



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE LA
INFORMACIÓN**

**Aplicación web para predicción del mercado laboral de los
profesionales de la Carrera de Tecnologías de la Información
utilizando IA**

**Trabajo de Titulación para optar al título de Ingeniero en
Tecnologías de la Información**

Autor:
Reascos Velastegui, Josue Gabriel

Tutor:
Mgs. Jorge Edwin Delgado Altamirano

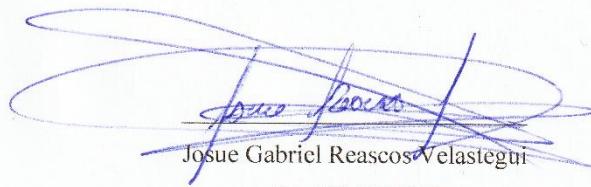
Riobamba, Ecuador. 2026

DECLARATORIA DE AUTORÍA

Yo, Josue Gabriel Reascos Velastegui, con cédula de ciudadanía 0605157965, autor (a) (s) del trabajo de investigación titulado: APPLICACIÓN WEB PARA PREDICCIÓN DEL MERCADO LABORAL DE LOS PROFESIONALES DE LA CARRERA DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN UTILIZANDO IA, certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de mí exclusiva responsabilidad.

Asimismo, cedo a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autor (a) de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.

En Riobamba, 18 días del mes de diciembre de 2025.



Josue Gabriel Reascos Velastegui
C.I: 0605157965

DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR

Quien suscribe, Jorge Edwin Delgado Altamirano catedrático adscrito a la Facultad de Ingeniería, por medio del presente documento certifico haber asesorado y revisado el desarrollo del trabajo de investigación titulado: Aplicación web para predicción del mercado laboral de los profesionales de la carrera de tecnologías de la información utilizando IA, bajo la autoría de Josue Gabriel Reascos Velastegui; por lo que se autoriza ejecutar los trámites legales para su sustentación.

Es todo cuanto informar en honor a la verdad; en Riobamba, a los 18 días del mes de diciembre de 2025.



Mgs. Jorge Delgado

C.I: 0602759383

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación **APLICACIÓN WEB PARA PREDICCIÓN DEL MERCADO LABORAL DE LOS PROFESIONALES DE LA CARRERA DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN UTILIZANDO IA** por Josue Gabriel Reascos Velastegui, con cédula de identidad número 0605157965, bajo la tutoría de Mgs. Jorge Edwin Delgado Altamirano certificamos que recomendamos la **APROBACIÓN** de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba a la fecha de su presentación 06 de enero del 2026.

Elba Bodero, PhD.
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL DE GRADO



Ximena Quintana, PhD.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Danny Velasco, Mgs.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO





CERTIFICACIÓN

Que, **REASCOS VELASTEGUI JOSUE GABRIEL** con CC: 0605157965, estudiante de la Carrera **TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN**, Facultad de **INGENIERIA**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado "**APLICACIÓN WEB PARA PREDICCIÓN DEL MERCADO LABORAL DE LOS PROFESIONALES DE LA CARRERA DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN UTILIZANDO IA**", cumple con el 0 %, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **COMPILATIO**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 18 de diciembre de 2025



Mgs. Jorge Delgado
TUTOR(A)

DEDICATORIA

Dedico este trabajo de investigación especialmente a mi madre, Gloria, por ser un modelo en mi vida, por soportar y apoyarme en cada una de las dificultades, y por su amor incondicional, esfuerzo constante y respaldo en todas las etapas esenciales para alcanzar esta meta. Ha sido el motor de mi esfuerzo y dedicación, con el firme propósito de algún día retribuir todo su apoyo.

A mi hermano Diego, por sus enseñanzas en mi adolescencia, sus palabras de aliento y por ayudarme a mantenerme centrado en cada etapa. Gracias por darme un ejemplo a seguir en muchos aspectos de la vida.

A mi abuelita Zoila, por su compañía en cada madrugada de desvelo, por sus palabras de apoyo que me brindaron fuerza y ánimo incluso en los momentos más complicados.

A mis amigos Nicolás, Adrián, José y Thiago, quienes fueron una gran compañía en momentos difíciles. Aunque no compartamos la misma carrera, siempre aportaron con sus perspectivas valiosas, ayudándome a perfeccionar ideas y trabajos.

A todos ustedes, con todo mi corazón y mente, les dedico este logro.

AGRADECIMIENTO

Agradezco profundamente a la Universidad Nacional de Chimborazo, por ser la institución que me ha formado con excelencia académica y valores profesionales, brindándome las herramientas necesarias para enfrentar los desafíos del mundo laboral.

A mi madre Gloria, por ser mi mayor ejemplo de fortaleza y dedicación. Su apoyo incondicional, sus sacrificios y su amor han sido el pilar fundamental en cada etapa de mi vida académica y personal. Por ser mi refugio, mi fuerza y mi mayor motivación. Por no dejarme caer, por creer en mí incluso cuando ni yo mismo lo hacía.

A mi hermano Diego, por estar siempre presente con su compañía, por creer en mí y por ser un ejemplo constante en mi vida. Por darme uno de mis más grandes pilares y motivaciones: mis sobrinos Ezequiel y Joaquín, por quienes me esfuerzo cada día con la intención de ser un referente positivo en cada aspecto de mi vida.

A mi tutor Jorge Delgado, gracias por su paciencia, su orientación y por confiar en mi trabajo. Su acompañamiento fue esencial en cada etapa de este proyecto. También agradezco a todos los ingenieros, por compartir su conocimiento con tanta entrega y por dejar una huella en mi formación.

A todas las personas que de una u otra manera contribuyeron con su ayuda, guía o palabras de aliento durante este proceso, les extiendo mi más sincero agradecimiento.

ÍNDICE GENERAL

DECLARATORIA DE AUTORÍA

DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

CERTIFICADO ANTIPLAGIO

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

RESUMEN

ABSTRACT

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	14
1.1 Planteamiento del problema	15
1.2 Justificación	16
1.3 Formulación de problema.....	17
1.4 Objetivos.....	18
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO	19
2.1 Predicción y Análisis de Datos	19
2.1.1 Fundamentos de Análisis de Datos.....	19
2.1.2 Técnicas de Predicción	20
2.1.3 Modelos Predictivos	21
2.2 Inteligencia Artificial.....	22
2.2.1 Definición y evolución	23
2.2.2 IA en la predicción de tendencias laborales.....	24
2.2.3 Algoritmos utilizados en sistemas predictivos (ML, redes neuronales, etc.)	24
2.3 Sistemas de análisis y recomendación laboral basados en IA	25
2.3.1 Recomendadores inteligentes	25
2.3.2 Predicción de tendencias ocupacionales	26
2.3.3 Minería de datos y análisis semántico de ofertas laborales	26
2.4 Desarrollo de aplicaciones web inteligentes.....	27
2.4.1 Arquitectura de una aplicación web con IA integrada.....	27
2.4.2 Tecnologías y frameworks empleados.....	27
2.4.3 Visualización interactiva de resultados.....	28
2.5 Metodología CMPAI para el desarrollo de aplicaciones web	28

2.5.1	Descripción.....	28
2.5.2	Fases	29
2.6	Adecuación funcional según el estándar ISO 25010.....	29
2.6.1	Compleitud	30
2.6.2	Corrección	30
2.6.3	Pertinencia	30
CAPÍTULO III. METODOLOGÍA		31
3.1	Tipo de Investigación	31
3.2	Diseño de Investigación.....	31
3.3	Población de estudio y tamaño de muestral.....	32
3.4	Técnicas de recolección de Datos.....	33
3.4.1	Recolección de datos mediante Web Scraping (datos secundarios)	33
3.4.2	Recolección de datos mediante instrumento ISO/IEC 25010	33
3.5	Métodos de análisis y procesamiento de datos.....	34
3.5.1	Análisis del modelo predictivo basado en IA	34
3.6	Identificación de variables.....	36
3.7	Operacionalización de variable	37
3.8	Metodología de Desarrollo	38
CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN		55
4.1	Resultados.....	55
4.2	Discusión	57
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		58
5.1	Conclusiones.....	58
5.2	Recomendaciones	58
6.	Bibliografía.....	59

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Técnicas de predicción	21
Tabla 2. Algoritmos de IA aplicados a la predicción en el mercado laboral	25
Tabla 3. Técnicas de minería de datos y análisis semántico en el contexto laboral.....	26
Tabla 4. Tecnologías utilizadas en el desarrollo de aplicaciones web inteligentes.....	28
Tabla 5. Fases del proceso de desarrollo bajo la metodología CMPIA	29
Tabla 6. Criterios de selección del algoritmo	35
Tabla 7. Tabla resumen del Random Forest	36
Tabla 8. Operacionalización de varia	37
Tabla 9. Requerimientos funcionales	39
Tabla 10. Requerimientos no funcionales.....	39
Tabla 11. Tabla user	44
Tabla 12. Tabla users_profiles.....	44
Tabla 13. Tabla user_skills.....	45
Tabla 14. Tabla user_lenguages	45
Tabla 15. Tabla user_experience	45
Tabla 16. Tabla catalog_skills	45
Tabla 17. Tabla catalog_roles.....	46
Tabla 18. Tabla catalog_languages.....	46
Tabla 19. Tabla catalog_languages_levels	46
Tabla 20. Tabla catalog_experience_levels	46
Tabla 21. Tabla de comprobación de Completitud funcional	53
Tabla 22. Tabla de comprobación de Adecuación Funcional	54
Tabla 23. Resultados de Completitud Funcional	55
Tabla 24. Resultados de la Adecuación Funcional	55

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Procesos de Análisis de Datos	20
Figura 2. Flujo de modelo predictivo	23
Figura 3. Funcionamiento general de un sistema de recomendación laboral basado en IA	26
Figura 4. Arquitectura general de una aplicación web inteligente	27
Figura 5. Fórmula utilizada para el cálculo de la muestra.	32
Figura 6. Diagrama de casos de uso	42
Figura 7. Diagrama de secuencia.....	43
Figura 8. Diagrama de secuencia.....	43
Figura 9. Diagrama de base de datos.....	44
Figura 10. Diagrama de interfaces del usuario	47
Figura 11. Detección de entradas	49
Figura 12. Absorción de datos.....	50

RESUMEN

Este proyecto tuvo el propósito de desarrollar una aplicación web orientada en la predicción del mercado laboral para profesionales de la carrera de Tecnologías de la información, utilizando tanto técnicas de inteligencia laboral como web scraping. Como resultado, se implementó una herramienta capaz de extraer información de CVs y comparar las habilidades de cada usuario con las necesitadas en el mercado laboral permitiendo generar predicciones relacionadas con los roles y habilidades demandadas en el mercado laboral actual de TIC. Se desarrollo utilizando la metodología CPMAI (Cognitive Project Management for Artificial Intelligence), la cual permitió organizar todo el proceso de forma progresiva, permitió organizar por etapas clave como recolección, preparación de datos utilizando minería de datos, diseño de la aplicación, entrenar el modelo de predicción para generar un aprendizaje automático y comprobar la validación y funcionalidad del sistema por medio de la norma ISO/IEC 25010. Se desarrollo utilizando tecnologías actuales como Node.js y React para el backend y fronted respectivamente, además se incorporó módulos de funciones que permitieron el análisis de currículos por medio de NLP, completar el perfil, la generación de recomendaciones basadas en los datos obtenidos y en la demanda actual del mercado laboral y la descarga del informe con las predicciones y recomendaciones generadas en PDF. En la fase de evaluación se aplicó la norma ISO/IEC 25010 buscando medir la adecuación funcional del sistema y los resultados obtenidos evidenciaron que todas las funcionalidades previstas operaron de manera correcta, los procesos como registrar usuarios, subir y analizar los currículos, completar el perfil con la ayuda del usuarios y generar las predicciones y recomendaciones siendo estas útiles para el usuarios, además que el flujo de navegación sea estable y consistente durante el uso de la web. Los resultados alcanzados permitieron concluir que se logró implementar la aplicación web siendo esta funcional y confiable, capaz de apoyar la predicción y recomendación de tendencias del mercado laboral y que estas sean personalizadas a profesionales de Tecnologías de la Información. El uso de la metodología CPMAI contribuyó a mantener una alineación entre los objetivos y los requerimientos del mercado laboral, dando así una herramienta tecnológica con potencial para apoyar la toma de decisiones profesionales.

Palabras clave: Predicción del mercado laboral, Inteligencia artificial, Web scraping, Procesamiento de lenguaje natural, Recomendación de habilidades, Metodología CPMAI.

ABSTRACT

This project aimed to develop a web application to predict labor market trends for professionals in Information Technology, using artificial intelligence techniques and web scraping. As a result, a functional tool was implemented that extracts information from résumés (CVs) and compares users' skills with those required by the current labor market, enabling predictions of the roles and skills in demand in the ICT sector.

The development followed the CPMAI (Cognitive Project Management for Artificial Intelligence) methodology, which organized the process into key stages, including data collection, data preparation using data mining techniques, application design, training the predictive model using machine learning, and system validation. The evaluation of the system's functionality was conducted in accordance with the ISO/IEC 25010 quality standard.

Modern technologies were used for the implementation, including Node.js for the backend and React for the frontend. Additionally, functional modules were integrated to support résumé analysis using Natural Language Processing (NLP), profile completion, generation of personalized recommendations based on labor market demand, and the generation of downloadable PDF reports containing predictions and recommendations.

During the evaluation phase, the ISO/IEC 25010 standard was applied to assess the system's functional suitability. The results demonstrated that all planned functionalities operated correctly, including user registration, résumé upload and analysis, profile completion, and the generation of useful predictions and recommendations. Furthermore, the system maintained a stable and consistent navigation flow throughout its use.

The results obtained allowed concluding that the web application was successfully implemented as a functional and reliable technological solution capable of supporting the prediction and personal recommendations of labor market trends for Information Technology professionals. The use of the CPMAI methodology helped maintain alignment between system objectives and labor market requirements, providing a valuable tool for professional decision-making.

Keywords: Labor market prediction, Artificial intelligence, Web scraping, Natural Language Processing, Skill recommendation, CPMAI methodology.



Reviewed by:

Ms.C. Ana Maldonado León
ENGLISH PROFESSOR
C.I.0601975980

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, el acelerado avance tecnológico y la transformación digital de las organizaciones habían generado una creciente demanda de profesionales especializados en el ámbito de las Tecnologías de la Información (TI). Esta tendencia no solo se evidenciaba en el crecimiento del sector, sino que había sido ampliamente documentada por organismos internacionales. El informe Workforce and Learning Trends 2023 de CompTIA señalaba que los empleos relacionados con TI continuaban expandiéndose a un ritmo significativo debido a la digitalización masiva y a la adopción de tecnologías avanzadas en entornos organizacionales [1]. Complementariamente, el Future of Jobs Report 2023 del World Economic Forum identificaba a los perfiles tecnológicos —especialmente desarrolladores de software, analistas de datos y especialistas en ciberseguridad e inteligencia artificial— como algunas de las ocupaciones con mayor proyección hasta el año 2030 [2].

El crecimiento del sector tecnológico evidenció una brecha cada vez más grande entre las competencias que poseían los profesionales y las habilidades demandadas por el mercado laboral a nivel global. Esta situación dio la necesidad de disponer de herramientas inteligentes que permitieran analizar de forma sistemática las tendencias emergentes y orientar a los profesionales hacia procesos continuos de actualización de sus competencias. Por esto la inteligencia artificial y la minería de datos se consolidaron como recursos claves para el análisis de la información laboral, ya que permite la identificación de patrones, roles emergentes y habilidades críticas requeridas por la industria.

En este contexto, surgió la posibilidad de desarrollar un sistema capaz de anticipar la empleabilidad y generar recomendaciones personalizadas que contribuyan al fortalecimiento del perfil profesional. Resolviendo la problemática, este proyecto tuvo como finalidad el desarrollo de una aplicación web dirigida a la predicción de las tendencias del mercado laboral para profesionales de la carrera de Tecnologías de la Información. La herramienta desarrollada permite a los usuarios cargar su currículum para analizar su perfil profesional y recibir sugerencias relacionadas con habilidades acordes a las necesidades actuales del sector tecnológico.

Para la aplicación web se adoptó la metodología CPMAI (Cognitive Project Management for Artificial Intelligence), la cual proporcionó una guía estructurada que integra prácticas ágiles y con procesos de análisis de datos. Esta metodología organiza de manera progresiva las actividades del proyecto, abarcando desde la adquisición y preparación de los datos hasta la validación del sistema en un entorno funcional.

La aplicación fue evaluada por la norma ISO/IEC 25010, verificando su adecuación funcional y desempeño general. Los resultados mostraron que el sistema cumple con los objetivos propuestos y ofrece una solución para la orientación profesional usando inteligencia artificial, ayudando a reducir la brecha existente entre la formación académica y las demandas actuales del mercado laboral del sector tecnológico.

1.1 Planteamiento del problema

En Ecuador, la industria de Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) desempeñaba un papel estratégico en el desarrollo económico nacional, impulsada por la acelerada digitalización, el crecimiento del comercio electrónico y la expansión de servicios basados en la nube. Informes del Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información (MINTEL) evidenciaban un aumento sostenido en la demanda de profesionales tecnológicos; no obstante, también reportaban que más del 47 % de las empresas del sector enfrentaban dificultades para encontrar talento con competencias actualizadas, lo que revelaba una brecha significativa entre la formación de los egresados y los requerimientos del mercado [3]. Esta problemática coincidía con estudios internacionales que señalaban que la rápida evolución tecnológica generaba desajustes entre las competencias adquiridas en las instituciones de educación superior y las habilidades exigidas por la industria global [4], [5]. Asimismo, revisiones sistemáticas recientes confirmaban que esta falta de alineación constituía un fenómeno recurrente en países emergentes, donde la actualización curricular no avanzaba al mismo ritmo que la innovación tecnológica [6].

En este contexto, la Universidad Nacional de Chimborazo (UNACH), a través de la carrera de Ingeniería en Tecnologías de la Información, ofertaba asignaturas relacionadas con áreas clave como inteligencia artificial, redes, infraestructura tecnológica, ciberseguridad y análisis de datos [7]. No obstante, pese a que los contenidos formaban parte del plan académico, su nivel de profundidad, actualización constante y orientación práctica no siempre respondía de manera directa a las tendencias globales del mercado laboral.

La diferencia entre lo necesitado en el mercado laboral y la formación académica mostraba la existencia de una brecha, la cual podía incidir en los procesos de demanda laboral y oferta profesional de los egresados. Esta situación reforzó la necesidad de herramientas que permitieran analizar de forma las demandas reales del mercado y apoyar la toma de decisiones en la actualización de competencias profesionales.

Diversos informes regionales respaldaban esta situación. El Banco Interamericano de Desarrollo (BID) señalaba que América Latina enfrentaba un déficit creciente de profesionales en Tecnologías de la Información, impulsado por la rápida digitalización de los sectores productivos y la insuficiente formación en competencias digitales avanzadas [8]. De manera complementaria, estudios de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OECD) evidenciaban un desajuste estructural entre las habilidades digitales que exigía la industria y las que ofrecían los sistemas educativos en la región, generando brechas significativas de talento tecnológico [9]. Asimismo, la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) subrayaba que la transformación digital acelerada había ampliado la demanda de perfiles especializados en áreas como análisis de datos, ciberseguridad, automatización y servicios en la nube, mientras que la oferta profesional crecía a un ritmo considerablemente menor [10]. En Ecuador, esta ausencia de información sistematizada y actualizada sobre tendencias laborales dificultaba que estudiantes y egresados identificaran las competencias más valoradas por la industria; de igual manera, las

empresas experimentaban dificultades para acceder a talento suficientemente preparado para afrontar los retos tecnológicos del presente y del futuro cercano.

Ante todo esto, resultó pertinente plantear el desarrollo de una herramienta tecnológica apoyada en inteligencia artificial que permitiera analizar grandes volúmenes de información proveniente del mercado laboral e identificar tendencias emergentes para generar predicciones relacionadas con la empleabilidad. Por ende, la aplicación web desarrollada constituye el componente central del estudio, ya que a través de la misma se optimiza el proceso de orientación profesional. Su implementación posibilita disponer de información actualizada, basada en datos reales del sector TIC, lo que contribuye a mejorar la adecuación funcional de dicho proceso y a reducir progresivamente la brecha existente entre las competencias formativas y las habilidades demandadas por el mercado laboral.

1.2 Justificación

En este contexto, resultaba evidente la necesidad de contar con una herramienta tecnológica capaz de analizar de manera continua las tendencias laborales del sector de Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC). La rápida transformación digital en Ecuador incrementaba la demanda de profesionales con competencias actualizadas, mientras los informes del Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información (MINTEL) y organismos internacionales como el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) y la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OECD) evidenciaban una brecha creciente entre la formación académica y las habilidades requeridas por la industria [8], [11], [3]. Esta problemática justificaba la pertinencia de desarrollar un sistema que permitiera comprender la dinámica real del mercado laboral y apoyar la toma de decisiones profesionales, la propuesta tenía un impacto directo en la empleabilidad, ya que proporcionaba información precisa sobre demandas laborales, habilidades emergentes y oportunidades profesionales. Estudiantes, egresados y profesionales en formación podían identificar con mayor claridad qué competencias desarrollar para responder a las necesidades del sector tecnológico ecuatoriano, lo que contribuía a reducir la brecha de talento señalada por organismos regionales como la CEPAL [10]. Asimismo, las empresas se beneficiaban al contar con candidatos más alineados a sus requerimientos, fortaleciendo el ecosistema digital del país.

El proyecto desarrolló un recurso tecnológico con potencial para complementar los procesos formativos de instituciones como la Universidad Nacional de Chimborazo (UNACH). Si bien la carrera de Ingeniería en Tecnologías de la Información contempla asignaturas vinculadas con áreas relevantes como inteligencia artificial, redes, infraestructura tecnológica y análisis de datos, el tratamiento de estos contenidos no siempre profundiza en tecnologías emergentes ni responde de forma directa a la dinámica cambiante del mercado laboral global [7]. En este contexto, la herramienta proporciona información basada en evidencia que puede servir de apoyo para la revisión de estrategias formativas, la actualización de contenidos académicos y el fortalecimiento de los procesos de orientación profesional. De esta manera, se busca reducir el desajuste entre la formación académica y

las necesidades de la industria, situación que ha sido señalada tanto en estudios de la OECD como en revisiones sistemáticas sobre educación e empleabilidad en el sector tecnológico [9].

La creación de la aplicación web era idónea ya se dispone de tecnologías de código abierto que permiten procesar los datos, inteligencia artificial y desarrollo web. El sistema se apoyaba en herramientas utilizadas comúnmente como Python, Node.js, PostgreSQL y React, además de técnicas modernas de NLP y extracción de datos. La existencia de datasets laborales públicos y la capacidad de integrar fuentes de información respaldaban la viabilidad técnica, económica y operativa del proyecto.

La creación del sistema proyectaba un impacto relevante en diferentes niveles. Primero permitiría a los estudiantes y egresados identificar con mayor claridad las habilidades prioritarias del mercado laboral de TIC y que puedan planificar su trayectoria profesional y fortalecer su empleabilidad. Desde el punto de vista académico, facilitaría la evaluación de la mejora de los contenidos curriculares y apoyaría la toma de decisiones basada en datos reales. Igualmente en el sector empresarial, el sistema contribuiría a la identificación del talento especializado, ayudando a reducir la escasez de profesionales en áreas críticas del sector TIC en Ecuador. La propuesta alinaba los objetivos establecidos en la Agenda Digital Ecuatoriana 2025, orientados al fortalecimiento del talento digital y al impulso de la innovación tecnológica en el país.

Por este estudio Market Labor Prediction se definió como el conjunto de métodos basados en inteligencia artificial, minería de datos y análisis predictivo para identificar tendencias laborales y predecir la demanda de roles para reconocer habilidades emergentes y generar recomendaciones personalizadas para apoyar la toma de decisiones en el ámbito profesional.

La problemática se relacionó con la diferencia existente entre las competencias desarrolladas de la formación académica y demandas del mercado laboral de TIC. Informes hechos por organismos como el BID, el MINTEL y la CEPAL han evidenciado que esta brecha incide negativamente en la empleabilidad y limita el crecimiento del sector tecnológico en el contexto ecuatoriano[8], [3], [10]. La aplicación web responde a la problemática, analiza datos laborales reales, identifica patrones de las tendencias del mercado y ofrece recomendaciones basadas en evidencia. De esta forma, la herramienta ayudaría a cerrar la brecha profesional al dando información actualizada que orienta a la formación y prioriza habilidades emergentes mejorando la inserción laboral de los egresados.

1.3 Formulación de problema

¿Cómo la adopción de una aplicación web informada por inteligencia artificial, mediante la utilización de la metodología CPMAI, puede ayudar a predecir las tendencias laborales y lograr la ajustabilidad funcional entre las cualificaciones de los egresos de la carrera de

Tecnologías de la Información de la UNACH y las demandas laborales del mercado productivo en Ecuador?

1.4 Objetivos

Objetivo General: Implementar una aplicación web basada en técnicas de la metodología CPMAI para integrar procesos de inteligencia artificial con el fin de evaluar la correspondencia entre las competencias adquiridas por los estudiantes y egresados de la carrera de Tecnologías de la Información de la UNACH y las demandas reales del mercado laboral del sector TIC.

Objetivos Específicos

- Analizar y aplicar la metodología CPMAI como marco de referencia orientando los procesos de absorción, procesamiento y limpieza de datos del mercado laboral de TIC, definiendo fases y actividades necesarias para la integración de técnicas de inteligencia artificial en el desarrollo de la aplicación web.
- Desarrollar una aplicación web dirigida a la predicción del mercado laboral usando inteligencia artificial entrenada con datos procesados, que permita identificar tendencias laborales y roles más demandados para los profesionales de Tecnologías de la Información de la UNACH.
- Evaluar la adecuación funcional de la aplicación web usando la norma ISO/IEC 25010, observando los resultados obtenidos por el modelo predictivo como el nivel de satisfacción de los usuarios durante su interacción con la aplicación.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1 Predicción y Análisis de Datos

El análisis de datos y la predicción constituyen procesos esenciales para transformar grandes volúmenes de información en conocimiento útil, permitiendo identificar patrones relevantes, comprender relaciones entre variables y anticipar escenarios futuros. Gracias a su capacidad para procesar datos estructurados y no estructurados, estas técnicas se han convertido en pilares de la toma de decisiones basada en evidencia en diversos sectores. En la actualidad, su aplicación resulta especialmente relevante en el estudio del mercado laboral del sector de Tecnologías de la Información (TI), donde la dinámica de las competencias profesionales cambia de manera acelerada debido a la evolución tecnológica.

Diversos estudios recientes han demostrado que el análisis de datos permite identificar tendencias ocupacionales, estimar la demanda de habilidades y caracterizar las brechas entre la oferta formativa y las necesidades reales de la industria. Plataformas especializadas [12] —como LinkedIn Talent Insights, Burning Glass Technologies o el sistema ESCO de la Unión Europea— emplean modelos de análisis predictivo para monitorear la evolución del empleo tecnológico y detectar cambios en tiempo real [13]. Asimismo, estudios académicos han aplicado técnicas de minería de datos, análisis semántico y modelos predictivos para anticipar la demanda de roles profesionales, destacando su efectividad para construir sistemas de apoyo a la empleabilidad y toma de decisiones en educación superior [14], [15].

Respecto al sistema, el análisis de datos consolidó como punto central el enfoque de predicción del mercado laboral. A través de esto se permitió examinar grandes volúmenes de ofertas laborales de TIC, identificando información relevante sobre las habilidades más solicitadas y analizar la evolución de las mismas para los profesionales de TIC. Esto resultó fundamental para comprender factores del mercado y funciona como puente clave para reducir la diferencia existente entre la formación académica de los estudiantes y egresados de la UNACH y las necesidades que del mercado laboral, tanto a nivel nacional como internacional.

2.1.1 Fundamentos de Análisis de Datos

Para entender el análisis de los procesos de extraer y clasificar información desde los Datasets o datos en bruto, el mismo nos ayudara a tomar decisiones estratégicas, los procesos incluyen desde recolección, limpieza y transformación de datos para integrar y modelar los mismos, buscando la calidad, coherencia y garantizando la integración de la información analizada [16]. Esto permitió que las organizaciones y los sistemas inteligentes identifiquen patrones relevantes, tendencias emergentes y relaciones dentro de grandes volúmenes de datos.

El flujo típico de análisis de datos suele iniciarse con la exploración inicial, en la cual se examinan las características de los datos disponibles para determinar su estructura, calidad

y posibles inconsistencias. Posteriormente, los datos atraviesan procesos de preprocesamiento, donde se eliminan duplicados, se corrigen valores faltantes y se normalizan formatos. Una vez depurados, los datos pasan a la etapa de análisis estadístico y modelado, que puede incluir desde técnicas descriptivas hasta métodos más avanzados como aprendizaje automático. Finalmente, los resultados son presentados mediante herramientas de visualización, lo que facilita la interpretación y comunicación de los hallazgos.

La suma de las etapas representadas en la Figura 1 resulta indispensable para investigaciones dirigidas a la predicción del mercado laboral, puesto que permite organizar información de ofertas de empleo, perfiles profesionales y bases de datos ocupacionales. Este estudio, adquiere relevancia especial, ya que el enfoque de predicción laboral necesita datos depurados y generalizados para identificar habilidades emergentes, interpretar tendencias del mercado y generar predicciones confiables. De esta manera, se posibilita ofrecer información útil y pertinente a los estudiantes y egresados de la carrera de Tecnologías de la Información de la UNACH.



Figura 1. Procesos de Análisis de Datos
Fuente: [52]

2.1.2 Técnicas de Predicción

La previsión se refiere al proceso de estimar o anticipar resultados futuros a partir del análisis de patrones presentes en datos históricos, apoyándose en métodos matemáticos, estadísticos y algoritmos de aprendizaje automático. Para este fin se emplean diversas técnicas predictivas, entre las que destacan la regresión lineal, los árboles de decisión, las redes neuronales profundas, las máquinas de vectores de soporte (SVM) y los modelos basados en series temporales, las cuales se presentan de manera resumida en la Tabla 1. Cada una de estas técnicas permite abordar distintos niveles de complejidad, desde el análisis de tendencias básicas hasta el modelado de relaciones no lineales entre múltiples variables.

Tabla 1. Técnicas de predicción

Técnica de Predicción	Aplicación principal	Ventaja destacada
Regresión Lineal	Tendencias simples	Fácil interpretación
Árboles de Decisión	Clasificación compleja	Claridad visual
Redes Neuronales	Ánálisis de datos masivos	Reconocimiento de patrones complejos
SVM	Clasificación binaria	Precisión elevada
Series Temporales	Datos secuenciales	Predicciones dinámicas

Fuente: [17]

La regresión lineal es útil para proyecciones de tendencia, mientras que los árboles de decisión facilitan la clasificación basada en reglas interpretables. Por su parte, las redes neuronales resultan eficaces para el análisis de datos masivos con relaciones no lineales, y los modelos SVM proporcionan una clasificación robusta incluso en espacios de alta dimensionalidad. Finalmente, los modelos de series temporales, como ARIMA y LSTM, permiten analizar datos secuenciales y generar predicciones dinámicas basadas en comportamientos temporales recurrentes. Estas técnicas han demostrado ser efectivas en investigaciones relacionadas con predicción laboral, ya que permiten estimar la demanda futura de habilidades y roles, así como analizar la evolución del empleo en el sector tecnológico [18].

2.1.3 Modelos Predictivos

Los modelos predictivos permiten predecir eventos o comportamientos a partir de los patrones aprendidos en datos ya existentes. Generalmente estos modelos se clasifican en supervisados y no supervisados. Los modelos supervisados utilizados en tareas de regresión y clasificación, necesitan datos ya etiquetados para aprender la relación entre las variables de entrada y salida. Por su parte, los modelos no supervisados, entre los cuales se incluyen técnicas de clustering o agrupamiento, se orienta a identificar estructuras o patrones en los datos sin necesidad de etiquetas ya definidas. Ambos enfoques han sido aplicados en sistemas de análisis laboral y en la predicción de habilidades emergentes dentro del sector tecnológico.

La construcción de un modelo predictivo implica un proceso estructurado que comprende varias etapas. Entre las más relevantes se encuentran la definición del problema y su alcance, la preparación y limpieza de los datos, la selección del algoritmo más adecuado, el entrenamiento del modelo mediante técnicas de aprendizaje automático, la evaluación de su desempeño a través de métricas como precisión, recall o F1-score, y, finalmente, el ajuste u optimización del modelo para mejorar sus resultados. Estudios recientes señalan que una adecuada preparación de los datos y una correcta selección del algoritmo influyen de manera significativa en la precisión y confiabilidad de los modelos aplicados al análisis de empleabilidad y a la predicción de la demanda laboral [19], [20].

En este contexto, modelos basados en técnicas como redes neuronales profundas, máquinas de vectores de soporte (SVM), bosques aleatorios y métodos de clustering han demostrado una alta efectividad para el análisis de grandes volúmenes de ofertas de empleo. Estas técnicas permiten clasificar competencias profesionales, identificar patrones complejos en

las habilidades requeridas y anticipar cambios en la demanda de perfiles tecnológicos. Investigaciones realizadas entre 2021 y 2024 resguardan la utilidad para detectar brechas laborales y analizar tendencias ocupacionales de forma anticipada [21], [22].

Modelos que se crean usando técnicas como redes neuronales, máquinas de vectores de soporte (SVM), Random Forest y métodos de clustering han demostrado su efectividad para analizar grandes cantidades de datos de ofertas de empleo, clasificando competencias profesionales para predecir tendencias laborales. Estudios emitidos entre 2021 y 2024 muestran que estos modelos dejan identificar patrones complejos en habilidades requeridas, detectar deficiencias laborales y prever cambios en la demanda de TIC. Resultando que los modelos predictivos dan base metodológica sustentando el enfoque de predicción del mercado laboral aplicado en esta investigación para analizar y anticipar la evolución del mercado laboral TIC.

2.2 Inteligencia Artificial

La Inteligencia Artificial (IA) es una rama de la informática orientada al diseño de sistemas capaces de ejecutar tareas que tradicionalmente requieren inteligencia humana, como el aprendizaje, la percepción, el razonamiento, la resolución de problemas y la toma de decisiones. En las últimas décadas, y especialmente a partir de 2020, el avance de técnicas como el aprendizaje automático (machine learning) y el aprendizaje profundo (deep learning) ha impulsado un crecimiento exponencial en el uso de la IA en múltiples sectores, incluyendo salud, educación, manufactura y, de manera creciente, la gestión y predicción del mercado laboral [23].

El desarrollo reciente de la IA ha permitido crear modelos capaces de procesar grandes volúmenes de datos, reconocer patrones complejos y generar predicciones con alto grado de precisión. Esto ha transformado la manera en que se analizan competencias profesionales y tendencias laborales, ya que los modelos actuales pueden identificar habilidades emergentes, clasificar perfiles profesionales y anticipar cambios en la demanda de talento tecnológico con base en datos masivos provenientes de plataformas laborales y redes profesionales [24].

Diversas investigaciones publicadas entre 2021 y 2024 han evidenciado que la inteligencia artificial ha contribuido de manera significativa al fortalecimiento de los sistemas de recomendación laboral, los algoritmos de emparejamiento entre candidatos y ofertas de empleo (job matching), así como a los modelos de predicción. Estos avances han permitido mejorar la precisión de la identificación de perfiles adecuados y consolidar la IA como una herramienta relevante para el análisis del mercado laboral en entornos digitales [25].

Entonces, la IA se convierte en una parte fundamental para sistemas de predicción del mercado laboral, dejando automatizar procesos complejos para generar diagnósticos basados en datos y apoyar la toma de decisiones tanto para instituciones educativas como para estudiantes, egresados y empleadores del sector TIC.

2.2.1 Definición y evolución

La inteligencia artificial (IA) se define como la capacidad de los sistemas computacionales para realizar tareas que tradicionalmente requieren inteligencia humana, incluyendo razonamiento, aprendizaje, percepción, resolución de problemas y toma de decisiones. En la actualidad, la IA se considera un campo interdisciplinario que integra principios provenientes de la informática, las matemáticas, la estadística, la neurociencia y la ciencia cognitiva. Según autores contemporáneos, la IA moderna se caracteriza por su capacidad para aprender patrones complejos a partir de grandes volúmenes de datos mediante técnicas de aprendizaje automático (machine learning) y aprendizaje profundo (deep learning) [26].

La evolución de la inteligencia artificial puede analizarse a través de distintas etapas. En sus primeros pasos aproximaciones ya que, durante 1950, la IA sustentó principalmente en enfoques simbólicos y en el uso de reglas lógicas definidas manualmente. Posteriormente, entre 1980 y 1990, comenzaron a desarrollarse modelos conexiónistas, destacándose las redes neuronales artificiales, las cuales permitieron representar relaciones más complejas y mejorar la capacidad de aprendizaje de los sistemas. No obstante, fue a partir de la década de 2010, y con mayor énfasis entre los años 2020 y 2025, cuando la inteligencia artificial experimentó un crecimiento acelerado. Este avance se impulsó por la disponibilidad de grandes volúmenes de datos, el incremento en la capacidad computacional y el desarrollo de modelos avanzados, como las redes neuronales profundas, los transformadores y arquitecturas auto-regresivas, que ampliaron significativamente el alcance y las aplicaciones de la IA [27].



Figura 2. Flujo de modelo predictivo
Fuente: [56]

Estos avances han posibilitado el desarrollo de sistemas con la capacidad de interpretar lenguaje natural, clasificar información de forma automatizada y realizar predicciones con elevados niveles de precisión. Diversas investigaciones recientes señalan que la inteligencia artificial desempeña un rol relevante en el análisis de datos laborales, ya que los modelos actuales permiten identificar tendencias ocupacionales, clasificar habilidades emergentes y

anticipar cambios en el mercado de trabajo mediante procesos automatizados. En este sentido, comprender la evolución y las capacidades actuales de la inteligencia artificial resulta fundamental para sustentar el diseño y desarrollo de sistemas de predicción del mercado laboral, particularmente aquellos orientados al sector de Tecnologías de la Información.

2.2.2 IA en la predicción de tendencias laborales

La Inteligencia Artificial ha cambiado de manera significativa la predicción de tendencias laborales usando el análisis masivo de datos de ofertas de empleo, plataformas profesionales, y perfiles ocupacionales. Gracias a eso el uso de técnicas como el aprendizaje automático, el análisis semántico aplicado a datos laborales y los modelos de aprendizaje, fue posible identificar patrones en la demanda de habilidades y anticipar cambios del mercado laboral tecnológico [28]. Estas capacidades permiten estimar la generación profesiones, proyectar el crecimiento de roles específicos y detectar diferencias entre las competencias de los trabajadores y las necesidades reales de la industria.

Varios estudios recientes han mostrado que los modelos basados en IA resultan eficaces para el análisis de grandes volúmenes de datos de ofertas laborales y la extracción de información importante como las habilidades emergentes, tecnologías más necesitadas y tendencias. En concreto estudios desarrollados entre 2022 y 2024 han empleado técnicas como redes neuronales, análisis semántico y métodos de clustering para clasificar competencias digitales y predecir la evolución de perfiles profesionales en el sector de TIC. Estos enfoques han habilitado a empresas, instituciones educativas y organismos a comprender con mayor precisión las dinámicas del mercado laboral y responder de forma más estratégica a los cambios tecnológicos.

De manera complementaria, diversos informes internacionales han destacado el papel de la inteligencia artificial en la identificación temprana de brechas de habilidades, la automatización del análisis ocupacional y el apoyo al diseño de políticas orientadas al desarrollo del talento. Estudios recientes señalan que los sistemas basados en IA pueden generar recomendaciones personalizadas de formación y proponer rutas de carrera ajustadas a las necesidades reales del mercado laboral, proporcionando a los profesionales orientación sustentada en datos objetivos [30]. En este contexto, la aplicación de técnicas de Market Labor Prediction se consolida como un enfoque relevante para anticipar escenarios laborales futuros, optimizar los procesos formativos y fortalecer la empleabilidad en el ámbito de las Tecnologías de la Información.

2.2.3 Algoritmos utilizados en sistemas predictivos (ML, redes neuronales, etc.)

Los sistemas de predicción a base de IA usan algoritmos que les permiten evaluar grandes cantidades de datos y hacer predicciones razonables. Algunos de los más populares son la regresión lineal, los árboles de decisión, las redes neuronales, SVM y técnicas de clustering [31], como se muestra en la tabla 2.

Tabla 2. Algoritmos de IA aplicados a la predicción en el mercado laboral

Algoritmo	Tipo de Aprendizaje	Aplicación en el mercado laboral
Regresión lineal	Supervisado	Predicción de salarios y tendencias de empleo
Árboles de decisión	Supervisado	Clasificación de candidatos según habilidades
Redes neuronales	Supervisado	Ánalisis de currículums y perfiles profesionales
Máquinas de vectores de soporte (SVM)	Supervisado	Clasificación de roles y competencias
Clustering (agrupamiento)	No supervisado	Segmentación de perfiles laborales

2.3 Sistemas de análisis y recomendación laboral basados en IA

La Inteligencia Artificial ha transformado los sistemas de análisis y recomendación de empleo al permitir la predicción de carreras, la detección de habilidades necesarias y la adaptación de oportunidades de empleo. Estos sistemas cruzan grandes cantidades de datos de candidatos, vacantes profesionales y tendencias del mercado para brindar recomendaciones exactas y personalizadas a cada usuario [32].

2.3.1 Recomendadores inteligentes

Los sistemas de recomendación inteligentemente están diseñados para predecir las preferencias del usuario y ofrecer opciones pertinentes, según patrones del comportamiento y análisis histórico de datos [33]. Dentro del entorno profesional, los sistemas pueden:

- Recomendar ofertas de empleo que estén ajustadas al perfil del candidato.
- Proponer programas de formación para mejorar habilidades.
- Determinar posibles trayectorias profesionales.

Los sistemas recomendadores pueden clasificarse, de manera general, en dos grandes enfoques. Por un lado, los sistemas basados en contenido generan recomendaciones a partir de las características e intereses previos del usuario, estableciendo relaciones entre su perfil y las ofertas o elementos disponibles. Por otro lado, los sistemas fundamentados en filtrado colaborativo analizan patrones de comportamiento de usuarios con perfiles similares, utilizando dicha información para proponer recomendaciones ajustadas a las preferencias compartidas. Ambos enfoques han sido ampliamente utilizados en entornos laborales y educativos, constituyendo la base para el desarrollo de sistemas de recomendación de empleo y orientación profesional. Según el proceso general mostrado en la figura 3.

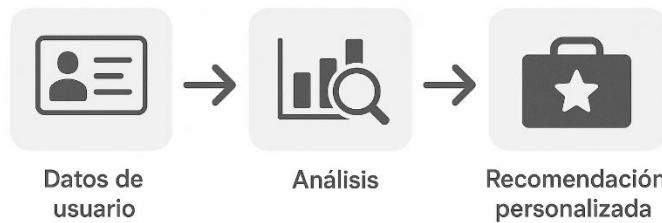


Figura 3. Funcionamiento general de un sistema de recomendación laboral basado en IA
Fuente: [51]

2.3.2 Predicción de tendencias ocupacionales

A través del estudio histórico y actual del mercado del empleo, la IA permite la predicción de la emergencia de tendencias ocupacionales, previendo reubicaciones en la demanda de habilidades y profesiones. [13], aplicaciones destacadas:

- Análisis de series temporales a fin de pronosticar crecimiento o declive de profesiones.
- Modelos de aprendizaje supervisado utilizados para identificar nuevas áreas laborales.
- Detección de necesidades de upskilling y reskilling en sectores específicos.

Según un reporte de LinkedIn, la aplicación de IA a la previsión del empleo ha hecho posible la predicción de tendencias profesionales con hasta cinco años de antelación en mercados de alta volatilidad [13].

2.3.3 Minería de datos y análisis semántico de ofertas laborales

La aplicación de la minería de datos al mundo del empleo permite obtener información significativa a partir de grandes volúmenes de datos no estructurados, como descripciones de puestos, perfiles de candidatos o informes de empleo [34].

Por su parte, el análisis semántico emplea métodos de procesamiento de lenguaje natural (NLP) con el fin de interpretar el significado de los textos del mundo laboral, habilitando:

- Identificar habilidades explícitas e implícitas.
- Conectar requisitos laborales con trayectorias educativas.
- Clasificar automáticamente ofertas de empleo por rol.

Según lo mostrado en la tabla 3 donde se muestra la técnica de minería de datos y el análisis del contexto laboral.

Tabla 3. Técnicas de minería de datos y análisis semántico en el contexto laboral

Técnica	Aplicación principal	Beneficio
Minería de Datos	Extracción de patrones ocultos	Optimización de matching entre oferta y demanda
Ánalisis Semántico	Comprensión de textos laborales	Recomendaciones más precisas

Fuente: [34]

2.4 Desarrollo de aplicaciones web inteligentes

El desarrollo de aplicaciones inteligentes del web combina tecnologías comunes de programación web con funcionalidades sofisticadas de Inteligencia Artificial (IA), proporcionando experiencias del usuario adaptativas, predictivas y personalizadas. Estas aplicaciones pueden aprender de los datos, anticipar necesidades y ajustar la experiencia del usuario según patrones de comportamiento [35].

2.4.1 Arquitectura de una aplicación web con IA integrada

La arquitectura de una aplicación web inteligente se basa en una estructura modular que integra componentes de backend, frontend y servicios de IA. Generalmente, sigue un modelo multicapa que incluye:

- **Capa de presentación** (Frontend): Interfaz de usuario amigable e interactiva.
- **Capa de lógica de negocio** (Backend): Gestión de procesos, integración de IA y análisis de datos.
- **Capa de datos**: Bases de datos relacionales y no relacionales que almacenan información estructurada y no estructurada.
- **Servicios de IA**: Modelos de machine learning o APIs que permiten funcionalidades como recomendación y predicción para un análisis semántico [36].

Como se muestra el proceso que interactúa el usuario en la figura 4.



Figura 4. Arquitectura general de una aplicación web inteligente

Fuente: [50]

2.4.2 Tecnologías y frameworks empleados

Para crear aplicaciones web inteligentes, existen tecnologías actualizadas que ofrecen una integración eficaz con módulos de inteligencia artificial. Las más populares de ellas incluyen:

Frontend:

- React.js
- Angular
- Vite.js

Backend:

- Node.js

Estas tecnologías aportan flexibilidad, elevada performance y permiten la implementación de sistemas de análisis de datos y predicción en tiempo real [37], como se muestra en la tabla 4, con las tecnologías de desarrollo y sus propósitos.

Tabla 4. Tecnologías utilizadas en el desarrollo de aplicaciones web inteligentes

Tecnología/Framework	Propósito principal	Ejemplo de aplicación
React.js	Construcción de interfaces reactivas	Dashboard de predicción laboral
Node.js	Backend escalable y modular	API de análisis de CVs
TensorFlow.js	Integración de modelos IA en frontend	Clasificación de perfiles en tiempo real

Fuente: [37]

2.4.3 Visualización interactiva de resultados

Uno de los elementos clave de las aplicaciones web inteligentes es la interactiva visualización de datos. Esto permite que los usuarios puedan interpretar de una manera sencilla los resultados de sistemas de recomendaciones o modelos de predicción utilizando gráficos, tablas que pueden actualizarse de manera dinámica y reportes visuales [38].

Los datos inteligentes permiten tanto filtrado dinámico, la visión de tendencias y reportes automáticos, dando ayuda a una toma de decisiones más ágil e informada.

2.5 Metodología CMPAI para el desarrollo de aplicaciones web

La Computación con Inteligencia Artificial para la Predicción del Mercado (CMPAI) es una práctica que unifica prácticas de machine learning, minería de datos e ingeniería de software para crear aplicaciones web que puedan predecir patrones de empleo. La CMPAI ofrece un método estructurado que abarca desde la adquisición de datos hasta la entrega de sistemas eficientes de predicción y que sean adaptables [39].

CMPAI usa principios ágiles, donde lo más importante es perfeccionar el sistema sobre la marcha, escalar las herramientas paso a paso y poner a prueba los resultados en el día a día del trabajo real.

2.5.1 Descripción

La metodología CMPAI organiza la construcción de aplicaciones web inteligentes en relación con cinco pilares fundamentales:

- Recolección y preparación de datos: adquisición de información laboral pertinente, limpieza y estructuración.
- Modelo predictivo: desarrollo, entrenamiento y ajuste de modelos de machine learning usando a la industria laboral de TIC.

- Desarrollo de la aplicación web: puesta en marcha de la plataforma web que permita la interacción del usuario con los servicios de predicción.
- Implementación de IA, frontend y backend: Uniendo eficientemente el modelo predictivo con las interfaces de usuario.
- Evaluación constante: evaluando la eficacia del sistema, corrección de modelos y optimización de la experiencia del usuario [40].

2.5.2 Fases

El proceso metodológico CMPAI se desarrolla en las siguientes fases, como se muestra en la tabla 5.

Tabla 5. Fases del proceso de desarrollo bajo la metodología CMPAI

Fase	Descripción	Resultado Esperado
Comprensión del Negocio	Identificación de necesidades laborales y usuarios objetivo	Documento de requerimientos funcionales
Comprensión de los Datos	Obtención de datos laborales, limpieza, normalización	Conjunto de datos estructurados y fiables
Preparación de los Datos	Preparación de los datos para el desarrollo del modelo	Datos listos para la preparación de la predicción.
Desarrollo del Modelo	Entrenamiento y validación de modelos de machine learning	Modelo para la predicción del mercado
Evaluación del Modelo	Medición de desempeño del sistema y ajuste	Plataforma optimizada, lista para despliegue

Fuente: [41]

Este enfoque garantiza que el sistema final no solo sea técnicamente sólido, sino también relevante para el mercado laboral real y adaptable a cambios futuros [41].

2.6 Adecuación funcional según el estándar ISO 25010

La funcionalidad de adecuación hace referencia a la habilidad de un sistema de software para ofrecer funciones que cumplan con las necesidades explícitas e implícitas de los usuarios, conforme a requisitos definidos. La norma ISO/IEC 25010:2023, reemplazo de la norma ISO 9126, destaca modelos de calidad del software que incluyen la funcionalidad de adecuación como una de las principales cualidades a evaluar [42].

Desde el punto de vista de una aplicación web dirigida a la predicción del mercado laboral, la adecuación funcional busca garantizar que las funciones creadas sean útiles, precisas y completas con los procesos de análisis y predicción de tendencias de empleo. Esto supone que cada función del sistema ayude de manera efectiva al objetivo de entender información laboral, generar predicciones confiables y apoyar la toma de decisiones de los usuarios.

2.6.1 Completitud

La completitud se refiere a que el sistema debe implementar todas las funciones necesarias para cumplir con los requisitos establecidos. En una aplicación como CMPAI, esto incluye incorporar módulos para:

- Análisis de datos de empleo.
- Generación de predicciones laborales personalizadas.
- Visualización interactiva de resultados.

Un sistema de alta completitud garantiza que no existan omisiones funcionales que afecten el cumplimiento de sus objetivos [43].

2.6.2 Corrección

La corrección mide las funciones implementadas y si los resultados que producen sean correctos y esperados. En aplicaciones de predicción del mercado laboral significa:

- Modelos validados a partir de datos reales.
- Precisión en las predicciones como recomendaciones.
- Consistencia de datos de entrada y salida.

Un sistema preciso reduce errores que podrían generar mal entendimiento en los usuarios o toma de decisiones erróneas basadas en predicciones incorrectas.

2.6.3 Pertinencia

La pertinencia determina si las funciones y resultados proporcionados son apropiados para satisfacer las necesidades de los usuarios en un contexto determinado. Para un sistema CMPAI, es esencial que:

- Las predicciones respondan a necesidades actuales y emergentes del mercado de empleo.
- Las opciones de formación o empleo sean pertinentes al perfil del usuario.
- La información presentada sea informativa y valiosa a la hora de tomar decisiones [44].

La pertinencia asegura que el sistema añada valor a los usuarios, adaptándose de manera ajustada a la evolución del mercado

CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

3.1 Tipo de Investigación

La presente investigación se clasificó como investigación aplicada y de desarrollo tecnológico, debido ya que propósito principal fue diseñar, implementar y evaluar una aplicación web basada en inteligencia artificial para la predicción del mercado laboral en el sector de Tecnologías de la Información. Se busca generar soluciones tecnológicas que respondan a la identificación de tendencias ocupacionales y la adecuación funcional del sistema desarrollado.

El estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, dado que la recolección y el análisis de la información se sustentaron en métricas objetivas obtenidas a partir de técnicas de extracción automatizada de datos (web scraping), el procesamiento de información mediante algoritmos de aprendizaje automático y la evaluación funcional del sistema conforme a la norma ISO/IEC 25010. La medición de las variables se efectuó a través de indicadores numéricos, tales como la precisión del modelo predictivo, métricas estadísticas de desempeño y las puntuaciones derivadas de instrumentos estandarizados aplicados durante la evaluación.

El proceso de construcción del sistema se hizo usando la metodología CPMAI (Cognitive Project Management for AI), estructurando el desarrollo de soluciones usando IA en fases que van desde el análisis del negocio, la evaluación y preparación de los datos, el modelado, la validación y la implementación. Esta metodología permitió sustentar el carácter tecnológico y aplicado de la investigación, así como respaldar el enfoque cuantitativo adoptado para la evaluación del sistema.

3.2 Diseño de Investigación

El presente estudio se enmarca dentro de la investigación aplicada, debido a que su propósito principal fue el desarrollo y validación de una aplicación web basada en inteligencia artificial, orientada a resolver una problemática concreta: la identificación de brechas entre las competencias de los estudiantes egresados de la carrera de Tecnologías de la Información de la UNACH y las demandas del mercado laboral del sector TIC.

El enfoque usado en la investigación fue cuantitativo, por la recolección, el análisis de los datos, se basaron en métodos numéricos y mediciones. La evaluación del sistema se llevó a cabo por métricas obtenidas del modelo como accuracy, F1-score y AUC, así como a través de una encuesta estructurada basada en la norma ISO/IEC 25010. Las respuestas obtenidas fueron procesadas estadísticamente buscando determinar el nivel de adecuación funcional del software desarrollado.

En relación con el alcance, el estudio se caracterizó como descriptivo-tecnológico, dado que se orientó a detallar las características, el funcionamiento y el desempeño de un sistema

informático construido siguiendo la metodología CPMAI. Este tipo de investigación resulta apropiado para proyectos de ingeniería enfocados en el diseño, desarrollo e implementación de soluciones tecnológicas, así como en la evaluación de su calidad y funcionamiento.

Por último, el diseño adoptado fue no experimental y transversal. No se manipularon variables independientes, sino que se observó y calificó el comportamiento del sistema en un entorno controlado, recolectando los datos en un único momento temporal durante la fase de validación del sistema.

3.3 Población de estudio y tamaño de muestral

La población de estudio se conformó por estudiantes y egresados de la carrera de Ingeniería en Tecnologías de la Información de la Universidad Nacional de Chimborazo (UNACH). De acuerdo con los registros académicos del período 2024, la carrera contaba con aproximadamente 190 estudiantes y egresados, quienes constituyeron la población objetivo para la evaluar la funcionalidad del sistema desarrollado.

Para determinar la muestra se aplicó un procedimiento de muestreo probabilístico simple, utilizando un nivel de confianza del 90%, un margen de error del 10% y una proporción esperada de éxito del 50% ($p = 0.5$), comúnmente utilizada cuando no se dispone de una distribución previa de la variable. La muestra se calculó mediante la siguiente fórmula estadística:

$$n = \frac{N \cdot Z^2 \cdot p \cdot q}{E^2(N - 1) + Z^2 \cdot p \cdot q}$$

Figura 5. Fórmula utilizada para el cálculo de la muestra.

Donde:

- $N=190$ (población total)
- $Z=1.64$ ($Z=1.64$ para 90% de confianza)
- $E=0.10$ ($E=0.10$ (margen de error))
- $p=0.5$
- $q=1-p=0.5$

La aplicación de la fórmula permitió obtener un tamaño muestral de 50 participantes, quienes fueron seleccionados mediante un muestreo aleatorio simple. Esta muestra fue utilizada para la evaluación cuantitativa del sistema bajo los criterios de Adecuación Funcional establecidos en la norma ISO/IEC 25010, mediante el cuestionario diseñado para medir completitud funcional, corrección funcional y pertinencia funcional.

3.4 Técnicas de recolección de Datos

La investigación utilizó dos técnicas principales para la recolección de datos: la extracción automatizada de información mediante web scraping y la aplicación de un instrumento estructurado basado en la norma ISO/IEC 25010. Estas técnicas permitieron obtener, por un lado, información estructurada y actualizada del mercado laboral y, por otro, datos cuantitativos necesarios para evaluar la adecuación funcional del sistema desarrollado.

3.4.1 Recolección de datos mediante Web Scraping (datos secundarios)

La fase de obtención de datos se apoyó en técnicas de web scraping dirigidas a plataformas de empleo de acceso libre portales como Computrabajo y Multitrabajos, durante el trimestre de abril a junio de 2025, se recopilo un volumen inicial de 3.200 vacantes de TIC. De cada anuncio se rescató información indispensable: desde el nombre de la posición y sus responsabilidades hasta el perfil técnico, los años de práctica exigidos y la modalidad contractual. Tras la captura, a los datos se aplicó un proceso de depuración para asegurar su fiabilidad. Esto implicó descartar registros repetidos, estandarizar los nombres de las tecnologías y limpiar el texto de ruidos como caracteres extraños o palabras sin valor semántico.

Esto permitió filtrar un conjunto final de 2.810 ofertas depuradas, las cuales sirvieron como base sólida para entrenar nuestro modelo de predicción.

3.4.2 Recolección de datos mediante instrumento ISO/IEC 25010

Para evaluar la Adecuación Funcional del sistema, se aplicó una encuesta estructurada mostrada en el anexo 1, los criterios definidos por la norma ISO/IEC 25010, sus subcaracterísticas:

- Completitud funcional
- Adecuación funcional

Cada subcaracterística incluyó 10 ítems valorados mediante una escala Likert de 5 niveles (1 = muy en desacuerdo, 5 = muy de acuerdo).

Validación del instrumento

Para cumplir con la norma ISO/IEC 25010, validamos internamente el instrumento de predicción. Nos enfocamos en que los ítems fueran utiles y comprensibles, llevando a cabo este proceso a través de tres niveles de verificación secuencial.

En primer lugar, se realizó una revisión de coherencia estructural, verificando que cada ítem correspondiera correctamente a la subcaracterística que evaluaba (completitud funcional, adecuación). Durante este proceso se analizaron la redacción de cada pregunta con el constructo teórico que representaba.

Acto seguido, se ejecutó un pilotaje con una muestra representativa a pequeña escala. El objetivo fue pulir el modelo: eliminamos ambigüedades y nos aseguramos de que los participantes entendieran perfectamente qué se les preguntaba. Las correcciones derivadas de esta experiencia se integraron de inmediato para elevar la precisión de los datos recogidos

Posteriormente, se evaluó la fiabilidad del instrumento mediante el coeficiente Alpha de Cronbach, con el fin de determinar la consistencia interna de los ítems que componen el cuestionario de evaluación de la Adecuación Funcional. Para ello, se siguieron los pasos que se describen a continuación.

A continuación, se calculó la varianza de cada ítem (σ_i^2) y la varianza total del test (σ_T^2), entendida como la varianza de la suma de todas las puntuaciones obtenidas por cada participante en el conjunto de ítems. Con estos valores se aplicó la fórmula clásica del coeficiente Alpha de Cronbach:

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i^2}{\sigma_T^2} \right)$$

donde:

- k es el número de ítems del cuestionario
- (σ_i^2) es la varianza del ítem i
- (σ_T^2) es la varianza total del test

Finalmente, se evaluó la fiabilidad interna del cuestionario mediante el coeficiente Alpha de Cronbach, a partir de los datos recopilados en la aplicación piloto. El valor obtenido fue de $\alpha=0.89$ lo cual evidencia un alto nivel de consistencia interna, indicando que los ítems miden de manera homogénea la característica de Adecuación Funcional establecida por la norma ISO/IEC 25010.

3.5 Métodos de análisis y procesamiento de datos

El análisis de los datos se realizó usando un enfoque cuantitativo con técnicas estadísticas y métricas de evaluación propias de los modelos automáticos de aprendizaje, así como los criterios de la norma ISO/IEC 25010 para la calificación funcional del sistema. Los métodos usados se organizaron en dos componentes principales: análisis del modelo predictivo y análisis de la adecuación funcional del software.

3.5.1 Análisis del modelo predictivo basado en IA

Los datos obtenidos mediante el web scraping se sometió a un análisis estructurado siguiendo las fases de la metodología CPMAI, las cuales son:

Exploración y depuración del dataset

Se analizaron los 2.810 registros válidos resultantes del procesamiento, aplicando:

- Análisis clasificando por habilidades y roles,
- Detección y eliminado de datos incompletos,
- Normalización de términos y duplicados,
- Análisis descriptivo (media, moda, varianza).

Lo que permitió clasificar la demanda laboral y preparar los datos para el entrenamiento del modelo.

Entrenamiento y evaluación del modelo predictivo

El dataset fue dividido en dos subconjuntos 80% datos de entrenamiento y 20% datos de prueba.

Selección del algoritmo

Se evaluaron diferentes algoritmos supervisados, entre ellos Random Forest, árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial (SVM) y redes neuronales. La selección final se realizó con base en los criterios que se presentan en la Tabla 6.

Tabla 6. Criterios de selección del algoritmo

Criterio	Descripción	Propósito
Rendimiento predictivo	Nivel de acierto mediante métricas de precisión, sensibilidad (recall) y valor F1.	Permite comparar la efectividad de cada modelo.
Capacidad de Inferencia	Respuesta del algoritmo ante muestras de datos no procesadas previamente.	Asegurar la robustez del modelo y mitigar riesgos de sobreajuste
Carga de Procesamiento	Demandas de recursos y latencia durante las fases de aprendizaje y ejecución.	Determina su viabilidad para el entorno web.
Transparencia Operativa	Facilidad para desentrañar la lógica detrás de las respuestas del sistema.	Facilita explicar resultados a los usuarios.
Escalabilidad	Aptitud de la arquitectura para asimilar nuevos flujos de información.	Asegura la sostenibilidad del sistema.

Fuente: [45]

Ajuste de hiperparámetros

Con el objetivo de alcanzar un desempeño óptimo, se procedió al ajuste de los hiperparámetros. Se cambiaron componentes críticos como complejidad del Random Forest y los factores de aprendizaje en modelos escalables. De la misma forma, se exploraron distintas redes neuronales. Todo el esquema de ajuste se fundamentó en una estrategia de búsqueda utilizando validación cruzada para garantizar que la capacidad predictiva se mantuviera sólida ante nuevos conjuntos de datos.

Evaluación del rendimiento

El modelo se calificó usando el conjunto de 2.810 registros laborales de TIC. Las métricas resultantes permitieron comparar los modelos y determinar la estabilidad y capacidad de generalización.

Se seleccionó Random Forest, al ofrecer el mejor equilibrio entre rendimiento, estabilidad e interpretabilidad, los resultados finales se resumen en la Tabla 7.

Tabla 7. Tabla resumen del Random Forest

Métrica	Descripción	Valor obtenido	Interpretación
Exactitud (Accuracy)	Proporción total de aciertos.	0.90	El modelo acierta en el 90% de las predicciones.
Precisión (Precision)	Grado de aciertos entre las predicciones positivas.	0.88	El 88% de las predicciones positivas fueron correctas.
Sensibilidad del Modelo	Eficacia en la detección y rescate de registros positivos reales.	0.87	El algoritmo identifica correctamente la gran mayoría de los casos de interés.
F1	Equilibrio entre precisión y recall.	0.88	Refleja un equilibrio entre sensibilidad y exactitud.
Área bajo la curva ROC (AUC)	Nivel de distinción entre clases.	0.93	Excelente capacidad para diferenciar categorías.

Fuente: [46]

Conclusión del modelo seleccionado

El algoritmo Random Forest fue seleccionado como modelo final debido a que obtuvo el mejor equilibrio entre rendimiento, estabilidad e interpretabilidad. Las métricas alcanzadas (accuracy=0.90, F1-score=0.88, AUC=0.93) se ubican dentro del rango considerado como alto rendimiento para modelos supervisados aplicados a predicción laboral y análisis de perfiles profesionales, el cual oscila entre 0.80 y 0.95 según estudios recientes en sistemas de recomendación y clasificación de empleabilidad [45].

El clasificador demostró una alta capacidad de generalización, reflejada en una discrepancia marginal (menor al 2 %) entre los resultados de las fases de ajuste y validación. Este fenómeno es fruto de la arquitectura de ensamble del algoritmo, la cual reduce el error de varianza mediante el entrenamiento diversificado de múltiples estimadores. Frente a alternativas más complejas como el Deep Learning, el Random Forest aporta una mayor consistencia en entornos heterogéneos. Otro punto a favor es su interpretabilidad funcional, permitiendo mapear qué factores influyen realmente en la predicción. Finalmente, gracias a su estructura paralelizable, el sistema resulta altamente escalable, permitiendo actualizaciones incrementales de la base de datos de manera eficiente.

Con estos elementos, Random Forest muestra ser el modelo más adecuado para el sistema de predicción laboral del sector TIC.

3.6 Identificación de variables

- **Variable dependiente**
La adecuación funcional de la aplicación.
- **Variable independiente**
La aplicación web.

3.7 Operacionalización de variable

A continuación, la tabla 8, presenta la operacionalización de variables.

Tabla 8. Operacionalización de varia

PROBLEMA	TEMA	OBJETIVOS	VARIABLES	CONCEPTUALIZAC IÓN	DIMENSIÓN	INDICADORES
¿Como el uso de la metodología CPMAI incidirá en la funcionalidad de la aplicación web para predicción del mercado laboral de los profesionales de la carrera de Tecnologías de la información utilizando IA?	Aplicación web para CPMAI	<p>GENERAL</p> <p>Implementar una Aplicación web para predicción del mercado laboral de los profesionales de la carrera de Tecnologías de la información utilizando IA</p>	INDEPENDIENTE Aplicación web	<p>Es el motor tecnológico que convierte el Big Data del entorno laboral en conocimiento accionable, identificando patrones clave y generando pronósticos precisos.</p>	Algoritmos de machine learning y análisis predictivo.	Algoritmos de IA para procesar datos y generar predicciones.

PROBLEMA	TEMA	OBJETIVOS	VARIABLES	CONCEPTUALIZAC IÓN	DIMENSIÓN	INDICADORES
¿Como el uso de la metodología CPMAI incidirá en la funcionalidad de la aplicación web para predicción del mercado laboral de los profesionales de la carrera de Tecnologías de la información utilizando IA?	Aplicación web para CPMAI	<p>ESPECÍFICOS</p> <p>Aplicar la metodología CPMAI para el desarrollo de la aplicación web para la predicción del mercado laboral de los profesionales de la carrera de TIC utilizando IA.</p> <p>Desarrollar una Aplicación web para predicción del mercado laboral de los profesionales de la carrera de Tecnologías de la Información utilizando IA.</p> <p>Evaluar la funcionalidad de la aplicación web utilizando la norma ISO/IEC 25010</p>	DEPENDIENTE Funcionalidad de la aplicación web	<p>Capacidad de un sistema o aplicación para proporcionar funciones que satisfagan las necesidades explícitas e implícitas del usuario.</p>	Calidad del software referente a la capacidad del sistema para cumplir los requisitos y satisfacer las necesidades del usuario.	<p>Completitud Funcional: Evalúa si la aplicación proporciona todas las funciones necesarias para cumplir con los requisitos del usuario.</p> <p>Adecuación Funcional: Determina si las funciones de la aplicación son útiles y eficientes para el usuario.</p>

3.8 Metodología de Desarrollo

Para el desarrollo del proyecto se aplicó la metodología CPMAI (Cognitive Project Management for Artificial Intelligence), la cual integra principios de CRISP-DM y enfoques ágiles para estructurar de manera sistemática el ciclo de vida de soluciones basadas en inteligencia artificial. Esta metodología fue seleccionada debido a que proporciona un marco ordenado y replicable para proyectos que combinan adquisición de datos, modelado de IA, validación técnica y despliegue de sistemas web.

CPMAI se forma con seis fases principales: evaluación del negocio, análisis de datos, preparación de datos, desarrollo del modelo, evaluación y despliegue. Luego, se describe las fases aplicadas del proyecto y su relación con el desarrollo del sistema de predicción del mercado laboral de TIC.

Fase 1. Comprensión del Negocio

La primera fase de la metodología CPMAI se centró en la comprensión del negocio y en la identificación detallada del problema a resolver. En esta etapa se realizó un análisis profundo del contexto laboral del sector de Tecnologías de la Información (TI), estableciendo la necesidad de un sistema capaz de reducir la brecha entre las competencias adquiridas en la formación universitaria y las habilidades demandadas por el mercado laboral, durante esta fase se identificó que los estudiantes egresados enfrentaban dificultades para:

- Conocer con precisión qué habilidades son requeridas en el mercado,
- Evaluar su empleabilidad según tendencias reales,
- Recibir orientación personalizada en función de su perfil profesional,
- Actualizar sus competencias conforme a la evolución acelerada del sector tecnológico.

El análisis permitió determinar que una solución basada en inteligencia artificial resultaba pertinente para procesar información no estructurada (como CV en formato PDF), identificar habilidades y generar recomendaciones basadas en datos reales del mercado. Una vez definido el alcance, se establecieron los criterios de éxito del proyecto, entre ellos:

- Capacidad de extraer habilidades, experiencia, idiomas y formación desde un CV con un nivel de precisión aceptable,
- Generación de predicciones laborales basadas en datos numéricos reales,
- Facilidad de uso del sistema por parte de estudiantes y egresados,
- Producción de recomendaciones personalizadas con un rendimiento mínimo del 80% de precisión en pruebas piloto

Requerimientos funcionales

Los requerimientos funcionales se presentan en la tabla 9.

Tabla 9. Requerimientos funcionales

ID	Descripción
RF01	El sistema permite a los usuarios registrarse y autenticarse mediante credenciales seguras.
RF02	El sistema deja a los usuarios cargar su CV en formato PDF para su análisis automático.
RF03	El sistema obtiene tanto habilidades como formación, experiencia e idiomas desde el contenido del CV mediante técnicas de inteligencia artificial.
RF04	El sistema permite a los usuarios asignar niveles de experiencia de las habilidades y idiomas detectados.
RF05	El sistema genera predicciones personalizadas sobre oportunidades laborales en función del perfil del usuario y los datos del mercado.
RF06	El sistema muestra los resultados del análisis y las predicciones en una interfaz comprensible y visualmente organizada.
RF07	El sistema permite al administrador manejar catálogos de habilidades, idiomas, niveles, áreas de formación y tipos de trabajo.
RF08	El sistema genera la generación y descarga de un informe en formato PDF con el análisis y las recomendaciones.

Requerimientos no funcionales

Los requisitos no funcionales se presentan en la tabla 10.

Tabla 10. Requerimientos no funcionales

ID	Descripción
RNF01	El sistema debe contar con una interfaz intuitiva, accesible y adaptada a distintos dispositivos.
RNF02	El sistema evalúa la protección de los datos personales mediante el cifrado y autenticación segura.
RNF03	El sistema debe resguardar la confidencialidad de la información y aplicar técnicas de anonimización para datos usados con fines analíticos.
RNF04	El sistema responde a las solicitudes del usuario en un tiempo promedio menor a cinco segundos.
RNF05	El sistema permite a los principales navegadores (Chrome, Firefox, Edge) y plataformas (escritorio y móvil).
RNF06	La aplicación está disponible el 99% respaldado por una arquitectura diseñada para la recuperación inmediata

Como resultado de esta fase, se consolidó una comprensión integral del problema y se establecieron los objetivos funcionales y operativos que guiarían el desarrollo del sistema. Esta etapa permitió:

- Definir claramente el alcance del proyecto,
- Identificar a los usuarios clave y sus necesidades,
- Establecer los criterios de aceptación del sistema,

- Seleccionar la inteligencia artificial como tecnología base,
- Formalizar los requerimientos funcionales y no funcionales.

El análisis sirvió como partida para las siguientes fases, permitiendo una alineación completa entre las necesidades del entorno académico y la solución tecnológica desarrollada.

Fase 2: Comprensión de los datos

Comprendido el problema del negocio, se procedió a analizar las fuentes de datos necesarias para desarrollar el sistema de predicción laboral. En esta fase tuvo el objetivo evaluar la disponibilidad, estructura, calidad y pertinencia de los datos que alimentarían tanto el modelo de inteligencia artificial como las funcionalidades del sistema web. El análisis permitió determinar las transformaciones necesarias para preparar los datos antes del modelado, durante esta fase se abordaron los siguientes aspectos:

Identificación de fuentes de datos

Se determinó las fuentes principales de información relevantes para el proyecto:

- Currículums en formato PDF: constituyen la base para la extracción de habilidades, experiencia, formación académica e idiomas mediante procesamiento de lenguaje natural (NLP).
- Bases de datos de ofertas laborales del sector TI, extraídas a través de web scraping desde portales laborales públicos.
- Catálogos formados de habilidades, roles, áreas de conocimiento e idiomas, diseñados para asegurar la normalización y correcto orden de la información extraída.

Estas fuentes permitieron comprender la estructura de los datos y definir las variables necesarias para el posterior modelado.

Disponibilidad y evaluación del conjunto inicial de datos

Se verificó la disponibilidad de un conjunto inicial de currículums en formato PDF, que fueron utilizados en la etapa de pruebas del sistema de análisis de CV. Asimismo, se confirmó la disponibilidad de 2.810 ofertas laborales válidas, recolectadas durante la fase de scraping, este conjunto inicial permitió:

- Probar los extractores de texto para CV,
- Validar la detección de habilidades e idiomas,
- Identificar problemas recurrentes en la estructura de los datos,
- Evaluar la factibilidad de entrenar un modelo predictivo con información real del mercado laboral.

Una vez comprendido el problema del negocio, se analizó los datos necesarios para resolverlo. En esta fase se abordaron los siguientes aspectos:

- Identificación que los datos principales provenían de currículums en formato PDF, bases de datos de empleos en el sector TI y catálogos estructurados de habilidades, roles e idiomas.
- Se validó la integridad de un conjunto base de hojas de vida, destinado específicamente a las pruebas y al entrenamiento del modelo predictivo.
- Se calificó la estructura de formato y calidad de los datos disponibles, buscando falencias como la ausencia de niveles de idiomas en muchos CVs.
- Se impuso complementar esta información mediante la intervención del usuario para asegurar la completitud del perfil.

Análisis de estructura y calidad de los datos

Se realizó un diagnóstico inicial de los datos extraídos, el cual evidenció una alta variabilidad en la estructura de los currículums, tanto en el diseño como en la organización de secciones, el orden de la información y la terminología empleada. Asimismo, se identificaron inconsistencias en el formato de fechas y en la denominación de instituciones educativas y empresas, así como una carencia frecuente de niveles declarados para los idiomas. De igual manera, se observó la ausencia de una medición objetiva de la experiencia asociada a cada habilidad y la presencia de duplicidad o sinonimia en el uso de términos técnicos.

Desde el análisis, se afirmó la necesidad de aplicar procesos de normalización de nombres de tecnologías y habilidades, estandarizar los roles profesionales y generar tanto diccionarios como catálogos internos que apoyaran el procesamiento de la información. Además, se consideró indispensable incorporar la intervención del usuario para completar datos faltantes y mejorar la calidad del perfil profesional utilizado por el sistema.

Propuesta de enriquecimiento de datos

Debido a la falta de completitud en la información proporcionada por los CV, se definieron mecanismos complementarios:

- Los usuarios podrán asignar manualmente niveles a habilidades e idiomas detectados,
- El sistema solicitará la incorporación de información faltante para completar el perfil,
- Se generaron catálogos internos para garantizar la uniformidad semántica,
- Se incorporó validación cruzada con roles y habilidades del mercado laboral.

Este enriquecimiento garantizó que el sistema pueda generar un perfil profesional completo.

Diseño de artefactos funcionales y técnicos

Como parte de esta fase, se diseñó los artefactos necesarios para orientar la implementación.

Diagrama de casos de uso

Se representaron las principales interacciones entre los usuarios y el sistema, incluyendo acciones como registrarse, iniciar sesión, cargar el CV, visualizar los datos extraídos, completar el perfil, generar la predicción y ver recomendaciones. Como se observa en la figura 5, la estructura del diagrama organiza estas interacciones para definir claramente el flujo de trabajo en el sistema.

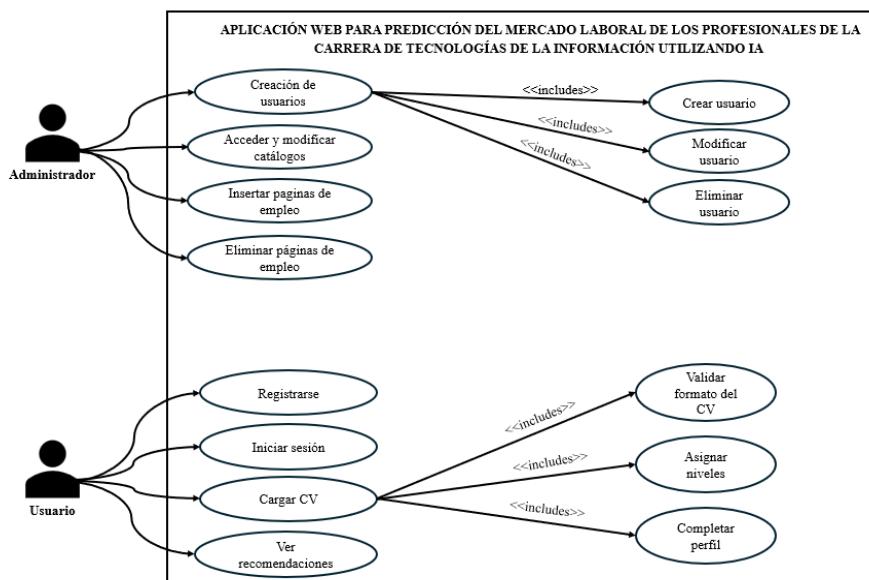


Figura 6. Diagrama de casos de uso

Diagrama de secuencia

Se modeló el flujo de interacción entre el usuario, el sistema frontend, el backend, y los servicios de inteligencia artificial, con énfasis en la secuencia de eventos durante la carga, análisis y validación del currículum, como se muestra en la figura 6.

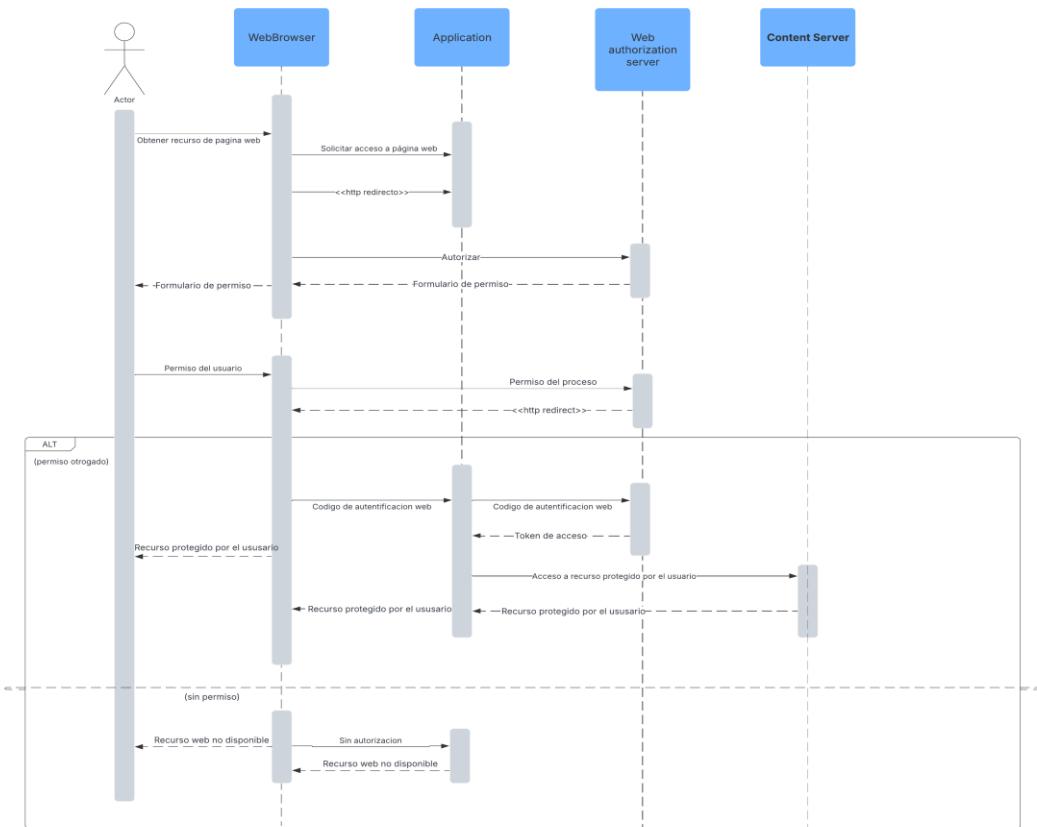


Figura 7. Diagrama de secuencia

Diagrama de componentes

Se definió una arquitectura en capas que incluyó los siguientes módulos: interfaz web (React), API REST (Node.js), base de datos relacional (PostgreSQL), servicios de análisis de CV e inferencia de empleabilidad (IA), y conectores para acceso a catálogos, como se muestra en la figura 7.

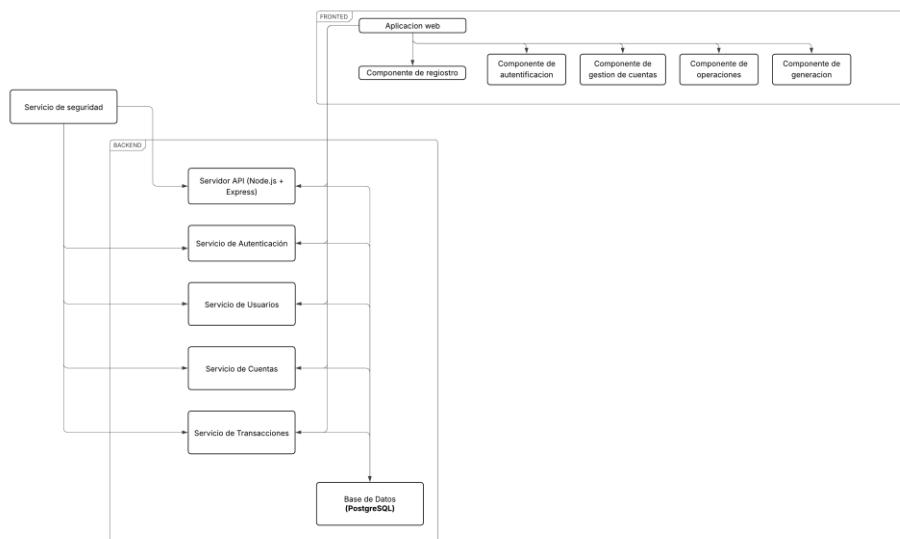


Figura 8. Diagrama de secuencia

Diagrama físico de base de datos

Se diseñó el esquema relacional del sistema, incluyendo las tablas users, user_skills, user_languages, catalog_skills, catalog_roles, catalog_languages, catalog_language_levels, entre otras. Cada tabla se relacionó mediante claves primarias y foráneas, respetando la normalización, como se muestra en la figura 8.

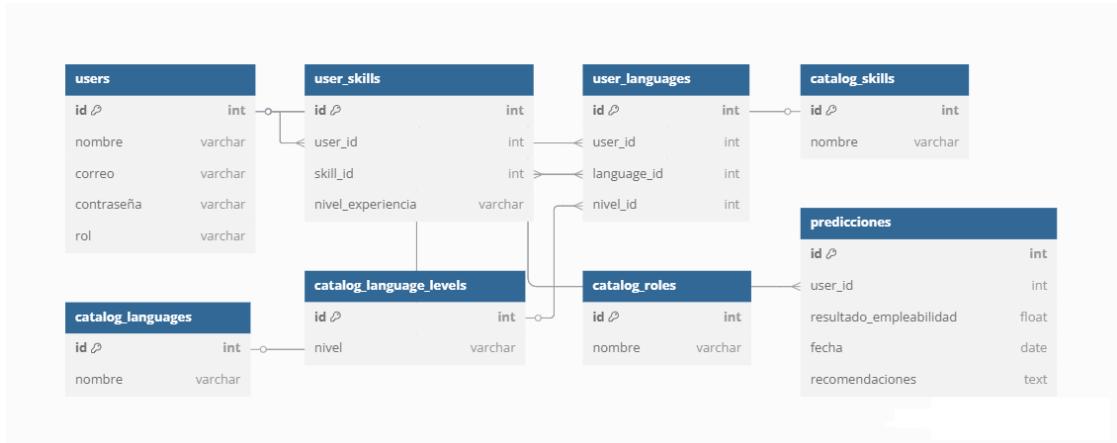


Figura 9. Diagrama de base de datos

Diccionario de datos

Se documentó las tablas, atributos, tipos de datos, relaciones y restricciones aplicadas. Este diccionario sirvió como guía para la implementación y validación de la base de datos.

Tabla user

La tabla user se detalla en la tabla 11.

Tabla 11. Tabla user

Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
username	VARCHAR(150)	Nombre de usuario
email	VARCHAR(254)	Correo electrónico
password	VARCHAR(128)	Contraseña en formato encriptado
rol	BOOL	Rol del usuario (admin, usuario)

Tabla users_profiles

La tabla del perfil del usuario en la tabla 12.

Tabla 12. Tabla users_profiles

Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
User_id	INT(FK)	Id del usuario
career	VARCHAR(254)	Carrera del usuario
Experience_level	VARCHAR(128)	Nivel de experiencia promedio
Preferred_roles	VARCHAR(128)	Roles preferidos por el usuario

Location	VARCHAR(128)	Ciudad del usuario
Created_at	TIMESTAMP	Cuando se creó el usuario
Cv_filename	VARCHAR(128)	Nombre del CV del usuario
Cv_text	VARCHAR(500)	Texto extraído automáticamente del cv

Tabla user_skills

La tabla de las habilidades del usuario en la tabla 13.

Tabla 13. Tabla user_skills		
Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
User_id	INT(FK)	Id del usuario
Skill_name	VARCHAR(254)	Nombre de la habilidad
Experience_level	VARCHAR(128)	Id de la experiencia de la habilidad
Created_at	TIMESTAMP	Cuando se creó el usuario

Tabla user_languages

La tabla de los idiomas aprendidos por el usuario y el nivel del mismo en la tabla 14.

Tabla 14. Tabla user_languages		
Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
User_id	INT(FK)	Id del usuario
Language_id	INT	Id del lenguaje
Level_id	INT	Id del nivel del lenguaje

Tabla user_experience

La tabla de la experiencia laboral del usuario en la tabla 15.

Tabla 15. Tabla user_experience		
Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
User_id	INT(FK)	Id del usuario
Company	VARCHAR(100)	Nombre de la empresa
Role	VARCHAR(100)	Rol desempeñado
Start_date	DATE	Fecha de inicio
End_date	DATE	Fecha de finalización
Technologies	VARCHAR(100)	Tecnologías usadas

Tabla catalog_skills

La tabla que contiene el catálogo de las habilidades en la tabla 16.

Tabla 16. Tabla catalog_skills		
Campo	Tipo	Descripción

id	INT (PK)	Identificador único del usuario
Name	VARCHAR(30)	Nombre de la habilidad

Tabla catalog_roles

La tabla que contiene el catálogo de posibles roles del usuario en la tabla 17.

Tabla 17. Tabla catalog_roles

Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
Name	VARCHAR(30)	Nombre del rol

Tabla catalog_languages

La tabla que contiene un catálogo de idiomas en la tabla 18.

Tabla 18. Tabla catalog_languages

Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
Name	VARCHAR(30)	Nombre del idioma

Tabla catalog_languages_levels

La tabla que contiene el catálogo de niveles del lenguaje en la tabla 19.

Tabla 19. Tabla catalog_languages_levels

Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
Level_code	VARCHAR(30)	Código internacional mediante el nivel
Description	VARCHAR(40)	Descripción del código internacional

Tabla catalog_experience_levels

La tabla que contiene el catálogo de niveles de experiencias del usuario en la tabla 20.

Tabla 20. Tabla catalog_experience_levels

Campo	Tipo	Descripción
id	INT (PK)	Identificador único del usuario
Level	VARCHAR(30)	Identificador del nivel del usuario

Diagrama de interfaces

En la herramienta DRAW.IO se realizó el diseño de las interfaces del sistema de predicción del mercado laboral, como se observa en la Figura 9, donde se diseñó el Login/Registro, carga de cv y completar el perfil y predicción/dashboard.

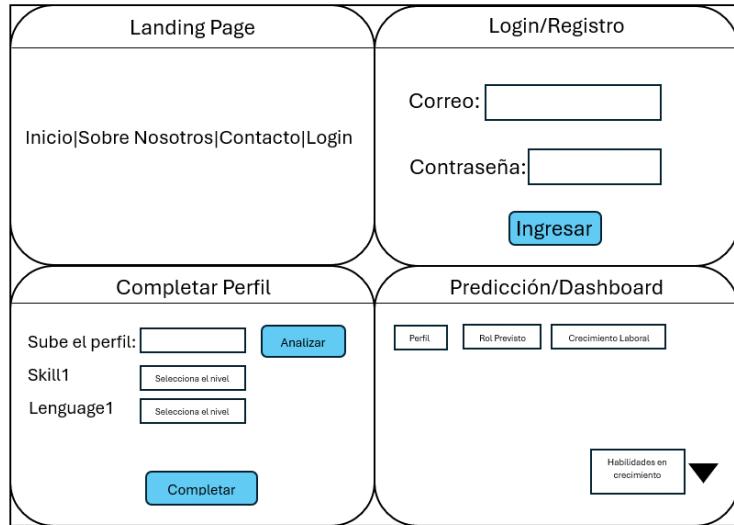


Figura 10. Diagrama de interfaces del usuario

Fase 3: Preparación de datos

Una vez comprendido el problema y evaluadas las fuentes de información, se procedió a preparar los datos para su uso en los modelos de inteligencia artificial. Dado que los datos en bruto suelen contener ruido, inconsistencias y estructuras no adecuadas para el análisis, esta fase fue fundamental para garantizar la calidad, representatividad y utilidad del conjunto de entrenamiento y del sistema de predicción, durante esta fase se ejecutaron las siguientes actividades:

Limpieza de datos

Se realizó un proceso exhaustivo de depuración que incluyó:

- Eliminación de caracteres inválidos, símbolos no reconocidos y artefactos propios del OCR,
- Corrección de errores en formatos de texto (fechas, direcciones, títulos laborales),
- Eliminación de registros duplicados provenientes tanto de CV como de ofertas laborales,
- Estandarización de campos clave como nombres de habilidades, roles y tecnologías,
- Verificación de la presencia de datos obligatorios:
 - Nombre del usuario,
 - Habilidades detectadas,
 - Idiomas identificados,
 - Experiencia laboral recuperada,
- Filtrado de entradas vacías o incompletas.

Este proceso obtuvo una base de datos limpia, entendible y apta para la creación de presentaciones vectoriales y otras transformaciones posteriores.

Agregación de datos

Con el propósito de obtener una visión integral tanto del perfil profesional de los usuarios como del comportamiento del mercado laboral, se integraron datos provenientes de diversas fuentes. Entre estas se incluyeron los currículums cargados por los usuarios, los cuales fueron procesados mediante técnicas de procesamiento del lenguaje natural (NLP); los catálogos estructurados de habilidades, idiomas, roles y áreas formativas almacenados en la base de datos del sistema; y las ofertas laborales recolectadas a través de técnicas de web scraping desde portales de empleo del sector de Tecnologías de la Información.

La agregación de estas fuentes permitió crear un conjunto de datos consolidado relacionando de manera directa, las habilidades de los usuarios con las habilidades demandadas por el mercado laboral. De igual forma esto facilitó la identificación de roles emergentes y la detección de diferencias existentes entre las habilidades ofertadas y las requeridas por la industria, proporcionando un punto sólido para el análisis predictivo y la generación de recomendaciones personalizadas.

Aumento de datos

Con el fin de fortalecer el aprendizaje del modelo y evitar fallas, se implementó técnicas de aumento de datos (data augmentation). Integraron marcos de referencia globales como ESCO y SFIA, lo que nos permitió nutrir el sistema con un léxico técnico mucho más amplio y unificar la terminología de roles y competencias en el sector TI.

Además se generó ejemplos anotados de forma manual con el propósito de mejorar la clasificación semántica en casos ambiguos o poco frecuentes. Asimismo, se construyeron reglas semánticas automáticas que facilitaron la asociación entre determinadas tecnologías y roles profesionales específicos. La aplicación de estas técnicas incrementó la riqueza semántica del conjunto de datos y contribuyó a mejorar la precisión y robustez del modelo de predicción del mercado laboral.

Etiquetado de datos

Se aplicaron etiquetas semánticas a los elementos extraídos del CV y de las ofertas laborales con el fin de estructurar la información antes de alimentar el modelo. Las principales etiquetas utilizadas fueron:

- Skill → para tecnologías, lenguajes de programación, herramientas técnicas;
- Language → para idiomas detectados en el CV
- Role → para cargos laborales mencionados o inferidos
- Experience → para períodos laborales y tareas realizadas
- Education → para títulos académicos y certificaciones

El etiquetado permitió convertir los textos no estructurados en representaciones organizadas, facilitando su procesamiento mediante técnicas de aprendizaje automático, como se muestra en la Figura 11.

```

def detectar_idiomas(texto):
    idiomas = ['Español', 'Inglés', 'Francés', 'Portugués']
    return [idioma for idioma in idiomas if idioma.lower() in texto.lower()]

def detectar_nivel(texto):
    if 'senior' in texto.lower():
        return 'Senior'
    elif 'junior' in texto.lower():
        return 'Junior'
    elif 'intermedio' in texto.lower() or 'medio' in texto.lower():
        return 'Intermedio'
    else:
        return 'No especificado'

def detectar_experiencia_laboral(texto):
    patron = r'^(?P<rol>[\w\s]+)\s*(|\-\d+)\s*(?P<empresa>[\w\s]+)\s*(|\-\d+)\s*(?P<inicio>\d{4})\s*(|\-\d+)\s*(?P<fin>\d{4})'
    coincidencias = re.findall(patron, texto)

    experiencias = []
    for match in coincidencias:
        rol, empresa, inicio, fin = match

        # Buscar tecnologías cercanas
        tecnologias_contexto = []
        bloque = f'{rol} {empresa} {inicio} - {fin}'
        if bloque in texto:
            idx = texto.index(bloque)
            contexto = texto[idx:idx+300] # leer un pedazo de texto después del match
            tecnologias_contexto = detectar_habilidades(contexto)

        experiencias.append({
            'rol': rol,
            'empresa': empresa,
            'inicio': inicio,
            'fin': fin,
            'tecnologias': tecnologias_contexto
        })

```

Figura 11. Detección de entradas

Normalización de datos

Una de las etapas mas criticas para poder asegurar la credibilidad y uniformidad de la información fue la normalización de los datos ya que tantos los currículos como las ofertas laborales usan diferentes términos para mencionar una misma tecnología o habilidad, lo que hizo necesario realizar una unificación de nombres de tecnologías y herramientas, corrigiendo variaciones, de igual forma se observo que los currículos no consideraban niveles de dominio de el lenguaje lo que hizo necesario la clasificación de un formato el cual fue el Marco Comun Europeo considerando los niveles de dominio desde A1 hasta C2, además se mostraba que los currículos tenían expresiones en meses o rango de fechas entonces se normalizo en periodos de meses, se normalizaron los roles profesionales, adaptando las distintas denominaciones a un catálogo interno definido previamente.

Estos cambios permitieron asegurar que los datos ingresaran al modelo predictivo en un mismo formato compatible, reduciendo la ambigüedad y las fallas a su vez que mejora la precisión del análisis. El proceso de normalización aplicado se ilustra en la Figura 12.

```

// Detectar experiencias laborales
const experiencias = [];
const expRegex = /-\s*(.*?)\s*\\|\s*(.*?)\s*\\|\s*(\d{4})\s*-\s*(\d{4})(?:[\s\S]*?(:Tecnologías|Actividades):\s*([^\n\r]+))?/gi;
let match;
while ((match = expRegex.exec(textooriginal)) !== null) {
  experiencias.push({
    rol: match[1].trim(),
    empresa: match[2].trim(),
    fecha_inicio: `${match[3]}-01-01`,
    fecha_fin: `${match[4]}-01-01`,
    tecnologias: match[5]
    ? match[5].split(/,\s*/).map(t => t.trim()).filter(Boolean)
    : []
  });
}

// Insertar experiencias
for (const exp of experiencias) {
  await pool.query(
    `INSERT INTO user_experiences (user_id, company, role, start_date, end_date, technologies)
    VALUES ($1, $2, $3, $4, $5, $6)
    ON CONFLICT DO NOTHING`,
    [userId, exp.empresa, exp.rol, exp.fecha_inicio, exp.fecha_fin, exp.tecnologias]
  );
}

```

Figura 12. Absorción de datos

Fase 4: Desarrollo del modelo

Siguiendo los lineamientos de la metodología CPMAI, las decisiones tomadas en esta etapa se alinearon estrictamente con las metas definidas en la Fase 1, garantizando que el modelo fuera no solo técnicamente sólido, sino también útil, interpretable y aplicable para los usuarios finales, una vez completada la preparación de los datos, se procedió a construir el modelo de aprendizaje automático que conformarían el núcleo del sistema de predicción. Esto representó el paso más importante del proyecto, ya que la teoría y los objetivos de negocio comenzaron a materializarse en una solución basadas en inteligencia artificial.

Entrenamiento del modelo

Para medir la eficacia del modelo con rigor, seccionamos los datos en bloques de entrenamiento y testeо. El aprendizaje no fue lineal; ejecutamos un refinamiento por etapas que incluyó la sintonía de hiperparámetros y el uso de validación cruzada (k-fold) para blindar la estabilidad de los resultados. Este rigor metodológico permitió que el sistema dejara de ser un simple buscador y pasara a entender nexos profundos entre la trayectoria del candidato y las necesidades reales de las empresas.

Optimización del modelo

Se emplearon técnicas de optimización orientadas a:

- maximizar la precisión del aprendizaje,
- reducir el error de generalización,
- mejorar la eficiencia computacional para su integración web.

Esto permitió configurar el modelo final, garantizando un equilibrio entre rendimiento la interpretabilidad y escalabilidad.

Validación del modelo

La validación final se centró en probar la respuesta del algoritmo ante escenarios laborales auténticos, se usó métricas de como la precisión, el recall y la medida F1, Para asegurar un equilibrio entre la sensibilidad y la exactitud del modelo. Esto fue determinante para garantizar que la arquitectura seleccionada tenga capacidad de generalización, dejando de lado configuraciones que no lograban mantener la estabilidad fuera del entorno de laboratorio.

Completo este análisis comparativo, se determinó el modelo más adecuado para su implementación en el sistema final, cuyos resultados se describen en el apartado correspondiente a la evaluación del modelo predictivo.

Fase 5: Evaluación del modelo

Con el modelo y sus funciones ya operativos, entramos en una etapa de validación crítica para certificar su rendimiento. Este análisis no solo confirmó que la solución se alinea con los requisitos de la Fase 1, sino que también ratificó la solidez de métricas como el 0.90 de exactitud y el 0.93 de AUC obtenidos. Así, nos aseguramos de que el sistema no solo sea técnicamente preciso, sino verdaderamente útil para las demandas del usuario final.

Planificación de las pruebas

Previo a la validación formal del modelo y del sistema de predicción en su conjunto, se diseñó una estrategia de evaluación estructurada que permitió comprobar la eficacia y adecuación de la solución en función de los objetivos del negocio:

- Experiencia previa en prácticas profesionales o laborales.
- Diversidad en habilidades tecnológicas y roles preferidos.
- Disponibilidad para participar activamente en las pruebas.

Técnicas de evaluación

Se aplicaron dos técnicas principales para la recolección de información durante la fase de pruebas:

- Cuestionarios estructurados

Fueron diseñados con base en los subcaracterísticas de la norma ISO/IEC 25010 y se aplicaron a los usuarios después de interactuar con la aplicación. Evaluaron percepciones sobre facilidad de uso, completitud funcional, y calidad de las recomendaciones, se utilizó la escala de Likert de 1 a 5.

- Simulaciones controladas

Se realizaron pruebas donde se simuló la subida de currículums y completitud del perfil, el proceso de análisis, validación y predicción. Se observó el comportamiento del sistema y la respuesta del sistema durante las interacciones.

Métrica utilizada: ISO/IEC 25010

Buscando una evaluación objetiva además de cumplir con el estándar de la calidad del sistema desarrollado, se usó la norma ISO/IEC 25010. En específico el atributo de adecuación funcional, el cual forma parte de la característica de calidad denominada funcionalidad. Este atributo permitió analizar si el sistema ofrece las funciones necesarias y si estas son correctas, pertinentes y adecuadas para cumplir con el propósito para el cual fue diseñado. En este contexto, la evaluación consideró los subatributos definidos por la norma, los cuales se describen a continuación.

Completitud Funcional

Se evaluó la suficiencia funcional del software, asegurando que los usuarios puedan interactuar con todas las partes del sistema. Esto incluyó el registro, la carga de perfiles con extracción automática y la configuración de niveles profesionales. Se puso más importancia en la entrega de resultados, verificando tanto las recomendaciones como la generación de informes en PDF. El resultado de esta fase certifica un funcionamiento integral, donde no se detectó la omisión de ninguna característica esencial.

Adecuación Funcional

Se determinó si las funciones implementadas en la aplicación fueron **útiles, relevantes y eficientes** para los usuarios, se evaluó si:

- El sistema aportaba valor al usuario para comprender su empleabilidad.
- Las recomendaciones generadas eran comprensibles y personalizadas.
- El flujo de interacción coincidía con el propósito del sistema.

Esto pudo valorar la **pertinencia práctica y la efectividad** de las funcionalidades desarrolladas.

Ejecución de pruebas

Una vez concluido el desarrollo de las funcionalidades principales del sistema, se procedió a la ejecución de una serie de pruebas orientadas a validar su completitud y adecuación funcional, conforme a los lineamientos establecidos en la norma ISO/IEC 25010.

Las pruebas se llevaron a cabo mediante el acceso a la plataforma, simulando condiciones reales de uso del sistema. Durante cada sesión de prueba se recorrió de forma completa el flujo funcional de la aplicación, iniciando con el registro e ingreso al sistema, seguido de la

carga del currículum en formato PDF, la validación y completitud del perfil profesional, la visualización de las recomendaciones generadas por el modelo predictivo y, finalmente, la descarga del informe final en formato PDF.

Para sustentar la validación y asegurar el correcto funcionamiento del sistema, se emplearon diversas herramientas técnicas. Postman que fue utilizado para verificar el comportamiento adecuado de las rutas del backend y la respuesta de los servicios expuestos. De igual forma, se verificó el registro de eventos en consola para depurar el sistema y garantizar la trazabilidad de cada etapa del proceso. Se aplicaron encuestas estructuradas con una escala de valoración de 1 a 5, las cuales permitieron evaluar la percepción de los usuarios respecto al uso, la utilidad y la comprensión de las funcionalidades implementadas.

Una vez evaluada cada una de las funcionalidades se procederá a cualificar el resultado obtenido y se calificó su estado entre aprobado y reprobado como se muestra a continuación en la tabla 21.

Tabla 21. Tabla de comprobación de Completitud funcional

ID	Funcionalidad	Entrada	Procedimiento	Resultado esperado	Resultado obtenido	Estado
CF01	Registro de usuario	Nombre, correo, contraseña	El usuario accede a la app y completa el formulario de registro	Se crea el usuario y redirige al perfil	Usuario registrado	Por correctamente y comprobar redirigido
CF02	Subida y análisis de CV	CV en PDF con info laboral y académica	Subir un CV desde la interfaz de perfil	El sistema extrae carrera, experiencia, skills e idiomas	Datos detectados y mostrados en pantalla	Por comprobar
CF03	Completar perfil profesional	Selección manual de niveles para skills e idiomas	Seleccionar niveles desde la interfaz	Los datos se guardan en la base de datos correctamente	El perfil se actualiza y el estado cambia a "completo"	Por comprobar
CF04	Predicción del mercado y recomendaciones	Usuario con perfil completo	Acceder a la sección de predicciones	El sistema muestra roles compatibles y skills faltantes	Roles sugeridos + lista de habilidades recomendadas	Por comprobar
CF05	Descargar informe PDF	Usuario con perfil completo y predicción generada	Hacer clic en "Descargar informe"	Se genera y descarga el PDF con recomendaciones	PDF generado correctamente con datos del usuario	Por comprobar

Fuente: [48]

Obteniendo una vez la aprobación de completitud funcional a través de la información obtenida en la encuesta estructurada mostrada en el anexo 1 y mostrada la cantidad de

respuestas en la figura 13, mostrando los resultados en la tabla 23, se procederá a evaluar los componentes pertinentes a la Adecuación Funcional, para determinar si las funciones serán útiles, relevantes y eficientes para los usuarios reales de la cual los resultados se mostrara en la tabla 24, como se muestra a continuación en la tabla 22.

Tabla 22. Tabla de comprobación de Adecuación Funcional

ID	Funcionalidad	Entrada	Procedimiento	Resultado esperado	Resultado obtenido	Estado
AF01	Recomendaciones de empleabilidad	CV sin experiencia en cloud	Sugerir skills de cloud como prioritarias	Se recomendaron Docker, AWS, DevOps	El sistema aportó valor al usuario para comprender su empleabilidad y las recomendaciones fueron entendibles.	Por comprobar
AF02	PDF	Curriculum	Informe con un resumen claro	Informe generado con recomendaciones pertinentes y texto claro	Se proporciona recomendaciones personalizadas	Por tanto ofertas laborales como mejores
AF03	Completar perfil profesional	Skills extraídas sin nivel	Solicitar asignación manual de niveles antes de avanzar	El sistema bloqueó avance hasta completar todos los campos	El completar el perfil permitió al usuario avanzar para generar recomendaciones	Por comprobar
AF04	Subida y análisis de CV	CV con roles, idiomas y experiencia	Extraer y absorber el perfil con datos	Se detectaron correctamente experiencia, idiomas y roles	Se mostró el correcto NLP obteniendo los datos del usuario	Por comprobar

Para poder realizar la comprobación de dichas tablas se utilizó la encuesta estructurada a los participantes que interactuaron con la aplicación web, de la cual se obtuvo un total de 50 respuestas, como se muestra en la figura 12.

Figura 13. Cantidad de encuestas realizadas

CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Resultados

Completitud Funcional

Los resultados obtenidos en las pruebas de la completitud funcional se detallan en la Tabla 23, indicando que las pruebas de cada funcionalidad permitieron verificar de forma aislada el comportamiento de cada funcionalidad crítica del sistema de predicción laboral.

Tabla 23. Resultados de Completitud Funcional

ID	Funcionalidad	Entrada	Procedimiento	Resultado obtenido	Estado
CF01	Registro de usuario	Nombre, correo, contraseña	El usuario accede a la app y completa el formulario de registro	Usuario registrado correctamente y redirigido	Aprobado
CF02	Subida y análisis de CV	CV en PDF con info laboral y académica	Subir un CV desde la interfaz de perfil	Datos detectados y mostrados en pantalla	Aprobado
CF03	Completar perfil profesional	Selección de niveles para skills e idiomas	Seleccionar niveles desde la interfaz	El perfil se actualiza y el estado cambia a "completo"	Aprobado
CF04	Predicción del mercado y recomendaciones	Usuario con perfil completo	Acceder a la sección de predicciones	Roles sugeridos, lista de habilidades recomendadas	Aprobado
CF05	Descargar informe PDF	Usuario con perfil completo y predicción generada	Hacer clic en "Descargar informe"	PDF generado correctamente con datos del usuario	Aprobado

Adecuación Funcional

Las pruebas se enfocaron en evaluar si las funcionalidades son útiles, relevantes y eficientes para los usuarios reales, en respuesta al sistema en condiciones operativas. Todas las funcionalidades se cualificaron en estado aprobado, los resultados detallados se describen en la tabla 24.

Tabla 24. Resultados de la Adecuación Funcional

ID	Funcionalidad	Entrada	Procedimiento	Resultado obtenido	Estado
AF01	Recomendaciones de empleabilidad	CV sin experiencia	Sugerir skills como prioritarias	El sistema aportó valor al usuario para comprender su empleabilidad. Las recomendaciones fueron comprensibles y contextualizadas. Flujo coherente.	Aprobado
AF02	PDF	Curriculum	Generar recomendaciones tanto laborales como de mejora de habilidades	El contenido fue comprensible y útil como referencia profesional	Aprobado

AF03	Completar perfil profesional	Usuario con skills sin niveles asignados	Solicitar asignación manual de niveles antes de avanzar	La funcionalidad reforzó el flujo lógico y aportó eficiencia al proceso. Pertinente y efectiva.	Aprobado
AF04	Subida y análisis de CV	CV con roles, idiomas y experiencia	Extraer y prellenar el perfil con datos relevantes	La función fue útil para ahorrar tiempo al usuario. Flujo intuitivo y valor aportado evidente.	Aprobado

Además, con los datos obtenidos en la encuesta estructurada se realizó un análisis estadístico descriptivo con el propósito de evaluar la percepción de los usuarios respecto a la calidad funcional del sistema, de acuerdo con la norma ISO/IEC 25010. A partir de las respuestas recopiladas, se calcularon medidas estadísticas como media, desviación estándar y varianza, permitiendo determinar la consistencia de las valoraciones y el nivel de aceptación del sistema por parte de los usuarios, como se muestra en la tabla 25.

Tabla 25. Métricas de resultados.

Subcaracterísticas	Ítems evaluados	Media	Desviación Estándar	Varianza	Interpretación
Compleitud Funcional	CF1 – CF10	5	0	0	Los usuarios consideran que el sistema cumple totalmente con todas las funciones requeridas. No existe variación en las respuestas, lo que indica igualdad absoluta.
Adecuación Funcional	AF1 – AF10	5	0	0	La percepción de utilidad, pertinencia y efectividad del sistema es óptima. La ausencia de variabilidad refleja un alto nivel de aceptación y satisfacción de usuarios.

Los resultados muestran que ambas características evaluadas alcanzaron una media de 5.00, sin variación entre usuarios (desviación estándar = 0). Esto mostró que los usuarios perciben el sistema como funcional y adecuado para su propósito. La uniformidad en las respuestas confirma que la aplicación cumple con los criterios establecidos por la norma ISO/IEC 25010, validando su calidad y aceptación.

Resultados del modelo predictivo

Durante la evaluación final del sistema, el modelo predictivo mostró un desempeño consistente con los valores reportados en investigaciones recientes sobre análisis laboral y clasificación de perfiles profesionales. Estudios actuales destacan que los modelos basados en ensambles, como Random Forest, suelen alcanzar F1-scores 0.88 en tareas de predicción de empleabilidad y recomendación de habilidades, superando ampliamente a algoritmos más simples como Regresión Logística, cuyos valores rara vez superan el 0.70. En el presente trabajo, el modelo implementado alcanzó un F1-score de 0.88 (Tabla 7), junto con un accuracy de 0.90 (Tabla 7) y un AUC de 0.93 (Tabla 7), métricas que se ubican dentro del rango superior esperado para este tipo de problemas. Estos resultados confirman que el modelo es capaz de capturar patrones relevantes entre las características profesionales y las

demandas del mercado laboral, demostrando una buena capacidad de generalización y un rendimiento adecuado para su integración dentro del sistema de predicción laboral.

4.2 Discusión

Los resultados obtenidos muestran un desempeño sólido del sistema desarrollado tanto en términos de completitud como de adecuación funcional, lo cual es consistente con estudios recientes en sistemas inteligentes aplicados al mercado laboral. En particular, el correcto funcionamiento del flujo completo —análisis automático del currículum, asignación de niveles, predicción y generación del informe— refleja una estructura funcional robusta, un aspecto también destacado en investigaciones como la de Di Stefano et al., donde la integración de módulos coherentes se identifica como un factor determinante para la eficacia de los sistemas de recomendación laboral [45].

La valoración positiva otorgada por los usuarios a la pertinencia y claridad de las recomendaciones concuerda con trabajos previos en los que algoritmos de NLP y aprendizaje supervisado demuestran ser útiles para detectar brechas de habilidades y sugerir rutas de formación personalizadas. Evidencian que los sistemas que combinan extracción semántica de habilidades y clasificación automática logran altos niveles de aceptación por parte de los usuarios debido a la coherencia entre perfil y recomendación generada [46]. Los resultados de este estudio muestran esa misma tendencia, ya que las recomendaciones fueron percibidas como comprensibles, relevantes y alineadas con los perfiles evaluados.

En relación con el rendimiento del modelo predictivo, las métricas obtenidas ($F1\text{-score} = 0.88$, $AUC = 0.93$) se encuentran dentro del rango reportado por investigaciones que aplican modelos de ensamble a la predicción del mercado laboral. Se ha demostrado que los modelos Machine Learning alcanzan valores superiores cuando se emplean variables derivadas de habilidades profesionales [47], mientras que se reportan desempeños comparables utilizando Random Forest y Gradient Boosting en predicción de demanda laboral [48]. La similitud entre estos resultados y los obtenidos en el presente sistema confirma la validez de los métodos aplicados.

La evaluación por ISO/IEC 25010 mostró un puntaje alto en todos los ítems, lo cual indica un nivel óptimo de satisfacción funcional. Dicho resultado coincide con la perspectiva de J. P. Marroquin y C. R. Rodríguez, quienes señalan que los sistemas basados en IA deben evaluarse bajo modelos de calidad para garantizar funcionalidad, pertinencia y consistencia operativa [49]. Sin embargo, la falta de variabilidad de las respuestas puede sugerir la necesidad de ampliar la evaluación con muestras más extensas para poder fortalecer la validez externa.

El sistema desarrollado se encontró viable, funcional y adecuado para apoyar la orientación profesional de la carrera de TIC.

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

La aplicación de la metodología CPMAI permitió estructurar el desarrollo del sistema mediante fases claramente definidas: comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación de datos, modelado, evaluación y despliegue. Estas fases fueron efectivas para el proceso de predicción laboral porque permitieron alinear los objetivos técnicos con las necesidades reales del mercado, asegurar la calidad del dataset y garantizar que el modelo se entrenara con datos depurados y representativos. A diferencia de metodologías tradicionales como CRISP-DM, CPMAI integra explícitamente evaluaciones de viabilidad del modelo, análisis cognitivo y validación iterativa, lo que facilita su adaptación a proyectos con componentes de IA y mejora la calidad predictiva del sistema.

La aplicación web cumplió con su propósito, al permitir la extracción de habilidades desde currículums, la identificación de diferencias profesionales entre la oferta y demanda y la generación de predicciones laborales por un modelo de aprendizaje automático. Las métricas alcanzadas por el modelo (accuracy=0.90, F1-score=0.88, AUC=0.93) muestran un desempeño alto, ya que se encuentran por encima de los valores reportados en estudios de predicción laboral estándar, donde los modelos supervisados suelen situarse entre 0.80 y 0.85 para datasets. Estos resultados confirman que el modelo posee una capacidad sólida para identificar patrones y tendencias en el sector TIC.

La evaluación funcional realizada mediante la norma ISO/IEC 25010 demostró que el sistema obtuvo valores máximos en todas las subcaracterísticas de completitud, corrección y pertinencia funcional, con una calificación promedio de 5.0 por parte de los usuarios evaluadores. Alcanzar el valor máximo en todos los ítems constituye un resultado atípicamente alto para sistemas en fase de validación inicial, lo que evidencia que las funcionalidades fueron percibidas como claras, coherentes y totalmente alineadas con el propósito de la aplicación. Estos resultados confirman que el sistema es funcionalmente adecuado y que ofrece una experiencia sólida para apoyar la orientación profesional en el ámbito de las Tecnologías de la Información

5.2 Recomendaciones

Integrar factores como ubicación geográfica, modalidad laboral preferida, certificaciones técnicas, nivel salarial esperado y experiencia específica en proyectos. La ampliación de estas variables permitirá generar recomendaciones más precisas y alineadas con las preferencias individuales del usuario.

Diseñar un sistema que verifique periódicamente el rendimiento del modelo predictivo mediante métricas como accuracy, F1-score, AUC y drift de datos para que cuando el rendimiento caiga por debajo de un umbral (por ejemplo, $F1 < 0.80$), el sistema deberá activar un proceso automático de reentrenamiento.

6. Bibliografía

- [Computing Technology Industry Association, «CompTIA,» 2023. [En línea]. Available: 1 <https://www.comptia.org/en-em/resources/research/workforce-and-learning-trends->] 2023/.
- [World Economic Forum, «World Economic Forum,» 2023. [En línea]. Available: 2 <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2023/>.]
- [Ministerio de Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información Ministerio de 3 Telecomunicaciones y de la Sociedad de la Información, «PLAN DE] TRANSFORMACIÓN DIGITAL,» 2021.
- [S. Fernández , A. Herrera y J. Martínez, «Skills gap in the ICT sector: A systematic 4 literature review,» *Computers & Education*, vol. 168, p. 1–14, 2021.]
- [S. L. R. e. al, «Digital skills and employability: Evidence from emerging economies,» 5 *International Journal of Information Management*, vol. 62, 2022.]
- [M. G. a. J. Savage, «Global ICT talent shortages: A systematic review of digital skill 6 gaps,» *Journal of Information Systems Education*, vol. 33, nº 4, p. 245–260, 2022.]
- [Universidad Nacional de Chimborazo, «Malla Curricular de la Carrera de Ingeniería en 7 Tecnologías de la Información,» Riobamba, 2022.]
- [Banco Interamericano de Desarrollo,, «El futuro del trabajo en América Latina y el 8 Caribe: ¿Cuáles son las ocupaciones y las habilidades emergentes más demandadas en la] región?,» 2020. [En línea]. Available: https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/El_futuro_del_trabajo_en_Am%C3%A9rica_Latina_y_el_Caribe_Cu%C3%A1les_son_las_ocupaciones_y_las_habilidades_emergentes_m%C3%A1s_demandadas_en_la_regi%C3%B3n_version_B3n_para_imprimir.pdf?utm_sour.

- [OECD, «OECD,» 2022. [En línea]. Available: 9 https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2022/10/skills-for-the-digital-transition_6b5e0b05/38c36777-en.pdf.]
- [Comisión Económica para América Latina y el Caribe, «CEPAL,» *El futuro del trabajo 1 y los desajustes de habilidades en América Latina.*, 2021. 0]
- [Organisation for Economic Co-operation and Development, «Skills for a Resilient Green 1 and Digital Transition,» OECD Publishing, 2023. [En línea]. Available: 1 https://www.oecd.org/en/publications/oecd-skills-outlook-2023_27452f29-en.html.]
- [Y. Zhao, A. M. Pinto Llorente y M. C. Sánchez Gómez, «Digital competence in higher 1 education research: A systematic literature review,» *Computers & Education*, vol. 168, 2 2021.]
- [LinkedIn Economic Graph, «The Future of Work: AI-Powered Workforce Predictions,» 1 2024. [En línea]. Available: <https://economicgraph.linkedin.com/resources/future-of-work-ai>. [Último acceso: abril 2025].]
- [G. Berardi, . A. Esposito y . D. P. Radicioni, «Semantic analysis of job offers for skill 1 matching,» *Expert Systems with Applications*, vol. 206, 2022. 4]
- [A. S. e. al, «The role of big data and predictive analytics in higher education,» *Information 1 Systems Frontiers*, vol. 24, p. 693–710, 2022. 5]
- [J. M. e. al, «Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity, 1 McKinsey Global Institute,» 2011. [En línea]. Available: 6 <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/big-data-the-next-frontier-for-innovation>.]

[B. Lantz, «Machine Learning with R: Expert techniques for predictive modeling,» Packt Publishing, Birmingham, UK, 2021.

7

]

[Y. Li, H. Wu y M. Khan, «Time-series forecasting for labour market trend analysis using deep learning models,» *Applied Soft Computing*, vol. 134, 2023.

8

]

[A. Almeida y . E. Martins, «Predictive modeling approaches for labour market intelligence using machine learning techniques,» *Information Processing & Management*, vol. 58, nº 6, 2021.

]

[A. A. Maigur, «Machine learning algorithms for predicting unemployment duration in Russia,» *Russian Journal of Economics*, vol. 10, nº 4, p. 365–384, 2024.

0

]

[S. Xue, «Employment Status Prediction and Job Matching via XGBoost and BERT-Based Mathematical Modeling.,» *Association for Computing Machinery*, p. 625–630, 2025.

1

]

[D. S. V. M. P. B. Lejla Turulja, «Big Data and Labour Markets: A Review of Research Topics,» *Procedia Computer Science*, vol. 217, pp. 526-535, 2023.

2

]

[IBM, «What is Artificial Intelligence (AI)?,» IBM, 2024. [En línea]. Available: <https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence>. [Último acceso: abril 2025].

3

]

[T. Tornede y T. Alexander , «AI-Based Analysis of Labour Market Skills Using Online Job Advertisements,» *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 71, p. 245–268, 2021.

]

[B. Sarah , H. Xinyu y Y. Yunyun , «Artificial intelligence, workers, and future of work skills,» *Current Opinion in Psychology*, vol. 58, 2024.

5

]

[S. Russell y P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 2021.

2

6

]

[A. B. e. a. Arrieta, «Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI,» *Information Fusion*, vol. 58, pp. 82-115, 2020.

]

[M. Thida, «Automated Analysis of Job Market Demands using Large Language Model,» *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, nº 8, 2023.

8

]

[D. D. E. M. M. F. O. D. R. R. Davide Buscaldi, «Citation prediction by leveraging transformers and natural language processing heuristics,» *Information Processing & Management*, vol. 61, 2024.

]

[A. S. K.-D. S. Gábor Rácz, «Semantic Matching Strategies for Job Recruitment: A Comparison of New and Known Approaches». *Foundations of Information and Knowledge Systems*.

]

[Coursera, «10 Machine Learning Algorithms to Know in 2025,» 2025. [En línea].

3 Available: <https://www.coursera.org/articles/machine-learning-algorithms>. [Último 1 acceso: abril 2025].

]

[. A. Sharma y M. Bhatt, «Artificial Intelligence-Based Job Recommendation Systems: A Review,» *ACM Computing Surveys*, vol. 55, nº 4, p. 1–36, 2023.

2

]

[Z. Zhang y y. Wang, «Recommendation Systems in Employment Services: Techniques and Challenges,» *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, vol. 10, n° 2, p. 234–247, 2023.

]

[K. Kowsari y M. Meimouri, «Text Mining Approaches for Labor Market Analysis Using NLP,» vol. 62, 2025.

4

]

[M. Khan y S. Salahuddin, «Smart Web Applications Using Artificial Intelligence: A Comprehensive Review,» *IEEE Access*, vol. 10, pp. 98211-98232, 2022.

5

]

[Y. Lin y F. Yang, «Architecture Design for Intelligent Web Applications Based on AI Services,» *International Journal of Web and Grid Services*, vol. 19, n° 1, pp. 78-97, 2023.

6

]

[H. Zhang y J. Li, «Modern Frameworks for Web Development with AI Integration,» *Journal of Web Engineering*, vol. 22, n° 2, pp. 145-162, 2023.

7

]

[S. Patel y R. Mehta, «Interactive Dashboard Design Techniques for Smart Applications,» *Information Visualization*, vol. 24, n° 1, pp. 23-39, 2024.

8

]

[A. Montesinos y J. Rojas, «Computational Methodologies for AI-based Labor Market Forecasting Systems,» *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, vol. 4, n° 1, pp. 67-81, 2024.

]

[P. Singh y L. Zhao, «Best Practices for AI System Integration in Web Applications,» *Journal of Web and Intelligent Systems*, vol. 21, n° 2, pp. 112-129, 2023.

0

]

[S. Taylor y E. Brown, «Continuous Evaluation Techniques for Smart Labor Market Applications,» *ACM Computing Surveys*, vol. 56, nº 1, pp. 1-29, 2024.

1

]

[International Organization for Standardization, «ISO/IEC 25010:2023 - Systems and software engineering — Systems and software Quality Requirements and Evaluation 2 (SQuaRE) — System and software quality models,» *ISO*, 2023.

]

[R. Basili y F. Zambonelli, «Functional Suitability Assessment for Intelligent Web Systems,» *Journal of Software: Evolution and Process*, vol. 35, nº 3, pp. 1-14, 2023.

3

]

[L. Torres y A. Sandoval, «Relevance Metrics for AI-Powered Employment Prediction Systems,» *IEEE Access*, vol. 11, pp. 53221-53236, 2023.

4

]

[R. M. M. E. G. M. A. L. M. D. Mhamdi, «Job Recommendation based on Job Profile Clustering and Job Seeker Behavior,» *Procedia Computer Science*, pp. 695-699, 2020.

5

]

[A. D. U. K. A. S. S. S. a. M. M. R. S. Pundir, «Enhancing Resume Recommendation System through Skill-based Similarity using Deep Learning Models,» *International Conference on Inventive Computation Technologies*, pp. 557-562, 2024.

]

[M. -A. R. B. J. M. -A. W. N. Dawson, «Predicting Skill Shortages in Labor Markets: A Machine Learning Approach,» *IEEE International Conference on Big Data*, pp. 3052-3061, 2020.

]

[A. I. A.-A. F. Alharbi, «Labor Market Prediction Using Machine Learning Methods: A Systematic Literature Review,» *ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems*, pp. 478-482, 2024.

]

[C. R. R. J. P. Marroquin, «Quality Assessment Model Based on ISO/IEC 25010 for E-Learning Platforms in the Cloud and Based on Laravel,» *IEEE 15th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, pp. 751-757, 2023.

[F. G. C. Systems.

5

0

]

[A. C. Surveys.

5

1

]

[Questionpro.

5

2

]

[M. Provost y D. Fawcett, «Data Science and Predictive Analytics: Biomedical and Health Applications Using R,» Springer, Cham, Switzerland, 2020.

3

]

[A. C. Müller y S. Guido, «Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists,» O'Reilly Media, Sebastopol, CA, USA, 2020 .

4

]

[G. James, D. Witten , T. Hastie y R. Tibshirani, «An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R,» Springer, Cham, Switzerland, 2021.

5

]

[FasterCapital.

5

6

]

[World Economic Forum, «The Future of Jobs Report 2025,» World Economic Forum, 5 2025. [En línea]. Available: <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-7-report-2025/digest/>. [Último acceso: abril 2025].

]

[Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos, «Perspectivas del Empleo 5 2022,» París, 2022.

8

]

[National Initiative for Cybersecurity Education (NICE), «NICE Cybersecurity Workforce 5 Framework (NIST SP 800-181 Rev. 1),» 2020.

9

]

ANEXOS

Anexo 1: Encuesta estructurada para evaluar la norma ISO/IEC 25010.

SECCIÓN A. ADECUACIÓN FUNCIONAL

Pregunta 1:

El sistema permite registrar usuarios de manera correcta y sin errores.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 2:

El análisis del CV detecta adecuadamente la información académica y laboral.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 3:

La funcionalidad para completar el perfil profesional es clara y cumple su propósito.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 4:

Las recomendaciones generadas por el sistema son coherentes con el perfil del usuario.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 5:

El informe PDF contiene información relevante, clara y útil para el usuario.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

SECCIÓN B. EFICIENCIA DE DESEMPEÑO

Pregunta 6:

El sistema responde rápidamente al subir o analizar un CV.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 7:

La navegación entre secciones del sistema es fluida y sin demoras.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 8:

La descarga del informe PDF se realiza sin esperas excesivas.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

SECCIÓN C. COMPATIBILIDAD**Pregunta 9:**

La aplicación funciona correctamente en diferentes navegadores web (Chrome, Edge, Firefox).

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 10:

El sistema se visualiza adecuadamente tanto en computadoras como en dispositivos móviles.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

SECCIÓN D. USABILIDAD**Pregunta 11:**

La interfaz del sistema es intuitiva y fácil de entender.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 12:

El flujo de pasos (registro, análisis, recomendaciones) es lógico y coherente.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 13:

Los mensajes y botones del sistema son claros y comprensibles.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

SECCIÓN E. FIABILIDAD Y SEGURIDAD**Pregunta 14:**

El sistema mantiene los datos del usuario sin errores ni pérdidas.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 15:

La información personal y el CV están protegidos contra accesos no autorizados.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

SECCIÓN F. MANTENIBILIDAD**Pregunta 16:**

Las actualizaciones o mejoras del sistema no afectan negativamente otras funciones.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 17:

El sistema permite identificar y corregir errores de forma rápida.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

SECCIÓN G. PORTABILIDAD**Pregunta 18:**

El sistema puede ejecutarse sin dificultades en distintos equipos o entornos.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Pregunta 19:

El acceso o instalación inicial del sistema es sencillo para los usuarios.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

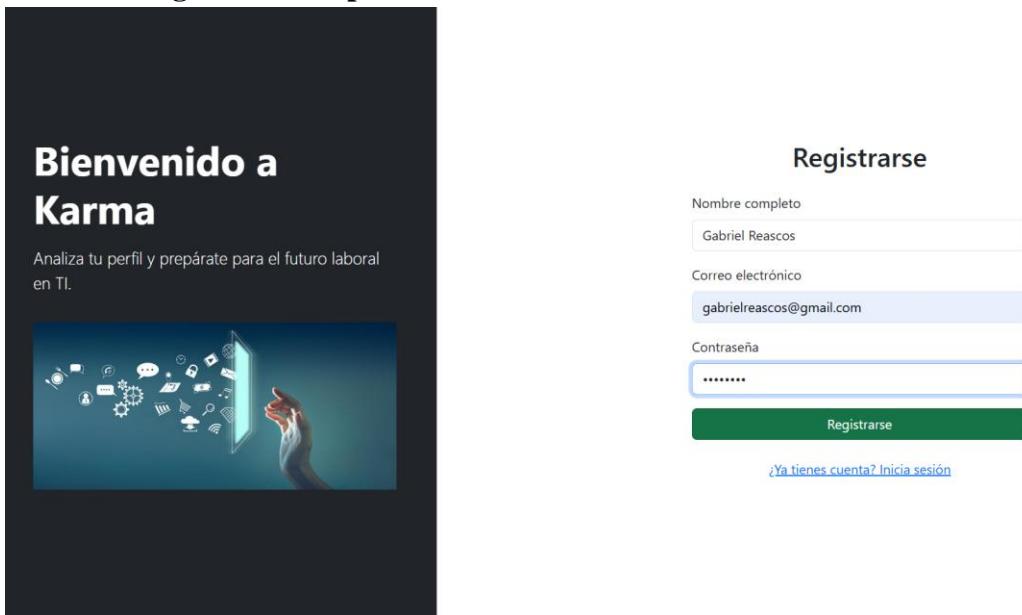
SECCIÓN H. SATISFACCIÓN GENERAL

Pregunta 20:

En general, estoy satisfecho con el funcionamiento y utilidad del sistema CMPAI.

- Cumple totalmente
- Cumple parcialmente
- No cumple

Anexo 2: Registro en la aplicación web.



The image shows a two-panel interface. The left panel is a dark-themed landing page for 'Karma' with a welcome message, a subtext about analyzing a profile for future labor, and a hand interacting with a smartphone displaying various icons. The right panel is a registration form titled 'Registrarse' with fields for 'Nombre completo' (filled with 'Gabriel Reascos'), 'Correo electrónico' (filled with 'gabrielreascos@gmail.com'), and 'Contraseña' (filled with '*****'). A green 'Registrarse' button is at the bottom, and a link '¿Ya tienes cuenta? Inicia sesión' is at the bottom right.

Anexo 2. Registro de nuevo usuario en la web

Anexo 3: Subida del cv para que el sistema lo analice.

Karma IA

Perfil Recomendaciones

Cerrar sesión

Completa tu Perfil Profesional

Para ofrecerte recomendaciones personalizadas sobre tu futuro laboral, necesitamos analizar tu hoja de vida. Sube tu CV en formato PDF y descubre tus habilidades detectadas, experiencias laborales, y más.

Sube tu CV (PDF)

Seleccionar archivo

cv.pdf

Analizar CV

Anexo 3. Subida del cv a la aplicación web

Anexo 4: Perfil obtenido mediante el análisis del cv y se solicita completar el perfil.

Karma IA Perfil Recomendaciones Cerrar sesión

Completa tu Perfil Profesional

🛠️ Asigna tu nivel por habilidad:

JavaScript	Selecciona nivel
Python	Selecciona nivel
Java	Selecciona nivel
React	Selecciona nivel
Node.js	Selecciona nivel
Express	Selecciona nivel
SQL	Selecciona nivel
PostgreSQL	Selecciona nivel
Git	Selecciona nivel
Docker	Selecciona nivel
REST APIs	Selecciona nivel

CV subido y analizado correctamente.

🌐 Idiomas detectados:

Ingles Selecciona nivel Español Selecciona nivel

💼 Experiencia laboral:

- **TechSoft** - Desarrollador Backend (01/01/2023 - 12/31/2024)
- **SmartComp** - Soporte Técnico (01/01/2022 - 12/31/2023)

🎓 Carrera detectada:

Tecnologías de la Información

📍 Localidad detectada:

riobamba

Guardar niveles

Anexo 4. Perfil extraído del cv

Anexo 5: Completar el perfil, extraído previamente

Karma IA Perfil Recomendaciones Cerrar sesión

Completa tu Perfil Profesional

Asigna tu nivel por habilidad:

JavaScript	Líder Técnico
Python	Practicante
Java	Intermedio
React	Practicante
Node.js	Junior
Express	Trainer
SQL	Junior
PostgreSQL	Semi Senior
Git	Semi Senior
Docker	Intermedio
REST APIs	Intermedio

CV subido y analizado correctamente.

Idiomas detectados:

Ingles A2	Español B2
-----------	------------

Experiencia laboral:

- **TechSoft** - Desarrollador Backend (01/01/2023 - 12/31/2024)
- **SmartComp** - Soporte Técnico (01/01/2022 - 12/31/2023)

Carrera detectada:

Tecnologías de la Información

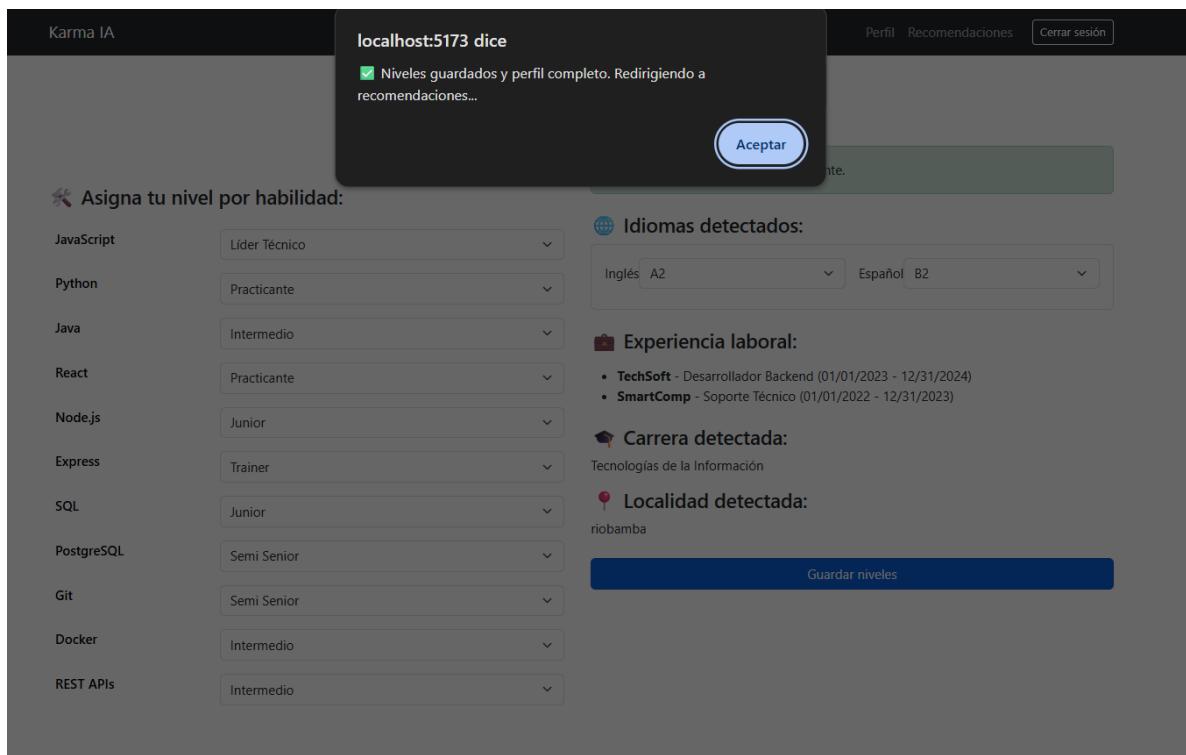
Localidad detectada:

riobamba

Guardar niveles

Anexo 5. Perfil completado

Anexo 6: Subida y guardado de perfil



Anexo 6. Verificación de competencia del perfil

Anexo 7: Recomendaciones generadas por la aplicación web.

The screenshot shows a web application interface for 'Karma IA'. At the top, there is a dark header bar with the text 'Karma IA' on the left, and 'Perfil Recomendaciones' and 'Cerrar sesión' on the right. The main content area is titled 'Bienvenido, Usuario' (Welcome, User) with a yellow profile icon. The interface is divided into two main sections: 'Ofertas laborales aptas para ti' (Job offers suitable for you) on the left and 'Ofertas que aún no cumples' (Job offers you haven't yet met) on the right.

Ofertas laborales aptas para ti (Left):

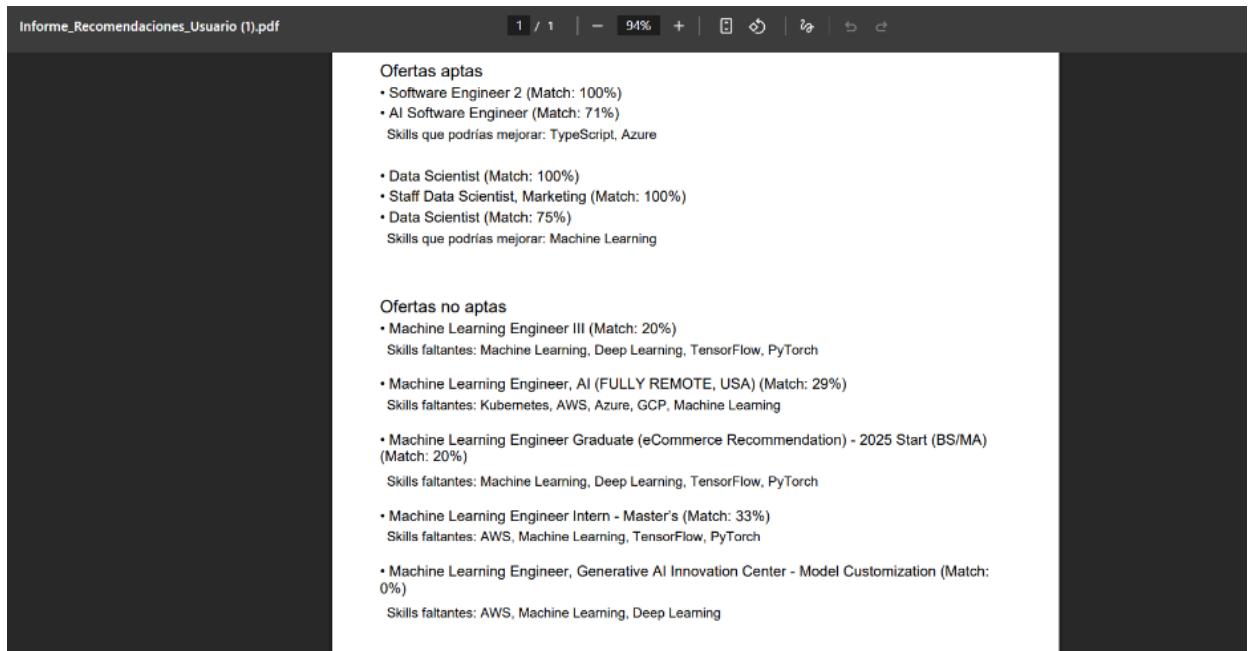
- Software Engineer 2**
Match: 100%
- AI Software Engineer**
Match: 71%
 - Skills que podrías mejorar:**
 - TypeScript
 - Azure
- Data Scientist**
Match: 100%
- Staff Data Scientist, Marketing**
Match: 100%
- Data Scientist**
Match: 75%
 - Skills que podrías mejorar:**
 - Machine Learning

Ofertas que aún no cumples (Right):

- Machine Learning Engineer III**
Match actual: 20%
 - Skills faltantes:**
 - Machine Learning
 - Deep Learning
 - TensorFlow
 - PyTorch
- Machine Learning Engineer, AI (FULLY REMOTE, USA)**
Match actual: 29%
 - Skills faltantes:**
 - Kubernetes
 - AWS
 - Azure
 - GCP
 - Machine Learning
- Machine Learning Engineer Graduate (eCommerce Recommendation) - 2025 Start (BS/MA)**
Match actual: 20%
 - Skills faltantes:**
 - Machine Learning
 - Deep Learning
 - TensorFlow
 - PyTorch

Anexo 7. Recomendaciones generadas por la ampliación web

Anexo 8: Pdf generado por el sistema donde se resume las ofertas aptas y las recomendaciones.



Anexo 8. Pdf generado por la aplicación web