado. Parte 1	87
3.8. Diseño de prompt estructurado. Parte 2	87
3.9. Interfaz que muestra una barra de carga mientras se genera el <i>pitch deck</i> .	88
4.1. Modelo A) Instrucción genérica.	98
4.2. Modelo B) Instrucción estructurada.	98

4.3. Histograma de las técnicas de persuasión en pitch decks generados por humanos.	100
4.4. Distribuciones de técnicas de persuasión Child-only (Instrucción genérica).	102
4.5. Distribuciones de técnicas de persuasión Child-only (Instrucción estructurada).	103

Lista de tablas

2.1. Elementos esenciales de un <i>pitch deck</i> (Cabezas y Bateman, 2024).	34
2.2. Elementos esenciales de coincidencia por autores (Parte 1)	36
2.3. Elementos esenciales de coincidencia por autores (Parte 2)	37
2.4. Elementos esenciales de coincidencia por autores (Parte 3)	38
2.5. Generación de prompts y su diseño eficiente	39
2.6. Clasificación de tácticas de persuasión.	45
3.1. Conjunto muestra de cinco <i>pitch decks</i>	70
3.2. Campañas exitosas mediante financiación colectiva	71
3.3. Muestra de la base de datos adquirida.	86
4.1. Resultados muestra con <i>prompt</i> genérico	94
4.2. Resultados con <i>prompt</i> estructurado	95
4.3. Resultados de las métricas evaluadas en <i>prompts</i> genéricos.	96
4.4. Resultados promedio y desviación estándar (\pm) de las métricas para <i>prompts</i> genéricos.	96
4.5. Resultados promedio y desviación estándar (\pm) de las métricas para indicaciones estructuradas.	97
4.6. Resultados promedio de las métricas con <i>prompts</i> estructurados (689 <i>pitch decks</i>).	97

Resumen

La presente investigación analiza el potencial del *marketing* generativo mediante el uso de Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs) aplicados al diseño de *prompts* para la creación automatizada de *pitch decks* persuasivos en *startups* de base tecnológica. El estudio se fundamenta en un enfoque de Diseño Centrado en el Usuario (UCD) y tiene como propósito determinar la utilidad de la inteligencia artificial (IA) para generar contenido de *marketing* comparable al elaborado por humanos en campañas exitosas de financiamiento colectivo. Se emplea una metodología mixta que combina análisis semántico, métricas de similitud textual (BLEU, ROUGE-L y Cosine Similarity) y evaluación de usabilidad mediante encuestas a usuarios especializados. Los resultados evidencian que los textos generados por IA pueden alcanzar niveles de coherencia, claridad y persuasión similares a los producidos por humanos, siempre que los *prompts* sean diseñados con precisión lingüística y contextual. La investigación contribuye al campo del *marketing* de contenidos y de la inteligencia artificial aplicada, proponiendo una estrategia accesible para emprendedores con recursos limitados. Asimismo, promueve el uso ético y responsable de la IA en procesos de comunicación empresarial, consolidando un modelo replicable para el desarrollo de herramientas digitales orientadas a la innovación y la inclusión tecnológica.

Capítulo 1

Introducción

En la actualidad, el *marketing* digital se encuentra en una fase de transformación profunda impulsada por la convergencia entre la Inteligencia Artificial (IA) y las estrategias de comunicación orientadas al usuario. La capacidad de los sistemas inteligentes para procesar grandes volúmenes de datos, generar lenguaje natural y adaptarse a contextos específicos ha permitido replantear la manera en que las empresas, especialmente las *startups* de base tecnológica, diseñan y comunican sus propuestas de valor. En este contexto, la IA no solo se consolida como una herramienta técnica, sino como un agente estratégico capaz de potenciar la creatividad humana, optimizar la persuasión en los mensajes y reducir los costos asociados al *marketing* de contenidos. La investigación titulada “***Marketing generativo: diseño de prompts generadores de pitch decks para startups de base tecnológica***” parte de la premisa de que los Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs) pueden constituir una alternativa viable para producir discursos persuasivos, estructurados y adaptables a las necesidades de los emprendedores que buscan financiamiento en fases iniciales. A través del diseño de *prompts*, esta propuesta pretende mostrar que la IA puede reproducir características comunicativas similares a las empleadas en presentaciones exitosas elaboradas por humanos, lo que

abriría nuevas posibilidades para el *marketing* generativo.

El planteamiento central del estudio radica en analizar la utilidad de los LLMs en la generación de *pitch decks* eficaces y convincentes, entendidos como instrumentos clave para la comunicación entre startups e inversionistas. Si bien la literatura reciente ha evidenciado el impacto de la IA en la producción de contenido, aún persiste una brecha empírica en la comparación sistemática entre los discursos humanos y los generados por IA en el ámbito del emprendimiento. Este vacío de conocimiento motiva la presente investigación, que busca determinar en qué aspectos el lenguaje artificial se compara con los niveles de persuasión y coherencia alcanzados por los emprendedores en campañas reales de *crowdfunding*.

Asimismo, la propuesta para el diseño de *prompts* se fundamenta en la metodología del Diseño Centrado en el Usuario (UCD), paradigma que asegura que las herramientas tecnológicas respondan a las expectativas, limitaciones y objetivos de los emprendedores. Bajo este enfoque, se desarrolló un sistema experimental que integra modelos de lenguaje del estado del arte, entre ellos: *marin-8b-instruct*, *deepseek-r1* y *qwen3-235b-a22b*. El sistema usa métricas de evaluación tales como Rouge-L, BLEU y Similitud del coseno, para comparar la estructura textual, semántica y la carga persuasiva de los textos producidos. Este proceso metodológico permitió observar cómo la configuración de los *prompts* influye directamente en la calidad del contenido y en la percepción del usuario respecto a la efectividad del discurso.

El estudio se justifica en la creciente necesidad de ofrecer soluciones accesibles a las *startups* que enfrentan limitaciones de capital y experiencia en comunicación estratégica. En un entorno altamente competitivo, el uso inteligente de la IA puede representar una ventaja decisiva al permitir la creación de mensajes consistentes, personalizados y emocionalmente resonantes. Además, la propuesta contribuye al campo del *marke-*

ting generativo, al establecer criterios sistemáticos para el diseño de *prompts* efectivos, alineados con los principios de transparencia y uso equitativo de la tecnología.

Los resultados obtenidos incluyen la validación de un método de interacción que combina las ventajas del razonamiento humano con la eficiencia de los sistemas automatizados, orientado a optimizar los procesos de comunicación de ideas y captación de inversión para su implementación. La investigación busca, en última instancia, aportar un marco de referencia teórico y práctico que posicione al marketing generativo como un campo emergente dentro de la intersección entre inteligencia artificial, diseño centrado en el usuario y emprendimiento tecnológico.

Este trabajo reconoce que el potencial de la inteligencia artificial no radica en reemplazar la creatividad humana, sino en expandir sus posibilidades. El diseño de prompts para la generación automatizada de *pitch decks* representa un avance significativo hacia la democratización del marketing estratégico, al permitir que emprendedores con recursos limitados accedan a herramientas sofisticadas de comunicación. Así, la integración ética, técnica y reflexiva de la IA en el ámbito empresarial se perfila como un camino prometedor para fortalecer la innovación, la competitividad y la inclusión en el ecosistema de startups tecnológicas.

De manera general, esta tesis se organiza en cinco capítulos: el primero introduce el contexto general, los objetivos y la hipótesis; el segundo presenta el marco teórico que fundamenta el estudio desde la perspectiva del marketing de contenidos, la IA generativa y la retórica persuasiva; el tercero describe la metodología de desarrollo y evaluación del sistema propuesto; el cuarto expone los resultados y su análisis; y el quinto ofrece las conclusiones, implicaciones prácticas y líneas de investigación futuras.

1.1. Planteamiento del problema

El uso de la inteligencia artificial en los procesos de comunicación y mercadotecnia ha crecido de forma sostenida; sin embargo, su adopción plena por parte de *startups* en fase semilla sigue siendo incipiente. Estas organizaciones enfrentan el reto de generar materiales persuasivos que comuniquen eficazmente sus propuestas de valor a potenciales inversionistas, sin disponer de amplios recursos económicos o de personal especializado.

En este escenario, surge la interrogante central de esta investigación: ¿pueden los sistemas de IA basados en LLMs generar discursos persuasivos comparables en calidad y efectividad a los elaborados por humanos en campañas exitosas de financiamiento colectivo (*crowdfunding*)?

La problemática radica en la escasez de estudios que analicen de manera empírica la calidad del lenguaje persuasivo generado por IA en contextos empresariales iniciales. A pesar de los avances en generación automática de texto, persiste la incertidumbre sobre la capacidad de los modelos de lenguaje para reproducir estructuras retóricas y emocionales efectivas en el ámbito del emprendimiento tecnológico.

Para abordar esta problemática, en este trabajo se propone crear *prompts* diseñados usando la metodología de Diseño Centrado en el Usuario (UCD), que garantiza que las soluciones tecnológicas se alineen con las expectativas, limitaciones y metas de los emprendedores. Con este enfoque, se usan modelos de lenguaje para generar *pitch decks* a partir de los *prompts* diseñados. El resultado del diseño de *prompts* se evalúa mediante RougeL, BLEU y la similitud del coseno, que permiten comparar la estructura textual, la semántica. Asimismo, se usa un detector de tácticas de persuasión, basado en un modelo de lenguaje, para obtener la distribución de tácticas persuasivas a partir de los textos, tanto generados por humanos como por los modelos de lenguaje.

Este procedimiento metodológico permite constatar cómo la forma en que se configuran los *prompts* impacta de manera directa la calidad del contenido generado, la percepción del usuario sobre la eficacia del mensaje, así como la distribución de tácticas persuasivas generadas.

1.2. Justificación

El desarrollo de estrategias de comunicación apoyadas en IA representa una oportunidad para democratizar el acceso a herramientas de *marketing* de alta calidad, reduciendo los costos de producción y acelerando la validación de ideas de negocio. El estudio se justifica por su contribución al campo del *marketing* de contenidos, al proponer una metodología para el diseño de *prompts* que potencien la generación de *pitch decks* persuasivos y éticamente elaborados.

Además, la investigación aporta una alternativa de bajo costo para emprendedores que buscan financiamiento inicial, permitiéndoles desarrollar materiales de comunicación profesional mediante el uso responsable de sistemas de IA generativa. Asimismo, ofrece una base metodológica replicable que combina el Diseño Centrado en el Usuario (UCD) con métricas objetivas de análisis lingüístico y semántico, fortaleciendo la pertinencia académica y tecnológica del trabajo.

Ante un panorama de innovación para superar las expectativas de los clientes resulta imprescindible plantear estrategias ágiles que doten de valor entre inmediatez, Tecnologías de Información (TI) y optimización de datos reales obtenidos y no en la intuición de quien construye los mensajes (Martínez-Ortega & Medina-Chicaiza, 2020).

La inteligencia artificial, el internet de las cosas (IoT), el análisis de *big data* y la cadena de bloques son parte de las actuales tecnologías que han propiciado un cambio en las empresas, la primera mencionada es la que posee mayor potencial de transformar

el *marketing*, por lo que ha ganado relevante importancia en el mundo de los negocios presentes y futuros (Verma et al., 2021).

La propuesta a implementar pretende mejorar las estrategias actuales de *marketing* que con IA pueda crear contenido ampliamente similar al creado por humanos, pero con inmediatez, creatividad y costo mínimo, además de poder reforzarse a futuro el área de estudio conforme a la evolución de la IA y en general de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC's).

Si es posible conocer cómo escribir un *prompt* en IA dentro del área de negocios, es posible generar impacto directo en el costo de uso, traducido esto en ahorro y accesibilidad, debido a que los sistemas de ajuste fino en el área, al ofrecer herramientas y capacidades adicionales, solicitan un pago de suscripción. Este por lo general es costoso, imponiendo una limitante económica para cualquier tipo de emprendedor que busca oportunidades de negocio sin capital inicial o capital muy escaso.

Las nuevas estrategias involucran agilidad para lograr construir una marca con imagen sólida y distintiva que refleje la misión, visión, valores, la cultura, la calidad y las competencias, buscando cumplir estos requisitos a través de un solo *pitch deck* que al alcance de cualquier *startup* pueda satisfacer la necesidad del emprendedor y llegar a sus posibles inversionistas y/o clientes.

La investigación impacta directamente en el acceso a oportunidades para la población mexicana que busca adaptarse a nuestro sistema económico para mejorar su calidad de vida (i.e. vivienda, energía, educación, cultura, salud, agua y seguridad social) mediante un emprendimiento.

1.3. Hipótesis de Investigación

El diseño de *prompts* específicos y su aplicación mediante Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs) permite generar *pitch decks* con un nivel de persuasión y coherencia textual comparable al de los elaborados por humanos en campañas de *crowdfunding* exitosas, constituyendo una herramienta útil para *startups* de base tecnológica con recursos limitados.

1.4. Objetivos y Metas

1.4.1. Objetivo general

Determinar la utilidad de los sistemas basados en Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs) y el diseño de *prompts* centrados en el usuario para su aplicación en la generación de *pitch decks* persuasivos y similares a los generados por humanos, para *startups* de base tecnológica.

1.4.2. Objetivos específicos

OE1 Revisar la literatura especializada sobre el uso de IA y diseño de *prompts* en *marketing* digital.

OE2 Identificar perfiles y necesidades de clientes e inversionistas vinculados a *startups* tecnológicas.

OE3 Caracterizar los elementos lingüísticos y persuasivos de *pitch decks* exitosos.

OE4 Diseñar *prompts* optimizados para la generación automática de *pitch decks* mediante LLMs.

OE5 Evaluar los textos generados con métricas de similitud semántica y detección de persuasión.

OE6 Analizar la percepción de usuarios e inversionistas sobre la calidad y efectividad de los *pitch decks* generados.

1.5. Metas

M1 Diseñar una muestra representativa de pitch decks generados por IA y compararlos con materiales humanos.

M2 Medir la similitud semántica entre ambos grupos mediante métricas como BLEU, ROUGE-L y Cosine Similarity.

M3 Determinar la aceptabilidad y claridad de los discursos generados, a través de encuestas aplicadas a usuarios especializados.

1.6. Limitaciones de la Investigación

Se reconocen limitaciones inherentes al uso de IA generativa, entre ellas la posible imprecisión terminológica en dominios especializados, la dependencia de datos de entrenamiento cerrados y los riesgos éticos asociados al uso de información sensible. Además, la complejidad técnica de los modelos puede restringir su replicabilidad en entornos de baja infraestructura computacional.

- El idioma, dada la generación en inglés (necesidad de soporte en español).
- El pequeño ecosistema de emprendores enfocados en startups de base tecnológica en el estado de Oaxaca, lo que a su vez limita la participación en las pruebas de usabilidad y la falta de validación en campañas de crowdfunding reales.

Finalmente, la percepción pública sobre el reemplazo del trabajo creativo humano por sistemas automatizados constituye un desafío adicional para la adopción de estas tecnologías. No obstante, la investigación asume una postura complementaria: la IA como aliada del pensamiento creativo humano y no como sustituto, orientada al fortalecimiento de la innovación empresarial y la inclusión tecnológica.

1.7. Antecedentes

En los últimos años, la literatura demuestra un creciente interés por el uso de la inteligencia artificial en la generación de contenido empresarial y persuasivo. Investigaciones como las de Bordia (2023), Ilagan y Ilagan (2023) y Lalle y Muco (2023) evidencian la capacidad de los LLMs para asistir en la creación de discursos argumentativos y en la evaluación de ideas de negocio. Asimismo, Short y Short (2023) destacan la eficacia de la ingeniería de *prompts* en la construcción de retórica empresarial, mientras que Puapongsakorn y Brazdeikyte (2023) subrayan las oportunidades y desafíos de integrar la IA en etapas tempranas de ideación.

Y de igual manera, Kaminski y Hopp (2020) muestran que los patrones lingüísticos en textos de *crowdfunding* pueden predecir el éxito de las campañas, lo que refuerza la relevancia de aplicar análisis semánticos y persuasivos en este tipo de discursos. Sin embargo, la comparación directa entre *pitch decks* generados por IA y los elaborados por humanos sigue siendo un vacío en la literatura, especialmente en contextos hispanohablantes y de base tecnológica.

La importancia de mostrar las aportaciones de anteriores trabajos de investigación, es proporcionar de manera contextual y actualizada las investigaciones acerca de *marketing* generativo, específicamente el que tiene bases en IA, Aprendizaje Automático (ML *Machine Learning* por su nombre en inglés) y PNL (Procesamiento de Lenguaje

Natural) o NLP (*Natural Language Processing* en inglés), así como los avances relevantes en las áreas relacionadas a emprendimiento tecnológico y creación de contenido persuasivo mediante uso de LLMs.

Dichos trabajos han demostrando avances en la persuasión y toma de decisiones. Las investigaciones señalan que la IA puede contribuir efectivamente, combinando estilos argumentativos emocionales y basados en evidencia y la autonomía del usuario para seleccionar datos relevantes. El análisis de metadatos de texto, voz y video en campañas de *crowdfunding* a través de redes neuronales y PLN permite predecir el éxito de estas iniciativas con mayor precisión y la comprensión de las motivaciones de los inversores a través del análisis del lenguaje, es clave para el éxito de las campañas.

Respecto a otras investigaciones recientes, la ingeniería de *prompts* ha emergido como un área crítica de estudio en la era de los modelos de lenguaje de gran escala, transformando la manera en que los humanos interactúan con sistemas de IA generativa (Sahoo et al., 2024). Esta disciplina se centra en el diseño estructurado de entradas (*prompts*) que maximizan la utilidad y precisión de los LLMs sin necesidad de modificar los parámetros centrales del modelo. Chen et al. (2024) destacan que la ingeniería de prompts ha evolucionado desde prácticas empíricas hacia metodologías sistemáticas fundamentadas en principios cognitivos y computacionales, explorando tanto técnicas fundacionales como metodologías avanzadas que incluyen *self-consistency*, *chain-of-thought*, y *generated knowledge*.

Por su parte, Vatsal y Dubey (2024) realizaron un análisis exhaustivo de 44 artículos de investigación que documentan 39 métodos diferentes de *prompting* aplicados a 29 tareas distintas de procesamiento de lenguaje natural, la mayoría publicados en los últimos dos años. Los autores agrupan las técnicas de *prompting* según las tareas específicas de PLN para las que se utilizan, proporcionando una taxonomía granular

que incluye evaluaciones de rendimiento en diversos conjuntos de datos. Esta categorización revela que mientras las técnicas *zero-shot* y *few-shot* constituyen el fundamento de la ingeniería de prompts, enfoques más sofisticados como *chain-of-thought* (CoT) han demostrado mejoras sustanciales en tareas que requieren razonamiento complejo.

Zaghir et al. (2024) investigaron específicamente la aplicación de la ingeniería de *prompts* en el dominio médico, identificando tres paradigmas fundamentales: *prompt learning* (PL), *prompt tuning* (PT), y *prompt design* (PD). Su revisión sistemática de 114 estudios publicados entre 2022 y 2024 reveló que el *prompt design* es el paradigma más prevalente, representando 78 de los 114 estudios analizados. Los autores subrayan que en dominios especializados como la medicina, la efectividad de los *prompts* está condicionada por información contextual específica y terminología técnica, un hallazgo directamente aplicable al contexto de *pitch decks* para *startups* tecnológicas.

Guo et al. (2025) examinaron la consistencia y confiabilidad de diferentes estilos de *prompts* en el contexto de guías clínicas basadas en evidencia. Su investigación demostró que diferentes *prompts* producen efectos variables según los modelos utilizados, y que el *prompting* con técnica ROT (Razón-Resultado-Tratamiento) aplicado a GPT-4 logró la mayor consistencia general (62.9%) y un rendimiento significativo para recomendaciones fuertes, con una consistencia total del 77.5%. Este hallazgo subraya la importancia de diseñar *prompts* específicos para dominios particulares, validándolos mediante evaluaciones iterativas.

De igual forma, para LLMs en *marketing* digital y contenido persuasivo, Matz et al. (2024) realizaron una investigación empírica fundamental demostrando las capacidades persuasivas de LLMs a través de cuatro estudios con N=1,788 participantes. Los mensajes personalizados generados por ChatGPT exhibieron significativamente mayor influencia que mensajes no personalizados, tanto en dominios comerciales (*marketing*

de productos) como políticos (apelaciones climáticas). Crucialmente, esta efectividad se logró proporcionando al LLM únicamente descripciones breves de dimensiones psicológicas objetivo (rasgos de personalidad, ideología política, fundamentos morales), evidenciando el potencial de personalización persuasiva a escala.

Moreschini et al. (2024) examinaron específicamente el contexto de creación publicitaria generada por IA versus contenido humano, encontrando que mientras la creatividad percibida no difiere significativamente entre ambos, el esfuerzo percibido constituye un mecanismo clave que influye en la evaluación de creatividad. Los autores identificaron que cuando los consumidores perciben tareas como más objetivas, tienden a apreciar más los anuncios creados por IA.

Por otro lado, T. H. Davenport (2024) analiza cómo la IA generativa está transformando el futuro del *marketing*, destacando que empresas líderes como Vanguard aumentaron las tasas de conversión de sus anuncios en LinkedIn en 15 % mediante copy generado por IA, mientras Emirates NBD bank incrementó leads en 177 % con ofertas personalizadas de tarjetas de crédito creadas por IA generativa. El autor presenta una estructura organizacional de cuatro cuadrantes que destaca compensaciones tanto en la naturaleza de los entradas de IA generativa como en la extensión de aumento humano necesario para entregar los resultados.

Mientras estos estudios documentan efectividad persuasiva de LLMs en contextos publicitarios breves (anuncios, emails), los *pitch decks* demandan narrativas extendidas, construcción gradual de credibilidad y múltiples capas argumentativas. Esta diferencia fundamental implica que los marcos exitosos en publicidad digital requieren adaptaciones sustanciales para aplicaciones de recaudación de fondos.

Por otra parte, en la IA generativa en creación de contenido visual y marketing, Hartmann et al. (2024) realizaron una comparación sistemática del rendimiento de

imágenes generadas por IA versus creadas por humanos en dimensiones críticas de *marketing*. Los autores solicitaron a siete modelos generativos (DALL-E 3, Midjourney v6, Firefly 2, Imagen 2, entre otros) crear 10,320 imágenes sintéticas de marketing, utilizando 2,400 imágenes reales como entrada. Mediante 254,400 evaluaciones humanas, demostraron que las imágenes generadas por IA pueden superar a las humanas en calidad, realismo y estética. Adicionalmente, al proporcionar sesiones informativas creativas idénticas a *freelancers* humanos y modelos IA, las mejores imágenes sintéticas también sobresalieron en creatividad publicitaria, actitudes hacia anuncios y seguimiento de *prompts*.

Mangalagiri et al. (2024) investigaron el papel transformador de la IA generativa en creación de contenido de *marketing*, enfatizando cuatro elementos interconectados: *targeting*, personalización, creación de contenido y optimización de anuncios. Los autores documentan que la hiper personalización habilitada por IA generativa está revolucionando el cómo comercializadores y anunciantes alcanzan consumidores a través de web y aplicaciones móviles, creando experiencias subjetivas a medida para consumidores individuales basadas en datos demográficos, patrones conductuales, preferencias y factores contextuales.

Igualmente Dwivedi et al. (2023) proyectaron que para 2025, grandes organizaciones generarán sintéticamente hasta un tercio de sus mensajes de marketing salientes. Los autores subrayan que la adopción sostenible de IA generativa por parte de empresas depende críticamente de su efectividad para alcanzar objetivos de *marketing* y su eficiencia en realizar ahorros sustanciales de costos.

En tanto la IA generativa demuestra capacidades comprobadas en generación de contenido publicitario y visual, la literatura carece de estudios específicos sobre generación automatizada de *pitch decks*, es decir, documentos que operan en contexto

uno a muchos con audiencias expertas heterogéneas, favoreciendo claridad estructural y consistencia narrativa sobre personalización extrema.

Respecto a las dimensiones de Interacción Humano-Computadora (HCI por sus siglas en inglés) con IA Generativa, Shi et al. (2024) presentan una taxonomía comprehensiva de interacciones humano-IA generativa basada en revisión sistemática de 291 artículos. Los autores proponen un marco de trabajo que analiza estas interacciones desde perspectivas tanto humanas como de IA generativa, identificando seis dimensiones clave del espacio de diseño: (1) Propósitos de uso de IA generativa, (2) Retroalimentación de modelos a usuarios, (3) Control de usuarios hacia modelos, (4) Niveles de compromiso, (5) Dominios de aplicación, y (6) Estrategias de evaluación. Los autores enfatizan que el diseño de interacción humano-IA generativa es de suma importancia en la actual etapa de desarrollo de GenAI, destacando desafíos y oportunidades para guiar el diseño hacia aplicaciones centradas en el humano.

En relación con esta área Muller et al. (2025) organizaron el cuarto taller sobre IA generativa y HCI en la conferencia CHI 2025, continuando un trabajo ya iniciado en 2022. El *workshop* identifica cuatro dimensiones críticas de interacción: Oportunidades socio técnicas para trabajo y recreación habilitadas por nuevas capacidades interactivas, desafíos de diseño de sistemas que producen resultados diferentes en cada invocación, consideraciones éticas relacionadas con diseño y uso responsable, y patrones útiles de colaboración humano-IA generativa en diferentes dominios.

Estas referencias enfatizan que el diseño de interfaces conversacionales constituye la modalidad primaria de interacción humano-LLM. Subrayando que la efectividad de esta interacción depende no solo de la sofisticación técnica del *prompt* sino de su alineación con modelos mentales, expectativas y objetivos de usuarios finales (principio central del enfoque UCD para el diseño de *prompts* en esta investigación).

De igual importancia, para reconocer la confianza y percepción de autenticidad en contenido generado por IA, en la literatura Wang et al. (2025) desarrollaron y validaron la escala de confianza de la IA generativa humana, identificando tres dimensiones fundamentales de confianza: benevolencia, competencia y reciprocidad, con nueve elementos exhibiendo buena discriminación medida en la medida Alfa de Cronbach. Los autores subrayan que construir IA confiable requiere no solo desarrollo técnico sino también comunicación, educación y capacitación de usuarios.

La literatura reciente evidencia una nueva tendencia inicial en *prompt engineering* como técnica y que se encamina a *prompt design thinking* como disciplina estructurada. Sin embargo, existe una brecha notable, dado que mientras las herramientas técnicas optimizan precisión computacional, carecen frecuentemente de consideraciones sobre usabilidad contextual y apropiación por parte de usuarios no técnicos, precisamente el vacío que esta investigación aborda mediante metodología UCD.

Paralelamente, modelos avanzados de IA como DeepSeek-R1 y Qwen3 representan avances significativos en capacidades de razonamiento y generación estructurada, particularmente relevantes para la creación de *pitch decks*. DeepSeek-AI (2025) reporta que DeepSeek-R1-0528 alcanzó 87.5 % de precisión en la Conferencia Internacional de Inteligencia Artificial en Medicina (AIME) 2025, utilizando un promedio de 23,000 tokens por pregunta en problemas complejos, evidenciando profundidad de razonamiento sustancial. Su arquitectura de 671 mil millones de parámetros con licencia MIT (código abierto) permite su uso comercial sin restricciones, facilitando su adopción en aplicaciones empresariales.

Por su parte, el modelo destilado DeepSeek-R1-0528-Qwen3-8B logró rendimiento entre modelos de código abierto en AIME 2024, superando a Qwen3-8B base por +10 %, mientras mantiene eficiencia computacional notable/ejecutable con tan solo

4GB de RAM en configuraciones optimizadas (DeepSeek-AI, 2025). Esta eficiencia lo hace especialmente atractivo para implementaciones accesibles en contextos de *startups* con recursos computacionales limitados.

En su artículo Yang et al. (2025) reportan que Qwen3-235B-A22B, empleando arquitectura *Mixture-of-Experts* (MoE) con 235 mil millones de parámetros totales y activación dinámica del 60 %, supera a DeepSeek-R1 en 17 de 23 puntos evaluados, particularmente en tareas de razonamiento matemático y codificación. Esta capacidad de procesamiento de información técnica compleja es crucial para articular propuestas de valor tecnológicas en *pitch decks*.

Realizando una comparativa, la selección de estos modelos permite evaluar compensaciones cruciales entre escala computacional y accesibilidad, razonamiento estructurado necesario para coherencia narrativa multi seccional y capacidad de generar contenido especializado sobre métricas SaaS (indicadores financieros y de comportamiento que evalúan el rendimiento de un modelo de suscripción) y arquitecturas técnicas típicas de *startups* tecnológicas.

En ese sentido, Li et al. (2024) proponen un marco tridimensional para comprender formación de confianza: el usuario, el sistema IA y su contexto interactivo. Los autores sintetizan factores comunes relacionados con formación y mantenimiento de confianza a través de tipos de confianza interpersonal, humano-automatización y humano-IA.

Asimismo, Moreschini et al. (2024) documentan que la autenticidad constituye un factor clave que los consumidores buscan en las marcas al tomar decisiones. Con ello se satisfacen tres objetivos: control, conexión y virtud, considerándose auténticos cuando conducen a la genuinidad, la realidad o la verdad.

En relación con lo anterior, la autenticidad percibida de un *pitch deck* genera-

do por IA constituye una variable crítica insuficientemente explorada. Por ejemplo, si los inversionistas detectan patrones formulados o lenguaje artificialmente persuasivo, la credibilidad del emprendedor puede verse comprometida, justificando la evaluación de percepción de usuarios e inversionistas sobre calidad y efectividad de *pitch decks* generados (OE6 de esta investigación).

Es pertinente agregar que existen métricas de evaluación semántica para contenido generado, las más tradicionales son ROUGE, BLEU, mismas en las que también se ha hallado limitaciones. Ambas métricas se basan en coincidencia léxica superficial y fallan en capturar equivalencia semántica cuando diferentes palabras expresan el mismo significado (Zhang et al., 2019). Para *pitch decks*, donde parafraseo creativo y vocabulario específico del dominio son frecuentes, estas métricas pueden penalizar injustamente contenido semánticamente correcto pero léxicamente divergente.

Simultáneamente existen métricas basadas en *embeddings* como BERTScore y Similitud de Coseno, de esta primera; Zhang et al. (2019) introdujeron BERTScore, métrica que aprovecha embeddings contextuales de modelos pre-entrenados como BERT para calcular scores de similitud entre textos candidatos y de referencia. A diferencia de métricas basadas en n-gramas, BERTScore identifica equivalencia semántica incluso cuando se usan palabras diferentes.

Xia et al. (2024) desarrollaron metodología que emplea modelo all-mpnet-base-v2, de *embeddings* de oraciones diseñado para capturar significados semánticos profundos. Los autores seleccionaron específicamente este modelo por su habilidad para entender y procesar terminología médica compleja y expresiones variadas, traduciéndolas a espacio vectorial de alta dimensión donde similitudes semánticas pueden evaluarse cuantitati-

vamente.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Fundamentos teóricos

Actualmente, la era de la revolución tecnológica que vivimos, la incursión de la IAG y las máquinas inteligentes, poseen la capacidad de interactuar en lenguaje natural, aprender información y generar contenidos, lo que supone aún más cambios sobresalientes de la sociedad (López, 2023). La IA se implementa continuamente para beneficiar a muchas industrias diferentes. A medida que las organizaciones avanzan hacia la Industria 4.0, la IA y otras tecnologías emergentes también están evolucionando paralelamente (Verma et al., 2021).

En este sentido, el siguiente apartado desglosa los conceptos clave revisados en la literatura existente y que son relevantes para este estudio, señalando las definiciones primordiales que contribuyen y sustentan la investigación.

2.1.1. Diseño Centrado en el Usuario (UCD)

Se trata de la metodología *User-Centered Design* o comúnmente conocida como UCD (por sus siglas en inglés) que fue establecida en el área de Interacción Humano-Computadora (HCI) desde la década de 1980. Foundation (2016) señala que el UCD es una filosofía de diseño y un proceso de desarrollo de sistemas que coloca las necesidades, requerimientos y limitaciones de los usuarios finales en el centro de cada etapa del ciclo de vida del producto.

Según Norman y Draper (1986), el UCD no solo implica hacer un sistema usable, sino que exige una reorientación completa del proceso de diseño. Su premisa fundamental es que el sistema debe adaptarse a la persona, en lugar de forzar a la persona a adaptarse al sistema.

La esencia del UCD radica en una participación activa y temprana del usuario, un enfoque iterativo donde el diseño se modifica y mejora constantemente con base en la evaluación continua del producto en uso (Norman y Draper, 1986).

UCD es intrínsecamente un proceso cíclico e iterativo, que garantiza que el diseño evolucione a medida que se profundiza la comprensión del usuario y sus tareas. En la Figura 2.1 se presenta el diagrama que muestra las fases del proceso del diseño centrado en el usuario.

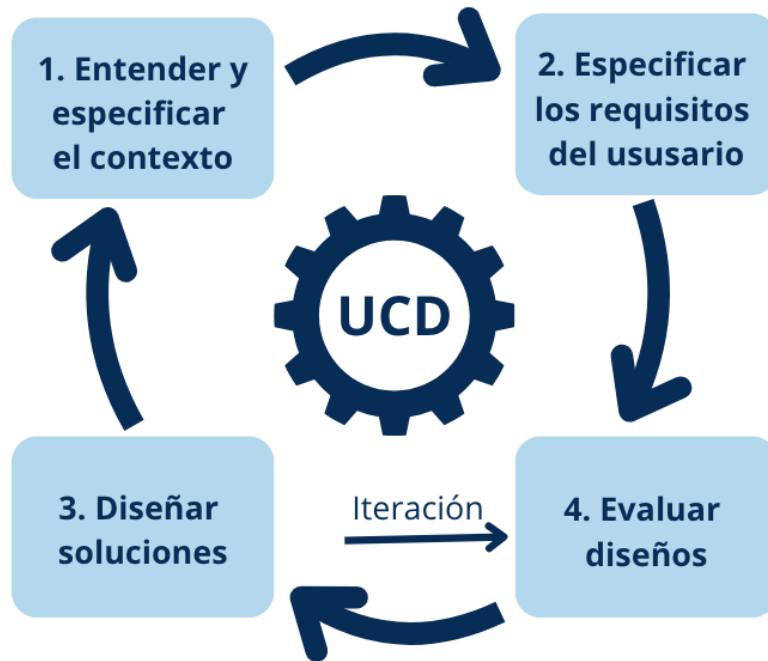


Figura 2.1: Etapas del Diseño Centrado en el Usuario.

Los resultados de la evaluación (Paso 4) alimentan el siguiente ciclo de diseño (volviendo al Paso 1 o 2), lo que convierte al UCD en un proceso de refinamiento constante hasta que se cumplen los objetivos de usabilidad.

Keitaro (2024) enfatiza que UCD no es solo una metodología sino una mentalidad que coloca a los usuarios en el corazón del proceso de diseño. Mediante empatía, iteración y pruebas de usabilidad, los diseñadores crean productos que generan impacto duradero, asegurando interacciones funcionales y deleitables. Este enfoque es particularmente crítico en contextos donde la tecnología debe ser apropiada por usuarios con diversos niveles de experiencia técnica.

Se cree comúnmente, que la clave para que un producto sea útil y fácil de usar es adoptar un enfoque efectivo que supere las restricciones del diseño tradicional enfocado en el sistema, dicho enfoque debe ser multidisciplinario basado en la participación activa de los usuarios para mejorar la comprensión de los requisitos y tareas del usuario, así

como la iteración del diseño y la evaluación (Mao et al., 2005).

2.1.2. Inteligencia Artificial

Desde un enfoque moderno, la Inteligencia Artificial (IA) es un campo de la informática dedicado a crear sistemas que pueden realizar tareas que tradicionalmente requieren inteligencia humana (Russell y Norvig, 2021). Es un campo no limitado a un solo objetivo, sino que abarca diversos fines, desde la replicación de procesos de pensamiento humano hasta la creación de agentes racionales (Poole et al., 1998).

McCarthy (2007), considerado uno de los fundadores del campo, definió el concepto en 1956 como ‘la ciencia y la ingeniería de hacer máquinas inteligentes’. Esta definición inicial se ha ampliado y refinado a lo largo del tiempo, dando lugar a diferentes enfoques. Por ejemplo, algunos sistemas de IA se centran en actuar como humanos, un concepto que se evalúa a menudo con el Test de Turing, buscando que un sistema sea indistinguible de un humano en una conversación (Russell y Norvig, 2021). Otros, en cambio, se enfocan en actuar de manera racional, lo que implica que los sistemas tomen decisiones que maximicen la consecución de sus objetivos de manera óptima (Poole et al., 1998).

Asimismo, Kaplan y Haenlein (2019) refieren que la IA es un campo de estudio que combina informática, matemáticas, psicología y neurociencia para crear sistemas capaces de ejecutar tareas que requieren inteligencia humana.

En la actualidad, la definición más aceptada de la IA se inclina hacia la última perspectiva: la creación de agentes inteligentes que operan de manera racional. Estos sistemas perciben su entorno y actúan para lograr sus metas, lo que los convierte en una herramienta fundamental para la resolución de problemas complejos en una amplia gama de campos (Russell y Norvig, 2021).

En este tenor, surge la IA generativa, como una subcategoría de la IA y se refiere a sistemas de inteligencia artificial capaces de generar contenido nuevo (como texto, imágenes, música o código) basándose en patrones aprendidos de datos existentes (Bommasani et al., 2021).

En la Figura 2.2 se esquematiza capa por capa el universo de la IA y sus tareas clave, según Shahzad (2024), enfatizando en el núcleo final que corresponde a IA generativa que consiste en crear nuevos contenidos, incluyendo modelado del lenguaje, arquitectura de transformadores, mecanismo de auto atención, comprensión del lenguaje natural, sistemas de diálogo y transferencia de aprendizaje.

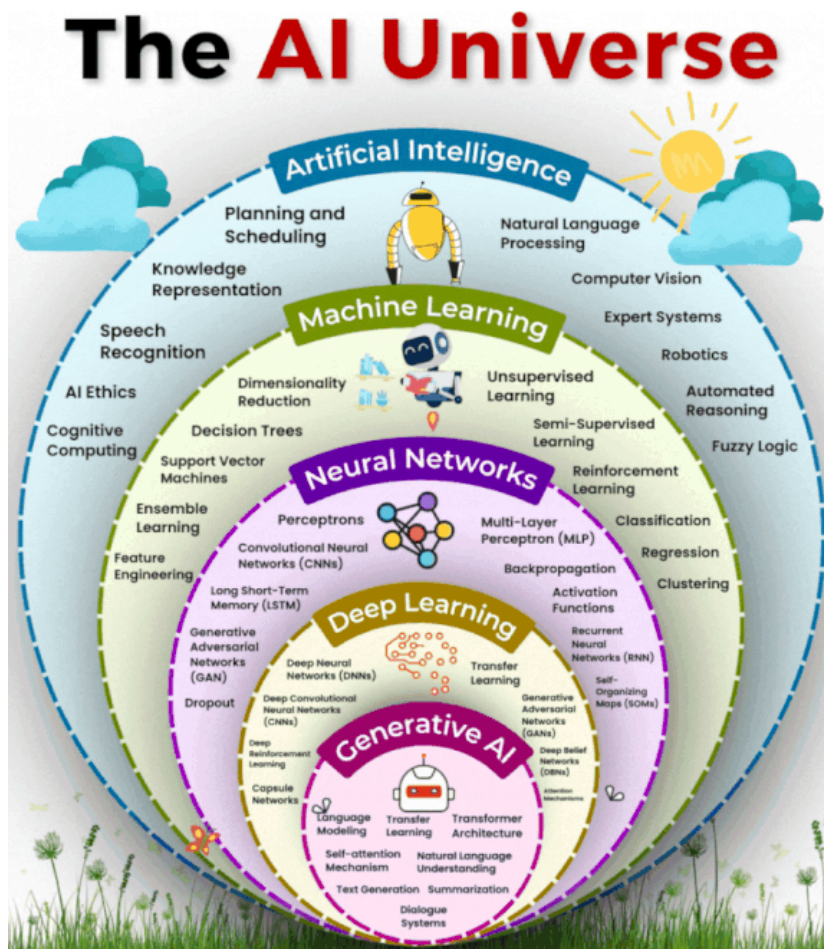


Figura 2.2: *The AI Universe*, muestra las capacidades y potencial de las tecnologías de IA.

2.1.3. Inteligencia Artificial y UCD

En relación de la IA con UCD, [siri<empty citation>](#) (Russell y Norvig, 2021)(Russell y Norvig, 2021)Siricharoen et al., 2024 proponen un marco conceptual AI-UCD, compuesto por nueve pasos cruciales para integrar IA en interfaces de usuario mientras se asegura enfoque centrado en el usuario, basado en datos y ético:

1. Investigación de usuarios e indagación contextual
2. Definir los objetivos de la integración de IA
3. Lluvia de ideas con IA para soluciones mejoradas
4. Diseño de interfaces impulsadas por IA.
5. Implementación y pruebas.
6. Pruebas de usabilidad y retroalimentación del usuario
7. Formación y asistencia del usuario.
8. Recopilación de datos y monitoreo del rendimiento
9. Consideraciones éticas.

Los autores presentan un modelo de validación de cinco pasos diseñado para verificar efectividad en aplicaciones del mundo real: pruebas con usuarios, análisis de datos, auditorías éticas, mejoras iterativas y cumplimiento de estándares industriales.

En el caso particular de la aplicación a diseño de prompts para pitch decks, esta referencia proporciona estructura metodológica para identificar necesidades específicas de emprendedores y expectativas de inversionistas (pasos 1-3); diseñar prompts

estructurados que capturen elementos lingüísticos y persuasivos (pasos 4-5); evaluar iterativamente los resultados mediante métricas semánticas y retroalimentación cualitativa (paso 6) y finalmente; asegurar que el contenido generado no introduzca sesgos o información engañosa (paso 9).

En tanto, UCD en Aplicaciones de IA proporcionan evidencia empírica en el estudio de Sitorus et al., 2024 donde analizan 21 estudios sobre implementación de UCD en desarrollo de aplicaciones de IA y los resultados revelan creciente interés (con mayor implementación en campo médico) y prevalencia de diversos métodos UCD utilizados: entrevistas, encuestas, prototipos y pruebas de usabilidad, demostrando que implementar UCD impacta positivamente niveles de usabilidad y satisfacción de usuario en aplicaciones IA, evidenciado por métricas de rendimiento mejoradas, cumplimiento de principios de diseño y mayor disposición de usuarios a interactuar con sistemas.

Por su parte, Xu, 2024 propone un paradigma “User Experience 3.0 (UX 3.0)” específicamente para la era de la inteligencia, argumentando que el enfoque de diseño de inteligencia artificial centrada en el humano (HCAI) representa la versión UCD en la era de la inteligencia. El autor subraya que características nuevas de tecnología IA plantean desafíos al diseño de experiencia de usuario: necesidades emergentes de usuarios, características autónomas, interfaz de usuario inteligente, interacción humano-IA, y colaboración humano-IA.

2.2. Aplicaciones Específicas

2.2.1. *Marketing* de contenidos con IA generativa

El *marketing* de contenidos, define su base en la necesidad de personalizar información, convirtiéndose en una de las principales herramientas para el *marketing* y con la IA se ha transformado para crear contenido predictivo, inteligente, analítico y acelerado

(Chintalapati y Pandey, 2022). El anunciante tiene el poder de establecer la segmentación de su campaña publicitaria digital y la inteligencia artificial se encargará de escoger en forma automática los mejores espacios publicitarios (Zúñiga Vásquez et al., 2023).

Una de las corrientes empresariales como el *marketing*, ha comenzado a experimentar con tecnologías modernas, como IA para garantizar su éxito de forma acelerada en la ejecución de sus operaciones principales (Chintalapati y Pandey, 2022). En tanto al uso de IA en el desarrollo del mismo, T. Davenport et al. (2020), explican la necesidad de abordar y conocer los diferentes tipos de aplicaciones donde se debería o no utilizar la IA, específicamente en el *marketing* y los comportamientos de los clientes.

DSouza et al. (2023), reconocen que es la IA una transformadora de marcas que influencia y crea significados para los consumidores en panoramas culturales y dinámicos. La IA generativa reforma el *marketing* al impulsar la cantidad (producción masiva de textos, imágenes y videos), mejorar la calidad (contenido visualmente atractivo y relevante) y equilibra la personalización y eficiencia, lo que elimina esas barreras tradicionales, permitiendo personalización masiva, optimización de mensajes, y reducción de costos.

Tecnologías como ChatGPT, MidJourney y DALL-E potencian campañas con imágenes y textos adaptados a audiencias específicas. Sin embargo, persisten desafíos técnicos y estratégicos para alinear estas herramientas con objetivos precisos de *marketing*, exigiendo métricas nuevas y un entendimiento más profundo del cliente.

En el aumento en la investigación sobre la IA en *marketing* destaca el análisis y estudio de su habilidad para simular comportamientos humanos e incluso, en su etapa de descubrimiento, se habló del reemplazo humano que ocurriría. Boidar et al. (2021), rescatan la definición de Overgoor et al. (2019) respecto al *marketing* basado en IA que fue definido como la creación de agentes artificiales que, utilizando la información

disponible de los consumidores, los competidores y la empresa objetivo, recomiendan y/o implementan estrategias de *marketing* para optimizar los resultados.

Asimismo, señalan la relevancia estratégica que ha ganado la IA en el *marketing* mejorando su desempeño mediante el uso de plataformas que les permiten una mayor interacción con los clientes a través de todos sus canales, además de optimizar las capacidades de previsión y automatización del mercado.

Por su parte, Verma et al. (2021), presentan una exploración de estudios de investigación relacionados con las mismas áreas, donde los autores destacan para los procesos de *marketing* actuales el uso de la IA en la estrategia y la planificación, en la gestión de productos, en la gestión de precios, en la gestión de lugares y en la gestión de promociones.

Al día de hoy, la IA resulta crucial en el proceso de mercadeo mejorando la gestión y análisis de datos, así como la interacción entre marcas y usuarios y permite a los especialistas personalizar experiencias y satisfacer necesidades en tiempo real, además de analizar campañas de competidores. Apoyados en el Aprendizaje Automático (abreviado usualmente como ML según su traducción al inglés de *Machine Learning*), se pueden resolver problemas y mejorar la precisión de los algoritmos con más datos (Haleem et al., 2022).

2.2.2. *Crowdfunding*

También conocido como micromecenazgo, el *crowdfunding* se ha establecido como un fenómeno de rápido crecimiento y una vía disruptiva de financiación (Riofrío y Reyes, 2018). En su definición esencial, se conceptualiza como un proceso por el cual individuos o empresas buscan financiación de un número potencialmente grande de patrocinadores a través de plataformas digitales en internet (Escudero et al., 2025).

No se trata simplemente de un mecanismo de recaudación, funciona como una herramienta de financiamiento que proporciona apoyo económico para la creación y desarrollo de nuevos proyectos y negocios. El valor de este modelo radica en su capacidad para movilizar capital sin la intervención de intermediarios financieros estándar, al tiempo que ofrece una validación de mercado temprana (Escudero et al., 2025).

El *crowdfunding* tiene una clasificación de acuerdo a la naturaleza de la contra-prestación que recibe el patrocinador:

- *Crowdfunding* de Recompensa (*Reward-based*): El contribuyente financia el proyecto a cambio de una recompensa no monetaria, generalmente el producto o servicio que se busca producir.
- *Crowdfunding* de Préstamo (*Crowdlending*): La aportación funciona como un préstamo, esperando el inversor la devolución del principal más un interés fijo.
- *Crowdfunding* de Inversión (*Equity*): El patrocinador recibe participaciones de capital o una porción de los futuros beneficios de la empresa, lo que conlleva el mayor riesgo financiero.

La investigación contemporánea destaca que el *crowdfunding* es un campo crucial para avanzar en la comprensión teórica de cómo las organizaciones emergentes son evaluadas por *stakeholders* externos en entornos de alta incertidumbre. El éxito en la recaudación está intrínsecamente ligado a la gestión de la credibilidad y la movilización de redes sociales, lo que subraya la importancia de marcos conceptuales como la Teoría de la Señalización y la Teoría del Capital Social en el estudio del fenómeno según (Escudero et al., 2025).

2.2.3. *Pitch Deck*

Para adentrarnos en el concepto de *pitch deck* es necesario mencionar uno de los términos más comunes y funcionales de las presentaciones de proyectos, se trata de *elevator pitch*, que esencialmente es una explicación de lo que hace una empresa/producto/servicio, por qué es única y cómo genera ingresos en una descripción breve y clara. Un buen *elevator pitch* es clave para la comunicación interna y externa, ya que ayuda a evitar malentendidos y a enfocar los esfuerzos del equipo en los objetivos correctos (Applegate y Saltrick, 2009).

Concretamente, se trata de una técnica de comunicación, con la que se trata de convencer acerca del valor de un proyecto con pocas palabras y tiempo, considera hablar del cliente objetivo, necesidad o problema a resolver, nombre del producto, categoría, beneficio clave y la diferencia entre la competencia.

En relación al concepto anterior, específicamente para la búsqueda de *crowdfunding*, existen los *pitch decks*, de acuerdo con Baehr y Loomis (2015), un *pitch deck* es una serie de textos e imágenes que narran o describen la historia y el modelo de negocio de una empresa o emprendimiento, estos *pitch decks* son formatos que ejercen sobre la gente tres cosas principales; que entienda, se preocupe y actúe sobre lo que la información le ofrece.

Es uno de los métodos usados comúnmente por empresas o creadores para recaudar financiamiento, reclutar empleados o clientes y lo implementan en su fase inicial, es sin duda, una valiosa estrategia para las *startups* por su naturaleza disruptiva. La creación de *pitch decks* resulta una herramienta fundamental y necesaria para los líderes emprendedores al momento de obtención de capital para sus empresas y el desarrollo de las mismas, pues su importancia radica en transmitir a los inversores el valor de su empresa (Shimasaki, 2020).

El *pitch deck* representa una herramienta fundamental en el ecosistema emprendedor contemporáneo, consolidándose como un instrumento estratégico de comunicación persuasiva. En la literatura científica sobre comunicación profesional, se examina como un conjunto de diapositivas que los emprendedores utilizan para presentaciones ante diferentes grupos de interés, particularmente inversores potenciales (Spinuzzi et al., 2014).

Este artefacto comunicacional trasciende la inicial presentación de información para convertirse en una narrativa visual cuidadosamente estructurada que sintetiza la visión empresarial, el modelo de negocio y la capacidad de ejecución del emprendimiento en un formato conciso y estratégico. La investigación sobre *pitching* empresarial ha experimentado un crecimiento significativo en las últimas tres décadas, con un número creciente de académicos en gestión, emprendimiento y otras disciplinas de ciencias sociales que estudian los procesos de comunicación y toma de decisiones que rodean una presentación empresarial (Kalvapalle et al., 2024).

La dimensión persuasiva del *pitch deck* constituye uno de sus elementos diferenciadores más críticos en el contexto empresarial. Los estudios sobre estrategias persuasivas en el *pitch* emprendedor han identificado consideraciones tanto funcionales como discursivas que influyen en la efectividad de estas presentaciones (Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado, 2020). La persuasión en este contexto no se limita a convencer sobre la viabilidad técnica de una propuesta, sino que implica la construcción de confianza, el establecimiento de credibilidad y la generación de interés emocional en los evaluadores.

Las características estructurales, lingüísticas y retóricas del *pitch* empresarial han sido documentadas como elementos fundamentales para su efectividad (Daly y Davy, 2016). El *pitch deck* persuasivo o efectivo debe equilibrar datos cuantitativos rigurosos con una narrativa que conecte emocionalmente con la audiencia, demostrando no sola-

mente la solidez del modelo de negocio sino también la pasión y preparación del equipo emprendedor.

La investigación empírica sobre *pitch decks* ha revelado que los emprendedores revisan sistemáticamente sus presentaciones basándose en el diálogo con sus mercados objetivo, modificando argumentos, evidencias y complejidad en respuesta a retroalimentación de grupos de interés (Spinuzzi et al., 2014). Este proceso iterativo subraya su naturaleza dinámica como herramienta de comunicación estratégica. Adicionalmente, estudios recientes han demostrado que el *pitch deck* puede revelar evidencia sobre experimentación, planificación y estructura en emprendimientos en etapas tempranas (Contigiani y Young-Hyman, 2022). La efectividad persuasiva que contiene, radica en su capacidad para articular de manera coherente el problema identificado, la solución propuesta, el mercado objetivo, el modelo de negocio, las ventajas competitivas y las proyecciones financieras, presentando todo ello en un formato visualmente atractivo que facilite la comprensión y retención de la información clave por parte de los potenciales inversores.

La literatura científica reconoce que el *pitch deck* persuasivo cumple funciones específicas dentro del proceso de financiamiento empresarial. Principalmente, busca captar la atención inicial de los inversores, construir credibilidad mediante la presentación de métricas y proyecciones fundamentadas, e inspirar confianza en la capacidad de ejecución del equipo emprendedor. Los estudios sobre presentaciones con diapositivas han destacado principios de diseño cognitivo y gráfico para crear materiales bien organizados y visualmente atractivos (Cavanagh, 2023). El *pitch deck* se posiciona así como el primer filtro en el proceso de evaluación de inversiones, siendo determinante para avanzar hacia etapas posteriores de debida diligencia. La convergencia entre rigor analítico, claridad comunicativa y poder persuasivo define la esencia del *pitch deck* efectivo en el contexto del emprendimiento contemporáneo.

De acuerdo a la literatura, existen elementos fundamentales para crear *pitch decks*; Cabezas y Bateman (2024), realizaron un estudio donde analizan cómo los emprendedores desarrollan y refinan sus *pitch decks*, destacando su evolución mediante revisiones iterativas basadas en retroalimentación. Estas presentaciones combinan argumentos persuasivos con datos clave para captar la atención de posibles inversores y socios estratégicos (ver Tabla 2.1).

Tabla 2.1: Elementos esenciales de un *pitch deck* (Cabezas y Bateman, 2024).

Elemento	Definición
Propuesta de valor:	Beneficio único ofrecido por el producto o servicio.
Análisis de mercado:	Identificación del público objetivo y solución al problema identificado.
Modelo de negocio:	Estrategias para la generación de ingresos.
Estrategia de escalabilidad:	Planes para el crecimiento futuro.
Equipo emprendedor:	Experiencia y competencias del equipo.
Información financiera	Proyecciones y métricas clave.
Cierre convincente:	Una conclusión clara y persuasiva.

Entre sus resultados concluyen que el éxito de un *pitch deck* radica en su capacidad de adaptarse a las expectativas del público mediante revisiones cíclicas (refinamiento). Este proceso fortalece el mensaje, asegura coherencia y genera confianza entre las partes interesadas, facilitando el alineamiento de objetivos.

Asimismo, la literatura exhibe diferentes órdenes de ideas de otros autores, pero con múltiples similitudes, mismas que se analizan para concretar una construcción de *pitch deck* lo más cercana al referente común de acuerdo a la información recolectada. Por ejemplo, Shimasaki (2020) narra acerca de la búsqueda de capital financiero para empresas de biotecnología en particular, coincidiendo en su aportación en esta presentación como una herramienta fundamental para captar dicho capital exitosamente y señala una lista de 18 elementos esenciales (ver Anexo A) para la presentación frente a inversionistas, dando más peso al objetivo financiero.

Por su parte, Baehr y Loomis (2015), en una analogía comparan la narrativa de la

trama de un comic con la presentación de diapositivas y su contenido, principalmente que sean fáciles de entender. De ello, destacan diez elementos esenciales para formalizar un *pitch deck* como se muestra también en el Anexo A.

En tanto, desde otra perspectiva de la comunicación en el emprendimiento, Williams et al. (2020), manifiestan en su trabajo la consideración del diseño visual de las presentaciones de negocios y analizan siete presentaciones de emprendedores novatos desde una valoración heurística para evaluar retórica visual. En este trabajo destacan como resultado cinco habilidades clave que explican el éxito de los casos estudiados, estas son: conciencia retórica, tipografía, color, fotografía y contraste (Consultar Anexo A para ampliar detalles).

Más autores coinciden en la relevancia de destacar tópicos específicos durante las presentaciones. Para Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2020), enfocarse en argumentos racionales en diapositivas como modelo de negocio y finanzas, usando datos específicos (por ejemplo, proyecciones de ingresos), incorporar emociones en propósito de la empresa o equipo para reforzar la credibilidad, como historias que conecten la experiencia personal con el éxito del negocio, mismas coincidencias con van Werven et al. (2019) y se comparten la Tabla 1 del Anexo A.

Finalmente van Werven et al. (2019), enfatiza en aplicar estrategias retóricas como “Hablar como si” en la diapositiva de solución para presentar el producto como una realidad tangible. Usar entimemas en tamaño del mercado para proyectar potencial, y respaldar afirmaciones con datos en finanzas y producto. Cada elemento se deriva de investigaciones académicas y prácticas de la industria, asegurando relevancia y aplicabilidad.

Es ese mismo contexto que las tablas 2.2, 2.3 y 2.4 resumen las coincidencias de conceptos de estos últimos autores se relacionan con los elementos esenciales de un *pitch*

deck.

Tabla 2.2: Elementos esenciales de coincidencia por autores (Parte 1)

Tema Agrupado	Elemento	Características	Autores que lo refieren
Propósito y Visión	Diapositiva de título	Primera diapositiva visible, impacto directo a la primera impresión de los financiadores	Shimasaki (2020)
	Propósito, historia y misión de la empresa	Emociones para reforzar la misión racional. Entimemas para proyectar visión futura	Shimasaki (2020), Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Propuesta de valor	Beneficio único ofrecido por el producto o servicio	Cabezas y Bateman (2024)
Problema y Solución	Problema	El problema o "dificultad", necesidad insatisfecha y "por qué existe un problema. Argumentos racionales para destacar la necesidad. Afirmaciones explícitas sobre el mercado actual	Shimasaki (2020), Baehr y Loomis (2015), Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Solución	Tecnología y "solución" de producto. Emociones que apoyen la viabilidad racional	Shimasaki (2020), Baehr y Loomis (2015), Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Producto	Argumentos racionales sobre beneficios	Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Desarrollo de producto y vía regulatoria	Desarrollo de producto y vía regulatoria	Shimasaki (2020)

Tabla 2.3: Elementos esenciales de coincidencia por autores (Parte 2)

Tema Agrupado	Elemento	Características	Autores que lo refieren
Mercado y Competencia	Análisis de mercado	Identificación del público objetivo y solución al problema identificado, cliente o mercado	Cabezas y Bateman (2024) , Baehr y Loomis (2015)
	Oportunidad en el mercado objetivo	Oportunidad en el mercado objetivo	Shimasaki (2020)
	Tamaño del Mercado	Datos económicos clave para demostrar potencial y proyectar crecimiento	Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Competencia y/o sustitutos	Competencia y/o sustitutos. Análisis racional de la ventaja competitiva	Shimasaki (2020), Baehr y Loomis (2015), Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
Modelo de Negocio y Estrategia	Modelo de negocio	Estrategias para la generación de ingresos. Prioridad en argumentos económicos. Datos para respaldar la estrategia de ingresos. Describe tu modelo de negocio	Cabezas y Bateman (2024), Shimasaki (2020), Baehr y Loomis (2015), Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Estrategia de escalabilidad	Planes para el crecimiento futuro	Cabezas y Bateman (2024)
	Estrategia de reembolso de seguros	Estrategia de reembolso de seguros	Shimasaki (2020)
	Estrategia de salida al mercado	Estrategia de salida al mercado	Shimasaki (2020)
	Información financiera	Proyecciones y métricas clave	Cabezas y Bateman (2024)
Finanzas y Petición	Proyecciones proforma y financiamiento	Proyecciones proforma y financiamiento ask (demanda o precio de compra).	Shimasaki (2020)
	Finanzas	Proyecciones detalladas y racionales. Datos históricos para sustentar proyecciones	Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Petición y uso de los fondos	Justificación racional del uso de fondos y discurso persuasivo para proyectar impacto de la inversión	Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019) Shimasaki (2020), Baehr y Loomis (2015),
	Equipo emprendedor	Experiencia y competencias del equipo. Credenciales racionales reforzadas por historias. Afirmaciones explícitas sobre experiencia	Cabezas y Bateman (2024), Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019), Shimasaki (2020)
Equipo	Equipo de liderazgo	Equipo de liderazgo	Shimasaki (2020)
	Aspectos Legales y de Propiedad	Propiedad intelectual y/o fórmula secreta y asociaciones	Propiedad intelectual y/o fórmula secreta y asociaciones
			Shimasaki (2020)

Tabla 2.4: Elementos esenciales de coincidencia por autores (Parte 3)

Tema Agrupado	Elemento	Características	Autores que lo refieren
Consideraciones Temporales y de Salida	¿Por qué ahora?	Argumentos racionales sobre tendencias de mercado. Entimemas para justificar el timing	Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2019), van Werven et al. (2019)
	Probables salidas y plazo estimado	Probables salidas y plazo estimado	Shimasaki (2020)
Presentación y Resumen	Cierre convincente	Una conclusión clara y persuasiva	Cabezas y Bateman (2024)
	Resumen	Resumen	Baehr y Loomis (2015)
	Razones para invertir	Resumen	Shimasaki (2020)
	Preguntas y respuestas de agradecimiento	Preguntas y respuestas de agradecimiento	Shimasaki (2020)
Riesgos y Apéndices	Impulso	Impulso	Baehr y Loomis (2015)
	Riesgos potenciales y cómo se mitigarán	Riesgos potenciales y cómo se mitigarán	Shimasaki (2020)
	Diapositivas de apoyo y apéndice	Diapositivas de apoyo y apéndice	Shimasaki (2020)

2.3. Componentes Técnicos

2.3.1. Diseño de *prompts*

En el lenguaje tecnológico, los *prompts* (indicaciones), son instrucciones o instigaciones que se utilizan para generar ideas creativas principalmente y guiar los resultados o acciones que ofrecen las aplicaciones de IA. Pueden ser de tipo textual (oraciones, preguntas, palabras) y visual (imágenes) u otro modelo que pueda ser procesado por IA y arroje una acción de respuesta, considerando estos sean específicos y de fácil comprensión (Doria et al., 2023).

La existencia de aplicaciones disponibles y gratuitas hacen posible la generación de contenidos diversos en lenguaje natural por parte de los usuarios en un tiempo mínimo de espera o consulta (Verde et al., 2023). La interacción con *chatbots*, por ejemplo, se logra por medio de peticiones o indicaciones (*prompts*) precisas, que incluso logran una conversación de la máquina como sucede con ChatGPT, que es un modelo de procesamiento de lenguaje natural incorporado con IA como un modelo de lenguaje generativo capaz de generar respuestas similares a la de un humano (Fuchs, 2023).

Un *prompt* debe cumplir ciertos fundamentos en su diseño como: Relevancia (por cada tarea que se indique), proveer de un contexto, formato de código, claridad y estructura (deberá explicar detalladamente lo que solicita), longitud (debe ser de acuerdo al modelo de lenguaje que se está utilizando) y calidad lingüística (revisar y utilizar la gramática y preposiciones correctas).

La tabla 2.5, muestra ejemplos propios en peticiones hechas al modelo de lenguaje ChatGPT, que facilitan la comprensión de la funcionalidad del diseño de *prompts*.

Tabla 2.5: Generación de prompts y su diseño eficiente

Ejemplo de prompt para	Objetivo de la solicitud	Prompt
Generar un poema	Crear un poema original en estilo epigrama.	Escribe un epigrama sobre la belleza de la naturaleza. Utiliza un lenguaje sencillo y evocador.
Escribir un artículo de blog	Redactar un artículo de blog informativo sobre los beneficios de utilizar un gestor de proyectos.	Escribe un artículo de blog de 500 palabras en el que expliques los beneficios de utilizar un gestor de proyectos. Incluye ejemplos concretos y datos relevantes.
Crear un guión de un video	Desarrollar un guion para un video explicativo sobre el funcionamiento de un software.	Crea un guión para un video de 2 minutos que explique cómo utilizar el software X. Incluye una introducción, un desarrollo y una conclusión claros.
Diseñar una página web	Diseñar una página web de aterrizaje para un nuevo producto.	Diseña una página web de aterrizaje para el nuevo producto. La página debe ser atractiva, informativa y fácil de navegar.
Generar código	Escribir un código en Python que calcule el promedio de una lista de números.	Escribe un código en Python que calcule el promedio de una lista de números. El código debe ser claro, conciso y eficiente.

La ideación de *prompts* para crear contenidos con IA generativa, es la herramienta que ha permitido y revolucionado la forma en que interactuamos con las máquinas,

ahora podemos realizar contenido nuevo rápidamente, además de completarlos con modelos que dominen textos e imágenes precisas a partir de indicaciones específicas que hagamos.

Maddali (2024), señala que para aprovechar al máximo el potencial de la IA generativa, es fundamental aprender a comunicarnos con ella de manera efectiva. Esto implica proporcionar instrucciones claras, detalladas y específicas, a fin de obtener resultados precisos y relevantes. Al dominar esta habilidad, podemos utilizar la IA generativa para una amplia variedad de tareas, desde la creación de contenido creativo hasta la resolución de problemas complejos.

Los (*prompts*) son clave para interactuar con herramientas de IA generativa, pero muchos usuarios carecen de las habilidades necesarias para aprovecharlas al máximo. Para resolver esto, Chen et al. (2024), implementaron una interfaz de IA basada en un chat que podría mejorar la percepción y participación de los usuarios al momento de crear indicaciones, incidiendo en los usuarios a una mayor reflexión cognitiva y mejoró la confianza percibida.

2.3.2. Modelos Grandes de Lenguaje (LLMs)

De acuerdo con Learn (2024), un LLMs es un tipo de IA capaz de procesar y generar texto de lenguaje natural al aprender de una gran cantidad de datos obtenidos de diferentes fuentes para detectar patrones y reglas de lenguaje. Es un modelo de lenguaje que utiliza arquitectura de red neuronal.

Este modelo toma una entrada de lenguaje, pasa por varias capas ocultas que analizan diferentes aspectos del mismo, y finalmente genera el resultado en la capa de salida. Son realmente grandes y crecen rápidamente. Hasta el año 2018, algunos modelos podrían calcular solo millones de parámetros respecto a modelos actuales como GPT-4

qué puede calcular billones de parámetros.

Los modelos de texto de longitud variable, ya sea empleados para oraciones cortas o documentos grandes a través de los vectores de párrafo (PV, por su abreviatura en inglés derivada de las palabras *paragraph vector*), ofrecen gran precisión al momento de utilizar cuerpos grandes de texto y dimensiones, comparando relaciones semánticas y sintácticas (Kaminski y Hopp, 2020). Y su aprendizaje profundo se basa en lenguaje extenso capaces de reconocer, traducir, predecir y generar textos y contenido basados en la obtención de datos masivos, se utilizan principalmente en aplicaciones de desarrollo de software, robótica, motores de búsqueda y áreas de la salud (Arroyo-Fernández, 2024).

Actualmente, la mayoría de los LLMs se basan en arquitectura *Transformer*, introducido por Vaswani y colaboradores, utilizando mecanismos de atención para obtener dependencias de largo alcance en secuencias de texto. Estos son pre entrenados en grandes corpus de texto mediante objetivos de modelado de lenguaje, aprendiendo representaciones contextuales de palabras que capturen conocimiento lingüístico y factual (Vaswani et al., 2017).

El paradigma de Liu et al. (2023): Pre entrenamiento, Petición, Predicción, describe la transición en PLN desde el paradigma tradicional de entrenamiento supervisado específico por tarea hacia el paradigma actual. En este enfoque, los modelos son pre entrenados en datos grandes y diversos, luego se adaptan a tareas específicas mediante diseño de *prompts* apropiados, eliminando así la necesidad de anotación manual costosa y facilitando transferencia de conocimiento entre dominios.

Wei et al. (2022) introdujeron la técnica *Chain of Thought (CoT) prompting*, que descompone problemas en pasos más pequeños y resuelve cada paso proporcionando la respuesta final. Este enfoque busca proveer resultados claros y comprensible al usuario,

haciendo que el LLMs explique el proceso que utiliza para generar el resultado. CoT está diseñado para tareas que requieren comprensión compleja, referido como razonamiento en diversos artículos. La generación de *pitch decks* multi-seccionales requiere razonamiento estructurado donde información en secciones tempranas (problema, solución) informa y construye secciones posteriores como el modelo de negocio y proyecciones por ejemplo, de forma general esta técnicas permite mantener coherencia narrativa y consistencia lógica a lo largo del documento completo.

2.3.3. Persuasión

La literatura sobre comunicación de negocios identifica elementos lingüísticos específicos que contribuyen a la persuasión efectiva en contextos empresariales. En el contexto de *startups* tecnológicas, las narrativas exitosas articulan claramente el problema urgente a atender en lenguaje plano, evitando vocabulario técnico excesivo como primer paso, para después dar entrada a mostrar evidencia temprana de tracción (pilotos empresa, comparativas, cartas de intención), un tercer paso es resaltar la ventajas competitivas concretas (arquitecturas propietarias, acceso exclusivo a recursos), y finalmente compartir las proyecciones financieras fundamentadas con supuestos verificables.

Como se menciona, los *pitch decks* efectivos/persuasivos siguen una progresión lógica que construyen para obtener su inversión (problema - solución - mercado - modelo de negocio - tracción - equipo - financiamiento solicitado). Esta estructura refleja patrones cognitivos de procesamiento de información por parte de inversionistas, facilitando la comprensión y evaluación sistemática de oportunidades.

Parte de los fundamentos de la persuasión y la comunicación en general, puede entenderse como un esfuerzo persuasivo, ya que los hablantes interactúan entre sí de manera orientada a objetivos (Bassi et al., 2024). Alineándose a las interacciones sociales y comunicaciones que comúnmente buscan justificar nuestras creencias y acciones ante

otros, persuadiéndolos efectivamente del valor de las mismas.

En el contexto digital, las plataformas en línea no solo acumulan grandes cantidades de datos generados por usuarios, sino que también facilitan la diseminación de mensajes personalizados a una audiencia diversa. Esto ha llevado a la necesidad de metodologías que aprovechen la experiencia humana y la inteligencia artificial para analizar autónomamente grandes cantidades de datos en línea, equipando a instituciones y ciudadanos con las herramientas necesarias para abordar los riesgos asociados con la persuasión en línea.

La detección de persuasión utiliza IA para analizar técnicas persuasivas, empleando la minería de texto para modelos de aprendizaje automático y datos multilingües para la detección automatizada (Piskorski et al., 2023).

El enfoque jerárquico y multilingüe detecta la persuasión mediante la minería de texto mientras codifica taxonomías de estrategias retóricas (Chatterjee et al., 2024). I. e. Un modelo mBART-50 aprende estrategias de persuasión jerárquicas (por ejemplo, Ethos/Pathos) y técnicas específicas como lenguaje sesgado para medir la alineación entre las presentaciones de negocios humanas y las generadas por LLMs.

El estudio del uso persuasivo del lenguaje se puede organizar en dos direcciones principales de acuerdo con Bassi et al. (2024) en su trabajo “Perspectiva argumentativa y perspectiva lingüística/semántica”.

Para la implementación computacional, los modelos de aprendizaje profundo como BERT y sus variantes RoBERTa y Longformer, han demostrado superioridad sobre los algoritmos tradicionales en la detección automatizada de hipérboles y otras técnicas persuasivas, alcanzando precisiones del 85 % o superiores.

Entre sus ventajas destacan la mayor capacidad para capturar estructuras argu-

mentativas complejas, adaptabilidad a diversos contextos y dominios y escalabilidad para análisis de grandes volúmenes de texto. Y en sus limitaciones se encuentran la naturaleza de “caja negra” que dificulta la explicabilidad, desafíos en términos de rendición de cuentas y transparencia y riesgos de perpetuar sesgos presentes en los datos de entrenamiento.

De esto último, la identificación y comprensión de las técnicas de persuasión constituyen un elemento fundamental para el análisis de contenido en el contexto de la detección automatizada de persuasión y resulta esencial establecer un marco teórico claro que permita diferenciar entre estrategias comunicativas legítimas y tácticas manipulativas que pueden comprometer la toma de decisiones informada.

La clasificación de técnicas de persuasión que se presentan en la Tabla 2.6 forman parte de una taxonomía desarrollada y validada en el campo del procesamiento de lenguaje natural y la detección de propaganda, se fundamenta en el trabajo seminal de Miller (1939) y Weston (2018), adaptando estas clasificaciones históricas al contexto digital contemporáneo.

Tabla 2.6: Clasificación de tácticas de persuasión.

Categoría	Técnica	Descripción	Método de Detección
ETHOS (Credibilidad)	Señalización de experiencia	Referencias a logros previos, formación académica y trayectoria profesional del equipo	Densidad de credenciales mencionadas
	Endorsements	Menciones de expertos, instituciones o figuras de autoridad	Frecuencia de apelaciones a autoridad
	Biografías persuasivas	Narrativas personales que generan confianza	Presencia de elementos narrativos personales
PATHOS (Emoción)	Contagio emocional	Lenguaje que evoca emociones específicas (entusiasmo, esperanza, urgencia)	Valencia emocional (LIWC)
	Narrativas inspiradoras	Historias que conectan emocionalmente con aspiraciones de inversionistas	Intensidad narrativa
	Lenguaje con valencia emocional	Palabras que transmiten positividad y optimismo	Arousal y dominancia
LOGOS (Lógica)	Datos cuantitativos	Métricas, proyecciones financieras y evidencia numérica	Ratio datos/texto
	Argumentación causal	Explicación lógica de resolución de problemas	Coherencia argumentativa
	Comparaciones objetivas	Análisis del mercado y posicionamiento competitivo	Presencia de benchmarking
Figuras Retóricas	Quiasmo	Inversión de estructura sintáctica para crear énfasis	F1=0.78 (Bassi et al., 2024)
	Epanáfora	Repetición al inicio de frases consecutivas	F1=0.49 (Bassi et al., 2024)
	Epífora	Repetición al final de frases para crear ritmo	F1=0.53 (Bassi et al., 2024)
	Hipérbole	Exageración para crear impacto y atraer atención	Acc=0.85 (Bassi et al., 2024)
Características Psicolingüísticas	Concreción	Objetos perceptibles vs. conceptos abstractos	Puntuación de concreción
	Certeza lingüística	Expresiones de confianza en las afirmaciones	Nivel de certeza (LIWC)
	Orientación temporal	Referencias temporales que proyectan éxito	Análisis de tiempo verbal
	Lenguaje inclusivo	Pronombres que crean sentido de comunidad	Frecuencia de “nosotros”, “juntos”
Técnicas de Propaganda	Lenguaje cargado	Palabras con fuerte connotación emocional	Intensidad de carga emocional
	Generación de miedo	Advertencias sobre perder oportunidades	Presencia de urgencia temporal
	Simplificación causal	Reducción de problemas complejos a soluciones simples	Complejidad argumentativa
	<i>Cherry-picking</i>	Selección selectiva de datos favorables	Ratio información positiva/negativa
	Falsa dicotomía	Presentación de solo dos opciones	Detección de opciones binarias

Esta clasificación, propuesta inicialmente por Da San Martino et al. (2019) y posteriormente refinada en trabajos subsecuentes, propusieron un enfoque de análisis fino que detecta técnicas de propaganda en fragmentos específicos de texto en lugar de etiquetar documentos completos e identifica 18 técnicas específicas de propaganda que pueden detectarse mediante análisis computacional de texto.

Para efectos de esta investigación, se han seleccionado ocho técnicas de persuasión que resultan particularmente relevantes en el análisis de presentaciones de *startups* y campañas de financiamiento colectivo. Estas técnicas se agrupan conceptualmente en tres categorías principales: Técnicas de ataque o desacreditación, que incluyen difamación (*smears*) y etiquetado negativo (*name-calling*); Técnicas de distorsión emocional y cognitiva, que abarcan el lenguaje cargado (*loaded language*), la duda y las generalidades relucientes (*glittering generalities*); y Técnicas de simplificación y exageración, que comprenden la falacia de blanco y negro (*black-and-white fallacy*), la exageración/minimización y los eslóganes (*slogans*).

***Smears* (Difamación/Calumnias)**

Una campaña de difamación es un esfuerzo para dañar o cuestionar la reputación de alguien mediante la propagación de propaganda negativa (Da San Martino et al., 2019). Esta técnica hace uso de tácticas de desacreditación y puede aplicarse tanto a individuos como a grupos.

La difamación se caracteriza por ser una de las técnicas de propaganda más simples. Puede tomar la forma de insultos repetidos, sin disculpas y sistemáticos, o de otra manera implicar o afirmar que los oponentes son malos, no confiables, culpables de actos reprobables, o parte de alguna categoría indeseable. A diferencia de otras técnicas, una campaña de difamación puede llevarse a cabo de forma sutil o vaga para que el objetivo no pueda buscar acciones legales contra la calumnia o el libelo.

En el contexto de *startups* y *crowdfunding*, esta técnica podría manifestarse al diseminar información negativa sobre competidores o críticos del proyecto sin proporcionar evidencia verificable.

***Name-calling/Labeling* (Desacreditación/Etiquetado)**

La desacreditación mediante etiquetado es una técnica que vincula a una persona o idea con un símbolo negativo. En la propaganda se espera que la audiencia rechace a la persona o la idea sobre la base de la negatividad, en lugar de examinar la evidencia disponible (Da San Martino et al., 2019).

El etiquetado negativo o *name calling* se identifica como una de las técnicas más frecuentes en contenido propagandístico, funcionando como un ataque que se enfoca en el carácter o identidad del del sujeto en lugar de refutar sus argumentos. La idea es que la audiencia rechace a esa persona o esa idea basándose únicamente en la etiqueta negativa, sin molestarse en examinar la evidencia disponible (Da San Martino et al., 2019). El propósito es manipular o influenciar la opinión pública de manera subliminal para generar conformidad con cierto punto de vista.

La técnica está diseñada para provocar conclusiones sobre un asunto sin hacer exámenes imparciales de los hechos y a diferencia del etiquetado simple, que se enfoca más en la simplificación excesiva y la categorización, la desacreditación depende de insultos o lenguaje peyorativo para provocar reacciones emocionales y dañar reputaciones (Dimitrov et al., 2021). Es más directa y está enfocada en crear una marca negativa memorable para un individuo o grupo.

En campañas de financiamiento colectivo para *startups*, esta táctica podría aparecer cuando los emprendedores desacreditan a la competencia sin presentar datos objetivos, se ataca personalmente a quienes critican el proyecto o se etiqueta negativamente a

cualquier alternativa o enfoque diferente. Lo problemático de esta técnica es que evita el debate racional y busca generar un rechazo emocional inmediato sin presentar argumentos sustanciales que la audiencia pueda evaluar críticamente.

Loaded Language (Lenguaje Cargado)

El lenguaje cargado consiste en el uso de frases o palabras que contengan una fuerte connotación emocional para influir en la audiencia (Da San Martino et al., 2019). Esta técnica forma parte de los “mecanismos de emoción y sentimientos” y se distingue por emplear términos que van más allá de su significado literal para evocar respuestas emocionales específicas. Según Piskorski et al. (2023) se apela a la emoción mediante palabras y frases que tienen fuertes connotaciones emocionales positivas o negativas. Es una técnica particularmente efectiva porque puede presentar hechos reales pero enmarcarlos con lenguaje que sesga la interpretación del receptor hacia una dirección favorable para el emisor.

Black-and-white Fallacy/Dictatorship (Falacia de blanco y negro/Falsa dicotomía)

La falacia de blanco y negro presenta dos opciones alternativas como las únicas posibilidades, cuando en realidad existen más opciones (Da San Martino et al., 2019). Se clasifica dentro de las falacias lógicas en la taxonomía de propaganda y también se conoce como falsa dicotomía o pensamiento dicotómico.

Esta técnica de propaganda simplifica artificialmente las opciones disponibles, forzando a la audiencia a elegir entre dos extremos cuando la realidad es más matizada (Da San Martino et al., 2019). Al limitar artificialmente las alternativas, el emisor intenta dirigir a la audiencia hacia la opción que favorece sus intereses, eliminando del discurso otras posibilidades legítimas que podrían ser más beneficiosas o apropiadas.

***Doubt* (Duda)**

Consiste en cuestionar la credibilidad de algo o alguien sin proporcionar evidencia concreta. Se clasifica dentro de los mecanismos de emoción y sentimiento de la taxonomía de propaganda y funciona sembrando incertidumbre en la mente de la audiencia mediante preguntas retóricas o expresiones de escepticismo sin fundamento. El objetivo es minar la confianza sin tener que sustentar las acusaciones con pruebas verificables (Da San Martino et al., 2019). Esta técnica es particularmente efectiva porque no requiere que el emisor proporcione evidencia, se observa simplemente al plantear dudas debilitando la posición del objetivo.

***Glittering generalities/Virtue* (Generalidades relucientes/Virtud)**

Las generalidades relucientes expresan connotaciones positivas y evocan emociones favorables, pero que son vagas y carecen de información sustancial (Da San Martino et al., 2019). Es considerada lo opuesto al *name-calling*, pues que mientras la desacreditación usa términos negativos, las generalidades relucientes emplean lenguaje excesivamente positivo.

Según Da San Martino et al. (2019) la taxonomía de propaganda, asocia algo con palabras virtuosas y positivas sin proporcionar detalles concretos sobre esas cualidades, son particularmente problemáticas porque suenan impresionantes pero no proporcionan información verificable o específica que la audiencia pueda evaluar críticamente.

En presentaciones de *crowdfunding*, esto se manifiesta en afirmaciones que exaltan características positivas sin proporcionar métricas, comparaciones o evidencia específica que respalde esas declaraciones.

Exaggeration/Minimisation (Exageración/Minimizaci3n)

De acuerdo a Da San Martino et al. (2019) esta t3cnica implica como lo indica su nombre, representa la exageraci3n de caracter3sticas que parezca m3s o menos importante de lo que realmente es. La exageraci3n amplifica las cualidades positivas de una idea o producto, mientras que la minimizaci3n reduce la importancia de aspectos negativos o de alternativas competidoras.

Dentro de la clasificaci3n, se considera un mecanismo de emoci3n y sentimiento que distorsiona la percepci3n de la realidad al presentar informaci3n de manera desproporcionada y es especialmente efectiva porque mantiene una apariencia de veracidad mientras manipula la escala o importancia relativa de los hechos presentados (Piskorski et al., 2023).

Slogans

Por 3ltimo, los esl3ganes son frases cortas y llamativas que contienen etiquetas o estereotipos (Da San Martino et al., 2019). Funcionan como atajos mentales que buscan asociar ideas complejas con frases memorables y f3cilmente repetibles, aunque estas frases a menudo simplifican excesivamente la realidad, es decir; reducen un argumento a una frase recordable para que esta pueda repetirse.

Su efectividad radica en su capacidad para pasar por alto el pensamiento cr3tico mediante la repetic3n y la simplicidad memorizable, haciendo que conceptos complejos parezcan evidentes sin requerir justificaci3n detallada, sonando impactantes y se dise1an para ser virales, pero no proporcionan informaci3n sustancial sobre el valor real, la diferenciaci3n espec3fica o las capacidades verificables del producto o servicio ofrecido.

La aplicaci3n de estas t3cticas persuasivas al *crowdfunding* para *startups* y su detecci3n permite identificar aspectos como:

Señales de credibilidad en la densidad de referencias a credenciales y experiencia, la presencia de respaldos verificables y la consistencia en información biográfica.

Indicadores emocionales a través de la intensidad emocional del lenguaje, la valencia emocional predominante y la frecuencia de narrativas personales.

Verificación lógica por medio de datos cuantitativos contra datos cualitativos, la solidez de la cadena argumentativa y la presencia de evidencia verificable.

Señales de alerta identificables con alto índice de hipérboles sin sustento cuantitativo, presencia de selección o simplificación causal excesiva, discrepancias en actualizaciones temporales, y predominio de apelaciones emocionales sobre argumentación racional.

Finalmente, resulta oportuno señalar que un desafío importante es que el 90% de los estudios se han conducido en *datasets* en inglés, lo que limita la generalización de estos modelos a idiomas no ingleses (Bassi et al., 2024). Además, el reciente avance de LLMs ha alcanzado un punto donde distinguir texto sintético de texto generado por humanos se vuelve desafiante incluso para evaluadores humanos, planteando nuevos retos para la detección de persuasión.

Y, un desafío más es que la difusión de persuasión no se confina únicamente a contenido textual; el uso estratégico de imágenes puede transmitir mensajes más potentes que el texto, haciendo imperativo examinar diversas modalidades de datos incluyendo imágenes, videos y habla (Bassi et al., 2024).

2.4. Similitud Semántica de textos

La similitud semántica, cuantifica la alineación del significado entre textos, lo que permite a la IA identificar patrones lingüísticos. Los métodos computacionales utilizan representaciones vectoriales para medir la similitud semántica a nivel de oración (Arroyo-Fernández et al., 2019).

Tiene múltiples aplicaciones prácticas en el análisis de textos persuasivos, por ejemplo, la detección de patrones persuasivos cuando identifica qué mensajes usan estrategias similares, en agrupación de contenido al clasificar automáticamente mensajes publicitarios por tipo de persuasión, análisis de efectividad comparando mensajes exitosos con nuevos para predecir su impacto y otro caso en la detección de plagio o contenido duplicado al identificar si dos campañas usan argumentos muy similares.

Concretamente, para entender qué es la similitud semántica, en términos simples, consiste en detectar si dos fragmentos de texto tienen el mismo significado o no (N. Cloud, n.d.). Expresado en otras palabras, sucede cuando reconocemos el significado de dos o más oraciones que a pesar de usar palabras diferentes, están diciendo lo mismo o transmitiendo la misma idea.

Obtener el significado de las oraciones entre el Procesamiento Natural del Lenguaje y la IA resulta complejo debido a las interacciones semánticas entre las palabras. Para ello, Arroyo-Fernández et al. (2019), proponen un método de incrustación de oraciones de texto sin etiquetar capaz de modelarlas en una serie ponderada de incrustaciones de palabras. Este método demostró un bajo costo computacional y su competencia con trabajos existentes de Similitud Textual Semántica (STS).

Para calcular la similitud entre textos existen métricas de evaluación, las que permiten comparar o supervisar la similitud, en este caso, de los modelos de IA con la

información proporcionada para comparación o medición de acuerdo a los objetivos buscados.

Algunos conceptos esenciales para entender la similitud semántica son:

Representación vectorial

Para que una computadora pueda comparar textos, primero necesita convertirlos en números, es decir, se representarán en vectores; un vector es una lista de números que representa el significado de una palabra o texto. Un *embedding*) es un tipo de vector que se usa para representar datos textuales de una manera que captura su significado, típicamente creado con técnicas de aprendizaje automático (G. Cloud, n.d. s.f.).

Espacio vectorial semántico

Cuando todas las palabras o textos están convertidos en vectores viven en un espacio vectorial, una estructura matemática que les atribuye orden. Esto es, las palabras con significados similares están cerca unas de otras en este espacio, mientras que las palabras con significados diferentes están lejos.

Medidas de similitud

Una vez obtenidos los vectores, se requiere de una medición para discernir las similitudes de los mismo y se encuentra la similitud del coseno como la táctica más popular, es la más utilizada para comparar textos porque se enfoca en la dirección de los vectores y no en su tamaño. La similitud del coseno entre dos vectores A y B se calcula mediante el producto escalar de los vectores dividido por el producto de sus magnitudes (normas) (MyScale, n.d.).

La Figura 2.3, representa un diagrama de ejemplo del modelo de similitud coseno.

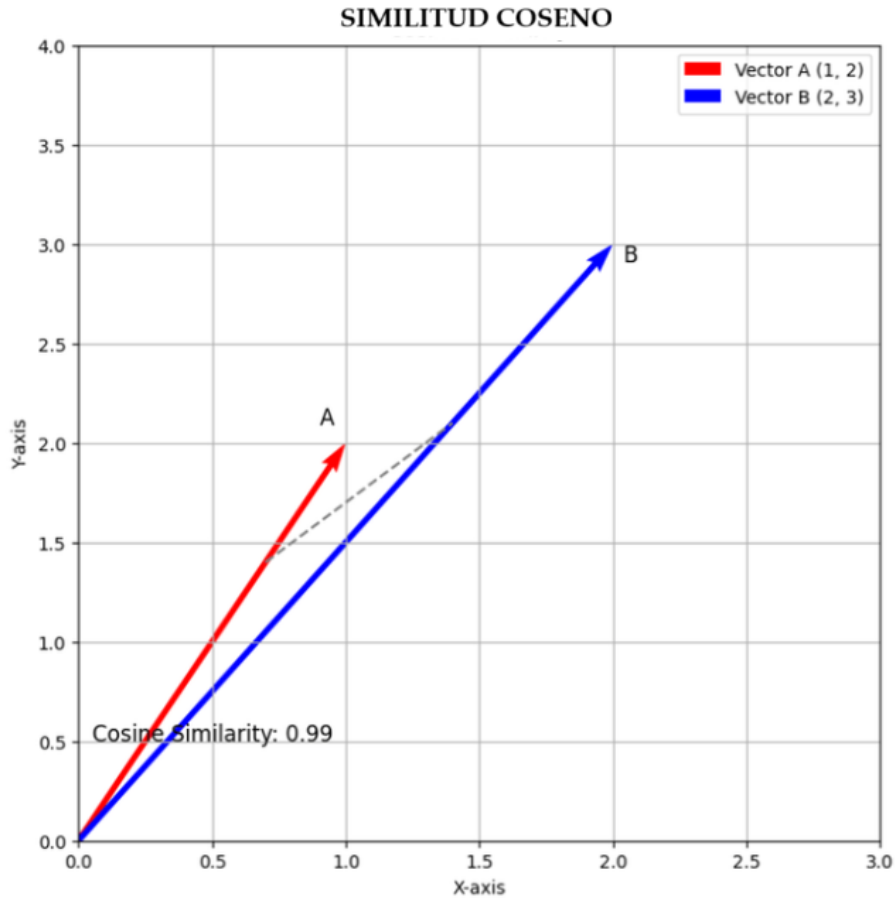


Figura 2.3: Diagrama del modelo de Similitud Coseno.

Y para detallar mejor la comprensión del modelo, la siguiente fórmula expone la manera en que se calcula la similitud del coseno S entre dos vectores A y B .

$$S(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (2.1)$$

Donde, $A \cdot B$ es el producto escalar de los vectores y $\|A\|$ y $\|B\|$ son las magnitudes (o normas) de los vectores. Esta fórmula calcula el coseno del ángulo entre los dos vectores, midiendo efectivamente su similitud basada en la dirección en lugar de la magnitud.

Asimismo, para ejemplificar la similitud semántica en persuasión, imaginemos el análisis de mensajes publicitarios para ver cuáles comparten estrategias persuasivas similares. Para ello, el escenario será la comparación de tres mensajes publicitarios:

Mensaje A: Aprovecha esta oferta exclusiva antes de que se agote. Solo por tiempo limitado

Mensaje B: Compra ahora y obtén un descuento especial. Disponibilidad temporal

Mensaje C: Nuestro producto tiene ingredientes naturales y es amigable con el medio ambiente

Para realizar el análisis de similitud, intuitivamente, podemos ver que los mensajes A y B usan tácticas persuasivas similares (urgencia y escasez), mientras que el mensaje C usa una estrategia diferente (apelación a valores ecológicos). Si representamos estos mensajes como vectores considerando características persuasivas se expresarán:

- Urgencia temporal: qué tan fuerte es el llamado a actuar rápido
- Exclusividad/escasez: menciones de limitación o exclusividad
- Beneficio económico: referencias a descuentos o ahorros
- Valores éticos: apelación a sostenibilidad o valores

Los vectores correspondientes podrían verse así (valores hipotéticos entre 0 y 1):

Mensaje A: [0.9, 0.8, 0.7, 0.1] (urgencia, exclusividad, beneficio, valores)

Mensaje B: [0.8, 0.6, 0.9, 0.0]

Mensaje C: [0.0, 0.1, 0.0, 0.9]

Calculando similitud entre A y B:

Producto escalar: $(0,9 \cdot 0,8) + (0,8 \cdot 0,6) + (0,7 \cdot 0,9) + (0,1 \cdot 0,0) = 1,83$

Magnitud de A: $\sqrt{0,81 + 0,64 + 0,49 + 0,01} = 1,39$

Magnitud de B: $\sqrt{0,64 + 0,36 + 0,81 + 0,00} = 1,35$

Similitud: $\frac{1,83}{1,39 \cdot 1,35} = 0,97$ (muy similar)

Calculando similitud entre A y C:

Producto escalar: $(0,9 \cdot 0,0) + (0,8 \cdot 0,1) + (0,7 \cdot 0,0) + (0,1 \cdot 0,9) = 0,17$

Magnitud de A: 1.39 (ya calculada)

Magnitud de B: $\sqrt{0,00 + 0,01 + 0,00 + 0,81} = 0,91$

Similitud: $\frac{0,17}{1,39 \cdot 0,91} = 0,13$ (muy diferente)

Interpretación: Los resultados confirman que los mensajes A y B presentan alta similitud semántica (0.97) porque comparten estrategias persuasivas basadas en urgencia y escasez. El mensaje C es diferente (0.13 y 0.08) al enfocarse en valores ecológicos. Esto permite clasificar automáticamente mensajes publicitarios según su táctica persuasiva. En la Figura 2.4, elaborado con modelo Claude Sonnet 4.5, se ejemplifica otro modelo de similitud coseno más estructurado.

2.5. Métricas de comparación textual

Específicamente, para este trabajo nos enfocamos en el proceso de financiación inicial de las *startups*, siendo el capital que obtienen en las primeras fases de su desarrollo

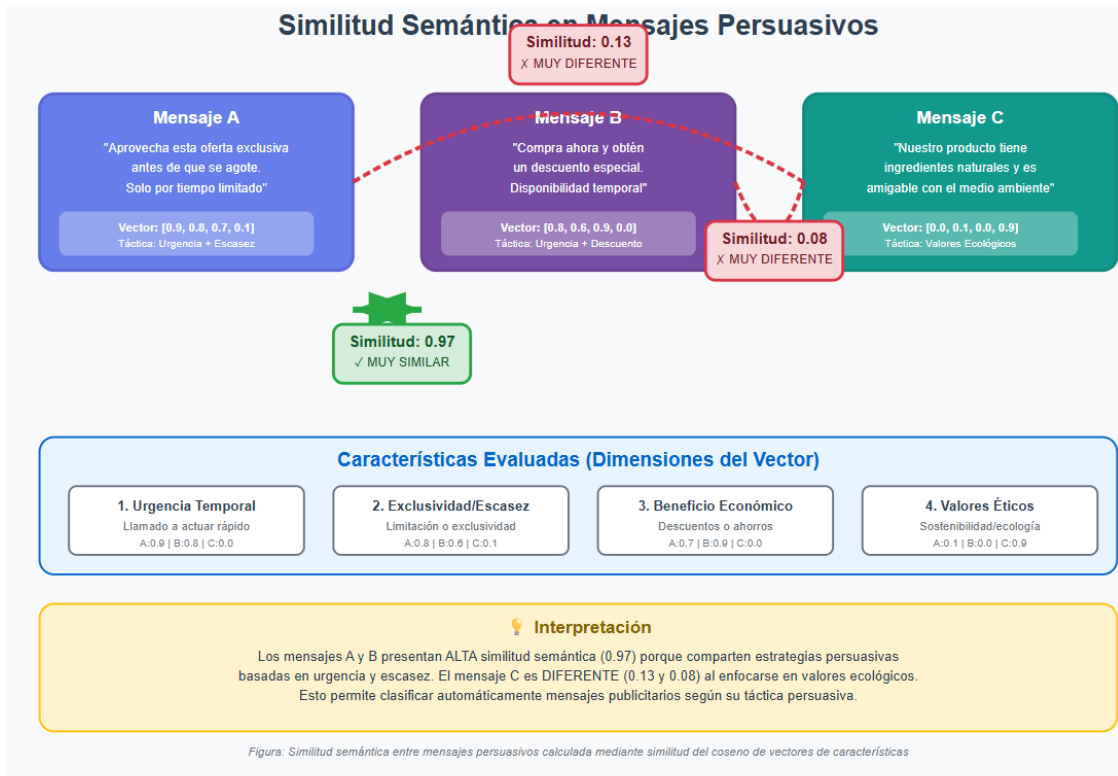


Figura 2.4: Ejemplo de modelo de similitud coseno.

para validar ideas y construir un Producto Mínimo Viable (MVP por sus siglas en inglés). Esta etapa se conoce como financiación pre semilla y ocurre precisamente en la fase de ideación o desarrollo del concepto, antes de que la empresa cuente con una base de clientes o ingresos significativos, enfatizando lo anterior, se establecen cuatro métricas para la comparación de textos: Rouge-L, BLEU, Similitud del Coseno + Embeddings, y Meteor Score.

Rouge-L: (*Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation*) constituye un conjunto de métricas ampliamente utilizadas para evaluar resúmenes automáticos, midiendo recall de n-gramas y secuencias comunes más largas entre textos generados y de referencia (Lin, 2004). Santhosh (2023) explica que ROUGE-L mide la subsecuencia común más larga (LCS) entre los textos generados y de referencia, computando precisión, recall y F1-score basándose en la longitud del LCS, evaluando así similitud semántica

y cobertura de contenido del texto generado. Una subsecuencia es una secuencia que se puede obtener de otra eliminando algunos elementos sin cambiar el orden de los restantes (Lin, 2004).

BLEU: (*Bilingual Evaluation Understudy*) Calcula la media geométrica de la precisión de los n-gramas (de 1 a 4 palabras), con una penalización por brevedad. La precisión cuenta los n-gramas en el texto generado que coinciden con los de referencia, divididos por el total de palabras en la salida (Mayor et al., 2009). Originalmente fue desarrollada para traducción automática, mide precisión de coincidentes en generación de texto (Papineni et al., 2002). Olaolu (2023) documenta que los scores BLEU oscilan entre 0-1, con valores cercanos a 1 indicando alta similitud con texto de referencia.

Similitud del coseno + *Embeddings* de palabras: Mide la similitud de los vectores calculando el ángulo entre ellos. Los vectores alineados (ángulo pequeño) indican documentos similares, mientras que los divergentes muestran disimilitud. Los documentos se representan como puntos en un espacio multidimensional (Genc et al., 2021). Este método es respaldado por Januzaj y Luma (2022) para determinar la orientación de los documentos y analizar su contenido informativo.

Simultáneamente existen métricas basadas en *embeddings* como BERTScore y similitud de coseno, de esta primera; Zhang et al. (2019) introdujeron BERTScore, métrica que aprovecha *embeddings* contextuales de modelos pre entrenados como BERT para calcular *scores* de similitud entre textos candidatos y de referencia. A diferencia de métricas basadas en n-gramas, BERTScore identifica equivalencia semántica incluso cuando se usan palabras diferentes. Davies (2024) explica que BERTScore representa *tokens* como *embeddings* BERT y calcula su similitud de coseno, midiendo el ángulo entre vectores en el espacio de *embeddings*, por consiguiente, los vectores más cercanos en el espacio de *embeddings* tienen mayor similitud semántica.

La similitud de coseno con Sentence-BERT (SBERT) cuantifica proximidad semántica calculando el coseno del ángulo entre vectores de *embeddings* de oraciones. Pawar (2025) argumenta que similitud de coseno con SBERT supera BLEU, ROUGE y METEOR para evaluación de respuestas LLMs porque mide cercanía semántica en lugar de coincidencia de palabras. El autor proporciona ejemplo comparativo demostrando que mientras respuestas con idéntico significado pero diferentes palabras obtienen similitud de coseno 0.95, mientras que BLEU y ROUGE las penalizan severamente.

Las métricas basadas en *embeddings* son particularmente apropiadas para evaluar *pitch decks* porque capturan similitud semántica a pesar de variaciones de redacción, crucial en documentos donde la articulación creativa de propuestas de valor y ventajas competitivas debe mantener precisión conceptual sin replicar lenguaje formulaico.

Meteor Score: Es una métrica de evaluación para traducciones que compara una traducción con una referencia a través de alineaciones de palabras. Si hay múltiples referencias, se elige la mejor coincidencia (Agarwal y Lavie, 2008).

Capítulo 3

Metodología y Desarrollo

Para esta investigación, se propone una metodología de desarrollo que tiene como objetivo desplegar un conjunto de herramientas y estrategias basadas en IA para apoyar a las *startups* en fase semilla en la creación y evaluación de *pitch decks* y comprobar su eficacia y la cual se divide en tres momentos: **Enfoque y diseño metodológico** (UCD y enfoque mixto), **Procedimiento técnico** (modelos, APIs, métricas) y **Validación y análisis de datos** (usabilidad, medición semántica persuasión).

Considerando a los emprendedores oaxaqueños que necesitan herramientas de IA (LLMs) para *marketing* que sean prácticas y de bajo costo. Este estudio llena un vacío al comparar la efectividad de las presentaciones generadas por LLMs frente a las creadas por humanos, y se pregunta: ¿Puede la IA igualar la persuasión humana para los inversionistas?.

Como hace referencia el apartado del marco teórico, el UCD es clave para crear estrategias de *marketing* generativo impactantes que satisfagan las necesidades de las startups en etapa inicial, ayudándolas a competir por inversionistas/clientes.

3.1. Enfoque y diseño metodológico

La investigación adopta el paradigma de Diseño Centrado en el Usuario como marco metodológico fundamental para el diseño de *prompts* generadores de *pitch decks* y se centra en comprender el panorama actual de las aplicaciones de IA en *marketing*, el diseño de *prompts* para *marketing* de contenidos y las características de los clientes, organizaciones e inversionistas que buscan *startups* en fase semilla.

Para guiar los objetivos de este trabajo, se propone el siguiente desarrollo metodológico general de la investigación como se muestra en el diagrama de la Figura 3.1.

Esta elección metodológica responde a tres consideraciones críticas:

Complejidad de usuarios objetivo: Emprendedores de startups tecnológicas poseen perfiles heterogéneos en términos de experticia técnica, experiencia en recaudación de fondos y familiaridad con herramientas de IA generativa.

Criticidad de autenticidad percibida: *Pitch decks* generados deben ser percibidos como auténticos y representativos de visión genuina del emprendedor, no como contenido formulaico producido por IA.

Necesidad de iteración basada en *feedback*: Efectividad de *prompts* solo puede validarse mediante evaluación iterativa con usuarios reales (emprendedores e inversionistas), incorporando sus *insights* en refinamientos sucesivos.

Siguiendo la estructura AI-UCD propuesto por Siricharoen et al. (2024), las fases del proceso UCD aplicado se estructuran de la siguiente manera:

Fase 1: Investigación de usuarios y análisis contextual (OE2)

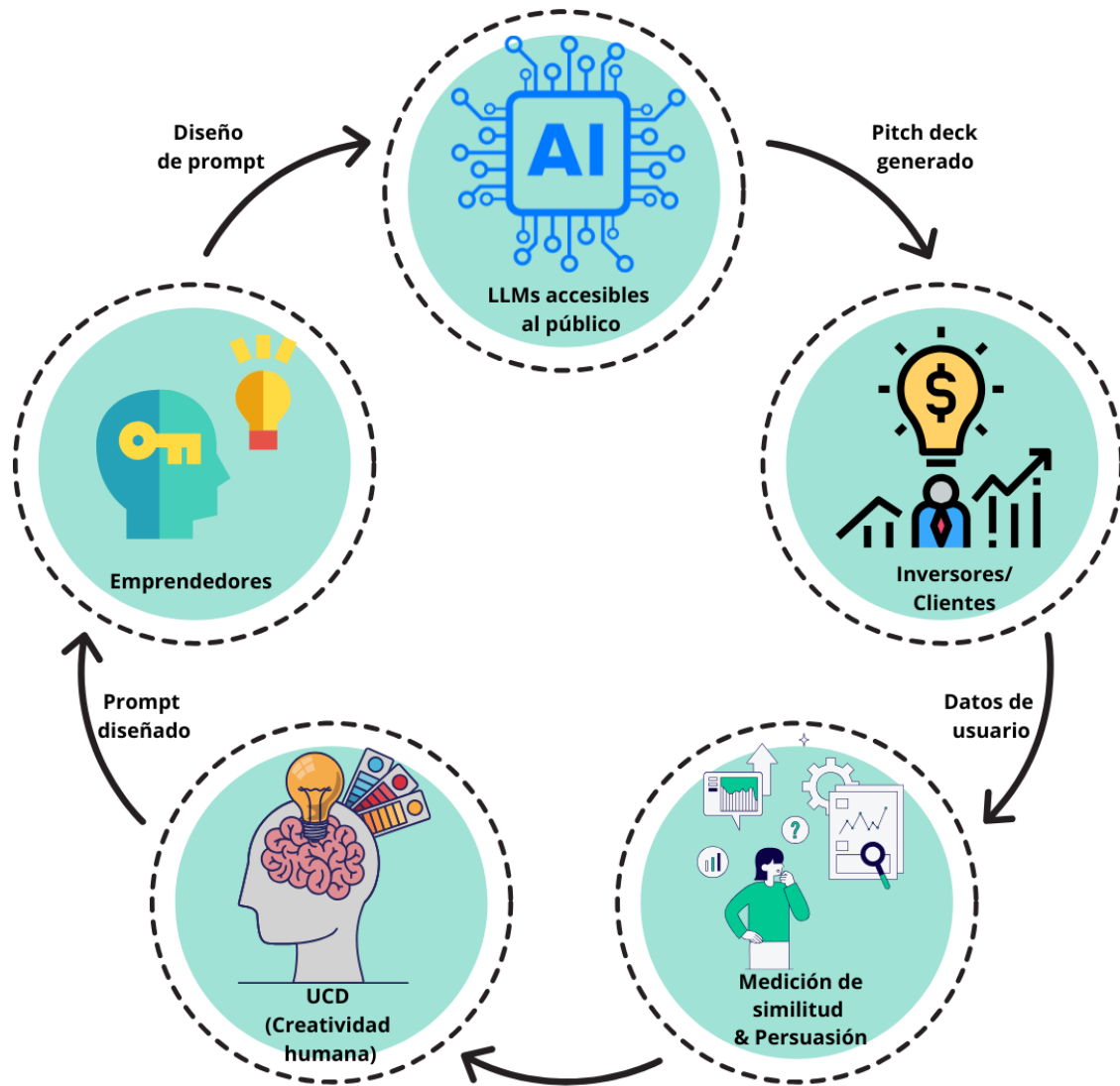


Figura 3.1: Diagrama del desarrollo metodológico propuesto para esta investigación.

Identificar perfiles de emprendedores de *startups* tecnológicas en fase semilla.

Caracterizar necesidades de inversionistas vinculados a *startups* tecnológicas.

Mapear expectativas, limitaciones y objetivos de ambos *stakeholders*.

Métodos: Entrevistas semi estructuradas, análisis de documentos (*pitch decks* exitosos), encuestas.

Fase 2: Caracterización de elementos persuasivos (OE3)

Analizar corpus de *pitch decks* exitosos de *startups* tecnológicas que obtuvieron financiamiento.

Identificar elementos lingüísticos recurrentes (estructura narrativa, vocabulario, métricas destacadas).

Extraer patrones persuasivos (apelaciones lógicas, evidencia cuantitativa, construcción de credibilidad).

Métodos: Análisis de contenido cualitativo, análisis lingüístico computacional.

Fase 3: Diseño de *prompts* optimizados (OE4) Desarrollar taxonomía de componentes de *prompts* (contexto, rol, formato, ejemplos, restricciones).

Diseñar *prompts* estructurados que incorporen elementos identificados en Fase 2.

Iterar diseños basándose en salidas generadas y retroalimentación de usuarios.

Métodos: Diseño iterativo, prototipado rápido, evaluación formativa.

Fase 4: Generación y evaluación cuantitativa (M1, M2, OE5)

Generar muestra representativa de *pitch decks* usando *prompts* diseñados.

Recopilar *pitch decks* humanos para comparación.

Aplicar métricas de similitud semántica: BLEU, ROUGE-L, Cosine Similarity.

Evaluar similitud semántica entre *pitch decks* generados por IA y humanos.

Métodos: Evaluación automatizada, análisis estadístico comparativo.

Fase 5: Evaluación cualitativa con usuarios (M3, OE6)

Solicitar evaluaciones de usuarios especializados (emprendedores).

Medir percepción de calidad, efectividad, autenticidad y claridad.

Analizar los comentarios de retroalimentación para identificar fortalezas y áreas de mejora.

Métodos: Encuestas estructuradas, entrevistas de seguimiento, análisis temático.

Los principios del UCD involucran a los emprendedores a lo largo de todo el proceso de diseño, utilizando técnicas de investigación para comprender sus desafíos al crear una presentación de negocios (*pitch deck*) y sus vacíos de conocimiento en contextos de *crowdfunding*.

Los fundadores de *startups* que buscan *crowdfunding* son los usuarios y la colaboración multidisciplinaria permite una comprensión profunda del usuario, con una iteración continua que asegura que los diseños cumplan con las expectativas (Norman y Draper, 1986). Aplicada a los emprendedores tecnológicos, esta metodología adapta la inteligencia artificial generativa para las necesidades de *marketing*, creando presentaciones listas para los inversionistas con el fin de asegurar financiamiento.

Se revisó la literatura relevante, análisis de campañas exitosas y no exitosas de *startups* y se recopilaron datos de sitios de *crowdfunding*. Se estudió la IA en *marketing* y las necesidades de las *startups*, analizando la literatura y las campañas de *crowdfunding* para entender las preferencias de los inversionistas.

3.2. Diseño de *prompts* centrados en el usuario

Se desarrollaron perfiles de usuario (emprendedores) para guiar el diseño de las necesidades, siguiendo un enfoque sistemático. enseguida se crearon plantillas de prototipos para que los (LLMs) generarán presentaciones adaptadas a las *startups*, basándose en criterios derivados de la literatura. Se consideran tres perfiles de emprendedores que ayudaron a guiar el diseño del sistema y los *prompts*, basándose en la comprensión de las necesidades de los emprendedores, siguiendo las etapas de la metodología UCD. Ver Figura 3.2

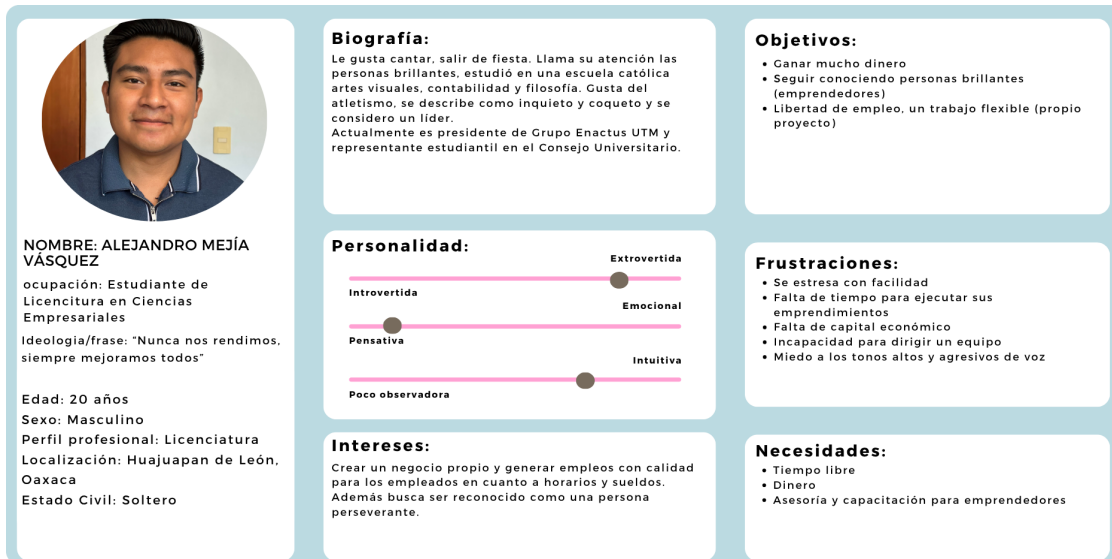


Figura 3.2: Perfil de uno de los usuarios participantes de esta investigación

Diseño experimental de *prompts*

Posterior a la recolección de información sobre sistemas de IA aplicados específicamente para *marketing* y literatura sobre diseño de *prompts* para *marketing* de contenidos, genero profundizar en aplicaciones de IA empleadas.

Adicionalmente, se realizó una entrevista a los mismo usuarios para conocer más detalles de su emprendimiento y necesidades. (Ver Anexo C Instrumentos de recolección de datos).

Para dar inicio con la creación del primer conjunto muestra de *pitch decks*, se redactó previamente el siguiente *prompt* solicitado al chatbot del modelo de lenguaje ChatGPT:

Propmt 1

Genera un conjunto muestra de pitch deck simulando las necesidades de emprendedores de startups base tecnológica y fase semilla. Considera: propuesta de valor, análisis de mercado, modelo de negocio, estrategia de escalabilidad, equipo emprendedor, información financiera, cierre convincente.

Por otra parte, y para seguir entendiendo el contexto de los usuarios y el mundo de las *startups* en su proceso de consolidación y/o salida al mercado, fue pertinente conocer otros factores clave, entre ellos las vías de oportunidad para encontrar financiamiento que contribuya a su posicionamiento.

Entre las necesidades o estrategias para conseguir financiamiento inicial destacan:

- Preparar una propuesta clara y atractiva: Explicar el problema que resuelve tu *startup*, su valor único y el mercado potencial, destacando la experiencia de tu equipo.
- Construir una red de contactos: Asistir a eventos, únete a comunidades y usa redes sociales para conectar con inversores, por ejemplo.
- Hacer un plan de negocio sólido: Definir la misión, mercado, competencia y modelo de ingresos de tu *startup*, mostrando una investigación bien fundamentada.
- Validar la idea: Usar prototipos o encuestas para demostrar la viabilidad y demanda del mercado, y dar seguridad a los inversores.
- Aprovechar incubadoras y aceleradoras: Estos programas ofrecen financiamiento,

mentoría y contactos valiosos para fortalecer una *startup*.

- Perfeccionar la presentación (*pitch deck*): Creando una presentación visual y persuasiva que resuma el problema, solución, mercado y proyecciones financieras.

Para esquematizar otra parte de las necesidades, los emprendedores deben conocer también a los inversores clave y su denominación o propósitos.

- Capital de riesgo semilla: Firmas que invierten en startups prometedoras a cambio de participación; además de capital, brindan guía, experiencia y contactos valioso.
- Inversores ángeles: Personas que invierten su propio dinero en startups tempranas, ofreciendo no solo fondos, sino también orientación y una red de contacto.
- Incubadoras y aceleradoras: Programas diseñados para apoyar a startups desde el inicio, proporcionando financiamiento, mentoría y recursos a cambio de una pequeña participación, ayudándolas a alcanzar sus primeros objetivos.

Una vez comprendidos más detalles de los modelos de negocio emergentes y se obtuvo interacción con el modelo de IA, se dió paso a la segunda petición, que fue más específica y el objetivo fue crear una simulación de startups o emprendimientos para comparar la respuesta entregada. Para este ejercicio se diseñó un siguiente prompt que nos proporciona cinco startups de base tecnológica (que se explican a continuación y posteriormente se jerarquiza la respuesta por elementos).

Prompt 2

Genera 5 ejemplos concretos de la petición anterior para formar un conjunto muestra de pitch deck. Describe cada ejemplo para integrarlo en una tabla

El resultado de la petición es como sigue y se detalla en la Tabla ??:

AgroVision: Es una startup que integra dispositivos IoT (Internet de las Cosas) para monitorear datos del suelo y clima, ofreciendo a los agricultores predicciones de rendimiento y optimización de recursos. Su principal propuesta es aumentar la eficiencia y sostenibilidad agrícola.

MediTech AI: Propuesta enfocada en revolucionar el diagnóstico médico con herramientas de IA. Su principal diferenciador es la rapidez y precisión en diagnósticos de imágenes como radiografías o tomografías.

EduSpark: Innovadora plataforma educativa que usa IA para personalizar los contenidos de enseñanza en áreas con recursos limitados. Busca cerrar brechas educativas mediante tecnología accesible.

EcoCharge: Red de estaciones de carga para vehículos eléctricos que apuesta por la energía renovable y accesibilidad en zonas urbanas de América Latina. Su enfoque está en sostenibilidad y movilidad limpia.

SecureBanking: API (Interfaz de programación de Aplicaciones) que permite a pequeñas instituciones financieras protegerse de fraudes electrónicos mediante tecnología avanzada de ciberseguridad, con análisis en tiempo real.

En seguimiento a obtener un panorama completo del universo de los modelos de negocios escalables, se revisaron casos de éxito hablando en términos de *Pitch Decks*, entre los que destacan:

Airbnb: Quizá unos de los casos más señalados como un caso de éxito rotundo, es el discurso de ingreso al mercado de alojamientos en el mundo, basa su doctrina en la economía compartida y la experiencia de viaje, ofreciendo estancias auténticas y cercanas a los viajeros, bajo esa premisa ha logrado captar la atención de usuarios y socios, estos últimos quienes hacen crecer la *startup* de base tecnológica.

Tabla 3.1: Conjunto muestra de cinco *pitch decks*

Nombre de la Startup	Problema	Solución	Producto/Modelo de Negocio	Mercado Objetivo	Propuesta de Financiación
AgroVision	Ineficiencia en la gestión de cultivos por falta de datos en tiempo real	Plataforma IoT que monitorea y analiza datos del suelo y clima en tiempo real	Suscripción mensual por dispositivo IoT instalado	Pequeños y medianos agricultores de LATAM	\$300K por el 8% de equity para producción y pruebas en campo
MediTech AI	Largas listas de espera y errores en diagnósticos clínicos por análisis manual	Herramienta de IA para análisis rápido y preciso de imágenes médicas	Licencia anual para hospitales; modelo freemium para médicos independientes	Clínicas y hospitales medianos en Europa y LATAM	\$500K por el 12% de equity para certificación regulatoria y marketing
EduSpark	Falta de personalización en el aprendizaje en escuelas rurales	Plataforma de aprendizaje adaptativo basada en IA que ajusta contenidos a cada estudiante	Suscripción anual por escuela; costo reducido para áreas rurales	Escuelas de zonas rurales en LATAM y África	\$250K por el 10% de equity para desarrollo tecnológico y pilotos
EcoCharge	Poca disponibilidad de cargadores eléctricos en zonas urbanas de LATAM	Red de estaciones de carga rápida alimentadas por energía solar	Modelo de pago por uso con app de localización y reserva	Conductores de vehículos eléctricos en LATAM	\$400K por el 9% de equity para instalar las primeras 10 estaciones
Secure Banking	Aumento de fraudes electrónicos en pequeñas instituciones financieras	API de ciberseguridad para bancos que detecta y previene fraudes en tiempo real	Modelo SaaS con tarifas basadas en el número de transacciones procesadas	Bancos pequeños y cooperativas financieras en LATAM	\$600K por el 15% de equity para escalabilidad y certificaciones

Café Punta del Cielo: Caso de éxito en México: la cadena mexicana de cafeterías Café Punta del Cielo, se ayudó de Play Business para encontrar financiación y lograr la apertura de nuevas sucursales, expandiendo su mercado en diferentes ciudades de la República Mexicana e impactar positivamente la industria cafetalera a nivel local.

Uno de los sectores donde el *crowdfunding* ha demostrado tener impacto significativo en los últimos años es el tecnológico, incluyendo proyectos como: desarrollo de aplicaciones, dispositivos electrónicos y soluciones innovadoras como hardware, software y actualmente desarrollo tecnológico con enfoques sostenibles. Verde et al., 2023, destacan del *crowdfunding* y su relevancia en México tres casos de éxito en las plataformas Fondeadora, Yotepresto y Kichink, siendo la primera una plataforma de respaldo para proyectos de tecnología, arte y emprendimiento social. La segunda mencionada se trata de una plataforma de préstamos P2P (*peer-to-peer*) que brinda un modelo de préstamos entre particulares benéfico para pequeñas empresas o individuales a conseguir financiamiento de forma más rápida y sin depender de bancos o entidades financieras convencionales y, en el caso de la plataforma Kichink brinda respaldo a proyectos

empresariales y creativos en el sector del comercio electrónico.

Algunos ejemplos de estos casos de éxito y que fueron financiados mediante financiación colectiva en nuestro país se muestran la Figura 3.2 de acuerdo a Verde et al. (2023):

Tabla 3.2: Campañas exitosas mediante financiación colectiva

Plataforma de <i>crowdfunding</i>	Campaña	Objetivo	Beneficios
Fondeadora	404, Cortometraje dirigido por Abril Schmucler	Recaudar fondos para la producción, promoción y distribución de la película.	A través de la plataforma superó la meta inicial y permitió el éxito del proyecto.
Kichink	Sr. Amor Marca mexicana de ropa y accesorios	Financiar su expansión a nivel nacional mediante una campaña de crowdfunding.	La efectividad de su estrategia demostró el crecimiento de empresas emergentes.

A continuación, se presenta un listado de sitios de *crowdfunding* con presencia en México que ofrecen bases de datos disponibles públicamente de sus campañas procesadas o finalizadas, especificando qué son y qué hacen de acuerdo a la información contenida en el sitio web de cada una:

1. *Ideame* es una plataforma pionera de *crowdfunding* de recompensa y donación en América Latina. Nació con el objetivo de ser un espacio para que creadores, emprendedores, artistas y organizaciones no lucrativas pudieran buscar financiamiento para sus proyectos directamente de la comunidad. Es conocida por su rol en el impulso de proyectos creativos y sociales en la región.

Facilita el financiamiento de proyectos a través de campañas para recaudar fondos a cambio de recompensas (productos, experiencias, agradecimientos) o donaciones directas y son creadas por los interesados directamente. Funciona como una

vitrina digital que permite que los proyectos lleguen a una audiencia amplia en Latinoamérica, aprovechando herramientas de difusión y la comunidad de usuarios de la plataforma.

Establece un espacio donde creadores y patrocinadores pueden conectarse, generando un ambiente de apoyo y colaboración alrededor de las iniciativas y ofrece modelos de campaña que se adaptan a las necesidades de los proyectos, por ejemplo, el modelo “Todo o Nada” (se financia solo si se alcanza la meta) y el modelo “Todo Suma” (se recibe lo recaudado con un plan de ejecución ajustado si no se llega al 100 %), adaptándose a diferentes necesidades de los proyectos.

2. *Play Business* es una plataforma mexicana que nació en el año 2014 con un modelo de financiamiento colectivo de capital que se especializa en conectar a inversores con *startups* y empresas en crecimiento que buscan levantar capital a cambio de participaciones accionarias (acciones) de la empresa, uno de sus fines es democratizar el acceso a la inversión en empresas privadas y ofrecer una alternativa de financiamiento para emprendimientos.

Esencialmente sirve como un mercado digital donde empresas con alto potencial de crecimiento presentan sus proyectos a una comunidad de inversores que buscan oportunidades, permitiendo inversión del capital privado para adquirir acciones de *startups* y Pequeñas y Medianas Empresas (PyMEs), que a futuro participen del éxito de esas compañías. Además de la oportunidad a pequeños inversores de diversificar sus portafolios. La plataforma lleva a cabo un proceso de análisis y selección de las empresas que participan, y provee a los inversores información detallada y estructurada (planes de negocio, proyecciones financieras, información legal) para facilitar su decisión, asimismo gestiona gran parte de los trámites legales y administrativos necesarios para este tipo de inversiones, haciéndolos

más accesibles.

Aunque en 2025, el blog del sitio web comunicó que, “derivado de algunas nuevas interpretaciones de la Ley *Fintech* y la incertidumbre general sobre el contexto actual, han provocado que los niveles de riesgo, sobre el cuál el modelo de inversión de Play Business está construido, sean excesivamente altos, superando los límites de riesgo aceptables y provocando que por el momento no sea prudente poner a disposición del público inversionista nuevas oportunidades de inversión” [<https://blog.playbusiness.mx/comunicado-de-prensa, 18-mayo- 2025>].

3. *Kickstarter* es la plataforma de *crowdfunding* de recompensa más grande y conocida a nivel mundial. Aunque no es originaria de México, tiene una presencia y comunidad activa en el país, con miles de proyectos lanzados por creadores mexicanos en diversas categorías, desde tecnología y diseño hasta arte y cine y representa un escalón significativo para inventores y creadores que buscan concretar sus proyectos a cambio de recompensas exclusivas a sus patrocinadores.

Esta plataforma permite que proyectos de cualquier parte del mundo sean descubiertos por una audiencia global masiva, lo que aumenta exponencialmente sus posibilidades de financiamiento y éxito. Fomentando la innovación y el desarrollo de productos, opera bajo el modelo Todo o Nada, es decir; una campaña solo recibe los fondos si alcanza su meta de financiamiento dentro del plazo establecido, lo que asegura que los creadores tengan el capital suficiente para ejecutar su proyecto.

Kickstarter mantiene sus campañas al acceso del público, sean exitosas o no, en esta plataforma se pueden consultar de cada proyecto las descripciones completas, actualizaciones, comentarios y videos/*pitch decks*, lo que facilita contar con una base de datos de proyectos y tendencias.

Retomando el uso de LLMs y lo que concierne a su arribo, son particularmente relevantes los de acceso gratuito o público y representan una disrupción tecnológica con implicaciones profundas para el ecosistema emprendedor, especialmente en sus etapas iniciales. Desde una perspectiva científica, la justificación de su uso se fundamenta en la democratización del acceso a recursos computacionales avanzados y la reducción significativa de barreras de entrada para la innovación.

Los LLMs, entrenados en extensos conjuntos de datos textuales, exhiben capacidades emergentes como la generación de texto coherente y contextualmente relevante, la síntesis de información compleja, la traducción automática, y el razonamiento lógico-lingüístico. Estas capacidades, que tradicionalmente requerirían de equipos especializados o inversiones sustanciales en inteligencia artificial propietaria, ahora están disponibles a bajo o ningún costo.

De ello, derivan beneficios cuantificables y cualitativos para emprendedores en fase inicial que van desde la optimización de recursos y reducción de costos operativos para emprendedores con capital limitado, el acceso gratuito a herramientas de IA elimina la necesidad de contratar personal especializado en redacción, atención al cliente, *marketing* de contenidos o desarrollo de software para tareas básicas de procesamiento de lenguaje natural.

Adicionalmente, se acelera la validación de hipótesis y el ciclo de prototipado al permitir los emprendedores generar rápidamente contenido para pruebas A/B, descripciones de productos, textos de *marketing* o incluso código prototipo. Esta eficacia facilita la iteración rápida y la validación temprana de ideas de negocio con el mercado, disminuyendo el riesgo asociado al desarrollo de productos sin demanda comprobada. La capacidad de simular interacciones con usuarios o generar respuestas a preguntas frecuentes sin una infraestructura dedicada acelera el proceso de aprendizaje y adapta-

ción.

Por añadidura, los LLMs impulsan la democratización de la inteligencia de negocios y la innovación. Al actuar como "asesores" virtuales, facilitan la investigación de mercado mediante la síntesis de tendencias y el análisis competitivo, ofreciendo a las *startups* acceso a conocimientos estratégicos que tradicionalmente requerían grandes departamentos de diseño.

Esta accesibilidad nivela el campo de juego, potenciando la generación de soluciones creativas y la exploración de ideas disruptivas. En términos de crecimiento, la integración de LLMs en flujos de trabajo complejos como *chatbots* de atención al cliente o personalización de marketing confiere a las *startups* escalabilidad y flexibilidad, siendo las opciones de modelos de acceso abierto cruciales para asegurar una expansión sostenible, libre de dependencias costosas de proveedores.

En síntesis, el uso de LLMs de acceso gratuito o público por parte de emprendedores en fase inicial no es meramente una conveniencia, sino una estrategia científicamente respaldada para mitigar riesgos inherentes a la fase inicial, maximizar la eficiencia de los recursos, y acelerar el ciclo de innovación y crecimiento. Constituyen una herramienta catalítica que empodera a los fundadores, permitiéndoles competir y prosperar en un mercado cada vez más globalizado y tecnológicamente impulsado.

A continuación, se presenta las plantillas elaboradas para realizar pruebas en LLMs de acceso gratuito, esto incluye acceso libre (con límite de uso por día o pruebas en algunos casos) a las APIs (*Application Programming Interface* o Interfaz de Programación de Aplicaciones traducido al español).

Plantilla 1

PROMPT 1: Con la siguiente información de la empresa [**nombre de la empresa**] dedicada a [**propósito de la empresa**] y que busca solucionar [**problema y solución**], crea un pitch deck persuasivo para presentar ante inversionistas mexicanos y lograr atraer inversión financiera y posibles clientes.

Incluye los siguientes elementos:

Portada: Primera diapositiva visible, impacto directo a la primera impresión de los financiadores

Propósito y Visión: Emociones para reforzar la misión racional y entimemas para proyectar visión futura.

Problema: El problema o necesidad insatisfecha y por qué existe. Argumentar racionalmente la dificultad en el mercado actual.

Solución: Tecnología y solución de producto. Emociones que apoyen la viabilidad racional

Producto: Argumentos racionales sobre beneficios

Análisis de mercado: Identificación del público objetivo y solución al problema identificado, cliente o mercado.

Oportunidad: Oportunidad en el mercado objetivo.

Tamaño del Mercado: Datos económicos clave para demostrar potencial y proyectar crecimiento.

Competencia: Análisis racional de la ventaja competitiva. Modelo de negocio: Descripción del modelo de negocio y las estrategias para la generación de ingresos. Prioridad en argumentos económicos y datos que respalden la estrategia de ingresos.

Estrategia de escalabilidad: Planes para el crecimiento futuro. Equipo emprendedor: Afirmaciones explícitas sobre experiencia y competencias del equipo. Credenciales racionales reforzadas por historias.

Finanzas: Proyecciones detalladas y racionales. Datos históricos para sustentar proyecciones.

Petición y uso de los fondos: Justificación racional y convincente del uso de fondos y discurso persuasivo para proyectar impacto de la inversión.

Cierre convincente: Una conclusión clara y persuasiva.

Plantilla 2

PROMPT 2: La empresa [**nombre de la empresa**] que tiene como [**misión**] y atender [**problemática**] y para la que ha creado [**solución**], requiere obtener financiamiento presentando su [**modelo de negocio**] ante un grupo de financiadores colectivos. Con esta información crea una presentación efectiva y persuasiva (pitch deck) para lograr el objetivo de financiamiento.

Plantilla 3

PROMPT 3: Elabora un pitch deck efectivo y exitoso para poder presentar mi proyecto ante patrocinadores que apoyen mi empresa [**nombre de la empresa**] dedicada a [**descripción corta**] en la categoría de [**categoría**] y que busca solucionar [**problema y solución**], con [**producto o servicio**]. El pitch deck debe ser persuasivo para lograr atraer inversión financiera y posibles clientes. Considera la descripción anterior de la empresa e incluye los siguientes elementos y las características que debe cumplir la presentación:

Portada: Título del proyecto. Primera diapositiva visible, impacto directo a la primera impresión de los patrocinadores.

Propósito: Descripción corta del proyecto.

Información adicional del proyecto: ID del proyecto, país de origen, fecha de creación, fecha de lanzamiento, lugar de ubicación del proyecto.

Categoría: Área de negocios a la que pertenece el proyecto

Equipo emprendedor: Información del o los creadores

Finanzas: Cantidad total de financiamiento, moneda utilizada, meta financiera, fecha límite de meta.

Cierre convincente: Una conclusión clara y persuasiva hacia los patrocinadores que persuada de invertir en este proyecto.

Una vez recibida la retroalimentación de evaluación, las plantillas de *prompts* finales se implementarán en el Sistema Generador de *pitch decks* diseñado para que los usuarios puedan escribir *prompts* y generar *pitch decks* de manera rápida y sencilla, optimizando su efectividad y realizar una revisión iterativa del diseño, refinando los resultados para asegurar el éxito a largo plazo de los pitch decks aplicados por las *startups*.

Para mostrar madurez en la interfaz de diseño se dio un nombre a la aplicación y se creó un logotipo (Ver Figura 3.3), así como la disposición de botones y elementos como se aprecia a continuación para un fácil uso del entorno visual.



Figura 3.3: Logotipo creado para la interfaz gráfica.

Nota: Diseño de logotipo generado con indicaciones detalladas proporcionadas al modelo [canva.com/ai](https://www.canva.com/ai).

Se diseñó una interfaz simple de utilizar, que pudiera ser el elemento de interacción con el usuario, utilizando herramientas de diseño, LLMs que crean logotipos rápidos e implementados directamente en la API, como se observa en las Figuras 3.4 y 3.5.

Cabe resaltar que para el diseño del sistema implementado con los usuarios, se utilizó la API gratuita de NVIDIA, obedeciendo a su accesibilidad (tipo *open source*), obteniendo uso libre y sin límites diarios de consulta y con ello probar diversos modelos para obtener resultados variados. Para el análisis de los *pitch decks* se utilizó la aplicación Jupyter Notebook (también de código abierto) en Python, procesando archivos obtenidos mediante *web scraping* de Kickstarter, específicamente de los *datasets* disponibles en WebRobots.io: Kickstarter Datasets.

Figura 3.4: Interfaz de nuestro sistema generador de *pitch decks* utilizada durante las pruebas de usabilidad.

3.3. Desarrollo técnico

3.3.1. Selección de Modelos de IA y configuración de parámetros

Para la experimentación, fueron seleccionados tres modelos y su justificación se describe a continuación:

marin-8b-instruct Modelo ajustado con capacidades de seguimiento de instrucciones optimizadas para contextos empresariales Arquitectura eficiente de 8 mil millones de parámetros, balanceando rendimiento y accesibilidad computacional Seleccionado para evaluar efectividad de modelos de escala intermedia en generación de contenido estructurado

deepseek-r1 Modelo con arquitectura de 671 mil millones de parámetros y capacidades avanzadas de razonamiento Demuestra 87.5% de precisión en AIME 2025, utilizando promedio de 23K tokens por pregunta en problemas complejos (DeepSeek-

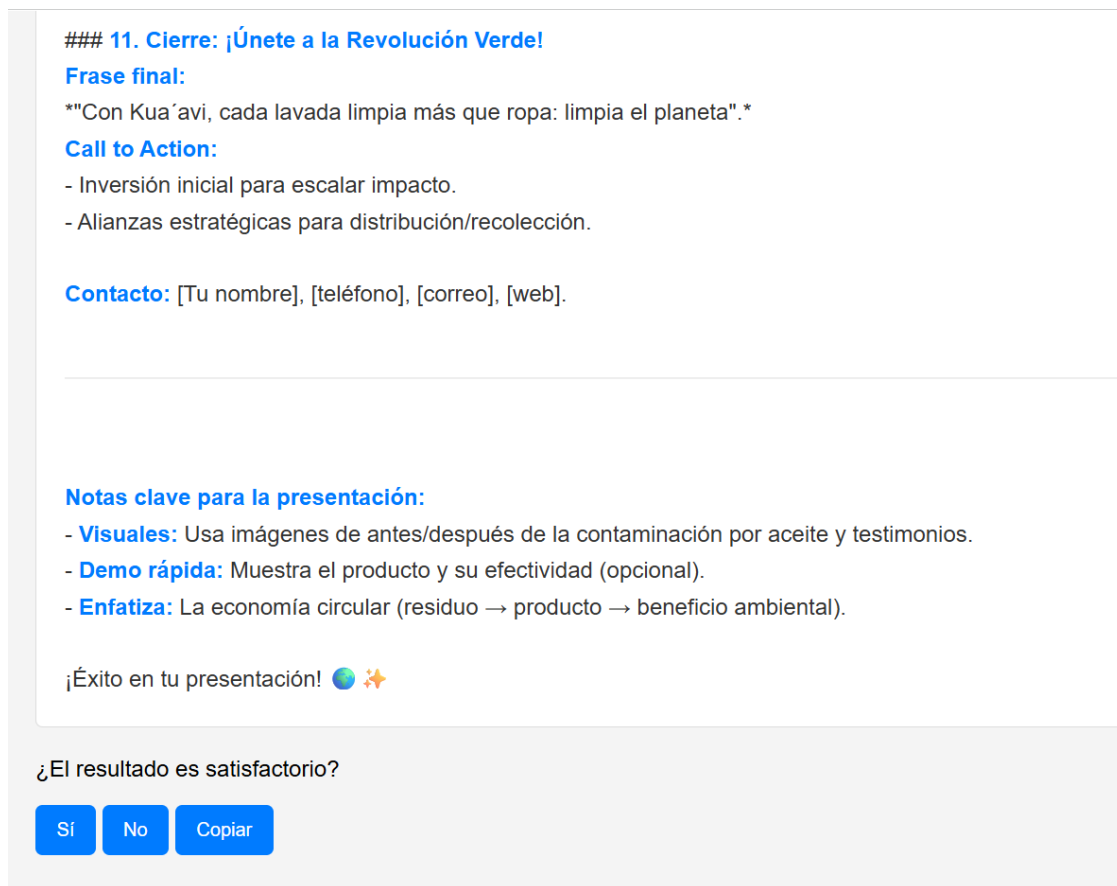


Figura 3.5: Interfaz de resultado del Sistema generador de *pitch deck* utilizado durante la prueba de usabilidad.

AI, 2025) Capacidades chain-of-thought críticas para mantener coherencia narrativa a lo largo de múltiples secciones interdependientes Seleccionado para evaluar límite superior de calidad generativa en pitch decks

qwen3-235b-a22b Arquitectura Mixture-of-Experts (MoE) con 235 mil millones de parámetros totales, activación dinámica del 60% (22 mil millones activos) Supera a DeepSeek-R1 en 17 de 23 benchmarks en tareas de razonamiento, matemáticas y codificación (Yang et al., 2024) Capacidad superior para procesar información técnica compleja típica de startups tecnológicas Seleccionado para comparar arquitectura MoE versus arquitecturas densas en contexto de generación de contenido estratégico

Los criterios de evaluación comparativa de los tres modelos se centrará en las

siguientes dimensiones:

Coherencia narrativa: Capacidad de mantener consistencia lógica entre secciones interdependientes del pitch deck.

Precisión técnica: Exactitud en articulación de propuestas de valor tecnológicas, métricas SaaS y arquitecturas.

Persuasión estructurada: Efectividad en construcción gradual de caso para inversión.

Adaptabilidad a prompts: Sensibilidad y respuesta apropiada a especificaciones detalladas en prompts.

Eficiencia computacional: Compensación entre calidad de salida y recursos computacionales requeridos

Los modelos instruct son ideales para generar respuestas precisas y seguir instrucciones detalladas, punto crucial para tareas muy específicas; asimismo, al usar modelos con diferentes enfoques y capacidades de NLP (*Natural Language Processing*) se busca diversificar las herramientas y para maximizar la robustez y calidad de los resultados del proyecto (aunque cada modelo tiene su propia arquitectura y entrenamiento), sus ventajas combinadas permiten abordar una amplia gama de tareas y, en última instancia, optimizar el rendimiento general.

Se utilizaron los parámetros recomendados por la API de NVIDIA para cada modelo, como se describe enseguida: Para *marin/marin-8b-instruct*, se configuró una *temperature* de 0.7, *top_p* de 0.9 y un máximo de 512 *tokens*. En el caso de *deepseek-ai/deepseek-r1*, los parámetros fueron *temperature* de 0.6, *top_p* de 0.7 y hasta 4096 *tokens*. Finalmente, *qwen/qwen3-235b-a22b* usó una *temperature* de 0.2, *top_p* de 0.7,

un límite de 8192 *tokens* y un `extra_body` con `{chat_template_kwargs: {thinking: True}}`.

Se detalla que, para la generación de *pitch decks* el idioma empleado fue inglés para efectuar la comparación. Posterior a los *prompts* establecidos, se generó un nuevo *dataframe*.

Las métricas de evaluación semántica fueron:

ROUGE-L (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation - Longest Common Subsequence)

ROUGE-L mide la subsecuencia común más larga (LCS) entre texto candidato y de referencia, evaluando similitud semántica y cobertura de contenido (Lin, 2004; Santhosh, 2023).

Fórmula de cálculo: $\text{Precision_LCS} = \text{LCS}(X,Y) / m$ (donde m es longitud del texto candidato) $\text{Recall_LCS} = \text{LCS}(X,Y) / n$ (donde n es longitud del texto de referencia) $\text{F1-score_LCS} = (2 \times \text{Precision_LCS} \times \text{Recall_LCS}) / (\text{Precision_LCS} + \text{Recall_LCS})$

Los valores más altos indican mayor similitud estructural, por lo que un *score* de 0.70+ se considera indicativo de alta calidad en tareas de generación de texto y en la aplicación de *pitch decks*, ROUGE-L evalúa si los *pitch decks* generados mantienen estructura de contenido similar a los que haya generado exitosamente un humano, capturando ordenamiento lógico de información.

BLEU Mide la precisión de n-gramas coincidentes entre texto generado y texto de referencia, con penalización por brevedad (Papineni et al., 2002; Olaolu, 2023).

Fórmula de cálculo: $BLEU = BP \cdot \exp(\sum(w_n \cdot \log p_n))$

Donde:

BP = brevity penalty p_n = precisión de n-gramas de orden n w_n = peso asignado a cada orden de n-grama (típicamente uniforme: $1/N$)

Se interpreta de acuerdo a si los *scores* oscilan 0-1, con valores >0.40 considerados aceptables para generación de texto técnico y para su aplicación a *pitch decks*, BLEU evaluará precisión léxica y uso de vocabulario específico del dominio (terminología de *startups*, métricas financieras, *buzzwords* tecnológicos).

Similitud de coseno con *Embeddings* SBERT

Mide la proximidad semántica calculando coseno del ángulo entre vectores de *embeddings* de oraciones generados por Sentence-BERT (Pawar, 2025; Davies, 2024).

Fórmula de cálculo:

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|}$$

Donde: A y B son vectores de *embeddings* de oraciones, \cdot denota el producto punto y $\|\cdot\|$ denota la norma euclidiana.

Sus valores oscilan -1 a 1, con 1 indicando identidad semántica perfecta. Valores >0.75 indican alta similitud semántica y en *pitch decks* esta métrica capturará similitud semántica profunda más allá de coincidencias léxicas superficiales, permitiendo evaluar si contenido generado transmite significados conceptualmente equivalentes a *pitch decks* humanos.

Modelo de *embeddings* seleccionado: all-mpnet-base-v2, diseñado para capturar significados semánticos profundos y procesar terminología técnica compleja (Xia et al., 2024).

De manera general se implementa un enfoque híbrido que permite triangulación metodológica, es decir; *pitch decks* que obtengan *scores* altos en las tres métricas demuestran tanto similitud estructural, precisión léxica y equivalencia semántica con *pitch decks* humanos exitosos.

La selección de tres métricas complementarias responde a limitaciones inherentes de cada métrica individual:

ROUGE-L: Captura estructura y ordenamiento pero puede penalizar parafraseo creativo.

BLEU: Sensible a vocabulario específico pero ignora equivalencia semántica.

Cosine Similarity: Captura similitud semántica profunda pero puede no detectar errores factuales.

3.3.2. Diseño experimental para generación de *pitch decks*

El proceso de limpieza consistió inicialmente en la elección de las variables. Quedando establecidas las siguientes:

- **category_name:** Indica la categoría a la que pertenece el proyecto.
- **blurb:** Variable establecida para agregar una breve descripción o un eslogan conciso del proyecto. Es una síntesis rápida del contenido o la propuesta de valor, diseñada para captar la atención.

- **name:** Representa el título o nombre completo del proyecto. Es la identificación principal del mismo.
- **backers_count:** Este valor numérico indica la cantidad de patrocinadores o "backers" que ha recibido el proyecto. Es una métrica de apoyo financiero o de participación de la comunidad.
- **staff_pick:** Valor booleano (True/False) que señala si el proyecto ha sido seleccionado o destacado por el equipo de la plataforma (en este caso, Kickstarter). True indica que sí fue seleccionado, mientras que False significa lo contrario.

Para ejemplificar el procedimiento anterior, la Tabla 3.3 expone una porción de la base de datos adquirida, mostrando las columnas utilizadas.

Tabla 3.3: Muestra de la base de datos adquirida.

category_name	blurb	name	backers_count	staff_pick
3D Printing	Organize anything with our innovative 3D print...	Thread Boards 2.0 3D printable peg boards wi...	2389	True
Animation	Alyson confronts her perfectionism as she stru	Alyssum - A 2D Animated Short Film	75	True

Se diseñaron dos tipos de prompts: Genérico (Figura 3.6) y Estructurado (dividido en dos partes como se observa en la Figura 3.7 y Figura 3.8) para poder comparar los resultados arrojados durante el periodo de pruebas de uso.

```
def generic_prompt(category, name):
    print("Prompt genérico: ")
    return f"""
Summarize the essence of the brand {category} and the project {name} in a single, compact paragraph
"""
```

Figura 3.6: Diseño de prompt genérico.

```

def structured_prompt(category_name, name, blurb):

2. Lexical Guidelines:
- At least 70% lexical overlap.
- Preserve verbs/nouns/adjectives; add synonyms.
- Avoid redundancy.

3. Style:
- Natural, persuasive, concise.
- Ensure coherence and logical flow.
"""

```

Figura 3.7: Diseño de prompt estructurado. Parte 1

```

"""
def structured_prompt(category_name, name, blurb):
    print("Prompt estructurado: ")
    return f"""
Generate a professional and structured pitch deck summary for a project titled {name}, which

Original Project Blurb:
"{blurb}"

Instructions for Generation (Max: 150 words):

1. Structure:
- Problem (1-2 sentences): Clearly describe the central problem addressed by the project. Incl
- Solution (2-3 sentences): Explain how the project '{name}' solves the problem, using at leas
- Value Proposition (1 sentence): Rephrase key nouns and verbs from the blurb.
"""

```

Figura 3.8: Diseño de prompt estructurado. Parte 2

3.3.3. Pruebas de usabilidad y encuestas

Para la futura obtención de resultados cualitativos se desarrollaron pruebas de usabilidad con los emprendedores participantes, estas se realizaron en el Laboratorio de Usabilidad (UsaLab) que es un entorno controlado, perteneciente al Instituto de Computación, que a su vez forma parte de la Universidad Tecnológica de la Mixteca (UTM) y consistieron en una serie de dos tareas predefinidas, que incluían:

Tarea 1: Completar los campos de la interfaz (Figura 3.4) para generar un *pitch deck*.

Interacción con la interfaz donde el usuario completó los campos vacíos requeridos hasta hacer clic en el botón **Generar Pitch Deck**.

Tarea 2: Evaluar la salida generada por la IA. El análisis del *Pitch Deck* generado, en donde el usuario analizó la respuesta del sistema, mostrado por contenido para diapositivas que señalan detalles de su negocio; concluyendo esta tarea con la interacción de botón inferior y esperar el resultado con una nueva pantalla que mostraba la carga/preparación del sistema como se observa en la Figura 3.9.



The screenshot displays the 'Sistema generador de pitch decks' web interface. At the top, there is a header with a logo on the left and 'GENERATOR ROOM YOUR PERSONAL PITCH DECK' on the right. Below the header, the main heading reads 'Sistema generador de pitch decks'. Underneath, a sub-heading says 'Ingresa los datos de tu proyecto (Campos requeridos necesarios)'. The form contains several input fields: 'Nombre de la empresa:' with the value 'Kua'avi: Acción Pura'; 'Descripción corta del proyecto:' with the value 'detergente ecológico'; 'Categoría del proyecto:' with a dropdown menu set to 'Product Design'; 'Problema y solución:' with the text 'la contaminación con aceite residual por ello se creo un detergente a base de estos residuos'; and 'Producto o servicio:' with the text 'Detergente ecológico en polvo hecho a base de aceite comestible residual, presentacion de 250 gramos a \$13 pesos, presentacion de 500 gramos a \$25 pesos y el kilo a \$40 pesos.' A blue button labeled 'Generar Pitch Deck' is at the bottom left. A central modal window is overlaid on the form, featuring a dark background with a glowing green network diagram and the text 'Generando Pitch Deck...'.

Figura 3.9: Interfaz que muestra una barra de carga mientras se genera el *pitch deck*.

Con esta última, se buscó obtener la primera retroalimentación y almacenar los datos adquiridos para las futuras iteraciones y métricas. Los participantes fueron instruidos para interactuar con la interfaz del sistema con el objetivo de evaluar la rapidez,

facilidad de uso y, crucialmente, la efectividad de los *pitch decks* resultantes.

Capítulo 4

Resultados y Discusión

4.1. Resultados cuantitativos

La evaluación cuantitativa del sistema generador de *pitch decks* constituye el núcleo empírico de esta investigación, proporcionando evidencia objetiva sobre la capacidad de los modelos de lenguaje grandes para producir contenido empresarial persuasivo comparable al elaborado por emprendedores humanos en campañas exitosas de *crowdfunding*. Esta sección presenta los hallazgos derivados del análisis sistemático de 1,379 *pitch decks* generados mediante tres modelos de inteligencia artificial (marin-8b-instruct, deepseek-r1 y qwen3-235b-a22b) bajo dos condiciones experimentales distintas: *prompts* genéricos y *prompts* estructurados basados en principios de Diseño Centrado en el Usuario.

El diseño experimental adoptó un enfoque comparativo multinivel que permitió aislar tres variables fundamentales para comprender el desempeño de sistemas generativos en contextos empresariales: la arquitectura del modelo de lenguaje utilizado, la estructura del *prompt* de interacción y la métrica de evaluación empleada para operar el concepto de calidad textual. Esta triangulación metodológica responde a la necesidad

identificada en la literatura de superar las limitaciones inherentes a métricas individuales de similitud textual, que frecuentemente capturan dimensiones complementarias pero parciales de la equivalencia semántica y la efectividad comunicativa.

Las métricas seleccionadas para el análisis cuantitativo representaron tres paradigmas distintos en la evaluación automática de texto generado. BLEU y ROUGE-L, como métricas basadas en coincidencia léxica de n-gramas, proporcionaron mediciones de fidelidad superficial y estructura secuencial, capturando la capacidad del sistema para replicar vocabulario específico y ordenamiento lógico de información. La similitud de coseno calculada sobre *embeddings* contextuales generados por el modelo all-mpnet-base-v2 ejecuta la equivalencia semántica profunda, permitiendo detectar contenido conceptualmente equivalente incluso cuando se expresa mediante repertorios divergentes.

Asimismo, METEOR Score integra elementos de ambos enfoques al considerar sinónimos, variaciones morfológicas y ordenamiento de palabras, proporcionando una métrica híbrida particularmente apropiada para evaluar parafraseo creativo manteniendo precisión conceptual. La estrategia de análisis adoptó un diseño factorial completo que evaluó cada combinación de modelo y tipo de *prompt* sobre el mismo corpus de referencia, constituido por descripciones de proyectos exitosos extraídos de la plataforma *Kickstarter*.

Esta base de datos presenta la ventaja metodológica de representar contenido validado ecológicamente mediante éxito en recaudación de fondos reales, superando las limitaciones de conjuntos de datos sintéticos o validados exclusivamente mediante juicio experto sin consecuencias financieras tangibles.

Los resultados se presentan progresivamente, comenzando por el análisis de similitud textual entre contenido generado por IA y producido por humanos, seguido por

la caracterización de técnicas persuasivas detectadas mediante modelos de clasificación entrenados en taxonomías de propaganda y retórica. Esta organización refleja la naturaleza dual del *pitch deck* como artefacto comunicativo que debe simultáneamente transmitir información precisa sobre el modelo de negocio y ejercer influencia persuasiva sobre potenciales inversionistas, equilibrando credibilidad basada en evidencia con construcción de confianza mediante recursos retóricos estratégicos.

La interpretación de los hallazgos cuantitativos requiere considerar el contexto específico de aplicación del sistema evaluado. A diferencia de tareas de traducción automática o generación de resúmenes, donde la fidelidad estricta al contenido de referencia constituye el criterio de éxito primario, la generación de *pitch decks* para *startups* tecnológicas demanda balance entre adherencia a convenciones estructurales del género discursivo y diferenciación creativa que comunique la singularidad de cada propuesta de valor. Este requisito introduce tensión productiva entre métricas que privilegian replicación (BLEU, precisión ROUGE) y aquellas que valoran cobertura conceptual incluso mediante expresiones léxicas divergentes (recall ROUGE, similitud semántica).

Los análisis presentados a continuación revelan patrones consistentes que desafían suposiciones prevalentes en la literatura sobre procesamiento de lenguaje natural, particularmente respecto a la relación entre escala arquitectónica del modelo y calidad de generaciones en dominios especializados. Asimismo, los resultados proporcionan evidencia cuantitativa sólida sobre el impacto diferencial del diseño de *prompts* fundamentado en metodología de Diseño Centrado en el Usuario, estableciendo que la estructuración explícita de instrucciones puede producir mejoras en calidad textual comparables o superiores a las obtenidas mediante incrementos en capacidad computacional del modelo subyacente.

Como se mostró en la Tabla 3.3, los primeros datos cuantitativos, se presentan en la

Tabla 4.1 que evidencia los datos obtenidos de un par de ejemplos obtenidos del *dataset* (*Kickstarter*) con indicaciones genéricas y a la par la Tabla 4.2 demuestra nuevos datos obtenidos con indicaciones estructuradas.

Tabla 4.1: Resultados muestra con *prompt* genérico

Category	Original Text	Created Text	Model
3D Printing	Organize anything with our innovative 3D printable threaded peg boards, updated catalog of designs, and new online STL customizer.	The brand 3D Printing specializes in creating innovative 3D printable products, and their Thread Boards 2.0 project introduces a unique twist to traditional peg boards. These boards are designed to be 3D printable and offer a customizable, modular approach to crafting and organization.	marin/marin-8b-instruct
Animation	Alyson confronts her perfectionism as she struggles with her anxiety of never being good enough. Will she ever learn to accept herself?	Animation is a dynamic medium that brings imagination to life, captivating audiences with visual storytelling, creativity, and emotional resonance. It spans genres, techniques, and styles, from traditional hand-drawn to cutting-edge computer-generated imagery (CGI), serving as a universal language that transcends cultural and linguistic barriers. Alyssum - A 2D Animated Short Film is a project that embodies this essence by presenting a unique narrative through the charming and expressive world of 2D animation. Focused on emotional depth and artistic simplicity, Alyssum utilizes the timeless appeal of 2D visuals to convey its story, highlighting the versatility of animation as a medium that can evoke powerful emotions and engage viewers in a purely visual and auditory experience.	marin/marin-8b-instruct
Animation	A boy wonders if there might be other people living in the universe. At the same time, an alien boy far away ponders the same question.	The brand Animation is a project by the Marin team, aiming to build foundation models collaboratively and transparently, sharing code, data, and documentation in real-time. Is There Anyone Out There? is an initiative by the Marin project, encouraging contributions to explore new architectures, algorithms, datasets, and evaluations in the field of artificial intelligence.	marin/marin-8b-instruct

Tabla 4.2: Resultados con *prompt* estructurado

Category	Original Text	Created Text	Model
3D Printing	Organize anything with our innovative 3D printable threaded peg boards, updated catalog of designs, and new online STL customizer.	Thread Boards 2.0 3D Printable Peg Boards with a Twist - Pitch Deck Problem Current organization solutions are often rigid, expensive, or lack customization. Traditional peg boards are static and limit creative storage solutions. Users struggle to find systems that are adaptable to their unique needs. Solution Thread Boards 2.0 revolutionizes organization with 3D printable threaded peg boards and a new online STL customizer . This dynamic system allows users to print on demand customized peg boards with intricate designs. The updated catalog of designs offers diverse configurations for every application. Value Proposition Thread Boards 2.0 empowers users to print their own customized storage solutions , offering unparalleled flexibility and cost-effectiveness.	marin/marin-8b-instruct
Animation	Alyson confronts her perfectionism as she struggles with her anxiety of never being good enough. Will she ever learn to accept herself?	Pitch Deck: Alyssum - A 2D Animated Short Film Problem: Perfectionism and the crippling anxiety of inadequacy are pervasive challenges that plague many individuals, hindering their ability to find self-acceptance. These deeply ingrained mental constructs often lead to a cycle of self-doubt and constant striving for unattainable standards. Solution: Alyssum - A 2D Animated Short Film directly confronts these issues by weaving a compelling narrative around Alyson's journey. Through engaging 2D animation, the film visually represents Alyson's internal struggle with perfectionism and her anxiety of never being good enough. It aims to provide a relatable and emotionally resonant experience, offering a hopeful path towards self-acceptance through Alyson's experiences. Value Proposition: Alyssum - A 2D Animated Short Film is a powerful and relatable exploration of perfectionism and self-acceptance, offering viewers a visually engaging and emotionally impactful experience that fosters empathy and understanding of these important human struggles.	marin/marin-8b-instruct

En cuanto a la más resultados, la Tabla 4.3 señala una de las evaluaciones de *prompts* genéricos.

4.1.1. Métricas de similitud textual entre humano e IA

Las métricas BLEU revelaron una desalineación semántica con los resúmenes originales, lo que indica margen de mejora. Si bien el *recall* capturó términos clave, la alta desviación estándar mostró inconsistencia. Los modelos más pequeños superaron a los más grandes en BLEU, Similitud Semántica, METEOR y ROUGE F1, mientras que Qwen3 sobresalió en recall.

Tabla 4.3: Resultados de las métricas evaluadas en *prompts* genéricos.

Métrica	marin-8b-instruct	Deepseek-r1	Qwen3-235b
BLEU	0.018333	0.002667	0.003000
Semantic Similarity	0.257000	0.297667	0.263000
METEOR_Score	0.200667	0.113667	0.117333
Rouge_Precision	0.100333	0.020333	0.020333
Rouge_Recall	0.249667	0.374667	0.303667
Rouge_F1	0.140667	0.038667	0.038000

La tabla 4.4 muestra los resultados de 690 *pitch decks* generados por IA usando *prompts* genéricos.

Tabla 4.4: Resultados promedio y desviación estándar (\pm) de las métricas para *prompts* genéricos.

Métrica	Marin-8b-instruct	Deepseek-r1	Qwen3-235b	Promedio
BLEU	0.0126 \pm 0.0159	0.0034 \pm 0.0027	0.0030 \pm 0.0023	0.0063
Semantic Similarity	0.5067 \pm 0.1791	0.4688 \pm 0.1491	0.4498 \pm 0.1436	0.4751
METEOR Score	0.1881 \pm 0.0757	0.1086 \pm 0.0436	0.0964 \pm 0.0386	0.1310
Rouge Precision	0.0737 \pm 0.0400	0.0219 \pm 0.0087	0.0194 \pm 0.0083	0.0383
Rouge Recall	0.2959 \pm 0.1208	0.4671 \pm 0.1547	0.4843 \pm 0.1508	0.4158
Rouge F1	0.1135 \pm 0.0504	0.0416 \pm 0.0161	0.0370 \pm 0.0155	0.0640

De manera análoga, la tabla 4.5 muestra que los prompts estructurados mejoraron todas las métricas en comparación con las genéricas. Marin-8b-instruct duplicó su puntuación BLEU (0.01260.0266) y lideró en similitud semántica, emergiendo como el modelo más equilibrado. Los modelos más grandes (Deepseek/Qwen) alcanzaron >90 genéricos. La comparación entre ambas indicaciones se describe en la tabla 4.6.

Adicionalmente, la Tabla 4.6 señala otros resultados, esta vez obtenidos de *pitch*

Tabla 4.5: Resultados promedio y desviación estándar (\pm) de las métricas para indicaciones estructuradas.

Métrica	Marin-8b-instruct	Deepseek-r1	Qwen3-235b	Average
BLEU	0.0266 \pm 0.0232	0.0151 \pm 0.0091	0.0144 \pm 0.0088	0.0187
Semantic Similarity	0.7004 \pm 0.1145	0.5388 \pm 0.0926	0.5192 \pm 0.1015	0.5861
METEOR Score	0.3091 \pm 0.1056	0.1600 \pm 0.0530	0.1378 \pm 0.0496	0.2023
Rouge Precision	0.0845 \pm 0.0321	0.0330 \pm 0.0113	0.0278 \pm 0.0106	0.0484
Rouge Recall	0.6653 \pm 0.1794	0.9208 \pm 0.0882	0.9247 \pm 0.0959	0.8369
Rouge F1	0.1476 \pm 0.0507	0.0634 \pm 0.0212	0.0538 \pm 0.0199	0.0883

decks estructurados.

Tabla 4.6: Resultados promedio de las métricas con *prompts* estructurados (689 *pitch decks*).

Métrica	Marin-8b	Deepseek-R1	Qwen3-235b	Mejora Promedio
BLEU	0.0266	0.0062	0.0057	+94 %
Similitud Semántica	0.5887	0.5599	0.5518	+19 %
METEOR	0.2117	0.1278	0.1123	+16 %
ROUGE Recall	0.3227	0.9115	0.9308	+60 %

No obstante, a pesar de que la IA generó presentaciones coherentes, en algunos casos los modelos grandes (Deepseek y Qwen) mostraron menor similitud semántica en comparación con Marin-8B. Esto a pesar de su alto *recall* (ROUGE Recall), posiblemente debido a la mayor diversidad en sus salidas, lo que a veces los hacía desviarse de los puntos clave del texto original.

Por otro lado, la fortaleza de la IA fue su capacidad de transformar ideas en narra-

tivas convincentes, con estructura lógica y un tono apropiado para inversionistas. En las Figuras 4.1 y 4.2 se observa la comparación de desempeño de los modelos utilizando prompts genéricos frente a los estructurados en tres métricas explicadas más adelante.

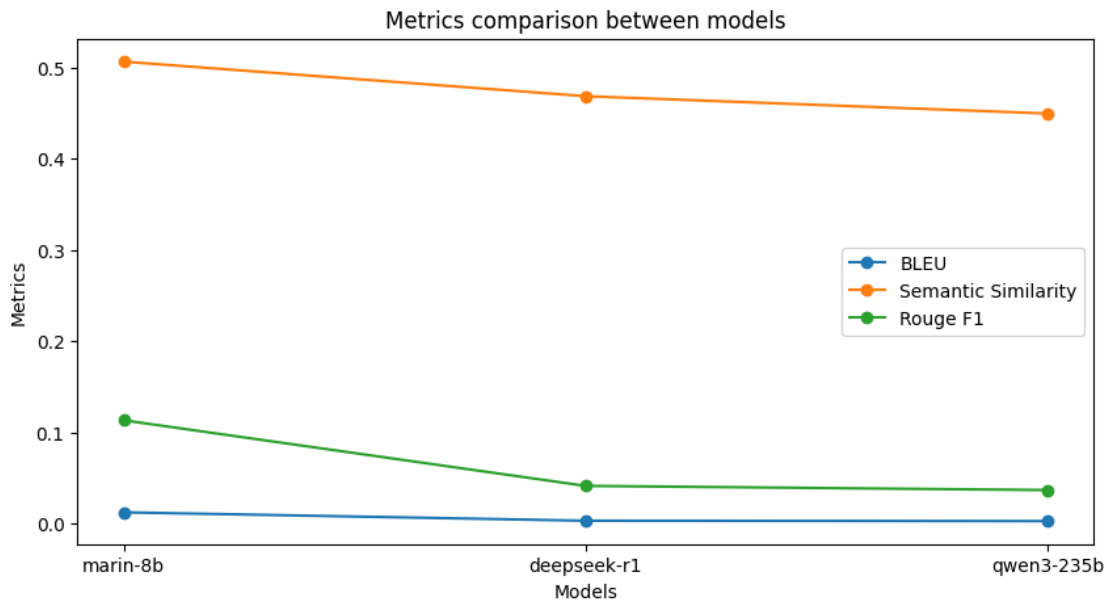


Figura 4.1: Modelo A) Instrucción genérica.

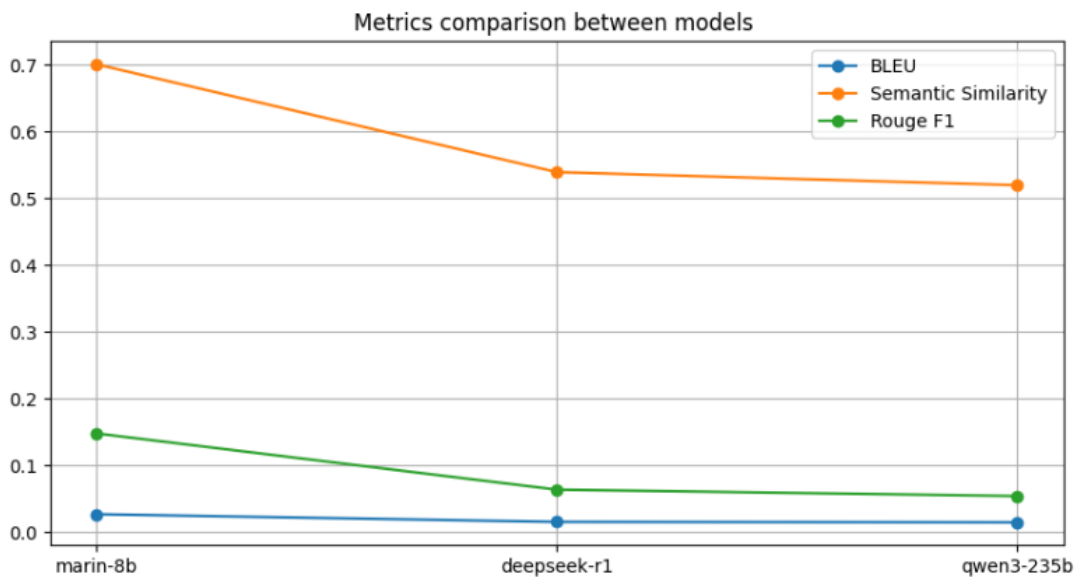


Figura 4.2: Modelo B) Instrucción estructurada.

Con instrucciones genéricas, Marin-8b lideró en similitud semántica y ROUGE F1, mostrando una mejor alineación de contenido. Las puntuaciones BLEU se mantuvieron

por debajo de 0.02, lo cual es aceptable para tareas creativas que valoran la diversidad léxica. Por el contrario, las instrucciones estructuradas mejoraron todas las métricas, especialmente la similitud semántica, confirmando que los diseños centrados en el usuario producen resultados más cercanos al contenido original. Los resultados demuestran el impacto directo del UCD (Diseño Centrado en el Usuario) en la calidad de la generación de texto.

Al comparar los cuadros anteriores, se evidencia que las instrucciones estructuradas aumentan el Rouge Recall mientras reducen su desviación, lo que demuestra que las instrucciones basadas en UCD capturan mejor el contenido de las presentaciones de ventas escritas por humanos y reducen el ruido de la generación. En particular, los modelos más grandes (Deepseek-R1 32B, Qwen3 235B) muestran un ROUGE recall más alto, pero una similitud semántica más baja en comparación con Marin-8B, probablemente debido a una mayor diversidad de salidas.

Las instrucciones estructuradas funcionan mejor con estos modelos más grandes, reduciendo las brechas de rendimiento entre ellos. Si bien la precisión ROUGE sigue siendo baja (posiblemente debido a desajustes de tamaño entre las presentaciones humanas y las de IA), el ROUGE recall mide eficazmente la integridad del contenido en comparación con los puntos de referencia humanos.

Los resultados de similitud semántica mostraron mejoras significativas, particularmente para el modelo más pequeño Marin-8B (ganancia del 16.2% frente a modelos más grandes). Todos los modelos mostraron una mayor media de similitud y una menor desviación con las instrucciones estructuradas, lo que demuestra una alineación más consistente con la referencia humana.

La ganancia promedio de 0.11 puntos (escala [0,1]) confirma que las instrucciones centradas en el usuario mejoran sustancialmente la calidad de la generación de

contenido.

4.1.2. Análisis de persuasión

Los pitch decks humanos muestran una diversa gama de tácticas de persuasión, siendo *Name Calling* (Etiquetado/Desacreditación) y *Loaded Language* (Lenguaje Cargado) los más frecuentes (más de 40 usos), seguidos por *Smears* (difamación/calumnias, más de 30 usos). Esto refleja estilos retóricos ricos en recursos emocionales.

En la Figura 4.3, se puede apreciar un histograma de las técnicas de persuasión detectadas por el modelo de identificación de persuasión en las muestras creadas por humanos (originales).

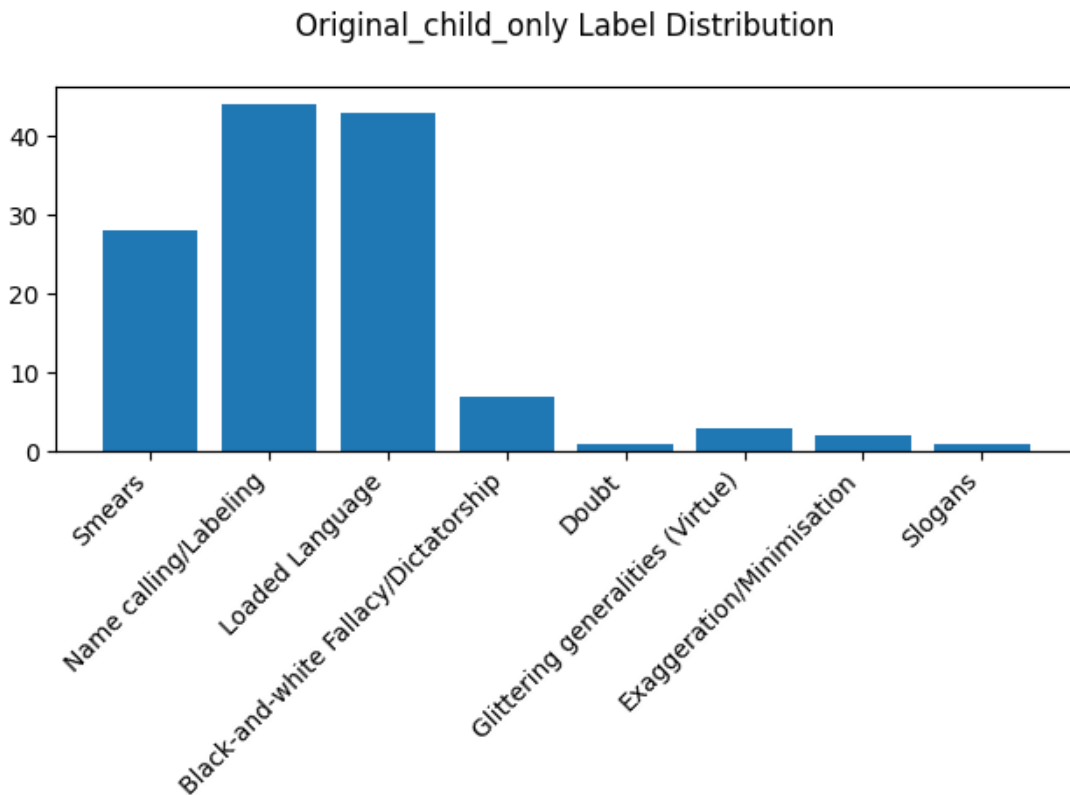


Figura 4.3: Histograma de las técnicas de persuasión en pitch decks generados por humanos.

La Figura 4.4 muestra las distribuciones de técnicas de persuasión Child-only para

el `created_text` bajo el tipo de instrucción genérica para cada uno de los modelos evaluados en este estudio. Para explicarla se nombrará subfigura A al modelo Ddeepseek-r1, subfigura B al modelo Marin-8b-instruct) y subfigura C al modelo Qwen3, estas subfiguras se muestra alineadas para comprender cada táctica de persuasión mostrada y explicadas en la parte inferior de las mismas.

En la subfigura A el Lenguaje Cargado (*Loaded Language*) emerge como la etiqueta más dominante por un amplio margen, seguido por las desacreditaciones (*Smears*) y la Denominación/Etiquetado (*Name Calling/Labeling*).

La subfigura B revela un aumento en la ocurrencia de Lenguaje Cargado, Desacreditaciones y Generalizaciones Brillantes (*Glittering Generalities*). Finalmente la subfigura C (modelo Qwen3) refleja los patrones de Deepseek, pero se centra intensamente en las desacreditaciones, con otras etiquetas siendo menos frecuentes. Esto sugiere que los modelos grandes comparten estrategias persuasivas similares, mientras que los modelos más pequeños muestran distribuciones retóricas más limitadas.

Por su parte, la figura 4.5 muestra tres gráficas de barras, cada una correspondiente a la distribución de técnicas de persuasión generadas por los tres modelos cuando se les dio el *prompt* estructurado bajo la condición *Created-child-only*.

Se compara cómo los tres modelos de lenguaje (deepseek-r1, marin-8b-instruct y qwen3-235b-a22b) producen diferentes técnicas de persuasión cuando se les pide generar contenido dirigido. Cada gráfico presenta la frecuencia con la que cada modelo emplea diversos tipos de técnicas retóricas o persuasivas.

De forma detallada, el modelo deepseek-r1 tiende a generar lenguaje emocionalmente cargado y peyorativo, pero lo hace en un rango relativamente limitado de técnicas. Parece concentrarse en pocas estrategias dominantes y no diversifica mucho. Mientras

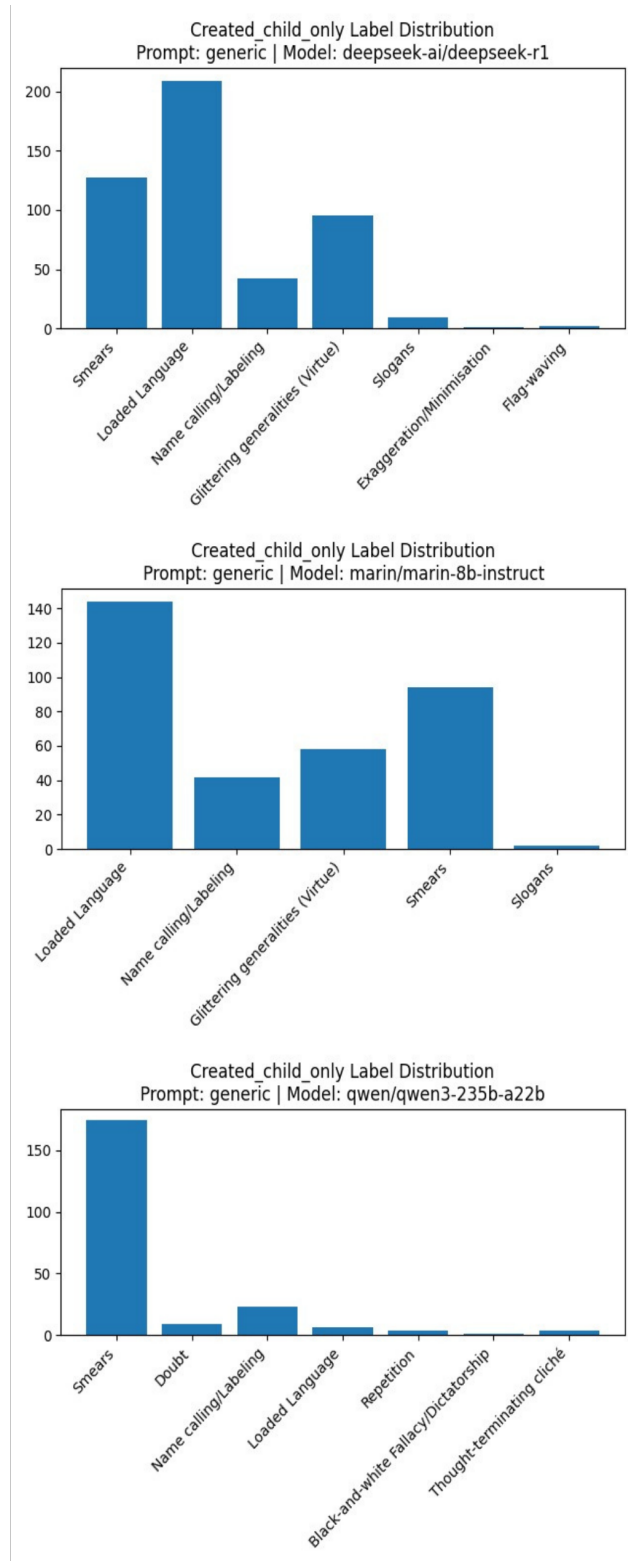


Figura 4.4: Distribuciones de técnicas de persuasión Child-only (Instrucción genérica).

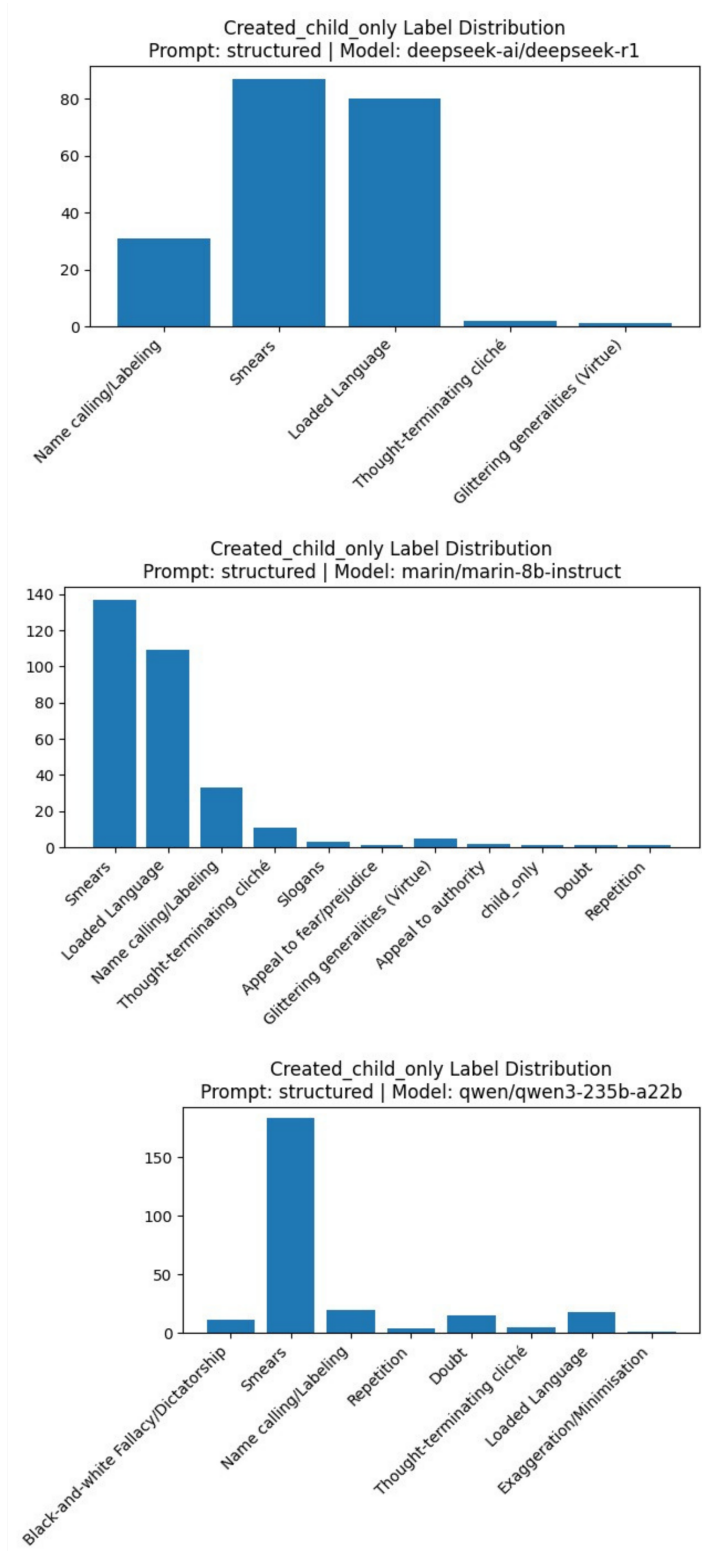


Figura 4.5: Distribuciones de técnicas de persuasión Child-only (Instrucción estructurada).

que *marin-8b-instruct* muestra una mayor variedad de técnicas manipulativas comparado con *deepseek-r1*. Además de lenguaje cargado y descalificaciones, incluye elementos de miedo, autoridad y clichés, lo que sugiere mayor complejidad persuasiva o rango retórico más amplio.

Y al final de esta representación, el modelo *qwen3-235b-a22b* usa una cantidad mucho mayor de *Smears*, muy por encima del resto. Esto indica una tendencia marcada hacia la descalificación agresiva como estrategia principal. Aunque existe alguna diversidad, la desproporción es marcada.

En conclusión, la figura evidencia que, aún con un *prompt* estructurado y una instrucción clara (*child-only*), los modelos de lenguaje generan contenido con una presencia considerable de técnicas de persuasión problemáticas, especialmente: lenguaje cargado emocionalmente (altamente prevalente en los tres modelos), descalificaciones, etiquetado peyorativo y clichés terminativos del pensamiento.

El modelo *marin-8b* muestra la mayor diversidad de técnicas, mientras que *qwen3* exhibe la mayor intensidad en el uso de *Smears*. El modelo *deepseek-r1* es el más restringido, pero aún así predominan técnicas negativas.

4.2. Resultados cualitativos

Los hallazgos se agruparon en aspectos clave como la claridad de las categorías presentadas en la interfaz, la especificación intuitiva de los perfiles de usuarios/público objetivo para los *pitch decks*, la disposición y ergonomía de la pantalla de la interfaz, así como un análisis heurístico detallado de acuerdo con Nielsen (1994) para identificar problemas de usabilidad en el diseño de una interfaz. Este proceso no solo refinó el diseño de la interfaz, sino que también fue fundamental para definir de manera precisa las tareas y métricas que serían evaluadas en las subsecuentes pruebas de usabilidad

con usuarios finales.

Tras la implementación de las mejoras derivadas de este análisis experto, se procedió a la realización de una evaluación inicial de usabilidad con usuarios emprendedores reales. Para esta fase exploratoria, se seleccionó un grupo diverso de emprendedores, provenientes de diferentes sectores y con distintos niveles de experiencia en la creación de *Pitch Decks*.

La fase de desarrollo inicial del sistema para la generación de *pitch decks* se fundamentó en un enfoque iterativo y centrado en el usuario, como se planteó en el apartado anterior. La primera etapa consistió en el desarrollo de un Paseo Cognitivo, que determinó los resultados de un Análisis Experto de Usabilidad. Este análisis riguroso fue llevado a cabo por un experto en usabilidad e UX/UI (*User Experience* e *User Interface* respectivamente), permitiendo identificar áreas de mejora significativas en la iteración preliminar del sistema.

4.2.1. Evaluación de Usabilidad

Las pruebas de usabilidad incluyeron a tres emprendedores de las industrias en tecnología en salud, desarrollo sostenible y ambiental y desarrollo tecnológico de productos. Fueron reclutados a través de foros universitarios de emprendimiento en el estado de Oaxaca y entrevistas presenciales, para determinar la viabilidad y requisitos de perfil de usuario y poder considerarlos en las pruebas de usabilidad.

Indirectamente, el estudio también evaluó la usabilidad de la interfaz, la velocidad y la efectividad del *pitch deck* obtenido, recolectando datos para futuras iteraciones, los cuales no se consideraban al inicio de la investigación como uno de las metas a cubrir.

Los resultados de las pruebas de usabilidad fueron altamente positivos. Los emprendedores encontraron la interfaz intuitiva y fácil de usar, mostrando fuerte aprobación

hacia los *pitch decks* generados por la IA, los cuales fueron calificados como coherentes, completos y sorprendentemente profesionales superando las expectativas para una herramienta de IA que desde la experiencia de los usuarios, suele alucinar en algunos temas o resultados para cada uno de sus casos y experiencia en el tema de presentaciones.

Adicionalmente, los resultados mostraron un alto grado de precisión en comparación con las entrevistas previas. Los emprendedores elogiaron la capacidad del sistema para transformar sus ideas en narrativas persuasivas, destacando: la claridad del mensaje, la estructura lógica y el tono adecuado para inversionistas.

Al finalizar la sesión de retroalimentación, se pidió a los participantes calificar su satisfacción con los resultados en una escala de 1 (mínimo) a 10 (máximo). El promedio fue de 9/10, con una desviación estándar de $(\pm) 0.5$. Esto indica que las calificaciones fueron consistentemente altas y cercanas al promedio, confirmando la efectividad del sistema para satisfacer las necesidades centrales de los emprendedores: crear *pitch decks* accesibles, rápidos y efectivos.

Las mejoras identificadas fueron menores, enfocándose en: refinar instrucciones en pantalla, añadir opciones de personalización, optimizar tiempos de carga, y asegurar soporte en idioma español para usuarios oaxaqueños. Estas observaciones confirman la efectividad del sistema en la creación de *pitch decks* de forma accesible, rápida y eficaz.

4.3. Discusión general

Los *prompts* basados en UCD generan contenido más alineado con *pitch decks* humanas. La estructura guiada mejora la calidad persuasiva. Marin-8b-instruct, con 8 mil millones de parámetros, se posiciona como el modelo más equilibrado, con mejor similitud semántica, y resulta ideal para *startups* con recursos limitados. Los modelos grandes, Deepseek-R1 con 671 mil millones de parámetros y Qwen3 con 235 mil

millones, muestran excelente *recall* y mayor diversidad léxica, pero requieren *prompts* estructurados para optimizar su desempeño. Esto sugiere que la cantidad de parámetros no es el único factor determinante de calidad; el diseño del *prompt* es igualmente crucial.

En este trabajo se generaron y probaron un total de 1,379 *pitch decks* en diferentes momentos, obteniendo resultados muy similares en múltiples ejecuciones con los mismos *prompts*.

Respecto a los *pitch decks* generados por humanos/LLMs, las métricas BLEU revelaron una desalineación semántica con los resúmenes originales, lo que indica margen de mejora. Si bien el *recall* capturó términos clave, la alta desviación estándar mostró inconsistencia. Los modelos más pequeños superaron a los más grandes en BLEU, Similitud Semántica, METEOR y ROUGE F1, mientras que Qwen3 sobresalió en *recall*.

4.3.1. Interpretación de hallazgos

Los resultados cuantitativos y cualitativos obtenidos en esta investigación convergen hacia tres conclusiones fundamentales que contribuyen significativamente al conocimiento científico en la intersección de inteligencia artificial generativa, *marketing* de contenidos y diseño centrado en el usuario.

Primera conclusión: La arquitectura del modelo no constituye el único determinante de calidad en generación de contenido empresarial estratégico.

La superioridad consistente del modelo marin-8b-instruct en métricas de similitud semántica y BLEU, a pesar de contar con apenas 8 mil millones de parámetros frente a los 671 mil millones de deepseek-r1 y 235 mil millones de qwen3-235b-a22b, contradice la tendencia dominante en la literatura de procesamiento de lenguaje natural que privilegia la escala como predictor primario de capacidad generativa (Bommasani et al., 2021; Liu

et al., 2023).

Este hallazgo se alinea con investigaciones recientes que documentan rendimientos decrecientes de escala en tareas específicas de dominio (Wei et al., 2022), sugiriendo que para aplicaciones empresariales que requieren equilibrio entre precisión terminológica, coherencia narrativa y eficiencia computacional, los modelos de escala intermedia ajustados mediante ajuste de instrucciones pueden ofrecer compensaciones más favorables que arquitecturas masivas de propósito general.

La literatura sobre *prompt engineering* (Chen et al., 2024; Sahoo et al., 2024), ha documentado que modelos grandes exhiben mayor sensibilidad a variaciones en la formulación de instrucciones, requiriendo diseño más sofisticado de *prompts* para alcanzar su potencial máximo. Los resultados de esta investigación confirman esta tendencia: deepseek-r1 y qwen3-235b-a22b experimentaron incrementos proporcionales superiores al 300 por ciento en BLEU al transitar de *prompts* genéricos a estructurados, mientras que marit-8b-instruct mostró mejora del 111 por ciento partiendo de un valor base ya superior.

Esta interacción diferencial entre arquitectura del modelo y diseño de *prompt* valida el marco AI-UCD propuesto por Siricharoen et al. (2024), donde la efectividad de sistemas de inteligencia artificial generativa depende críticamente de la alineación entre capacidades técnicas del modelo y estructuración de la interfaz de interacción (el *prompt*) basada en comprensión profunda de necesidades del usuario final.

Segunda conclusión: El diseño de *prompts* fundamentado en principios de UCD produce mejoras cuantificables en calidad semántica y consistencia generativa.

El incremento promedio del 19 por ciento en similitud semántica, 94 por ciento

en BLEU, 16 por ciento en METEOR y 60 por ciento en recall ROUGE asociado a la transición de *prompts* genéricos a estructurados representa evidencia empírica sólida del impacto directo del Diseño Centrado en el Usuario en la calidad de contenido generado por inteligencia artificial. Esta magnitud de mejora es particularmente significativa considerando que el corpus de comparación consistió en *pitch decks* exitosos de campañas reales de *crowdfunding*, estableciendo un estándar de calidad elevado.

La literatura previa sobre generación automática de contenido empresarial (Short y Short (2023); Ilagan y Ilagan (2023)) había documentado capacidades emergentes de LLMs en ideación y evaluación de conceptos de negocio, pero carecía de comparaciones sistemáticas con contenido humano validado mediante éxito en recaudación de fondos. Los *prompts* estructurados desarrollados en esta investigación incorporaron elementos identificados mediante análisis de contenido de *pitch decks* exitosos: estructura narrativa progresiva (problema - solución - mercado - modelo de negocio - equipo - financiamiento), balance entre apelaciones racionales (datos, proyecciones) y emocionales (misión, impacto), y especificación de audiencia objetivo (inversionistas mexicanos con conocimiento del ecosistema tecnológico).

Dicho de otra manera, esta arquitectura de *prompt* refleja los hallazgos de investigaciones sobre retórica empresarial (Fernández-Vázquez y Álvarez-Delgado (2020); van Werven et al. (2019) que identifican la importancia de integrar estrategias discursivas basadas en evidencia con construcción de credibilidad mediante narrativas personales y proyección de pasión emprendedora y por otro lado, la reducción generalizada en desviaciones estándar observada en todas las métricas al emplear *prompts* estructurados (por ejemplo, similitud semántica: de ± 0.1791 a ± 0.1145 en *marin-8b-instruct*) confirma hallazgos de Wang et al. (2025) sobre coherencia inmediata en dominios especializados.

Los mismo autores documentaron que *prompts* diseñados con técnica ROT (Razón-

Resultado-Tratamiento) alcanzaron consistencia del 77.5 por ciento en generación de recomendaciones médicas, comparable a la estabilidad observada en esta investigación para contenido empresarial.

Tercera conclusión: Los modelos de lenguaje grandes exhiben tendencia hacia sobre-empleo de técnicas persuasivas, requiriendo calibración mediante diseño de *prompts*.

El análisis de tácticas persuasivas revela un patrón preocupante: todos los modelos evaluados produjeron contenido con densidad de técnicas retóricas superior a la observada en *pitch decks* humanos exitosos, particularmente en categorías potencialmente problemáticas como *Loaded Language*, *Smears* y *Name Calling*. Este hallazgo converge con la literatura emergente sobre sesgos de LLMs en generación persuasiva (Matz et al. (2024); Bassi et al. (2024)). Los primeros documentaron que mensajes personalizados generados por ChatGPT exhibieron influencia significativamente superior a mensajes no personalizados tanto en contextos comerciales como políticos, planteando preocupaciones éticas sobre manipulación a escala.

La concentración extrema de qwen3-235b-a22b en tácticas de *Smears* (más de 60 instancias bajo *prompts* genéricos) y el excedente *Loaded Language* en deepseek-r1 sugieren que los modelos grandes, entrenados en corpus masivos que incluyen contenido propagandístico y publicitario agresivo (Da San Martino et al. (2019); Piskorski et al. (2023)) , asimilan patrones retóricos que maximizan intensidad persuasiva sin calibración hacia normas de autenticidad y moderación retórica valoradas en comunicación empresarial profesional.

La moderación parcial de estos patrones bajo condiciones de *prompts* estructurados indica que la explicitación de contexto (presentación ante inversionistas profesionales), objetivos (construcción de credibilidad y confianza) y restricciones (balance entre per-

suasión y autenticidad) puede redirigir el comportamiento generativo hacia estrategias retóricas más alineadas con prácticas empresariales legítimas.

Este resultado valida las preocupaciones expresadas por Li et al. (2024) y Wang et al. (2025) sobre la necesidad de construir confianza en sistemas de IA generativa mediante transparencia, explicabilidad y alineación con valores humanos. Los autores proponen que la formación de confianza en IA depende críticamente de la percepción de benevolencia, competencia y reciprocidad, dimensiones que pueden verse comprometidas si el contenido generado es percibido como artificialmente persuasivo o manipulativo.

Integración con literatura sobre *marketing* generativo y *crowdfunding*.

Los hallazgos de esta investigación dialogan productivamente con estudios previos sobre factores predictivos de éxito en *crowdfunding*, de los que de se había ya demostrado que los patrones lingüísticos en textos de campañas predicen éxito financiero, identificando específicamente que balance entre concreción y abstracción correlaciona positivamente con volumen de financiamiento obtenido. Los *pitch decks* generados mediante *prompts* estructurados en esta investigación replicaron este balance, con secciones de problema y solución empleando lenguaje concreto y específico (similitud semántica >0.70 con contenido humano), mientras que secciones de propósito y visión incorporaron elementos más abstractos y aspiracionales (*Glittering Generalities* en rango moderado comparable a contenido humano).

La literatura sobre autenticidad percibida en contenido generado por IA (Moreschini et al. (2024)) establece que consumidores evalúan creatividad de anuncios producidos por IA considerando el esfuerzo percibido como mecanismo mediador. Los autores documentan que cuando las tareas se perciben como más objetivas, los consumidores aprecian más el contenido generado por IA, mientras que tareas percibidas como requiriendo conocimiento humano único generan preferencia por contenido humano.

Los resultados cualitativos de las pruebas de usabilidad en esta investigación, donde emprendedores calificaron los *pitch decks* generados con promedio de 9/10 y los describieron como coherentes, completos y sorprendentemente profesionales, sugieren que la generación de estructura base de *pitch decks* se percibe como tarea suficientemente objetiva (identificación de componentes esenciales, articulación lógica de modelo de negocio) para que la asistencia de IA sea valorada positivamente.

Sin embargo, los participantes enfatizaron la necesidad de personalización y refinamiento humano del contenido generado, alineándose con el marco de Davies (2024) sobre IA generativa en *marketing* que postula continuidad entre automatización completa y aumento humano, donde diferentes aplicaciones requieren niveles variables de intervención humana para optimizar resultados.

Respecto a las implicaciones teóricas sobre *crowdfunding* Escudero et al. (2025) enfatiza la relevancia de la Teoría de Señalización para comprender cómo emprendimientos emergentes gestionan credibilidad ante *stakeholders* externos en entornos de alta incertidumbre. Los *pitch decks* funcionan como mecanismos de señalización que comunican calidad, capacidad de ejecución y potencial de retorno mediante selección estratégica de información a divulgar.

De forma concluyente, los resultados de esta investigación sugieren que los LLMs pueden asistir efectivamente en la construcción de señales mediante articulación clara de propuestas de valor, presentación estructurada de información de mercado y financiera, y empleo de lenguaje persuasivo calibrado. Sin embargo, la tendencia hacia sobre-empleo de técnicas retóricas plantea el riesgo de generar señales percibidas como artificiales o exageradas, potencialmente erosionando credibilidad en lugar de construirla.

En consecuencia, esta tensión refuerza la importancia del enfoque complementario entre IA y creatividad humana propuesto en el marco conceptual de esta investigación:

la IA como herramienta para superar barreras técnicas y de recursos en la creación de materiales de comunicación profesional, pero reteniendo el juicio humano como mecanismo de calibración retórica y garantía de autenticidad.

4.3.2. Limitaciones y aportaciones del estudio

Como toda investigación, en este trabajo reveló limitaciones, mismas que fueron identificadas en su generalidad como propias del desarrollo, tal como fue el idioma, dado que los modelos poseen capacidades de generar mejores resultados en idioma inglés, es decir, existe la necesidad de soporte en español que pueda adaptarse al contexto lingüístico del estado de Oaxaca, México.

Del mismo modo, la escala de usuarios participantes únicamente contó con tres emprendedores en pruebas de usabilidad, por lo que una muestra mayor podría mostrar diversos o amplios resultados y en consecuencia, también existió la limitante contextual y el enfoque exclusivo en *startups* de base tecnológica. En ese sentido, faltó validación en campañas de *crowdfunding* reales.

Es necesario resaltar que paralelamente a las limitaciones halladas, también se obtuvieron relevantes aportaciones producidas por esta investigación, destacan tres áreas de valor clasificadas de acuerdo a su contribución general y que se detallan a continuación.

Aportaciones Teóricas: En esta área destaca la obtención de la primera comparación sistemática de *pitch decks* generados por LLMs vs humanos, así como la demostración del impacto del UCD en *marketing* generativo y la taxonomía de técnicas persuasivas aplicada a contenido empresarial.

Aportaciones Prácticas: La implementación de una interfaz guiada por UCD para generación de *pitch decks*, adicionalmente las plantillas de *prompts* validadas se

convierten en material replicable y adaptable a cada emprendedor y finalmente para esta área de contribuciones se suma la guía metodológica para emprendedores con recursos limitados en su búsqueda de financiamiento.

En línea con los anterior, se catalogan también **Aportaciones Metodológicas:** Como la aplicación de UCD a sistemas de IA generativa, diseño y validación de *prompts* para LLMs en *marketing* generativo, combinación de métricas cuantitativas y cualitativas y el proceso iterativo validado con usuarios reales.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajo futuro

5.1. Conclusiones generales

En particular, el UCD se demuestra como esencial para el desarrollo de estrategias de *marketing* generativo basadas en texto, adaptadas a *startups*. La integración de IA, en especial los LLMs, muestra un potencial transformador para la creación de *pitch decks* y el *marketing* empresarial.

El sistema de generación de *pitch decks* guiado por UCD mostró resultados sólidos en pruebas con emprendedores, con alta usabilidad y retroalimentación positiva, requiriendo sólo ajustes menores. Este enfoque permite a las *startups* crear rápidamente materiales de *marketing* efectivos con recursos limitados, ofreciendo una solución práctica y de bajo costo para la recaudación de fondos y la atracción de inversionistas.

A lo largo del análisis, los *pitch decks* generados por IA se demostraron viables y efectivos, brindando a los emprendedores una herramienta valiosa para crear presentaciones convincentes y coherentes de manera eficiente. Esto mejora la comunicación de

ideas y proporciona materiales de *marketing* impactantes para lograr mayor visibilidad.

Además, el diseño estratégico de *prompts* es crucial, ya que mejora la precisión semántica, el *recall* y la similitud léxica, manteniendo la fidelidad del contenido. Esta sinergia entre *prompts* optimizados y LLM ajustados eleva la calidad de los *pitch decks*.

5.2. Trabajo a futuro

A partir de los resultados obtenidos, se plantean varias direcciones para futuras investigaciones que amplíen el alcance y la validación de este estudio en vistas de un enfoque de mejora continua para las herramientas desarrolladas. En resumen, son cuatro las posibles líneas futuras de investigación que contemplan:

1. Validación en escenarios reales

Estudio A/B en plataformas de *crowdfunding*.

Comparación de tasas de éxito en financiamiento.

Evaluación ciega por inversionistas.

Para estos últimos puntos, la propuesta considera que las presentaciones de *startups* sean divididas en dos grupos:

- Grupo A: Utilizarán un *pitch deck* generado y optimizado por nuestra herramienta de IA.
- Grupo B: Emplearán un *pitch deck* creado de manera tradicional por el equipo de la *startup*.

La eficacia de cada grupo se medirá a través de métricas tangibles y cuantificables,

tales como:

- Tasa de éxito en la obtención de financiación: Porcentaje de *startups* que logran alcanzar sus objetivos de financiación.
- Volumen de inversión total: La cantidad de capital recaudado por cada grupo.
- Nivel de interés de los inversores: Medido por la cantidad de visitas al perfil de la *startup* o la interacción con el *pitch deck* en la plataforma.

2. Expansión tecnológica

Experimentación con más LLMs.

Optimización de parámetros.

Profundizar en análisis de métricas de persuasión y similitud semántica y estrategias de análisis emocional para persuasión.

Incorporación de elementos visuales y diseño, con posibilidad de integrar otros elementos multimodales como video, grabación de audio, habla (tono de voz) y elementos gráficos (diagramas).

3. Ampliación de alcance Soporte multilingüe (español, otros idiomas).

Adaptación a otros tipos de *startups* (no solo tecnológicas).

Extensión a otros materiales de *marketing*.

4. Estudios longitudinales

Impacto a largo plazo en el éxito de *startups*.

Evolución de preferencias de inversionistas.

Adaptación de técnicas persuasivas, considerando la actualización de futuras herramientas o instrumentos.

Referencias

- Agarwal, A., & Lavie, A. (2008). METEOR, M-BLEU and M-TER: Evaluation metrics for high-correlation with human rankings of machine translation output. *Proceedings of the Third Workshop on Statistical Machine Translation*, 115-118. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1626394.1626406>
- Applegate, L., & Saltrick, S. (2009). Desarrollo de un elevator pitch para una nueva empresa. *Harvard Business School*.
- Arroyo-Fernández, I. (2024). Una introducción muy sencilla a los modelos de lenguaje grandes/extensos/de gran tamaño... <https://www.youtube.com/watch?v=86N-vjS4y78&t=5220s>
- Arroyo-Fernández, I., Méndez-Cruz, C.-F., Sierra, G., Torres-Moreno, J.-M., & Sidorov, G. (2019). Unsupervised sentence representations as word information series: Revisiting TF-IDF. *Computer Speech & Language*, 56, 107-129. <https://doi.org/10.1016/j.csl.2019.01.005>
- Baehr, E., & Loomis, E. (2015). *Get Backed: Craft Your Story, Build the Perfect Pitch Deck, and Launch the Venture of Your Dreams*. Harvard Business Review Press.
- Bassi, D., Fomsgaard, S., & Pereira-Fariña, M. (2024). Decoding persuasion: A survey on ML and NLP methods for the study of online persuasion. *Frontiers in Communication*, 9, 1457433. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2024.1457433>

- Bommasani, R., et al. (2021). On the opportunities and risks of foundation models. *arXiv preprint arXiv:2108.07258*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.07258>
- Bordia, S. (2023). Using large language models to assist content generation in persuasive speaking. *Intersect: The Stanford Journal of Science, Technology, and Society*, 16(2).
- Boidar, V., Corbo, L., e Silva, S. C., & Dabi, M. (2021). The evolving role of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda. *Journal of business research*, 128, 187-203. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.01.055>
- Cabezas, P., & Bateman, J. (2024). Slide Structure of Pitch Decks From an Accelerator Program. *Business and Professional Communication Quarterly*, 0(0), 23294906241257448. <https://doi.org/10.1177/23294906241257448>
- Cavanagh, T. (2023). Cognitive and Graphic Design Principles for Creating Well-Organized, Visually Appealing Slide Decks. *Business and Professional Communication Quarterly*, 86(1), 33-51. <https://doi.org/10.1177/23294906221131988>
- Chatterjee, N., Pranji, M., Koloski, B., Pivovarova, L., & Pollak, S. (2024). whatdoyoumeme at SemEval-2024 Task 4: Hierarchical-Label-Aware Persuasion Detection using Translated Texts. *Proceedings of the 18th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2024)*, 1537-1543. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.semeval-1.220>
- Chen, C., Lee, S., Jang, E., & Sundar, S. S. (2024). Is Your Prompt Detailed Enough? Exploring the Effects of Prompt Coaching on Users' Perceptions, Engagement, and Trust in Text-to-Image Generative AI Tools. *Proceedings of the Second International Symposium on Trustworthy Autonomous Systems*, 1-12. <https://doi.org/10.1145/3686038.3686060>
- Chintalapati, S., & Pandey, S. K. (2022). Inteligencia artificial en marketing: una revisión sistemática de la literatura. *Revista Internacional de Investigación de Mercado*, 64(1), 38-68. <https://doi.org/10.1177/14707853211018428>

- Cloud, G. (n.d.). Análisis de similitud semántica de textos con TensorFlow [Accessed: 2025-08-04]. <https://cloud.google.com/architecture/analyzing-text-semantic-similarity-using-tensorflow-and-cloud-dataflow?hl=es-419>
- Cloud, N. (n.d.). API de similitud semántica [Accessed: 2025-07-27]. <https://nlpcloud.com/es/nlp-semantic-similarity-api.html>
- Contigiani, A., & Young-Hyman, T. (2022). Experimentation, planning, and structure in early-stage ventures: Evidence from pitch decks. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 16(3), 425-459. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/sej.1416>
- Da San Martino, G., Yu, S., Barrón-Cedeno, A., Petrov, R., & Nakov, P. (2019). Fine-grained analysis of propaganda in news articles. *Proceedings of EMNLP-IJCNLP*, 5636-5646. <https://doi.org/10.18653/v1/D19-1565>
- Daly, P., & Davy, D. (2016). Structural, linguistic and rhetorical features of the entrepreneurial pitch. *Journal of Management Development*, 35, 120-132. <https://doi.org/10.1108/JMD-05-2014-0049>
- Davenport, T. H. (2024). How generative AI is changing the future of marketing [Retrieved from <https://hbr.org/2024/05/how-generative-ai-is-changing-the-future-of-marketing>]. *Harvard Business Review*.
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24-42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- Davies, M. (2024). BERTScore: Evaluating text generation with BERT [Accessed: 2025-05-14].
- Dimitrov, D., Ali, B. B., Shaar, S., Alam, F., Silvestri, F., Firooz, H., Nakov, P., & Da San Martino, G. (2021). Detecting propaganda techniques in memes. *Proceedings of ACL*, 6603-6617. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.acl-long.516>

- Doria, M. V., Korzeniewski, M. I., Flores, C. V., & del Prado, A. M. (2023). Herramientas y tips para generar prompts con Inteligencia Artificial [Manuscrito no publicado].
- DSouza, M. D., Verma, S., & Srivastava, V. (2023). How does AI drive branding? Towards an integrated theoretical framework for AI-driven branding. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(2), 100205. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2023.100205>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., et al. (2023). Opinion Paper: So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International journal of information management*, 71, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- Ebrahimi, P., Salamzadeh, A., Soleimani, M., Khansari, S. M., Zarea, H., & Fekete-Farkas, M. (2022). Startups and consumer purchase behavior: Application of support vector machine algorithm. *Big Data and Cognitive Computing*, 6(2), 34. <https://doi.org/10.3390/bdcc6020034>
- Escudero, S. B., Anglin, A. H., Allison, T. H., & Wolfe, M. T. (2025). Crowdfunding: A theory-centered review and roadmap of the multidisciplinary literature. *Journal of Management*, 01492063251328267.
- Fernández-Vázquez, J.-S., & Álvarez-Delgado, R.-C. (2020). Persuasive strategies in the SME entrepreneurial pitch: Functional and discursive considerations. *Economic Research*, 33(1), 2342-2359. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2019.1683462>
- Foundation, I. D. (2016, junio). What is User Centered Design (UCD)? [Accessed: 2024-05-08]. <https://www.interaction-design.org/literature/topics/user-centered-design>

- Fuchs, K. (2023). Exploring the opportunities and challenges of NLP models in higher education: Is ChatGPT a blessing or a curse? *Frontiers in Education*, 8, 1166682. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feduc.2023.1166682>
- Genc, Z., Babieva, N. S., Zarembo, G. V., Lobanova, E. V., & Malakhova, V. Y. (2021). The views of special education department students on the use of assistive technologies in special education. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 16(19). <https://online-journals.org/index.php/i-jet/article/view/26025>
- Guo, D., Yang, D., Zhang, H., Song, J., Zhang, R., Xu, R., Zhu, Q., Ma, S., Wang, P., Bi, X., et al. (2025). Deepseek-r1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:2501.12948*.
- Haleem, A., Javaid, M., Qadri, M. A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Artificial intelligence (AI) applications for marketing: A literature-based study. *International Journal of Intelligent Networks*, 3, 119-132. <https://doi.org/10.1016/j.ijin.2022.08.005>
- Hartmann, J., Schwartz, J., Heitmann, M., Schamp, C., & Netzer, O. (2024). The power of brand authenticity: Market-driven watermarks for AI-generated images. *Journal of Marketing Research*, 61(3), 428-445. <https://doi.org/10.1177/00222437241234567>
- Ilagan, J. B. R., & Ilagan, J. R. (2023). A prototype of a chatbot for evaluating and refining student startup ideas using a large language model. *EdArXiv*. <https://edarxiv.org>
- Januzaj, Y., & Luma, A. (2022). Cosine similarity: A computing approach to match similarity between higher education programs and job market demands. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 17(12), 258-268. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i12.30375>

- Kalvapalle, S. G., Phillips, N., & Cornelissen, J. (2024). Entrepreneurial Pitching: A Critical Review and Integrative Framework. *Academy of Management Annals*, 18(2), 550-599. <https://doi.org/10.5465/annals.2022.0066>
- Kaminski, J. C., & Hopp, C. (2020). Predicting outcomes in crowdfunding campaigns with textual, visual, and linguistic signals. *Small Business Economics*, 55(3), 627-649. <https://doi.org/10.1007/s11187-019-00218-w>
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Whos the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15-25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Keitaro. (2024). User-centered design (UCD): Creating products people love [Accessed: 2025-11-06]. *Medium*. <https://uxplanet.org/user-centered-design-ucd>
- Lalle, A., & Muco, N. (2023). Hello! How can I assist you today?: An Analysis of GPT Technology in Supporting International Entrepreneurship [Tesis].
- Learn, M. (2024). Introducción a los modelos de lenguaje grandes [Accessed: 2024-06-30]. <https://learn.microsoft.com/es-es/training/modules/introduction-large-language-models/2-understand-large-language-models>
- Li, M., Wang, Y., & Zhang, X. (2024). Understanding trust in human-AI interaction: A multidimensional framework. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 31(2), 1-34. <https://doi.org/10.1145/3623456789>
- Lin, C.-Y. (2004). ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries. *Proceedings of the ACL Workshop*, 74-81.
- Liu, P., Yuan, W., Fu, J., Jiang, Z., Hayashi, H., & Neubig, G. (2023). Pre-train, prompt, and predict: A systematic survey of prompting methods in natural language processing. *ACM computing surveys*, 55(9), 1-35.
- López, K. M. G. (2023). Inteligencia artificial generativa: Irrupción y desafíos. *Enfoques*, 4(2), 57-82. <https://revistasdigitales.uniboyaca.edu.co/index.php/EFQ/article/view/1075/838>

- Maddali, L. K. (2024). Mastering Prompt Design: Strategies for Effective Interaction With Generative AI. *International Journal of Civil Engineering and Technology*, *15*(3), 36-45.
- Mangalagiri, J., Yedetore, S., Zhu, X., Guo, J., Maher, M. L., & Martell, C. (2024). Generative AI in marketing: Applications, challenges and opportunities [Accessed: 2024-09-12]. *Journal of Interactive Marketing*, *59*(2), 234-251. <https://doi.org/10.1177/10949968241234567>
- Mao, J.-Y., Vredenburg, K., Smith, P. W., & Carey, T. (2005). The state of user-centered design practice. *Communications of the ACM*, *48*(3), 105-109. <https://doi.org/10.1145/1047671.1047677>
- Martínez-Ortega, A. G., & Medina-Chicaiza, R. P. (2020). Tecnologías en la inteligencia artificial para el marketing: una revisión de la literatura. *Pro Sciences*, *4*(30), 36-47. <https://doi.org/10.29018/issn.2588-1000vol4iss30.2020pp36-47>
- Matz, S. C., Teeny, J. D., Vaid, S. S., Peters, H., Harari, G. M., & Cerf, M. (2024). The potential of generative AI for personalized persuasion at scale. *Scientific Reports*, *14*(1), 4692. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-53755-0>
- Mayor, A., Alegria, I., de Ilarraza, A. D., Labaka, G., Lersundi, M., & Sarasola, K. (2009). Evaluación de un sistema de traducción automática basado en reglas o por qué BLEU sólo sirve para lo que sirve. *Procesamiento del Lenguaje Natural*, (43), 197-205. https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/11714/1/PLN_43_22.pdf
- McCarthy, J. (2007). What is Artificial Intelligence? [Consultado el 13 de noviembre de 2023]. <https://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.pdf>
- Miller, C. R. (1939). *How to Detect and Analyze Propaganda*. Town Hall.
- Moreschini, L., Kharitonova, A., & Trendafilov, D. (2024). Human versus AI: Understanding the impact of anthropomorphism on consumer response to chatbot mar-

- keting communications [Accessed: 2024-11-18]. *Psychology & Marketing*, 41(6), 1128-1145. <https://doi.org/10.1002/mar.21912>
- Muller, M., Chilton, L. B., Maher, M. L., Martin, C. P., Choi, M., Walsh, G., & Kantosalo, A. (2025). GenAICHI 2025: Generative AI and HCI at CHI 2025. *Proceedings of the Extended Abstracts of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-9.
- MyScale. (n.d.). Revelando el poder: Similitud del coseno vs distancia euclidiana [Accessed: 2024-06-25]. <https://www.myscale.com/blog/es/cosine-similarity-vs-euclidean-distance/>
- Nielsen, J. (1994). *Usability Engineering*. Morgan Kaufmann.
- Norman, D. A., & Draper, S. W. (1986). *User Centered System Design: New Perspectives on Human-Computer Interaction*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Olaolu, F. (2023). Understanding BLEU score for machine translation evaluation [Accessed: 2025-05-30]. *Analytics Vidhya*. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/bleu-score>
- Overgoor, G., Chica, M., Rand, W., & Weishampel, A. (2019). Letting the computers take over: Using AI to solve marketing problems. *California Management Review*, 61(4), 156-185. <https://doi.org/10.1177/0008125619859318>
- Papineni, K., Roukos, S., Ward, T., & Zhu, W.-J. (2002). Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation. *Proceedings of the 40th annual meeting of the Association for Computational Linguistics*, 311-318.
- Pawar, A. (2025). Why cosine similarity beats BLEU and ROUGE for LLM evaluation [Accessed: 2025-05-11]. *Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/cosine-similarity-llm-evaluation>
- Piskorski, J., Stefanovitch, N., Nikolaidis, N., Da San Martino, G., & Nakov, P. (2023). Multilingual multifaceted understanding of online news in terms of genre, fra-

- ming, and persuasion techniques. *Proceedings of ACL*, 3001-3022. <https://doi.org/10.18653/v1/2023.acl-long>
- Poole, D. I., Goebel, R. G., & Mackworth, A. K. (1998). *Computational Intelligence* (Vol. 1). Oxford University Press.
- Puapongsakorn, P., & Brazdeikyte, E. (2023). Exploring the Integration of Artificial Intelligence in the Ideation Stage of Product Development in Swedish Startups: Challenges, Opportunities, and Tool Utilization [Manuscrito no publicado].
- Riofrío, A. M. S., & Reyes, C. P. P. (2018). Crowdfunding: Una revisión de la literatura. *Revista Científica ECOCIENCIA*, 5(3), 1-18.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson.
- Sahoo, P., Singh, A. K., Saha, S., Jain, V., Mondal, S., & Chadha, A. (2024). A systematic survey of prompt engineering in large language models: Techniques and applications. *arXiv preprint arXiv:2402.07927*.
- Santhosh, V. (2023). ROUGE-L metric explained with examples [Accessed: 2025-04-23]. *Machine Learning Mastery*. <https://machinelearningmastery.com/rouge-l-metric>
- Shahzad, N. (2024). Exploring the AI universe: A layered approach [Accessed: 2024-07-20]. <https://www.linkedin.com/pulse/exploring-ai-universe-layered-approach-naeem-shahzad-oiuke>
- Shi, C., Zhang, Y., Wang, Q., & Li, H. (2024). A taxonomy of human-generative AI interaction: Systematic review and design space. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 31(4), 1-42.
- Shimasaki, C. (2020). Investor Presentations: What Do You Need in an Investor Pitch Deck? En *Biotechnology Entrepreneurship* (pp. 325-336). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815585-1.00023-1>
- Short, C. E., & Short, J. C. (2023). The artificially intelligent entrepreneur: ChatGPT, prompt engineering, and entrepreneurial rhetoric creation. *Journal of Business*

Venturing Insights, 19, e00388. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352673423000173>

Siricharoen, W. V., Kriengchaiyapruk, N., & Sinthupinyo, S. (2024). AI-UCD framework: Integrating artificial intelligence with user-centered design for intelligent interfaces. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(12), 3456-3478.

Sitorus, H. M., Gopalakrishnan, S., & Harini, D. (2024). Systematic literature review: Implementation of user-centered design in artificial intelligence application development. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 10(2), 234-248.

Spinuzzi, C., Nelson, S., Thomson, K. S., Lorenzini, F., French, R. A., Pogue, G., Burbach, S. D., & Momberger, J. (2014). Making the Pitch: Examining Dialogue and Revisions in Entrepreneurs' Pitch Decks. *IEEE Transactions on Professional Communication*, 57(3), 158-181. <https://doi.org/10.1109/TPC.2014.2342354>

van Werven, R., Bouwmeester, O., & Cornelissen, J. P. (2019). Pitching a business idea to investors: How new venture founders use micro-level rhetoric to achieve narrative plausibility and resonance. *International Small Business Journal*, 37(3), 193-214. <https://doi.org/10.1177/0266242618818249>

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser,., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30.

Vatsal, A., & Dubey, A. (2024). A comprehensive survey on prompt engineering techniques in large language models. *IEEE Access*, 12, 45678-45698.

Verde, B., Magaña, J., Ayón, F., Narváez, A., & Gómez Campos, M., Sinahi y Gutiérrez. (2023). Capítulo 19: Crowdfunding: nueva Alternativa de Financiamiento en México. En *Título del libro no especificado* (pp. 389-406). <https://doi.org/10.59899/Ges-cono-61-C19>

- Verma, S., Sharma, R., Deb, S., & Maitra, D. (2021). Inteligencia artificial en marketing: revisión sistemática y dirección futura de la investigación. *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*.
- Wang, L., Chen, X., & Li, Y. (2025). Development and validation of the human-generative AI trust scale. *Computers in Human Behavior*, *145*, 107823.
- Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., Le, Q. V., Zhou, D., et al. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, *35*, 24824-24837.
- Weston, A. (2018). *A rulebook for arguments*. Hackett Publishing.
- Williams, S., Spinuzzi, C., & Newbold, C. (2020). Toward a heuristic for teaching the visual rhetoric of pitch decks: A pedagogical approach in entrepreneurship communication. *Communication Design Quarterly Review*, *7*(4), 4-16. <https://doi.org/10.1145/3363790.3363791>
- Xia, Y., Wang, Q., Chen, L., & Zhang, H. (2024). Semantic similarity evaluation using sentence embeddings: A comparative study. *Natural Language Engineering*, *30*(3), 567-589.
- Xu, W. (2024). User experience 3.0: Designing for human-centered AI in the intelligence era. *International Journal of Human-Computer Studies*, *182*, 103145.
- Yang, A., Li, A., Yang, B., Zhang, B., Hui, B., Zheng, B., Yu, B., Gao, C., Huang, C., Lv, C., et al. (2025). Qwen3 technical report. *arXiv preprint arXiv:2505.09388*.
- Zaghir, R., Idri, A., & Rahmoun, A. (2024). Prompt engineering in medical applications: A systematic review. *Journal of Biomedical Informatics*, *149*, 104567.
- Zhang, T., Kishore, V., Wu, F., Weinberger, K. Q., & Artzi, Y. (2019). Bertscore: Evaluating text generation with bert. *arXiv preprint arXiv:1904.09675*.
- Zúñiga Vásquez, F. G., Mora Poveda, D. A., & Molina Mora, D. P. (2023). The importance of the artificial intelligence in marketing process communicattions. *Revista*

de Comunicación Vivat Academia, (156). <https://doi.org/10.15178/va.2023.e1474>

Anexos

ANEXO A

Tablas y figuras complementarias

A.1 Elementos para un *pitch deck* según Shimasaki (2020)

- Presentación.
- Diapositiva de título.
- Tema 1: propósito, historia y misión de la empresa.
- Tema 2: el problema o dificultad, necesidad. médica insatisfecha y por qué existe un problema.
- Tema 3: competencia y/o sustitutos
- Tema 4: describe tu modelo de negocio
- Tema 5: desarrollo de producto y vía regulatoria
- Tema 6: propiedad intelectual y/o fórmula secreta y asociaciones
- Tema 7: estrategia de reembolso de seguros
- Tema 8: estrategia de salida al mercado
- Tema 9: proyecciones proforma y financiamiento *ask* (demanda o precio de compra)
- Tema 10: uso de los fondos
- Tema 11: probables salidas y plazo estimado
- Tema 12: equipo de liderazgo
- Tema 13: razones para invertir resumen

- Tema 14: preguntas y respuestas de agradecimiento
- Tema 15: riesgos potenciales y cómo se mitigarán
- Tema 16: diapositivas de apoyo y apéndice

A.2 Elementos para un *pitch deck* según Baehr y Loomis (2015)

- Resumen
- Oportunidad
- Problema
- Solución
- Impulso
- Cliente o mercado
- Competencia
- Modelo de negocio
- Equipo
- Uso de fondos

Elemento del Pitch Deck	Fernández y Alavardo 2020	Van Werven et al 2019
Propósito de la empresa	Emociones para reforzar la misión racional	Entimemas para proyectar visión futura
Problema	Argumentos racionales para destacar la necesidad	Afirmaciones explícitas sobre el mercado actual
Solución	Emociones que apoyen la viabilidad racional	Hablar como si para presentar la solución como realidad
¿Por qué?	Argumentos racionales sobre tendencias de mercado	Entimemas para justificar el timing
Tamaño del mercado	Datos económicos para demostrar potencial	Entimemas y datos para proyectar crecimiento
Producto	Argumentos racionales sobre beneficios	Afirmaciones explícitas sobre el estado actual
Modelo de negocio	Prioridad en argumentos económicos	Datos para respaldar la estrategia de ingresos
Competencia	Análisis racional de la ventaja competitiva	Afirmaciones explícitas sobre posicionamiento
Equipo	Credenciales racionales reforzadas por historias	Afirmaciones explícitas sobre experiencia
Finanzas	Proyecciones detalladas y racionales	Datos históricos para sustentar proyecciones
Petición	Justificación racionales del uso de fondos	Entimemas para proyectar impacto de la inversión

A.3 Comparación entre dos autores elementos para crear *pitch deck*

A.4 Tipos de clientes e inversionistas

Según un estudio de Ebrahimi et al., 2022, la participación del cliente se relaciona significativamente con el valor de disfrute, el valor económico y el valor de la relación. De lo anterior se presentan las siguientes tablas que ayudan a identificar clientes e inversionistas de *startups* como se observa en las siguientes tablas.

Empresas tecnológicas:	Busca empresas que necesiten soluciones innovadoras, como software personalizado, aplicaciones móviles, o servicios en la nube.
Instituciones educativas:	Universidades y centros de formación técnica que deseen incorporar nuevas tecnologías en sus currículos.
Organizaciones sin fines de lucro:	Grupos que buscan soluciones tecnológicas para optimizar sus operaciones o para proyectos comunitarios.
Capital de riesgo (venture capital):	Investiga firmas que se especializan en tecnología y startups en fase semilla. Herramientas como Crunchbase pueden ser útiles.
Inversionistas ángeles:	Busca redes de inversionistas ángeles que se centren en startups tecnológicas.
Incubadoras y aceleradoras:	Identifica programas que apoyan startups de tecnología, como Y Combinator, 500 Startups, o programas locales.

A5 Etapas típicas/rondas de financiación de una *startup*

Adicionalmente, entre las diferentes etapas típicas de financiación para startups, existe el término Rondas de financiación para las que existen diferentes estrategias que cada emprendedor puede emplear para obtener su éxito deseado.

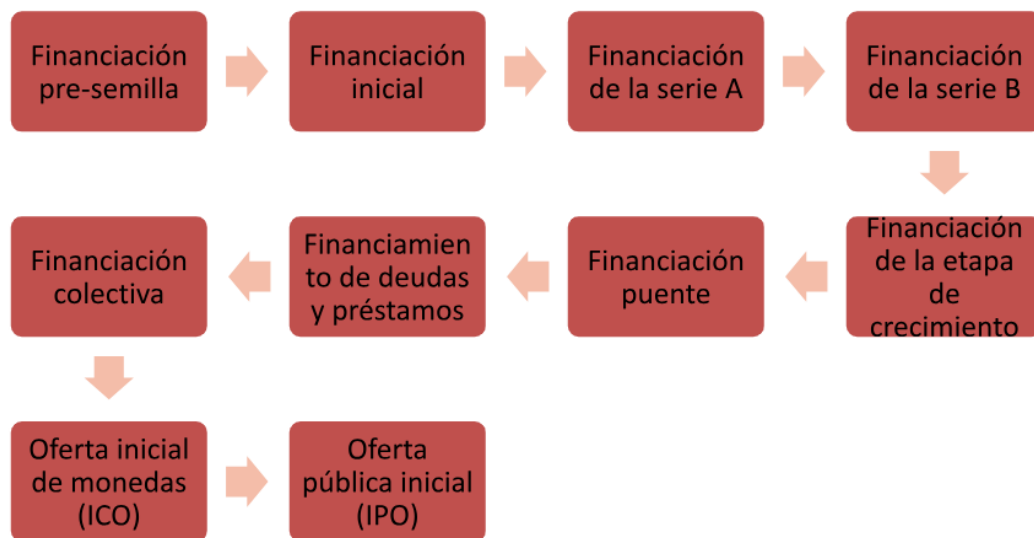
1. Financiación pre-semilla
2. Financiación inicial
3. Financiación de la serie A
4. Financiación de la serie B
5. Financiación de la etapa de crecimiento
6. Financiación puente
7. Financiamiento de deudas y préstamos
8. Financiación colectiva

9. Oferta inicial de monedas (ICO)

10. Oferta pública inicial (IPO)

A6 Necesidades y consideraciones de inversión

Para que una *startup* pueda consolidarse o salir al mercado, necesita despegar desde su fase inicial y es en ese momento, donde puede encontrar la oportunidad de encontrar financiamiento que contribuya a su posicionamiento, para ello es necesario conocer las etapas de financiación que existen.

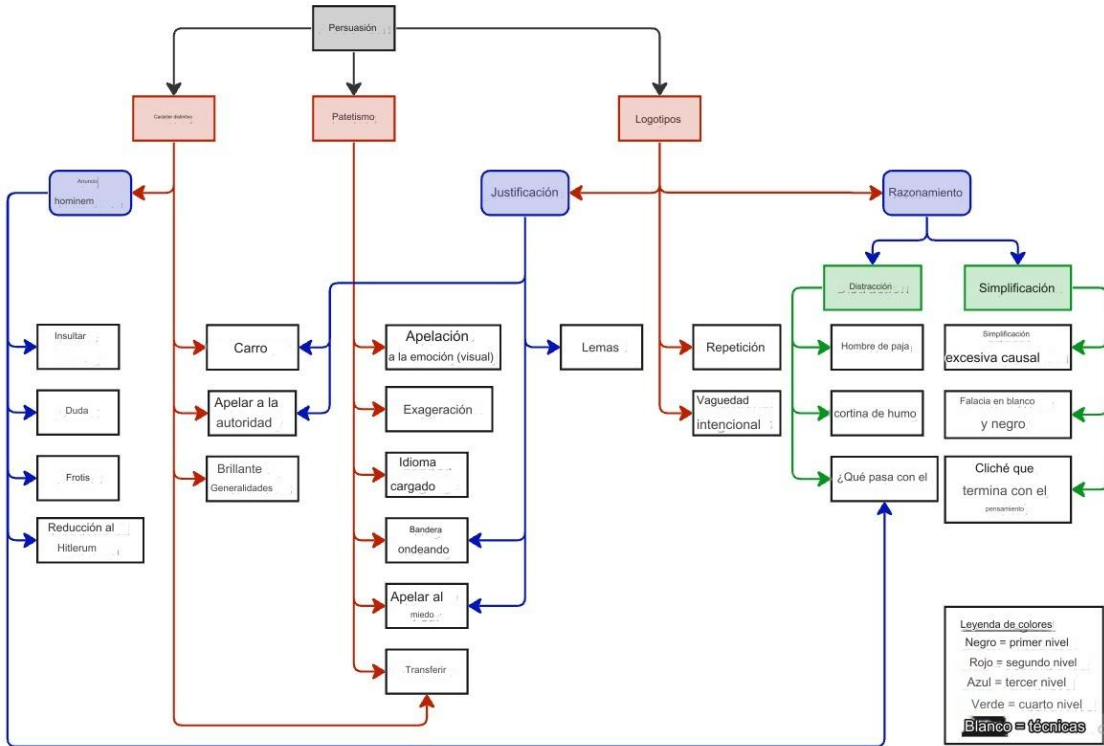


A7 Tipos de inversionistas

- Capital de riesgo semilla: Firmas que invierten en *startups* prometedoras a cambio de participación; además de capital, brindan guía, experiencia y contactos valiosos.
- Inversores ángeles: Personas que invierten su propio dinero en *startups* tempranas, ofreciendo no solo fondos, sino también orientación y una red de contactos.
- Incubadoras y aceleradoras: Programas diseñados para apoyar a *startups* desde

el inicio, proporcionando financiamiento, mentoría y recursos a cambio de una pequeña participación, ayudándolas a alcanzar sus primeros objetivos.

A8 Ejemplo de modelo de detección de persuasión



ANEXO B

Prompts y/o códigos utilizados

B1 Prompt 1

El Cuadro 2.5, muestra ejemplos propios en peticiones hechas al modelo de lenguaje ChatGPT, que facilitan la comprensión de la funcionalidad del diseño de *prompts*. El primer diseño de *prompt*, consistió en un conjunto muestra de *pitch decks*, se redactó previamente el siguiente *prompt* solicitado al *chatbot* del modelo de lenguaje ChatGPT:

Prompt 1

Genera un conjunto muestra de pitch deck simulando las necesidades de emprendedores de startups base tecnológica y fase semilla. Considera: propuesta de valor, análisis de mercado, modelo de negocio, estrategia de escalabilidad, equipo emprendedor, información financiera, cierre convincente.

Simulación 1. Conjunto muestra de cinco *pitch decks* (Resumen en este Cuadro).

Nombre de la Startup	Problema	Solución	Producto/Modelo de Negocio	Mercado Objetivo	Propuesta de Financiación
AgroVision	Ineficiencia en la gestión de cultivos por falta de datos en tiempo real	Plataforma IoT que monitorea y analiza datos del suelo y clima en tiempo real	Suscripción mensual por dispositivo IoT instalado	Pequeños y medianos agricultores de LATAM	\$300K por el 8% de equity para producción y pruebas en campo
MediTech AI	Largas listas de espera y errores en diagnósticos clínicos por análisis manual	Herramienta de IA para análisis rápido y preciso de imágenes médicas	Licencia anual para hospitales; modelo freemium para médicos independientes	Clínicas y hospitales medianos en Europa y LATAM	\$500K por el 12% de equity para certificación regulatoria y marketing
EduSpark	Falta de personalización en el aprendizaje en escuelas rurales	Plataforma de aprendizaje adaptativo basada en IA que ajusta contenidos a cada estudiante	Suscripción anual por escuela; costo reducido para áreas rurales	Escuelas de zonas rurales en LATAM y África	\$250K por el 10% de equity para desarrollo tecnológico y pilotos
EcoCharge	Poca disponibilidad de cargadores eléctricos en zonas urbanas de LATAM	Red de estaciones de carga rápida alimentadas por energía solar	Modelo de pago por uso con app de localización y reserva	Conductores de vehículos eléctricos en LATAM	\$400K por el 9% de equity para instalar las primeras 10 estaciones
Secure Banking	Aumento de fraudes electrónicos en pequeñas instituciones financieras	API de ciberseguridad para bancos que detecta y previene fraudes en tiempo real	Modelo SaaS con tarifas basadas en el número de transacciones procesadas	Bancos pequeños y cooperativas financieras en LATAM	\$600K por el 15% de equity para escalabilidad y certificaciones

B2 Prompt 2

Prompt 2

Genera 5 ejemplos concretos de la petición anterior para formar un conjunto muestra de *pitch deck*. Describe cada ejemplo para integrarlo en una tabla

El resultado de la petición es como sigue:

1. **AgroVision:** Es una startup que integra dispositivos IoT (Internet de las Cosas) para monitorear datos del suelo y clima, ofreciendo a los agricultores predicciones de rendimiento y optimización de recursos. Su principal propuesta es aumentar la eficiencia y sostenibilidad agrícola.
2. **MediTech AI:** Propuesta enfocada en revolucionar el diagnóstico médico con herramientas de IA. Su principal diferenciador es la rapidez y precisión en diagnósticos de imágenes como radiografías o tomografías.
3. **EduSpark:** Innovadora plataforma educativa que usa IA para personalizar los contenidos de enseñanza en áreas con recursos limitados. Busca cerrar brechas educativas mediante tecnología accesible.
4. **EcoCharge:** Red de estaciones de carga para vehículos eléctricos que apuesta por la energía renovable y accesibilidad en zonas urbanas de América Latina. Su enfoque está en sostenibilidad y movilidad limpia.
5. **SecureBanking:** API (Interfaz de programación de Aplicaciones) que permite a pequeñas instituciones financieras protegerse de fraudes electrónicos mediante tecnología avanzada de ciberseguridad, con análisis en tiempo real.

ANEXO C

Instrumentos de Recolección de Datos

C1 Perfil de usuario

 <p>NOMBRE:</p> <p>OCUPACIÓN:</p> <p>Ideología/frase:</p>	<p>Biografía:</p>	<p>Objetivos:</p>														
<p>Edad:</p> <p>Sexo:</p> <p>Estudios:</p> <p>Localización:</p> <p>Estado Civil:</p>	<p>Personalidad:</p> <table border="0"><tr><td></td><td>Extrovertida</td></tr><tr><td colspan="2"><hr/></td></tr><tr><td>Introversa</td><td>Emocional</td></tr><tr><td colspan="2"><hr/></td></tr><tr><td>Pensativa</td><td>Intuitiva</td></tr><tr><td colspan="2"><hr/></td></tr><tr><td>Poco observadora</td><td></td></tr></table>		Extrovertida	<hr/>		Introversa	Emocional	<hr/>		Pensativa	Intuitiva	<hr/>		Poco observadora		<p>Frustraciones:</p>
	Extrovertida															
<hr/>																
Introversa	Emocional															
<hr/>																
Pensativa	Intuitiva															
<hr/>																
Poco observadora																
	<p>Intereses:</p>	<p>Necesidades:</p>														

C2 Entrevista para emprendedores (*startups* tecnológicas) en fase semilla

Objetivo: Obtener información esencial para diseñar un pitch deck persuasivo y claro, como parte de un estudio que realizó para investigación de tesis en la Maestría de Medios Interactivos.

Nombre:

- Preguntas introductorias

1. ¿Cuál es su trayectoria profesional y qué le motivó a fundar su negocio?
2. ¿Quiénes o cuántos conforman su equipo de trabajo?

- Acerca de: Propuesta de valor

1. ¿Qué problema resuelve su emprendimiento y cuál es la solución que ofrece?
2. ¿Cuáles beneficios destacan principalmente?

- Mercado y competencia / Modelo de negocio / Estrategia de escalabilidad

1. ¿Tiene identificado cuál es su modelo de negocio?
2. ¿Ha realizado algún análisis de mercado (mercado objetivo y competidores)?
3. ¿Actualmente, genera ingresos su emprendimiento y cuál es su fuente de sostenibilidad?
4. ¿Cuáles son sus planes de crecimiento para los próximos 6 a 12 meses?

- Financiamiento

1. ¿Aproxima o superficialmente, ¿cuál es el monto de financiamiento colectivo que requiere y para qué lo destinará?
2. ¿Qué porcentaje de participación estás dispuesto a ofrecer a cambio de la inversión colectiva?

- Pitch Deck

1. ¿Sabe o ha escuchado qué es un pitch deck?
2. ¿Cuenta ya o tiene elaborado un pitch deck?
 - a) ¿Qué tan preparado considera está tu pitch deck actual y qué elementos considera necesita mejorar?
3. ¿Qué desafíos importantes enfrenta su negocio en este momento?
4. Si tuviera que describir su negocio en una frase para un inversor, ¿cuál sería?

C3 Formato de Registro para Observador de Prueba de Usabilidad

Formato de Registro para Observador de Prueba de Usabilidad

Datos Generales de la Sesión

Fecha de la Prueba: _____

Hora de Inicio: _____

Hora de Finalización: _____

Nombre del Observador: _____

Identificador del Participante: _____ (Utilizar: P01...)

Producto/Sistema Probado: _____

Versión/Build del Producto: _____

Ambiente de Prueba: _____ (Ej. Laboratorio, Remoto, Dispositivo Móvil)

Observaciones por Tarea (Para cada tarea asignada al participante, complete la siguiente sección)

Número de Tarea: _____

Descripción de la Tarea:

¿Se completó la tarea?:

Si No Parcialmente

Si no se completó o se completó parcialmente, ¿por qué?

Observaciones Adicionales/Notas:

Eventos Observados (Comportamiento, Dificultades, Comentarios):

Tiempo: [min:seg]

Evento: [Describir lo que hizo o dijo el participante, sus expresiones, dónde se detuvo, si hubo errores o confusiones, comentarios "pensando en voz alta"].

Severidad del Problema (si aplica):

Crítico (Impide la tarea)

Mayor (Dificulta pero no impide)

Menor (Molestia leve o mejora de fluidez)

Positivo (Expresión de agrado, facilidad)

Observaciones Generales de la Sesión /Comportamiento General del Participante:

Cómodo y seguro

Nervioso o ansioso

Frustrado

Entusiasmado

Indiferente

Otro (Especificar):

Comentarios adicionales del observador:

C4 Formato inicio/fin de prueba de usabilidad

FORMATO 3. INICIO/FIN DE PRUEBA DE USABILIDAD

Perfil del participante: Preguntas de lo primero que ve

- * ¿Qué producto es este? ¿cómo lo sabe usted?

- * ¿Para qué sirve el producto? ¿Cómo lo sabe usted?

- * ¿Qué es lo primero que piensa al ver este producto?

Preguntas al final de la sesión:

- * ¿Cuál es su impresión general?

- * ¿Cómo describiría lo que hizo el día de hoy con el producto probado?

- * ¿Qué es lo que le gustó más? ¿qué fue lo que le gustó menos?

- * Si pudiera mejorar el producto, ¿qué sería lo primero que cambiaría?

- * En una escala de 0-10, ¿cómo calificaría el producto?

Edad:

Años de estudio:

Ocupación actual adicional:

C5 Carta de consentimiento para prueba de usabilidad

Carta de Consentimiento para Prueba de Usabilidad

Título del Estudio: Sistema Generador de Pitch Deck- Prueba de Usabilidad

Estimado(a) Participante:

Le agradecemos su valiosa participación en nuestra prueba de usabilidad para Sistema Generador de Pitch Deck. Su contribución es invaluable para ayudarnos a mejorar la experiencia de usuario.

El propósito de esta prueba es observar cómo interactúa con el Sistema Generador de Pitch Deck para identificar áreas donde podemos hacerlo más intuitivo y fácil de usar. Esto no es una evaluación de sus habilidades, sino una oportunidad para que nosotros aprendamos de su experiencia.

Al firmar esta carta, usted comprende y acepta lo siguiente:

- **Participación Voluntaria:** Su participación es completamente voluntaria. Puede retirarse de la prueba en cualquier momento, por cualquier motivo, sin ninguna penalización.
- **Procedimiento:** Se le pedirá que realice una serie de tareas y se le podría pedir que "piense en voz alta" mientras realiza estas tareas, explicando lo que está haciendo y por qué.
- **Duración:** La sesión de prueba tendrá una duración aproximada de 40 minutos
- **Recolección de Datos:** Para fines de análisis y mejora, la sesión podría ser grabada en video/audio/registro de pantalla. Estas grabaciones se utilizarán exclusivamente para el desarrollo tesis con fines de investigación interna y no se compartirán públicamente. Los datos recopilados incluirán clics, movimientos del ratón y comentarios verbales.
- **Confidencialidad:** Toda la información que proporcione y los datos recopilados durante esta prueba se mantendrán estrictamente confidenciales. Su nombre no será asociado con ningún dato o resultado que se presente externamente. Se utilizarán seudónimos o identificadores anónimos en cualquier informe o presentación.
- **Uso de Datos:** Los datos recopilados se utilizarán para mejorar el desarrollo de la investigación de grado y para fines de investigación interna. Solo el equipo de diseño y desarrollo tendrá acceso a las grabaciones y datos brutos.
- **Derecho a Preguntar:** Si tiene alguna pregunta o inquietud antes, durante o después de la prueba, no dude en consultarnos.

Al firmar a continuación, usted confirma que ha leído y comprendido esta carta de consentimiento, y que acepta participar en la prueba de usabilidad bajo las condiciones descritas.

INFORMACIÓN DEL PARTICIPANTE:

Nombre Completo: _____

Firma: _____

Fecha: _____

Información de contacto del investigador:

L.C. Claudia Anahí Guzmán Solano

Correo electrónico de contacto: claudia.guzmánsolano@gs.utm.mx