



Sistema Autónomo de Orquestación de Agentes para la Generación de Documentación Técnica

1. Resumen Ejecutivo

1. Resumen Ejecutivo

La creación manual de propuestas de I+D+i es un proceso intrínsecamente complejo, intensivo en tiempo y recursos, que ralentiza el ciclo de innovación y desvía a los expertos de sus actividades centrales. A pesar de los avances en IA, existe una brecha tecnológica significativa en la automatización completa y autónoma de un pipeline que produzca documentación técnica compleja, cohesiva y profesional de principio a fin. Nuestro proyecto, "Sistema Autónomo de Orquestación de Agentes para la Generación de Documentación Técnica", se postula como la solución innovadora, buscando desarrollar e implementar un sistema autónomo potenciado por Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs) y LangGraph, capaz de automatizar integralmente este ciclo de vida.

Para lograr esta visión transformadora, la iniciativa se centrará en objetivos específicos clave: diseñar una arquitectura modular robusta, desarrollar e implementar módulos de agentes especializados para investigación, redacción y generación visual, e integrar estos componentes para automatizar la producción de documentos técnicos finales en formato profesional. Finalmente, realizaremos una evaluación exhaustiva para optimizar el rendimiento del sistema en términos de eficiencia y calidad. Adoptaremos una metodología Ágil (Scrum), garantizando una ejecución estructurada, adaptabilidad y una integración continua que nos permita gestionar la complejidad inherente a un proyecto de I+D de esta envergadura.

Los resultados clave incluirán un prototipo funcional del sistema autónomo y un informe de evaluación que demuestre una reducción de al menos el 50% en el tiempo promedio de elaboración de propuestas. Este proyecto generará un impacto económico sustancial al disminuir los costos operativos y mejorar la captación de financiación, así como un impacto técnico significativo al impulsar el estado del arte en la orquestación de sistemas multi-agente basados en LLMs para tareas cognitivamente exigentes. Además, liberará a los investigadores de tareas repetitivas, permitiéndoles enfocar su talento en la innovación fundamental.

Este sistema no solo optimizará drásticamente la eficiencia y calidad en la generación de documentación técnica, sino que también sentará un precedente para la automatización inteligente en la gestión del conocimiento, transformando la competitividad y el ritmo de la innovación en el panorama global de I+D+i.

2. Generalidades del Proyecto

- **Descripción:** El proyecto busca automatizar completamente la creación de propuestas de proyectos de I+D+i, desde una descripción inicial hasta un documento PDF final estilizado. Utiliza un flujo de trabajo agéntico orquestado con la librería LangGraph y potenciado por Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs) como Gemini. El sistema integra investigación académica, generación de imágenes y redacción secuencial de contenido para producir un documento profesional y cohesivo.

- **Palabras Clave:** Sistemas Multi-Agente, LangGraph, Generación de Contenido con LLMs, Automatización de Documentación, Orquestación de Agentes

3. Planteamiento del Problema y Justificación

Declaración del Problema y Justificación

La industria global de la investigación y el desarrollo (I+D+i) se encuentra bajo una presión creciente para acelerar el ciclo de innovación y maximizar la eficiencia en la obtención de financiación. En este contexto, la capacidad de traducir ideas innovadoras en propuestas de proyectos de alta calidad es fundamental para el progreso tecnológico y científico. Sin embargo, la creación manual de estas propuestas es un proceso intrínsecamente complejo, intensivo en tiempo y recursos, que requiere una meticulosa investigación, redacción técnica, integración de elementos visuales y un estricto cumplimiento de formatos específicos. Esta labor manual consume una parte significativa del tiempo de investigadores y gestores de proyectos, lo que ralentiza el ritmo de la innovación y desvía recursos valiosos de las actividades centrales de I+D+i.

A pesar de los avances exponenciales en inteligencia artificial, particularmente con la emergencia de los Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs) y los sistemas multi-agente, la automatización completa de este proceso sigue siendo un desafío. Como indica la revisión de la literatura (Secciones 4.2 y 4.3), trabajos como los de Ahmed et al. (2025), Tian et al. (2025) y Hou et al. (2025) han demostrado el potencial de los sistemas multi-agente orquestados por LLMs para resolver problemas complejos. Asimismo, la generación de contenido con LLMs ha avanzado significativamente, abarcando desde la extracción de información (Yue, 2025) hasta la creación de elementos multimodales (Jaisankar et al., 2025), y marcos de orquestación como LangGraph (Chomphooyod et al., 2025; Duan & Wang, 2024; Wang & Duan, 2024) permiten estructurar flujos de trabajo agénticos sofisticados. No obstante, como se detalla en la Sección 4.4 "Brechas de Conocimiento y Oportunidades", la mayoría de estos enfoques se centran en tareas de generación de contenido segmentadas o en la orquestación de agentes para problemas específicos. Existe una **brecha tecnológica significativa** en la **automatización de un pipeline completo y autónomo de principio a fin** que pueda producir un documento final de documentación técnica compleja, como una propuesta de I+D+i, que sea cohesivo, profesionalmente estilizado y contextualmente preciso, integrando de manera fluida investigación académica, contenido textual, elementos visuales y un formato específico. Las limitaciones actuales de los sistemas multi-agente en adaptabilidad y flexibilidad para tareas altamente especializadas persisten, requiriendo un enfoque que gestione dinámicamente las interacciones y flujos de trabajo para un resultado unificado de alta calidad.

Este proyecto, "Sistema Autónomo de Orquestación de Agentes para la Generación de Documentación Técnica", se postula como la solución innovadora y necesaria para cubrir esta brecha crítica. Al integrar un flujo de trabajo agéntico orquestado con la librería LangGraph y potenciado por Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs) de vanguardia como Gemini, el sistema propuesto abordará directamente las limitaciones de los enfoques actuales. La clave reside en su capacidad para automatizar de manera autónoma y coherente todo el ciclo de vida de la creación de propuestas: desde la investigación académica exhaustiva, pasando por la generación secuencial y contextual de contenido textual, la creación de imágenes relevantes, hasta la producción de un documento PDF final que no solo es profesional en su estilo, sino también cohesivo en su narrativa y riguroso en su contenido. Este enfoque representa el siguiente paso lógico en la evolución de la automatización de la

documentación técnica compleja, transformando un proceso fragmentado en un flujo de trabajo unificado y altamente eficiente.

La implementación de este sistema es de importancia estratégica y crítica en el panorama actual de la I+D+i. Su desarrollo no solo optimizará drásticamente el tiempo y los recursos dedicados a la elaboración de propuestas para las organizaciones involucradas, sino que también elevará la calidad y la coherencia de la documentación técnica generada, incrementando la competitividad y las tasas de éxito en la obtención de financiación. A nivel industrial, este proyecto sentará un precedente para la automatización inteligente en la gestión del conocimiento y la comunicación científica, liberando a los expertos para que se concentren en la innovación fundamental. Su naturaleza innovadora radica en la orquestación inteligente de agentes para una tarea de alta complejidad y bajo un control estricto de calidad y estilo, prometiendo un impacto transformador en la eficiencia y la calidad de la documentación técnica a escala regional e incluso global.

4. Marco Teórico y Estado del Arte

4. Marco Teórico y Estado del Arte

4.1. Introducción al Dominio

El campo de la inteligencia artificial ha sido testigo de avances significativos en los últimos años, particularmente con la emergencia de los Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs, por sus siglas en inglés) y la creciente sofisticación de los sistemas multi-agente. Un sistema multi-agente (SMA) se define como un sistema compuesto por múltiples agentes inteligentes que interactúan entre sí de Lenguaje Grandes (LLMs, por sus siglas en inglés) y la creciente sofisticación de los sistemas multi-agente. Un sistema multi-agente (SMA) se define como un sistema compuesto por múltiples agentes inteligentes que interactúan entre sí para resolver problemas complejos que serían difíciles o imposibles de abordar por un agente individual o un sistema monolítico (Wikipedia, "Sistema multiagente"). Estos sistemas distribuidos permiten la colaboración y la división del trabajo, mejorando la eficiencia y la capacidad de las soluciones de IA.

Paralelamente, los Modelos de Lenguaje Grandes, como Gemini, son modelos de lenguaje de aprendizaje profundo que consisten en redes neuronales con miles de millones de parámetros, entrenados en vastas cantidades de texto (Wikipedia, "Modelo extenso de lenguaje"). Su capacidad para comprender, generar y manipular texto en lenguaje natural ha revolucionado diversas aplicaciones, incluida la Generación de Lenguaje Natural (GLN), que es el proceso de construir texto coherente y relevante para fines específicos (Wikipedia, "Generación de lenguajes naturales"). La combinación de estas dos áreas, mediante la orquestación de agentes impulsados por LLMs, abre nuevas vías para la automatización de tareas cognitivas complejas, como la creación de documentación técnica.

4.2. Revisión de la Literatura (Literature Review)

La investigación reciente ha explorado la sinergia entre los sistemas multi-agente y los LLMs para abordar desafíos complejos. Ahmed et al. (2025) propusieron un sistema multi-agente contenedorizado que automatiza el diseño y despliegue de entornos de ciberseguridad, utilizando LLMs para la orquestación de escenarios. Este trabajo destaca la modularidad, escalabilidad y precisión logradas mediante la colaboración de agentes especializados. En una línea similar, Tian et al. (2025)

introdujeron AgentInIt, un método para optimizar la inicialización de sistemas multi-agente basados en LLMs, enfatizando la diversidad y la orquestación de la experiencia para una colaboración efectiva y eficiente, lo que resulta en mejoras significativas en el rendimiento y reducción del consumo de tokens. Hou et al. (2025) propusieron HALO, un enfoque de orquestación jerárquica, autónoma y lógica para sistemas multi-agente con LLMs, buscando superar las limitaciones de adaptabilidad y flexibilidad de los sistemas agénticos existentes en entornos de interacción complejos.

En el ámbito de la generación automatizada de contenido, los LLMs han demostrado un potencial considerable. Yue (2025) exploró la extracción de tripletas basada en LLMs para la generación automatizada de ontologías en estándares de ingeniería de software, abordando el procesamiento de texto no estructurado y ruidoso. Katkamwar (2025) presentó una arquitectura de clasificación híbrida LLM-BERT para el procesamiento de documentos financieros, que utiliza la generación de datos sintéticos para superar el desafío del "cold-start" y reducir la dependencia de datos etiquetados. Para la creación de contenido multimodal, Jaisankar et al. (2025) propusieron un método que combina la optimización submodular profunda y LLMs para la extracción de contenido y la generación automática de pósteres a partir de documentos extensos, enfocándose en la cobertura, diversidad y alineación de texto e imágenes.

La aplicación de marcos de orquestación como LangGraph ha sido fundamental para estructurar flujos de trabajo agénticos complejos. Chomphooyod et al. (2025) desarrollaron un marco de IA multi-agente para la generación automática de sílabos de cursos, utilizando LangGraph para orquestar la colaboración entre agentes LLM y mitigar la alucinación mediante un flujo de trabajo iterativo y evaluación experta. Duan y Wang (2024, Nov) exploraron la implementación de aplicaciones multi-agente con LLMs basadas en LangGraph y CrewAI, discutiendo la división del trabajo y la colaboración entre agentes para tareas complejas. Wang y Duan (2024, Dic) también destacaron el papel de LangGraph en la mejora de la traducción automática y en la creación de marcos modulares para flujos de trabajo de aprendizaje automático de Big Data escalables y visualizados, subrayando su capacidad para la orquestación de IA de agentes.

4.3. Tecnologías y Enfoques Actuales (State of the Art)

El estado del arte en la generación de documentación técnica se caracteriza por la convergencia de sistemas multi-agente y Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs), orquestados a través de frameworks avanzados. Los **sistemas multi-agente (MAS) con LLMs** son una tendencia dominante, donde los LLMs actúan como el "cerebro" de agentes individuales, permitiéndoles comprender tareas complejas, razonar y generar respuestas en lenguaje natural. Estos agentes pueden especializarse en roles específicos, como la investigación, la redacción, la edición o la generación de imágenes, y colaborar para lograr un objetivo común. La investigación de Zhu et al. (2024) sobre el aprendizaje por refuerzo profundo multi-agente con comunicación subraya la importancia de la coordinación para mejorar el rendimiento colectivo.

Las **plataformas de orquestación de agentes** son cruciales para gestionar la interacción y el flujo de trabajo entre múltiples agentes. LangGraph, como se destaca en su documentación oficial (LangChain, n.d.), es un framework de bajo nivel para construir, gestionar y desplegar agentes de larga duración y con estado, centrado en la orquestación. Permite definir flujos de trabajo agénticos complejos mediante un enfoque basado en grafos, lo que es ideal para tareas iterativas y condicionales. Otros frameworks como AutoGen de Microsoft y A2A de Google también están emergiendo para facilitar la comunicación y colaboración entre agentes (Leanware, n.d.).

En cuanto a la **generación de contenido con LLMs**, las capacidades actuales se extienden desde la redacción inicial y la edición hasta la mejora de artículos, publicaciones de blog y otros materiales escritos. Los agentes de IA están demostrando la capacidad de producir textos más conversacionales y matizados, lo que resulta en un aumento significativo de la productividad para los equipos de marketing y redacción técnica (Datagrid, n.d.; MadCap Software, n.d.). Se están desarrollando aplicaciones especializadas que utilizan LLMs para tareas como la generación de ontologías, el procesamiento de documentos financieros y la creación de sílabos de cursos, lo que demuestra la versatilidad de esta tecnología.

Para mitigar las limitaciones inherentes de los LLMs, como las "alucinaciones", se están implementando enfoques como los flujos de trabajo agénticos iterativos con evaluación experta (Chomphooyod et al., 2025) y la ingeniería de contexto para proyectos complejos (Haseeb, 2025). Estos métodos buscan mejorar la fiabilidad y la calidad de la salida de los LLMs en entornos de producción.

4.4. Brechas de Conocimiento y Oportunidades (Knowledge Gaps & Opportunities)

A pesar de los avances significativos en LLMs y sistemas multi-agente, existen brechas importantes en la automatización completa y de alta calidad de la generación de documentación técnica compleja. Si bien los LLMs son competentes en la generación de texto, la creación de documentos extensos, cohesivos, profesionalmente estilizados y contextualmente precisos, como las propuestas de proyectos de I+D+i que requieren una integración fluida de investigación, contenido textual, elementos visuales y un formato específico, sigue siendo un desafío considerable. La mayoría de los enfoques existentes se centran en tareas de generación de contenido más segmentadas o en la orquestación de agentes para resolver problemas específicos, pero no abordan la **automatización de un pipeline completo y autónomo de principio a fin** para un producto final de documentación estilizada.

Las limitaciones de los sistemas multi-agente actuales a menudo radican en su dependencia de diseños de roles predefinidos y estructuras de comunicación estáticas, lo que restringe su adaptabilidad y flexibilidad en tareas altamente especializadas (Hou et al., 2025). Existe una oportunidad para desarrollar sistemas que no solo orquesten agentes para tareas individuales, sino que también gestionen dinámicamente sus interacciones y flujos de trabajo para producir un resultado final unificado y de alta calidad, superando la simple agregación de outputs. El proyecto propuesto se posiciona para llenar esta brecha al desarrollar un sistema autónomo de orquestación de agentes que pueda integrar de manera fluida y coherente las fases de investigación académica, generación de contenido textual, creación de imágenes y formateo, culminando en un documento PDF final estilizado y profesional. Esto representa una innovación en la automatización de la creación de documentación técnica compleja, garantizando rigor académico, consistencia estilística y la integración de diversos tipos de contenido bajo un control orquestado.

9. Referencias Bibliográficas (APA 7th Edition Format)

Ahmed, Y., Eissa, A., Harb, O., Miniesy, O., Miniesy, Z., Noureldin, M., & El Mougy, A. (2025). *From Abstract Prompts to Cybersecurity Labs: Automating Virtual Environment Design and Deployment with Multi-Agent Systems and LLM-Driven Orchestration*. Semantic Scholar.

Chomphooyod, P., Jeerapradit, L., Suchato, A., & Punyabukkana, P. (2025). *Multi-agentic AI for Automatic Course Syllabus Generation using LangGraph*. Semantic Scholar.

Datagrid. (n.d.). *Master AI Agents for Content Creation | Boost Efficiency*. Recuperado de <https://www.datagrid.com/blog/ai-agent-content-creation>

Duan, Z., & Wang, J. (2024, Noviembre 27). *Exploration of LLM Multi-Agent Application Implementation Based on LangGraph+CrewAI*. arXiv.

Haseeb, M. (2025). *Context Engineering for Multi-Agent LLM Code Assistants Using Elicit, NotebookLM, ChatGPT, and Claude Code*. arXiv.

Hou, Z., Tang, J., & Wang, Y. (2025). *HALO: Hierarchical Autonomous Logic-Oriented Orchestration for Multi-Agent LLM Systems*. Semantic Scholar.

IBM. (n.d.). *What is LLM Orchestration?*. Recuperado de <https://www.ibm.com/think/topics/llm-orchestration>

Jaisankar, V., Bandyopadhyay, S., Vyas, K., Chaitanya, V., & Somasundaram, S. (2025). *Deep Submodular Optimization and LLM for Multimodal Content Extraction and Automatic Poster Generation from Long Document*. Semantic Scholar.

Katkamwar, N. (2025). *Hybrid LLM-BERT Classification Pipeline with Synthetic Data Generation for Financial Document Processing*. Semantic Scholar.

LangChain. (n.d.). *LangGraph overview - Docs by LangChain*. Recuperado de <https://docs.langchain.com/oss/python/langgraph/overview>

Leanware. (n.d.). *LLM Agent Architecture Explained: Components and Applications*. Recuperado de <https://www.leanware.co/insights/llm-agent-architecture-guide>

MadCap Software. (n.d.). *AI for Technical Writers - Practical Strategies for Better* Recuperado de <https://www.madcapsoftware.com/blog/ai-for-technical-writers/>

Tian, C., Wang, Y., Liu, X., Wang, Z., Ding, L., Zhang, M., & Zhang, M. (2025). *AgentInit: Initializing LLM-based Multi-Agent Systems via Diversity and Expertise Orchestration for Effective and Efficient Collaboration*. Semantic Scholar.

Wang, J., & Duan, Z. (2024, Diciembre 5). *Agent AI with LangGraph: A Modular Framework for Enhancing Machine Translation Using Large Language Models*. arXiv.

Wang, J., & Duan, Z. (2024, Diciembre 6). *Intelligent Spark Agents: A Modular LangGraph Framework for Scalable, Visualized, and Enhanced Big Data Machine Learning Workflows*. arXiv.

Wikipedia. (n.d.). *Generación de lenguajes naturales*. En *Wikipedia, La enciclopedia libre*. Recuperado de https://es.wikipedia.org/wiki/Generaci%C3%B3n_de_lenguajes_naturales

Wikipedia. (n.d.). *Modelo extenso de lenguaje*. En *Wikipedia, La enciclopedia libre*. Recuperado de https://es.wikipedia.org/wiki/Modelo_extenso_de_lenguaje

Wikipedia. (n.d.). *Sistema multiagente*. En *Wikipedia, La enciclopedia libre*. Recuperado de https://es.wikipedia.org/wiki/Sistema_multiagente

Yue, S. (2025). *LLM-based Triplet Extraction for Automated Ontology Generation in Software Engineering Standards*. Semantic Scholar.

Zhu, C., Dastani, M., & Wang, S. (2024, Octubre 18). *A Survey of Multi-Agent Deep Reinforcement Learning with Communication*. arXiv.

5. Objetivos

No se pudo extraer el objetivo general.

5.1. Objetivo General

Desarrollar e implementar un sistema autónomo de orquestación de agentes, potenciado por Modelos de Lenguaje Grandes (LLMs), capaz de automatizar integralmente el ciclo de vida de la generación de documentación técnica compleja, como propuestas de I+D+i, para optimizar significativamente la eficiencia, calidad y coherencia en su producción.

5.2. Objetivos Específicos (SMART)

1. **Objetivo:** Diseñar y especificar la arquitectura modular del sistema autónomo de orquestación de agentes.

- **Específico (S):** Diseñar y documentar la arquitectura técnica completa del sistema autónomo de orquestación de agentes, utilizando el framework LangGraph y LLMs (como Gemini), definiendo los roles, interacciones, flujos de trabajo y especificaciones técnicas para cada agente y módulo del sistema, con el fin de automatizar la generación de documentación técnica.
- **Medible (M):** Un documento de diseño de arquitectura (ADD) aprobado por los stakeholders, que incluya diagramas de flujo de agentes, especificaciones de interfaces de programación (APIs) y modelos de datos, cubriendo el 100% de los componentes clave identificados para la generación de propuestas de I+D+i.
- **Alcanzable (A):** Sí, es realista. El equipo posee experiencia en el diseño de arquitecturas de software complejas y en la integración de tecnologías de IA. La fase de diseño es una etapa inicial y fundamental que sienta las bases para el desarrollo posterior.
- **Relevante (R):** Este objetivo es crucial ya que establece la estructura y los cimientos tecnológicos necesarios para desarrollar un sistema robusto, escalable y flexible, abordando la necesidad de una orquestación dinámica y coherente de agentes para resolver la brecha actual en la automatización.
- **Plazo (T):** Completar el diseño y la especificación de la arquitectura dentro de los primeros 3 meses del proyecto.

2. **Objetivo:** Desarrollar e implementar módulos de agentes especializados para la generación de contenido cohesivo y contextual.

- **Específico (S):** Implementar y configurar un conjunto de agentes especializados (ej., agente de investigación, agente de redacción técnica, agente de generación visual) que, orquestados por LangGraph, sean capaces de realizar investigación académica exhaustiva, generar texto técnico contextual y crear elementos visuales relevantes, garantizando la coherencia narrativa y la precisión del contenido para propuestas de I+D+i.
- **Medible (M):** Los módulos de agentes funcionales deberán demostrar una tasa de éxito del 85% en la recuperación de información relevante (medida por precisión y recall en un corpus de prueba) y el contenido textual generado deberá obtener una puntuación promedio de coherencia y calidad superior a 4.0 en una escala de 5, evaluada por expertos humanos en al menos 3

propuestas de I+D+i simuladas.

- **Alcanzable (A):** Sí, es alcanzable. Los avances en LLMs, técnicas de RAG (Retrieval-Augmented Generation) y frameworks multi-agente como LangGraph proporcionan las herramientas tecnológicas necesarias para construir y entrenar estos módulos, con metas desafiantes pero realistas para un proyecto de I+D.

- **Relevante (R):** Este objetivo aborda directamente la problemática de la generación de contenido fragmentado y la falta de cohesión, permitiendo automatizar las tareas de investigación, redacción y visualización que actualmente consumen una parte significativa del tiempo y los recursos de los investigadores.

- **Plazo (T):** Desarrollar, implementar y validar los módulos de generación de contenido dentro de los primeros 9 meses del proyecto.

3. **Objetivo:** Integrar el sistema y automatizar la producción de documentos técnicos finales en formato profesional.

- **Específico (S):** Desarrollar el módulo central de orquestación y ensamblaje final que integre de manera fluida el contenido textual y visual generado por los agentes en un formato de documento técnico profesional (PDF), asegurando el cumplimiento estricto de los requisitos de estilo, estructura y formato predefinidos para propuestas de I+D+i complejas.

- **Medible (M):** Un prototipo funcional del sistema capaz de generar, a partir de un conjunto de requisitos iniciales, al menos 5 propuestas de I+D+i completas en formato PDF. Estas propuestas serán validadas por expertos, cumpliendo con el 90% de los requisitos de formato, estilo y estructura definidos, y con un tiempo de generación promedio por documento inferior a 2 horas.

- **Alcanzable (A):** Sí, es realista. La integración es el paso lógico después del desarrollo de los módulos individuales. Las herramientas de automatización de PDF y la capacidad de los LLMs para seguir instrucciones de formato y estilo hacen que esta meta sea viable.

- **Relevante (R):** Este objetivo es fundamental para cerrar la "brecha tecnológica significativa" de un pipeline completo y autónomo de principio a fin, entregando el producto final prometido y transformando fragmentos de contenido en un documento unificado, profesional y de alta calidad, lo que libera a los expertos de la labor manual de formateo.

- **Plazo (T):** Completar el desarrollo del módulo de integración y producir las primeras versiones de documentos finales dentro de los primeros 12 meses del proyecto.

4. **Objetivo:** Evaluar el rendimiento del sistema en términos de eficiencia y calidad, y realizar optimizaciones.

- **Específico (S):** Establecer un marco de evaluación robusto y realizar pruebas exhaustivas del sistema autónomo completo para cuantificar su impacto en la reducción del tiempo de elaboración de propuestas y en la mejora de la calidad percibida y la coherencia de la documentación técnica generada.

- **Medible (M):** Reducir el tiempo promedio de elaboración de propuestas de I+D+i en al menos un 50% en comparación con el proceso manual actual (estableciendo una línea base al inicio del proyecto), y lograr una calificación promedio de calidad y coherencia de 4.5/5 por un panel de expertos externos en al menos 10 propuestas generadas por el sistema.

- **Alcanzable (A):** Sí, es alcanzable. La medición de la reducción de tiempo es directa mediante la comparación con procesos actuales, y la evaluación de calidad por expertos es una práctica estándar en I+D. Una reducción del 50% es ambiciosa pero coherente con la promesa de

automatización.

- **Relevante (R):** Este objetivo es crucial para validar el impacto transformador del proyecto en la eficiencia y la calidad, justificando la inversión y demostrando que el sistema cumple con la promesa de optimizar tiempo y recursos y elevar la calidad de la documentación, lo cual es la justificación principal del proyecto.
- **Plazo (T):** Realizar la evaluación de rendimiento, documentar los resultados y entregar un informe de optimización dentro de los primeros 15 meses del proyecto.

6. Metodología Propuesta

6. Metodología Propuesta

Framework Seleccionado: Metodología Ágil (Scrum)

El proyecto, enfocado en el desarrollo de un sistema autónomo de orquestación de agentes potenciado por LLMs para la generación de documentación técnica, se caracteriza por ser un esfuerzo de investigación y desarrollo con requisitos que pueden evolucionar y un fuerte énfasis en la refinación iterativa y la calidad. La metodología Ágil, específicamente Scrum, es ideal para este contexto, ya que promueve la adaptabilidad, permite la retroalimentación e integración continuas, y facilita la gestión de la complejidad inherente a los sistemas innovadores basados en inteligencia artificial. Su naturaleza iterativa se alinea perfectamente con la necesidad de diseñar, desarrollar, probar y optimizar los comportamientos de los agentes y la integración del sistema (Objetivos Específicos 2, 3 y 4), asegurando que la solución final sea robusta, de alta calidad y responda a los conocimientos emergentes durante el ciclo de vida del desarrollo.

Fases Principales de la Metodología:

- **Fase 1: Descubrimiento y Diseño de Arquitectura** - Se realizará una inmersión profunda en los requisitos, se definirá la visión del producto y se diseñará la arquitectura modular del sistema de orquestación de agentes, incluyendo la selección de tecnologías clave y la creación del backlog inicial del proyecto.
- **Fase 2: Desarrollo Iterativo de Módulos de Agentes** - A través de Sprints, se desarrollarán, implementarán y probarán de manera incremental los agentes especializados (ej., investigación, redacción, generación visual). Cada Sprint entregará funcionalidades parciales y se validará su rendimiento y coherencia.
- **Fase 3: Integración Continua y Ensamblaje del Sistema** - Paralelamente al desarrollo de agentes, se realizará la integración continua de los módulos y se construirá el módulo central de orquestación. Se ensamblarán las funcionalidades para generar prototipos de documentos técnicos, asegurando la cohesión y el formato profesional.
- **Fase 4: Verificación, Validación y Optimización** - Se establecerá un marco de evaluación robusto para medir la eficiencia y calidad del sistema completo. Se realizarán pruebas exhaustivas, se recopilará feedback de expertos y se implementarán optimizaciones iterativas para alcanzar los objetivos de rendimiento y calidad establecidos.
- **Fase 5: Documentación y Transferencia de Conocimiento** - Se generará la documentación técnica y de usuario completa del sistema, junto con la preparación de materiales de capacitación. Se llevarán a cabo sesiones de transferencia de conocimiento para asegurar la adopción y el mantenimiento futuro del sistema por parte de los usuarios y equipos pertinentes.

7. Plan de Ejecución y Gestión

7.1. Cronograma de Actividades

Fase	Actividad / Hito Clave	Entregable Principal	Duración Estimada (Semanas)
Fase 1: Descubrimiento y Diseño de Arquitectura	<i>Inmersión en requisitos, definición de la visión del producto, diseño de la arquitectura modular y selección de tecnologías clave, estableciendo el backlog inicial del proyecto.</i>	12	
1.1. Levantamiento y Análisis Detallado de Requisitos Técnicos	Documento de Requisitos Funcionales y No Funcionales (DRFN)	3	
1.2. Definición de la Visión del Producto y Flujos de Trabajo de Agentes	Visión del Producto y Diagramas de Flujo de Alto Nivel del Sistema	2	
1.3. Diseño de Arquitectura Modular del Sistema (Agentes, Orquestación, Datos)	Documento de Diseño de Arquitectura (ADD) v1.0 (incl. diagramas de agentes, APIs y modelos de datos)	5	
1.4. Creación y Priorización del Backlog Inicial del Proyecto	Backlog de Producto Inicial Detallado	2	
Fase 2: Desarrollo Iterativo de Módulos de Agentes	<i>Desarrollo, implementación y prueba incremental de agentes especializados (investigación, redacción, generación visual) a través de Sprints, validando su rendimiento y coherencia.</i>	24	
2.1. Desarrollo e Implementación del Agente de Investigación	Módulo de Agente de Investigación Funcional (Código Fuente y Configuración)	8	
2.2. Desarrollo e Implementación del Agente de Redacción Técnica	Módulo de Agente de Redacción Técnica Funcional (Código Fuente y Configuración)	8	
2.3. Desarrollo e Implementación del Agente de Generación Visual	Módulo de Agente de Generación Visual Funcional (Código Fuente y Configuración)	6	
2.4. Pruebas Unitarias y de Integración Inicial de Módulos de Agentes	Informes de Pruebas de Agentes (precisión, recall, coherencia)	2	

Fase	Actividad / Hito Clave	Entregable Principal	Duración Estimada (Semanas)
Fase 3: Integración Continua y Ensamblaje del Sistema	<i>Desarrollo del módulo central de orquestación, integración de módulos de agentes y ensamblaje de funcionalidades para generar prototipos de documentos técnicos profesionales.</i>	12	
3.1. Desarrollo del Módulo Central de Orquestación de Agentes	Módulo de Orquestación Central Desarrollado (Código Fuente)	5	
3.2. Integración de Módulos de Agentes y Construcción de Flujos de Trabajo	Sistema de Orquestación de Agentes Integrado (Código Fuente)	4	
3.3. Implementación del Generador de Documentos Profesionales (PDF)	Herramienta de Ensamblaje y Formateo de Documentos (Código Fuente)	3	
3.4. Generación y Validación de Prototipos de Documentos Finales	Prototipos de Propuestas de I+D+i en Formato PDF (Mínimo 5 validados)	3	
Fase 4: Verificación, Validación y Optimización	<i>Establecimiento de un marco de evaluación robusto, realización de pruebas exhaustivas, recopilación de feedback de expertos e implementación de optimizaciones iterativas.</i>	12	
4.1. Diseño del Marco de Evaluación de Rendimiento y Línea Base	Plan de Pruebas y Evaluación de Rendimiento del Sistema	2	
4.2. Ejecución de Pruebas Exhaustivas del Sistema Completo	Informes de Pruebas del Sistema (funcionalidad, calidad, eficiencia, tiempo de generación)	4	
4.3. Recopilación y Análisis de Feedback de Expertos Externos	Informe Consolidado de Feedback de Expertos y Evaluación de Calidad	3	
4.4. Implementación de Optimizaciones y Ajustes Finales del Sistema	Sistema Autónomo de Orquestación de Agentes Optimizado v1.0	3	

Fase	Actividad / Hito Clave	Entregable Principal	Duración Estimada (Semanas)
Fase 5: Documentación y Transferencia de Conocimiento	<i>Generación de documentación técnica y de usuario completa, preparación de materiales de capacitación y realización de sesiones de transferencia de conocimiento para asegurar la adopción y el mantenimiento futuro.</i>	6	
5.1. Elaboración de Documentación Técnica del Sistema	Documentación Técnica Completa (Arquitectura, APIs, Guías de Mantenimiento)	3	
5.2. Creación de Manuales de Usuario y Guías de Operación	Manual de Usuario Final y Guía Rápida de Operación del Sistema	2	
5.3. Preparación de Materiales de Capacitación	Material de Capacitación para Usuarios y Equipos Técnicos	2	
5.4. Realización de Sesiones de Transferencia de Conocimiento	Informes de Sesiones de Capacitación y Transferencia de Conocimiento	1	

7.2. Matriz de Riesgos

#	Riesgo Potencial	Probabilidad	Impacto	Estrategia de Mitigación
1	Rendimiento Insuficiente o Sesgos en los Agentes de IA <i>Relacionado con: Fase 2: Desarrollo Iterativo de Módulos de Agentes (Actividades 2.1, 2.2, 2.3)</i>	Medium	High	Implementar un marco de evaluación robusto (métricas de precisión, coherencia, sesgo) desde el inicio de la Fase 2. Realizar pruebas A/B continuas y ciclos de ajuste fino (fine-tuning) de los modelos de lenguaje y generación visual. Considerar el uso de modelos pre-entrenados de alto rendimiento y técnicas de "prompt engineering" avanzadas. Establecer un plan de contingencia con modelos alternativos o enfoques híbridos si los objetivos de rendimiento no se cumplen.

#	Riesgo Potencial	Probabilidad	Impacto	Estrategia de Mitigación
2	Incoherencia o Baja Calidad en la Orquestación de Agentes y el Documento Final <i>Relacionado con: Fase 3: Integración Continua y Ensamblaje del Sistema (Actividades 3.1, 3.2, 3.3, 3.4)</i>	Medium	High	<p>Diseñar la arquitectura de orquestación con interfaces claras y protocolos de comunicación bien definidos.</p> <p>Implementar un sistema de "feedback loop" interno entre agentes para refinar la información y el estilo. Desarrollar un módulo de post-procesamiento y validación semántica del contenido generado.</p> <p>Realizar pruebas de integración iterativas desde el inicio de la Fase 3, con criterios de aceptación de calidad explícitos para los prototipos de documentos.</p> <p>Involucrar a usuarios finales y expertos desde la validación de los primeros prototipos.</p>

#	Riesgo Potencial	Probabilidad	Impacto	Estrategia de Mitigación
3	Retrasos Significativos en el Desarrollo de Módulos Clave Relacionado con: General a todo el proyecto, pero crítico en Fase 2: Desarrollo Iterativo de Módulos de Agentes y Fase 3: Integración Continua y Ensamblaje del Sistema.	Medium	Medium	Adoptar una metodología de desarrollo ágil (Scrum/Kanban) con sprints cortos y revisiones frecuentes para una detección temprana de desviaciones. Realizar una planificación detallada de tareas con dependencias claras y holguras. Asignar un gestor de proyecto dedicado para monitorear el progreso y anticipar desviaciones. Mantener un equipo con habilidades multifuncionales y capacidad de "cross-training" para mitigar la dependencia de personal clave. Implementar un buffer de tiempo en el cronograma general para contingencias.
4	Dificultad para Obtener Feedback Relevante y Consensuado de Expertos Externos Relacionado con: Fase 4: Verificación, Validación y Optimización (Actividad 4.3)	Medium	Medium	Definir un panel de expertos diverso y representativo desde las fases iniciales del proyecto. Preparar cuestionarios y guías de evaluación estructuradas y claras para el feedback. Organizar sesiones de trabajo y demostraciones interactivas para facilitar la comprensión del sistema. Establecer un proceso de consolidación y priorización del feedback para asegurar que los ajustes sean coherentes con la visión del producto y se eviten conflictos de opinión.

#	Riesgo Potencial	Probabilidad	Impacto	Estrategia de Mitigación
5	Escalabilidad y Costos de Operación Inesperadamente Altos <i>Relacionado con: Fase 2: Desarrollo Iterativo de Módulos de Agentes (consumo de recursos de IA) y Fase 4: Verificación, Validación y Optimización (pruebas de rendimiento).</i>	Medium	Medium	Realizar un análisis de costos y rendimiento de las tecnologías de IA seleccionadas desde la Fase 1 (diseño de arquitectura). Implementar monitoreo continuo del consumo de recursos (CPU, GPU, memoria, APIs externas) durante el desarrollo. Explorar estrategias de optimización de modelos (cuantificación, poda) y uso eficiente de infraestructura cloud (serverless, instancias spot). Evaluar alternativas de modelos de IA con diferentes perfiles de costo/rendimiento para asegurar la viabilidad económica a largo plazo.

8. Resultados e Impactos Esperados

8. Resultados e Impactos Esperados

8.1. Resultados Esperados (Entregables)

- **Documento de Diseño de Arquitectura (ADD) del Sistema de Orquestación de Agentes:** Un informe técnico detallado que especifica la arquitectura modular completa del sistema, incluyendo roles de agentes, flujos de trabajo, interfaces de programación (APIs) y modelos de datos, aprobado por los stakeholders. Este entregable corresponde al Objetivo Específico 1.
- **Módulos de Agentes Especializados Desarrollados y Validados:** Un conjunto de componentes de software funcionales para agentes especializados (ej., investigación, redacción, generación visual), configurados para operar bajo la orquestación de LangGraph, demostrando capacidades validadas de recuperación de información y generación de contenido técnico cohesivo. Este entregable corresponde al Objetivo Específico 2.
- **Prototipo Funcional del Sistema Autónomo de Generación de Documentación:** Una implementación operativa del sistema completo, capaz de integrar el contenido generado por los agentes y ensamblarlo en documentos técnicos profesionales (ej., propuestas de I+D+i) en formato PDF, cumpliendo con requisitos de estilo y estructura predefinidos. Este entregable corresponde al Objetivo Específico 3.

- **Informe de Evaluación de Rendimiento y Optimización del Sistema:** Un documento que presenta los resultados de las pruebas exhaustivas del sistema, cuantificando la reducción en el tiempo de elaboración de propuestas y la mejora en la calidad y coherencia de la documentación generada, junto con un plan de optimización basado en los hallazgos. Este entregable corresponde al Objetivo Específico 4.

8.2. Impactos Esperados

- **Impacto Técnico/Científico:**

Este proyecto impulsará significativamente el estado del arte en la orquestación de sistemas multi-agente basados en LLMs para tareas complejas y cognitivamente exigentes. Se desarrollarán nuevas metodologías para la generación automatizada de contenido técnico contextual y el ensamblaje inteligente de documentos, abordando desafíos actuales en la coherencia, precisión y adaptabilidad de los LLMs. La arquitectura propuesta y los patrones de interacción entre agentes contribuirán al conocimiento sobre sistemas de IA autónomos, sentando las bases para futuras aplicaciones en gestión del conocimiento y automatización de procesos creativos y analíticos.

- **Impacto Económico:**

La implementación de este sistema generará una reducción sustancial en los costos operativos asociados a la generación de documentación técnica, al disminuir el tiempo y los recursos humanos requeridos en al menos un 50%. Esto permitirá a las organizaciones aumentar su capacidad para presentar más propuestas de I+D+i, lo que podría traducirse en un incremento en la captación de financiación y en la expansión de proyectos. Además, mejorará la competitividad de las entidades que adopten el sistema, al garantizar documentos de mayor calidad y coherencia en un menor tiempo, liberando a expertos para enfocarse en actividades de mayor valor estratégico.

- **Impacto Social:**

El sistema transformará la forma en que los investigadores y profesionales interactúan con la generación de documentación, liberándolos de tareas repetitivas y administrativas intensivas en tiempo. Esto permitirá a los expertos dedicar más tiempo a la investigación, el análisis crítico y la innovación, mejorando su satisfacción laboral y reduciendo el riesgo de agotamiento. Además, el proyecto fomentará el desarrollo de nuevas habilidades en el manejo y optimización de sistemas de IA avanzados, contribuyendo a la capacitación de una fuerza laboral más competente en tecnologías emergentes y democratizando el acceso a herramientas de alta calidad para la creación de propuestas.

9. Referencias Bibliográficas

No se encontraron referencias en el formato esperado.