



**Aplicación web recomendante de cargos en un departamento de TI, basada en
el perfil de personalidad**

Betancourt Pazmiño, Rayner José y Cerón Ñauñay, Jean Pierre

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Sistemas e Informática

Trabajo de titulación, previo a la obtención del título de Ingeniero en Sistemas e
Informática

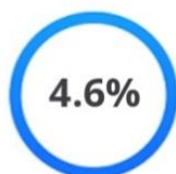
PhD. Merchán Rodríguez, Vicente Rolando

19 de enero de 2022



BETANCOURT - CERON - TESIS_BETANCOURT_CERÓN -FINAL...

Scanned on: 17:58 January 17, 2022 UTC



Overall Similarity Score



Results Found



Total Words in Text

Identical Words	467
Words with Minor Changes	130
Paraphrased Words	414
Ommited Words	2368



Firmado electrónicamente por:
VICENTE ROLANDO
MERCHAN RODRIGUEZ



**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA**

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, “**Aplicación web recomendante de cargos en un departamento de TI, basada en el perfil de personalidad**” fue realizado por los señores **Betancourt Pazmiño, Rayner José y Cerón Ñauñay, Jean Pierre** el cual ha sido revisado y analizado en su totalidad por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 19 de enero 2022

Firma:



Firmado electrónicamente por:
**VICENTE ROLANDO
MERCHAN RODRIGUEZ**

.....
Merchán Rodríguez, Vicente Rolando

C. C.: 1708003924



**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA**

RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Nosotros, **Betancourt Pazmiño, Rayner José** con cédula de ciudadanía n° **0803725712** y **Cerón Ñauñay, Jean Pierre** con cédula de ciudadanía n° **1724266083**, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: **Aplicación web recomendante de cargos en un departamento de TI, basada en el perfil de personalidad** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 19 de enero 2022

Firma

.....

Betancourt Pazmiño, Rayner José

C.C.: 0803725712

Firma

.....

Cerón Ñauñay, Jean Pierre

C.C.: 1724266083



**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA**

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN

Nosotros, **Betancourt Pazmiño, Rayner José** con cédula de ciudadanía n° **0803725712** y **Cerón Nauñay, Jean Pierre** con cédula de ciudadanía n° **1724266083**, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: **Aplicación web recomendante de cargos en un departamento de TI, basada en el perfil de personalidad** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Sangolquí, 19 de enero 2022

Firma

.....

Betancourt Pazmiño, Rayner José

C.C.: 0803725712

Firma

.....

Cerón Nauñay, Jean Pierre

C.C.: 1724266083

Dedicatorias

A mi mami, la persona más importante de mi vida, por seguirme guiando para ser mejor.

A mi papi, por su apoyo incondicional.

A mi hermana y hermano, por siempre estar conmigo.

A mis abuelitos, por las lecciones de vida.

A mis tías y tío, por ser ejemplos a seguir.

A mi mejor amigo, por ser mi hermano.

Rayner Betancourt

Dedicatorias

A Dios, por ser el inspirador y darme fuerza para continuar en este proceso que me ha permitido obtener uno de los anhelos más importantes en mi carrera.

A mis padres, por su amor, arduo trabajo, paciencia y sacrificio en todos estos años, gracias a ustedes he logrado llegar hasta aquí.

A mi hermana y hermano que siempre estuvieron presentes, por el apoyo de todos los días que me brindaron a lo largo de esta etapa de mi vida.

Finalmente, a todas las personas que me apoyaron durante mi vida.

Jean Pierre Cerón

Agradecimientos

A toda mi familia por su apoyo incondicional para cumplir mis metas.

A todos los que han aportado en mi vida.

Rayner Betancourt

Agradecimientos

Agradezco a Dios por bendecirme con la vida que tengo, por guiarme durante esta etapa de mi vida, siempre ser mi mayor fortaleza y apoyo en los momentos de mayor debilidad y dificultad.

A mis padres, quienes han sido los principales artífices de mis sueños y quienes siempre me han apoyado en todas las decisiones que he tomado para mi vida.

A los docentes del departamento de Ciencias de la Computación de la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE, por haber impartido sus experiencias y conocimiento a lo largo de mi preparación académica.

Jean Pierre Cerón

Índice de contenidos

Dedicatorias	6
Agradecimientos	8
Índice de contenidos	10
Resumen	16
Abstract	17
CAPÍTULO I	18
Introducción	18
Antecedentes	18
Planteamiento del problema	19
Preguntas de investigación	21
Justificación	21
Objetivos	23
<i>Objetivo general</i>	23
<i>Objetivos específicos</i>	23
Alcance	24
Hipótesis y/o idea a defender	25
CAPÍTULO II	26
Estado del arte	26
Planteamiento de la revisión de literatura	27
Conformación del grupo de control (GC)	27
Construcción y afinación de la cadena de búsqueda	29
Selección de estudios	29
Elaboración del estado del arte	31
<i>EP1 (Paredes et al., 2019): The evaluation of candidates in a personnel selection process: preference for experience over potential in unfavorable context</i>	31
<i>EP2 (Kusnawi et al., 2019): Decision Support System Employee Recommendation using Fuzzy Sugeno Method as a Job Search Service</i>	31
<i>EP3 (Hajnić & Boshkoska, 2021): A Disruptive Decision Support Platform for Reengineering the Strategic Transfer of Employees</i>	32
<i>EP4 (Sari et al., 2017): Decision making with AHP for selection of employees</i>	32
<i>EP5 (Rodríguez & López-Basterra, 2018): Selection predictors in the public sector: Predictive validity and candidate reactions</i>	33

<i>EP6 (Berges et al., 2018): The Prediction of Training Proficiency in Firefighters: A Study of Predictive Validity in Spain</i>	34
Características del estado del arte	34
Marco Teórico	35
Recursos humanos	35
Test de personalidad	36
<i>Test de personalidad en los procesos de selección</i>	37
Teorías de los rasgos de la personalidad	37
Los cinco grandes rasgos de personalidad	38
<i>Energía</i>	39
<i>Afabilidad</i>	39
<i>Tesón</i>	40
<i>Estabilidad emocional</i>	40
<i>Apertura mental</i>	40
Big Five Questionnaire (BFQ)	41
Inteligencia Artificial en Recursos Humanos	41
<i>Desafíos en Recursos Humanos</i>	42
Aprendizaje automático	44
Aprendizaje supervisado	45
<i>Tipos</i>	45
<i>Algoritmos empleados</i>	45
Bosque aleatorio	47
Archivos CSV en Python	51
Serialización de objetos en Python	52
Verbos HTTP	53
REST	54
Aplicación web	56
Interfaz de puerta de enlace de servidor web (WSGI)	58
Metodología ágil	59
Scrum	60
<i>Roles de trabajo</i>	61
<i>Reuniones de Monitoreo</i>	61
<i>Herramientas Scrum</i>	63
CAPÍTULO III	65
Desarrollo metodológico	65
Metodología de la Investigación	65

	12
<i>Por el enfoque: Mixta</i>	65
<i>Por su finalidad: Aplicada</i>	65
<i>Por el control de las variables: No experimental</i>	66
<i>Por el alcance: Exploratoria</i>	66
Fase 1	66
<i>Recolección de datos</i>	66
<i>Especificación de Requerimientos</i>	69
Fase 2	71
<i>Algoritmo clasificador</i>	71
<i>Definición de parámetros</i>	72
<i>Preparación de datos</i>	73
<i>Carga de datos</i>	76
<i>Configuración de parámetros</i>	76
<i>Persistencia del modelo</i>	79
<i>Arquitectura</i>	79
<i>Servicio web</i>	80
<i>Diseño de interfaces</i>	81
<i>Implementación del modelo predictivo</i>	90
<i>Despliegue del aplicativo</i>	91
CAPÍTULO IV	92
Análisis de resultados	92
<i>Datos recolectados</i>	92
CAPÍTULO V	103
Validación del prototipo	103
Definición del escenario	103
Prueba en entorno de producción	104
Resultados	104
Encuesta de Satisfacción	109
CAPÍTULO VI	112
Conclusiones y Recomendaciones	112
Conclusiones	112
Recomendaciones	114
Referencias	115

Índice de Tablas

Tabla 1 <i>Grupo de control del estado del arte.</i>	28
Tabla 2 <i>Estudios para el estado del arte.</i>	30
Tabla 3 <i>Requerimientos funcionales</i>	69
Tabla 4 <i>Actores que participan en el sistema</i>	71
Tabla 5 <i>Atributos de entrada con los que se realizó el entrenamiento del modelo.</i>	74
Tabla 6 <i>Valores asignados para la formación académica.</i>	75
Tabla 7 <i>Valores asignados para los cargos.</i>	76
Tabla 8 <i>Hardware del servidor.</i>	80

Índice de Figuras

Figura 1 <i>Proceso para el estado del arte</i>	27
Figura 2 <i>Bosque aleatorio con 9 árboles que predice la clase 1</i>	48
Figura 3 <i>Comparación entre árbol de decisión normal y árbol de decisión en un bosque aleatorio</i>	50
Figura 4 <i>Estructura de un archivo CSV</i>	52
Figura 5 <i>Serialización de objetos en Python</i>	53
Figura 6 <i>Verbos HTTP</i>	54
Figura 7 <i>Funcionamiento de una API RESTful</i>	55
Figura 8 <i>Funcionamiento de una aplicación web</i>	58
Figura 9 <i>Funcionamiento de una aplicación web Python que implementa WSGI</i>	59
Figura 10 <i>Prueba del número de características aleatoriamente escogidas para cada punto de división</i>	77
Figura 11 <i>Prueba de distintos tamaños de muestra.</i>	78
Figura 12 <i>Prueba de la profundidad de los árboles.</i>	78
Figura 13 <i>Prueba del número de árboles en el bosque aleatorio.</i>	79
Figura 14 <i>Arquitectura del prototipo del sistema recomendante de cargos.</i>	80
Figura 15 <i>Petición de prueba al servicio web.</i>	81
Figura 16 <i>Interfaz módulo de administración - Login rol administrador</i>	82
Figura 17 <i>Interfaz módulo de administración - Login rol evaluado</i>	83
Figura 18 <i>Interfaz menú principal - Rol administrador</i>	83
Figura 19 <i>Interfaz registrar candidato - Rol administrador</i>	84
Figura 20 <i>Interfaz administración de candidatos - Rol administrador</i>	85
Figura 21 <i>Interfaz modificar candidato - Rol administrador</i>	85
Figura 22 <i>Interfaz administración de candidatos evaluados - Rol administrador</i>	86
Figura 23 <i>Interfaz resultados del candidato, pestaña cargo recomendado - Rol administrador</i>	87
Figura 24 <i>Interfaz resultados del candidato, pestaña dimensiones - Rol administrador</i>	87
Figura 25 <i>Interfaz resultados del candidato, pestaña subdimensiones - Rol administrador</i>	88
Figura 26 <i>Interfaz resultados del candidato, pestaña distorsión - Rol administrador</i>	89
Figura 27 <i>Interfaz encuesta - Rol evaluado</i>	89
Figura 28 <i>Interfaz fin encuesta - Rol evaluado</i>	90
Figura 29 <i>Estado del servidor local posterior al despliegue.</i>	91
Figura 30 <i>Personas que participaron en la encuesta</i>	92
Figura 31 <i>Motivaciones para no participar en la encuesta</i>	93
Figura 32 <i>Personas participantes por género</i>	94
Figura 33 <i>Personas participantes por nivel de escolaridad</i>	95
Figura 34 <i>Personas participantes por rango de edad</i>	96
Figura 35 <i>Personas participantes por situación laboral actual</i>	97
Figura 36 <i>Personas por sector profesional</i>	98
Figura 37 <i>Personas por cargo organizacional</i>	99
Figura 38 <i>Personas por años de experiencia laboral</i>	100

Figura 39 <i>Personas por años de experiencia en puestos directivos</i>	102
Figura 40 <i>Registro del candidato o candidata.</i>	105
Figura 41 <i>Visualización del candidato nuevo.</i>	105
Figura 42 <i>Inicio del test.</i>	106
Figura 43 <i>Fin del test.</i>	106
Figura 44 <i>Resultados del candidato - Datos personales y cargo recomendado.</i>	107
Figura 45 <i>Resultados del candidato - Datos de las dimensiones.</i>	107
Figura 46 <i>Resultados del candidato - Datos de las subdimensiones.</i>	108
Figura 47 <i>Resultados del candidato - Datos de la distorsión.</i>	108
Figura 48 <i>Encuesta de Satisfacción.</i>	109

Resumen

El crecimiento y las finanzas de las empresas se ven directamente afectadas por su capital humano, esto ha provocado que las compañías inviertan cada vez más en sus recursos humanos porque han reconocido que invertir en las personas les puede otorgar ventaja competitiva. En este sentido, las organizaciones están demostrando un creciente interés en la administración del capital intelectual, enfocando su atención en los departamentos que ofrecen servicios empresariales intensivos en conocimiento, entre los cuales destaca el departamento de tecnologías de la información. Por este motivo, se desarrolló una herramienta web recomendante que, valiéndose de un modelo predictivo construido a partir de un algoritmo de aprendizaje automático, recomienda el cargo idóneo con base en el perfil de personalidad del individuo que permita a una empresa aprovechar el máximo potencial de su talento humano.

Debido al carácter exploratorio del proyecto, se realizó una investigación cualitativa y, por medio de una encuesta aplicada a profesionales radicados en el Distrito Metropolitano de Quito, se recabaron datos de 214 participantes que permitieron generar un algoritmo que emita la recomendación de un cargo por candidato. Con la implementación del aplicativo resultante se benefició al departamento de recursos humanos, en virtud de la repercusión positiva generada en la toma de decisiones gracias a la aplicación de un sistema que plantea un enfoque de contratación innovador.

Palabras clave:

- **APRENDIZAJE AUTOMÁTICO**
- **BOSQUE ALEATORIO**
- **RECURSOS HUMANOS**
- **SELECCIÓN DE PERSONAL**
- **PERFIL DE PERSONALIDAD**

Abstract

The growth and finances of companies are directly affected by their human capital, this has caused companies to invest more and more in their human resources because they have recognized that investing in people can give them a competitive advantage. In this sense, organizations are showing a growing interest in the management of intellectual capital, focusing their attention on the departments that offer knowledge-intensive business services, among which the information technology department stands out. For this reason, a recommender web tool was developed which, using a predictive model built from a machine learning algorithm, recommends the ideal position based on the personality profile of the individual that allows a company to make the most of the potential of human talent.

Due to the exploratory nature of the project, a qualitative research was carried out and, through a survey applied to professionals based in the Metropolitan District of Quito, data was collected from 214 participants that allowed the generation of an algorithm that issues the recommendation of one position per candidate. With the implementation of the resulting application, the human resources department benefited, by virtue of the positive impact generated in decision-making thanks to the application of a system that proposes an innovative hiring approach.

Key words:

- **MACHINE LEARNING**
- **RANDOM FOREST**
- **HUMAN RESOURCES**
- **PERSONNEL SELECTION**
- **PERSONALITY PROFILE**

CAPÍTULO I

Introducción

Antecedentes

Mohammed (2019) resalta que en un escenario de mercado competitivo los recursos humanos se constituyen como uno de los principales factores distintivos de una organización, los cuales pueden ser aprovechados para el crecimiento competitivo y crear valor. Este criterio únicamente refleja que el crecimiento y las finanzas de las empresas se ven directamente afectadas por su capital humano.

Dursun y Karsak (2010) señalan que dentro de cualquier empresa la selección de personal es una parte sustancial de la política de gestión de Recursos Humanos. Este proceso juega un rol importante en la gestión de las organizaciones a causa de que establece como prioridad la elección del mejor candidato para cubrir la vacante definida en una empresa, a la vez que determina la calidad del personal contratado (Baležentis et al., 2012).

El entorno empresarial actual hace que las compañías inviertan cada vez más en sus recursos humanos porque han reconocido que invertir en las personas les puede otorgar una ventaja competitiva. Por ello, hoy en día, los empleados de una organización, con sus competencias y motivación, se están convirtiendo en el recurso clave que determina el éxito (Karabasevic et al., 2018).

Los desarrollos en el área de Administración de Recursos Humanos están reestructurando nuestros entornos, por medio de la rápida integración de los mismos con los correspondientes cambios en el procesamiento de datos e información. El dominio de la Analítica de Recursos Humanos se está convirtiendo en una parte

esencial de las instituciones, gracias a que permite aprovechar al máximo el potencial de los empleados y, consecuentemente, alcanzar el éxito organizacional (Mohammed, 2019).

Planteamiento del problema

Uno de los problemas más críticos para cualquier institución es la selección de personal porque representa una inversión en capital humano, lo cual puede resultar en una ventaja competitiva decisiva. Cuando a esto se suma el hecho de que en nuestra sociedad las tareas resultan cada vez más exigentes y complejas, se entiende que los perfiles de requisitos sean cada vez más específicos (Moser, 2020).

De acuerdo con Hudson et al. (2017), en el mundo real las personas encargadas de la evaluación y selección de personal a menudo se guían por su propia experiencia e intuición. Utilizar distintos criterios, basados en las habilidades claves de los evaluados, reduce significativamente la posibilidad de subjetividad, pues los candidatos se eligen buscando a quienes tendrán un adecuado desempeño cumpliendo un rol específico. Salgado (2017) coincide en que la selección de personal es utilizada por las organizaciones para decidir cuál de los solicitantes de empleo es el más apropiado para ese puesto en particular, con lo que este proceso de toma de decisiones gira alrededor de la idoneidad del candidato.

El proceso de selección de personal que se realiza en la mayoría de empresas en el Ecuador se fundamenta en una entrevista de menos de una hora, la hoja de vida, la experiencia laboral previa y, a veces, las referencias personales (Primicias, 2019). Un estudio realizado en pequeñas y medianas empresas españolas demostró que la entrevista sin estructura y las referencias son los instrumentos que cuentan con los índices de validez y fiabilidad más bajos, en comparación con otras herramientas que presentan buenas propiedades

psicométricas, tales como: test de habilidades cognitivas, las medidas de personalidad, las entrevistas estructuradas, las simulaciones y las pruebas profesionales (Alonso et al., 2015).

Los errores cometidos en las entrevistas de selección de personal pueden causar que sólo se elija trabajadores en función de sus calificaciones profesionales e ignorando sus habilidades. Moser (2020) hace hincapié que una de las posibles consecuencias serían las altas tasas de fluctuación que pueden significar elevados costos, dado que se requiere compensar al empleado liberado e invertir en procesos de publicidad, búsqueda y selección de nuevos candidatos. Salgado (2017) menciona que en los últimos años se han logrado avances significativos en la investigación y práctica de la selección de personal. Asimismo, remarca que en la actualidad los profesionales responsables de los procesos de selección de personal han recibido un fuerte respaldo y su función dentro de las organizaciones es cada vez más reconocida y valorada.

Nikolaou y Oostrom (2015) afirman que la calidad de los procedimientos de selección se determina a partir de la observación de los resultados de validez predictiva, en virtud de que la predicción del desempeño en el trabajo es el tema central en la práctica de la selección de personal. Igualmente resaltan que varios investigadores sostienen que los rasgos de personalidad predicen el desempeño típico, mientras que las habilidades cognitivas predicen particularmente el desempeño máximo. A pesar de que existen autores que están en contra del uso de tests de personalidad para la selección de personal, la investigación claramente muestra que el uso de estas herramientas por parte de las organizaciones es muy popular en países como Bélgica, Reino Unido, Francia, Grecia, Irlanda, Países Bajos, Portugal y España.

Por este motivo, el presente proyecto de ingeniería pretende desarrollar una aplicación web que sugiera al departamento de Recursos Humanos de una empresa los cargos más adecuados para el personal de un departamento de tecnologías de la información (TI) en función del perfil de personalidad de los postulantes.

Preguntas de investigación

A continuación, se crean preguntas que ayuden a corroborar el cumplimiento del alcance y que permitan comprobar que el estudio se haya desarrollado de manera correcta.

1. ¿Cuáles de los tipos de perfiles profesionales que se requieren en un cargo para el departamento de TI ejercen mayor influencia en el proceso de selección?
2. ¿Qué efecto tiene el hecho de utilizar controles de predicción para la asignación de cargos dentro de un departamento de TI?
3. ¿Qué diferencias existen entre un proceso de selección normal y uno que considera el perfil de personalidad de los candidatos?
4. ¿Cómo se puede implementar un proceso de selección predictivo que analiza el perfil de personalidad?
5. ¿Cuáles son las consecuencias de implementar un proceso de selección predictivo basado en el perfil de personalidad?

Justificación

Dentro de cualquier organización, la gestión de recursos humanos desempeña un papel clave, pues la misma está ideada para capitalizar el desempeño de los trabajadores al servicio de los objetivos estratégicos. La globalización hace que el escenario económico mundial siga cambiando, por ello, Mayo (2018) aclara que el departamento de Recursos Humanos también debe adaptarse para lograr retener a los mejores talentos. Consecuentemente, para que

una organización sobreviva y alcance el éxito en el contemporáneo entorno socioeconómico, marcado por el rápido crecimiento y constante cambio, es crucial que se garantice la rentabilidad del rendimiento del personal.

La relevancia del análisis del perfil de personalidad radica en que está fuertemente correlacionado con el desempeño típico (Nikolaou & Oostrom, 2015). A partir de esta afirmación, únicamente se consideran los rasgos de personalidad como predictor de desempeño en el trabajo. Barnes y Morgeson (2007) aseveran que el desempeño típico hace referencia a lo que un individuo hará en su trabajo, por cuanto se lo examina durante un período prolongado. Al contrario, el máximo desempeño ocurre en situaciones en donde los individuos son monitoreados por un breve lapso, en el cual contribuyen con su máximo esfuerzo. Este contraste resalta que el desempeño típico es el único que debe considerarse para la selección de personal, en vista de que será el rendimiento que el trabajador mostrará la mayor parte del tiempo.

El desarrollo de una aplicación recomendante de cargos para el departamento de TI de una empresa, responde al creciente interés que las organizaciones están mostrando en la administración del capital intelectual. De acuerdo con Bolisani et al. (2014), la atención se está enfocando en los departamentos que ofrecen servicios empresariales intensivos en conocimiento (KIBS) entre los cuales destaca TI. Zandiatashbar y Hamidi (2018) aseguran que estos servicios incrementarán en un 25% durante los próximos 20 años, a la vez que destacan la proyección efectuada por la Oficina Europea de Estadística (Eurostat), la cual indica que las inversiones en los mismos también aumentarán. Consecuentemente, debido a que el proceso de selección del personal que formará parte de los departamentos que proveerán KIBS en una empresa determina la calidad del recurso humano que ingresa, es elemental cavilar en aspectos como la

personalidad y la estabilidad emocional para reclutar adecuadamente a trabajadores que aporten valor (Sang et al., 2015).

La estandarización de los procesos de reclutamiento disminuye los costos por contratación y a la par se mejora la calidad del talento humano contratado, no se trata únicamente de incluir tecnología en el proceso, sino de proveer la habilidad de contratar personal considerando los criterios correctos. Al incorporar sistemas de reclutamiento las empresas logran disminuir tanto los costos como el tiempo promedio para llenar una vacante (Pande, 2011).

Una herramienta que recomiende el cargo idóneo con base en el análisis del perfil de personalidad del individuo permitirá a una empresa aprovechar al máximo el potencial del recurso humano, así como reclutar y retener el talento. Además, se logra evitar la rotación de personal y la liberación de empleados talentosos que simplemente fueron asignados de forma equivocada, con lo cual se requerirían nuevas inversiones en procesos de publicidad, búsqueda y selección de candidatos.

Objetivos

Objetivo general

Desarrollar una aplicación web recomendante de cargos basada en el perfil de personalidad para sugerir los puestos de trabajo más adecuados para el personal de un departamento de TI.

Objetivos específicos

- I. Analizar las implicaciones actuales que tienen los procesos de selección de personal para las empresas y cómo los mismos influyen en el aprovechamiento del capital humano.

- II. Revisar la literatura relacionada con procesos de selección de personal predictivos basados en el perfil de personalidad, así como las herramientas aplicadas en los mismos.
- III. Construir un modelo metodológico recurriendo al análisis de los resultados obtenidos en la revisión de la literatura para orientar el diseño del modelo predictivo.
- IV. Desarrollar un modelo predictivo que analice el perfil de personalidad e implementarlo en una aplicación web que sugiera los puestos de trabajo más adecuados para el personal de un departamento de TI.
- V. Validar la funcionalidad de la aplicación web y el modelo predictivo mediante encuestas realizadas a los usuarios para medir tanto su nivel de satisfacción al interactuar con el aplicativo, así como la validez de las recomendaciones emitidas por el modelo.

Alcance

Las etapas que se mencionan a continuación sirven para definir el alcance del proyecto de investigación:

- Análisis de las implicaciones actuales que tienen los procesos de selección de personal para las empresas y cómo los mismos influyen en el aprovechamiento del capital humano. Se hará énfasis en los principales errores que se cometen para el reclutamiento, así como las consecuencias más graves que estos producen.
- Revisión de las herramientas aplicadas en procesos de selección de personal predictivos basados en el perfil de personalidad. El proceso se realizará dando prioridad a los estudios donde se haya analizado la relación entre el perfil de personalidad de los trabajadores y su desempeño en un cargo específico. Adicionalmente, se incluirá

información acerca de las dificultades que han surgido en investigaciones previas.

- Para la recolección de datos que permitan construir el modelo predictivo se tomarán en cuenta empresas que dispongan de un departamento de TI, estén radicadas en el Distrito Metropolitano de Quito y que muestren apertura para colaborar con la investigación. También se considerarán individuos que hayan trabajado en organizaciones que cumplan con las características anteriores.
- En el desarrollo de la aplicación web recomendante, únicamente se considerará a una empresa caso de estudio para obtener y validar los requisitos de diseño. REST es la arquitectura que se utilizará para la construcción del servicio web. En este contexto, el aplicativo constará de 2 módulos: gestión del sistema y evaluación de personalidad.
- Finalmente, la funcionalidad de la aplicación web se validará a través de las entregas incrementales, mismas que permitirán comprobar la conformidad del usuario con el diseño. La efectividad del modelo predictivo se determinará por medio del análisis de los resultados obtenidos.

Hipótesis y/o idea a defender

La implementación de una aplicación web que trabaja con un modelo predictivo basado en el perfil de personalidad simplifica y aporta valor al proceso de selección de personal de los candidatos para el departamento de TI.

CAPÍTULO II

Estado del arte

El estado del arte es un proceso de revisión de literatura, el cual se define como una serie de pasos para realizar una investigación adecuada, tomando en cuenta datos presentes en otras fuentes y que puedan aportar al estudio que se realiza (Budgen et al., 2007).

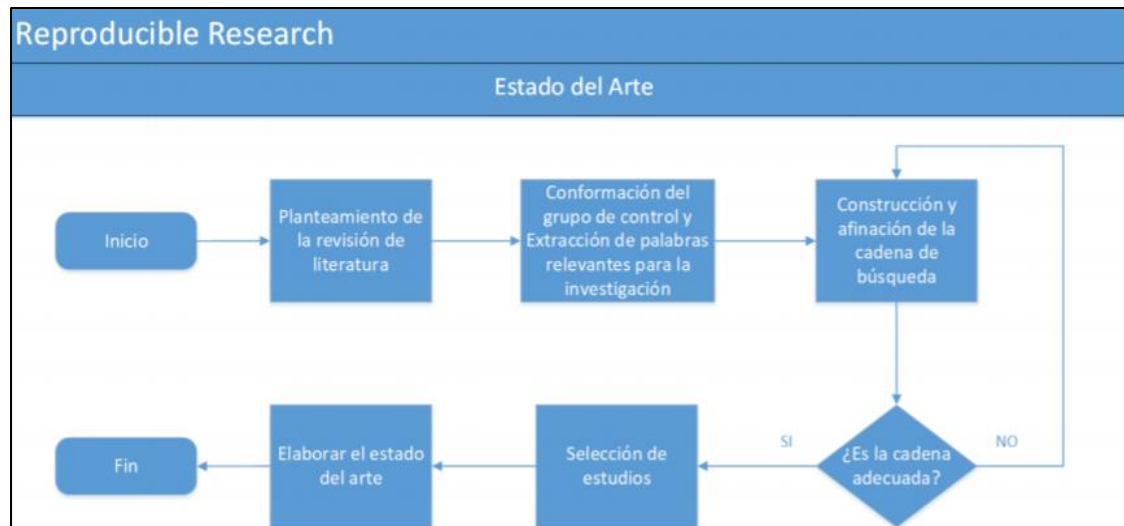
Se compone por algunos pasos o fases, iniciando por un planteamiento de literatura diversa que permita conocer investigaciones previas, realizadas previamente. Una vez que se ha recopilado la información literaria, se procede a clasificarla por el tipo de información, lo que se conoce como un grupo de control, donde se procede a extraer las palabras claves para el estudio. Gracias a este proceso se construyen las cadenas de búsqueda, que son el medio por el cual se podrá identificar si el tema que se ha escogido, es una idea innovadora o ya es un tema con varios aportes por otros investigadores.

Realizado los pasos previamente mencionados, se procede a identificar si la cadena de búsqueda elaborada es adecuada, si se determina que la cadena ayudará al estudio, el siguiente paso a seguir es la selección de qué estudios serán un aporte a la investigación, terminando este proceso con el estado del arte.

Tal como se muestra en la Figura 1, para efectuar el análisis del estado del arte sobre estudios centrados en el tema de investigación, se desarrolló una revisión de la literatura preliminar (Budgen et al., 2007).

Figura 1

Proceso para el estado del arte



Nota. Pasos para realizar el estado del arte. Elaborado por Kitchenham y Charters (2007)

Planteamiento de la revisión de literatura

En la exploración de los fenómenos y metodologías en cuestión, sobre todo realizando una investigación del problema que se ajusta a la realidad de la temática, no solo como una profesión segmentada entre muchas, sino también el hecho de que, como país, se presentan diferentes realidades que podrían influir en los futuros resultados que se planean presentar. Se ha realizado el estudio de datos, información, estadísticas y demás, para poder evaluar posibles antecedentes que tengan bases sólidas, los mismos que ayudan a sustentar el proyecto de manera que se puedan encontrar mejoras que aporten valor agregado para los interesados en el producto final.

Conformación del grupo de control (GC)

Un proceso fundamental para la conformación de este grupo de control, es delimitar el proceso de revisión de literatura, que ayudará a que el tema que se

encuentra en investigación, reciba la información considerada más importante. Para realizar con éxito este proceso es necesario la colaboración de por lo menos 2 investigadores quienes proponen los artículos y campos de análisis.

Una vez que se ha seleccionado la literatura que va acorde a la información requerida, se procede a conformar un grupo de control mismo que será de mucha utilidad para la elaboración de las cadenas de búsqueda.

Se clasifica cada investigación literaria de la siguiente manera, el título del estudio, la cita bibliográfica correspondiente y las palabras clave que contenga, tal como se observa en la Tabla 1.

Tabla 1

Grupo de control del estado del arte.

Título	Cita	Palabras Clave
The evaluation of candidates in a personnel selection process: preference for experience over potential in unfavorable context	(Paredes et al., 2019)	uncertainty; potential; experience; selection; attitudes
Predictores Selectivos en el Sector Público: Validez Predictiva y Reacciones de los Candidatos	(Rodríguez & López-Basterra, 2018)	Selección de personal; Procedimientos selectivos; Validez predictiva; Desempeño laboral; Justicia procedimental
The Prediction of Training Proficiency in Firefighters: A Study of Predictive Validity in Spain	(Berges et al., 2018)	Personnel selection; Firefighters; Cognitive ability; Job knowledge; Physical tests; Training proficiency
The Five-Factor model and job performance in low complexity jobs: A quantitative synthesis	(Lado & Alonso, 2017)	Five Factor model; Personality; Job performance; Job complexity; Meta-analysis

Nota. Conformación del grupo de control.

Después de haber sintetizado las investigaciones obtenidas en diferentes bases de datos, se extraen las palabras claves más relevantes de los estudios, con el fin de poder generar una cadena de búsqueda que permita ejecutar un proceso de revisión exhaustivo. Las palabras clave más importantes son: potential, experience, selection, attitudes, selection predictors, personnel selection, cognitive ability and personality.

Construcción y afinación de la cadena de búsqueda

Con la investigación previamente realizada y con base en las palabras clave que se han obtenido de los artículos científicos, se realiza un grupo de control por medio de la siguiente cadena de búsqueda: (“SELECTION PREDICTORS” OR “PERSONNEL SELECTION” OR “SELECTION” OR “EMPLOYEE SELECTION”) AND (“POTENTIAL” OR “EXPERIENCE” OR “ATTITUDES” OR “COGNITIVE ABILITY” OR “PERSONALITY”) AND (“SYSTEM ENGINEER” OR “COMPUTATIONAL SCIENCE”).

Aún con esta cadena se obtuvo una gran cantidad de estudios e investigaciones, por lo que se procedió a realizar una mayor cantidad de pruebas, con una mayor combinación de cadenas, siendo la cadena más adecuada la siguiente: (“SELECTION PREDICTORS” OR “PERSONNEL SELECTION” OR “EMPLOYEE SELECTION”) AND (“POTENTIAL” OR “EXPERIENCE” OR “ATTITUDES” OR “COGNITIVE ABILITY” OR “PERSONALITY”) AND (“SYSTEM ENGINEER”).

Selección de estudios

Se aplicó la cadena de búsqueda en la base de datos digital IEEE Explorer donde se pudo obtener alrededor de 190 artículos que hacen relación al tema, lo

cual se considera como un número adecuado para el estudio; además, con esta cadena de búsqueda la mayoría de los artículos considerados para el grupo de control están dentro de los artículos encontrados.

Al encontrar más de 100 artículos, se aplican dos clases distintos de filtros que son los siguientes:

1. **Límite de años:** Es un rango que permite delimitar estudios que se hayan realizado desde el año 2015 en adelante, debido a que, al ser un tema tecnológico, se actualiza muy pronto y se necesitan temas de relativa actualidad.
2. **Categoría de estudio:** Se trata de estudios en los que únicamente se fijan del tipo report, journal paper y conference paper debido a que se requiere relevancia en la información que presentan los mismos.

Tomando en cuenta los filtros que se han propuesto, aparte de los criterios de búsqueda rigurosos que se han empleado, se eligieron 6 estudios que predominan sobre los demás; los cuales servirán para realizar el estado del arte. Los estudios predominantes aparecen en la Tabla 2.

Tabla 2

Estudios para el estado del arte.

Código	Título	Cita
EP1	The evaluation of candidates in a personnel selection process: preference for experience over potential in unfavorable context	(Paredes et al., 2019)
EP2	Decision Support System Employee Recommendation using Fuzzy Sugeno Method as a Job Search Service	(Kusnawi et al., 2019)
EP3	A Disruptive Decision Support Platform for Reengineering the Strategic Transfer of Employees	(Hajnic & Boshkoska, 2021)

Código	Título	Cita
EP4	Decision making with AHP for selection of employees	(Sari et al., 2017)
EP5	Selection predictors in the public sector: Predictive validity and candidate reactions	(Rodríguez & López-Basterra, 2018)
EP6	The Prediction of Training Proficiency in Firefighters: A Study of Predictive Validity in Spain	(Berges et al., 2018)

Nota. Estudios que serán seleccionados para la elaboración del estado del arte.

Elaboración del estado del arte

EP1 (Paredes et al., 2019): The evaluation of candidates in a personnel selection process: preference for experience over potential in unfavorable context

Este estudio aborda el tema desde un punto de vista más general a la organización como una totalidad y proporciona la evaluación del desempeño de su comunidad, valorado en objetivos alcanzados sobre planificaciones establecidas en cuanto al desarrollo de actividades, con lo que pueden tener parámetros de puntuación que ayuden a conocer a la empresa la forma en la que sus trabajadores cumplen o no con los plazos establecidos. Tiene una particularidad, puesto que exponen la posibilidad de usar características de comportamiento de las personas, ya sea a favor o en contra, utilizando este parámetro como un índice o estándar en el que la entidad pueda determinar si el aspirante, en este caso, está capacitado para ejercer el cargo que necesitan.

EP2 (Kusnawi et al., 2019): Decision Support System Employee Recommendation using Fuzzy Sugeno Method as a Job Search Service

Este estudio presenta una idea esencial sobre la capacidad de incorporar un parámetro nuevo al momento de la contratación de nuevos miembros del personal, puesto que presentan datos acertados de que cada año se incrementa la población que necesita un trabajo, es decir, de jóvenes graduados, y plantean que uno de los mayores impedimentos que tendrán es la falta de experiencia que, por obvias razones, la mayoría de ellos sufrirá al ser el primer año de salir de sus centros de estudios y demás. Por este motivo han creído en la capacidad de introducir una nueva forma de evaluación que no tenga que ver con la experiencia de un empleado, sino en las capacidades que pueda ofrecer y poder combinarlo de una manera adecuada y beneficiosa para ambas partes.

EP3 (Hajnić & Boshkoska, 2021): A Disruptive Decision Support Platform for Reengineering the Strategic Transfer of Employees

Para esta investigación se proponen estudios que involucran de manera directa la operabilidad personal de un aspirante o empleado, el cual se encuentra almacenado en el departamento de Recursos Humanos, el mismo que tendrá mayor conocimiento del tipo de perfil de una persona y cuyos integrantes podrán tomar una decisión de cuál es el individuo más capacitado para cumplir con las actividades que necesitan. También hacen alusión a uno de los temas más relevantes que se podrían tomar en cuenta, como es la implementación de la inteligencia artificial, pero en un grado primario, ya que es una nueva tecnología que se encuentra en desarrollo y no está calibrada a la perfección, aunque se plantea la posibilidad de poder usarlo a futuro descartando completamente el factor de decisión que implementa el evaluador humano, quien a la final dará el visto bueno al análisis, pero ayudará a reducir procesos que ahora se realizan.

EP4 (Sari et al., 2017): Decision making with AHP for selection of employees

En este artículo se realiza un análisis enfocado desde el punto de vista de la productividad de la empresa, hablando directamente sobre los errores que se presentan al realizar un proceso selectivo manual, en el cual se menciona que el área de recursos humanos es la encargada de este programa en el que se incluyen a las personas o candidatos a un puesto de trabajo. Estos mismos postulantes deberán ser sometidos a pruebas especiales en las que se determine la validez de sus habilidades para las competencias de la entidad a la que esté postulando, ayudando de esta forma a que se cumplan con las exigencias de los cargos, debido a que el mayor problema expuesto en el estudio es que la carencia de un buen programa de selección en la empresa causa que los contratados no cumplan con las actividades solicitadas y por ende la empresa tiene pérdidas en las áreas en las cuales se han efectuado las contrataciones.

EP5 (Rodríguez & López-Basterra, 2018): Selection predictors in the public sector: Predictive validity and candidate reactions

En esta investigación se presentan datos que hacen referencia a la capacidad en que una empresa puede ejecutar un plan de selección de personal, en el caso de este artículo, en el ámbito público, en el que incluso se podría incluir una variación de los parámetros de medición o rigurosidad con el que se establecen los límites.

Uno de los puntos más notorios de este artículo de investigación y por el cual es considerado, es la forma en la que toman la alternativa que se busca proponer, claramente es realizado de una manera más rústica y en una fase de prueba en la que se pretenden conocer las ventajas y desventajas que esto pueda presentar,

tanto para la organización como para los trabajadores. Aparte de tener muy en cuenta la conformidad que podrían tener los aspirantes, en virtud de que se enfocan en un ítem que se ha planteado como una alternativa muy válida, que es la implementación de una prueba que ayude a recolectar los parámetros necesarios para realizar una clasificación lo más justa posible que ayude a determinar la forma en la que se podría segmentar las habilidades de una persona para diferentes tipos de actividades en las que tanto la empresa necesite, como el individuo pueda desempeñar de la mejor manera, generando buenos resultados para ambas partes.

EP6 (Berges et al., 2018): The Prediction of Training Proficiency in Firefighters: A Study of Predictive Validity in Spain

Se presenta un análisis en el que se plantean parámetros para realizar una selección de personal para el cargo de bombero dentro de una institución, donde la parte que se considera más relevante es la inclusión de un nuevo parámetro dentro del proceso de selección de personal, como lo es el conocimiento previo del cargo que una persona pueda tener, con esto llevando a cabo un cálculo en el que se le da un nivel de importancia a cada uno de estos valores, sacando aún más provecho de la idea de predecir la capacidad que una persona podría demostrar en un cargo específico. Con esto se puede tener en cuenta de manera más acertada la forma en que un individuo podrá realizar una función y contemplando el tiempo de adaptación, que puede ser diferente con una persona que ya tiene experiencia en un determinado puesto.

Características del estado del arte

Existen pocos estudios que traten acerca de la implementación de una herramienta predictiva que se base en la capacidad de una persona y su rendimiento en un cargo determinado y, más específicamente, en un espacio de trabajo como lo

sería un departamento de TI. Este hecho evidencia que los campos de aplicación han sido pocos o nulos, teniendo limitaciones, como que no se ha podido establecer un aplicativo que logre el cometido, las cuales se han reflejado incluso en la búsqueda de información.

Tomando en cuenta todas las dificultades encontradas, las mismas dejan un campo abierto para continuar con el proyecto y desarrollar una herramienta con un modelo conjunto que permita cubrir un tipo de investigación específica y ayude a que otros investigadores puedan reproducirlo en su totalidad, para orientar la investigación en el área de Inteligencia Artificial.

Marco Teórico

Recursos humanos

Un recurso humano es cada persona que conforma la fuerza laboral de una empresa, y al mismo tiempo cada individuo pone al servicio de la organización sus habilidades y talentos para permitirle alcanzar el éxito. Se considera como recurso humano a cualquier persona que está dispuesta a intercambiar su trabajo, conocimientos o tiempo en busca de una compensación, a la vez que mejora la organización (Heathfield, 2021).

Algo que resulta indispensable aplicar en toda empresa es que, a pesar de que se disponga de varios tipos de recursos, las personas destacan como el más valioso.

Los empleados deben ser contratados, satisfechos, motivados, desarrollados y retenidos. Un departamento de recursos humanos es el encargado de administrar al personal de una compañía. El capital humano requiere de más gestión que los otros recursos, así como un enfoque diferente, hecho por el cual resulta benéfico disponer de un departamento entero dedicado a ellos. Ya sea valiéndose de la

mediación de conflictos o definiendo un plan de jubilación, Recursos Humanos está perfectamente capacitado para manejar cualquier evento.

Según Heathfield (2021), aprovechar de la forma más efectiva posible el capital humano de una empresa es la meta principal de Recursos Humanos. Este departamento puede lidiar con cuestiones como: compensaciones, beneficios, reclutamiento, inducción, gestión del rendimiento, capacitación y desarrollo organizacional. Cada una de las áreas previamente mencionadas aportan a la satisfacción y el desempeño de los trabajadores. Al solventar estas necesidades, se puede garantizar que la fuerza laboral sea eficaz y de alto funcionamiento, facilitando a la compañía cumplir sus metas eficientemente.

Recursos Humanos además se asegura de que la organización respete la normativa laboral vigente y busca mantener un ambiente libre de acoso y cualquier impedimento que lesione la fuerza laboral. Esto se logra por medio de la creación e implementación de políticas y códigos que garantizan la aplicación justa y sensata de reglas.

Test de personalidad

Es una herramienta que busca recopilar información pensada para promover la teoría y la investigación psicológicas, a la vez que acrecentar la posibilidad de la acertada toma de decisiones en ambientes específicos.

El enfoque aplicado en cada evaluación se fundamenta en el supuesto de que la mayor parte de la variabilidad observable en el comportamiento de un individuo respecto a otros surge como consecuencia de las diferencias que presentan las personas, manifestadas en características personales subyacentes. Según Sarason (2019), a través de la evaluación se pretenden definir los rasgos particulares, medirlos objetivamente y vincularlos con aspectos socialmente significativos del comportamiento.

La fiabilidad y la conveniencia de la puntuación son las características que los procedimientos disponibles en la actualidad desean alcanzar, a través de la restricción de los tipos de respuestas disponibles para los sujetos. Una prueba que restrinja las respuestas a verdaderas o falsas resulta conveniente y fácil de calificar. Los llamados inventarios de personalidad generalmente cuentan con estas características, y gracias a que son relativamente restrictivos, pueden puntuar objetivamente y resultan convenientes de administrar (Sarason, 2019).

Las pruebas de personalidad autoinformadas principalmente se utilizan en el entorno clínico para efectuar diagnósticos y determinar si es necesario un tratamiento. En segundo lugar, se utilizan para apoyar el proceso de selección de empleados en las organizaciones. El tercer uso es la investigación psicológica.

Test de personalidad en los procesos de selección

Nikolaou y Oostrom (2015, p. 117) resaltan que la calidad de los procesos de selección se determina a partir de la validez predictiva, a la vez que afirman que la predicción del desempeño en el trabajo es el aspecto más importante en la selección de personal. A partir de los resultados, los investigadores han realizado aportes significativos para mejorar métodos como la entrevista, o han influido para dejar de lado métodos sin calidad predictiva, como la grafología.

A pesar de que se mantiene abierto el debate sobre la importancia del uso de los test de personalidad para reclutar trabajadores, las investigaciones claramente demuestran que el uso de estas herramientas por parte de las organizaciones es muy popular en países como Bélgica, Reino Unido, Francia, Grecia, Irlanda, Países Bajos, Portugal y España. También es un instrumento empleado con regularidad en otros países como Alemania, Italia, Escocia y Estados Unidos.

Teorías de los rasgos de la personalidad

Durante mucho tiempo las teorías de los rasgos de la personalidad han procurado determinar con precisión el número de rasgos existentes. Son varias las teorías que han sugerido los posibles rasgos, entre las cuales se incluyen la lista de 4.000 rasgos de personalidad de Gordon Allport, los 16 factores de personalidad de Raymond Cattell y la teoría de los 3 factores de Hans Eysenck (Cherry, 2021).

No obstante, muchos investigadores consideraron que la teoría de Cattell resultaba demasiado complicada y que la de Eysenck tenía un alcance demasiado limitado. Estas apreciaciones derivaron en el surgimiento de la teoría de los cinco grandes factores, los cuales sirven para describir los rasgos esenciales que sirven como bloques de construcción de la personalidad.

Al día de hoy, numerosos investigadores sostienen la existencia de cinco rasgos básicos de personalidad. Este hecho se sustenta en que la evidencia de esta teoría se ha incrementado considerablemente con el transcurso de los años.

Los cinco grandes rasgos de personalidad

A pesar del existente debate teórico alrededor del número idóneo de factores para clasificar la personalidad por medio de cuestionarios o inventarios elaborados en tiempos recientes, los autores apuntan a que el consenso sobre el modelo de los cinco grandes factores ha proliferado en los últimos años. En México, este modelo ha demostrado su validez al ser aplicado en diferentes muestras, probando ser valioso en estudios orientados a evaluar la personalidad como indicador de diversos comportamientos en el ámbito organizacional (Uribe Pardo et al., 2008).

Un estudio que analizó a personas de 50 culturas diferentes descubrió que las cinco dimensiones podían usarse con precisión para describir la personalidad. Basado en esta investigación, el psicólogo David Buss propuso una explicación

evolutiva para los cinco rasgos, sugiriendo que los mismos representan las cualidades más relevantes que definen nuestro panorama social (Nettle, 2010).

Jang et al. (1996) sugieren que tanto la naturaleza como la crianza tienen un papel crucial en el desarrollo de cada uno de los cinco factores. Luego del análisis de 123 pares de gemelos idénticos y 127 pares de gemelos fraternos, los hallazgos del estudio sugirieron que existe una elevada influencia genética en las cinco dimensiones. Este predominio se comprobó con los estudios de Bouchard y McGue (2002) y Vernon et al. (2008), en los cuales se descubrió que alrededor del 40-60% de la varianza en los cinco rasgos es hereditaria.

Power y Pluess (2015) llegan a la conclusión de que la heredabilidad de los cinco factores puede estar determinada por variantes raras o estructurales. Con una muestra de 5.011 adultos europeos, este es el primer estudio que estima la heredabilidad compartida y única de los cinco rasgos de la personalidad.

Es imprescindible remarcar que cada uno de los cinco factores representa un rango entre dos extremos. En realidad, la mayoría de las personas recaen en un cierto lugar entre los dos extremos de cada dimensión.

Los cinco rasgos generales descritos por la teoría son: energía, afabilidad, tesón, estabilidad emocional y apertura mental.

Energía

Esta dimensión está caracterizada por la sociabilidad, locuacidad, asertividad y elevada expresividad emocional. Las personas con alto nivel suelen obtener energía en situaciones sociales, pues estar cerca de otros les hace sentirse energizados y emocionados. Quienes tienen poca energía tienden a ser más reservados y disponen de menos energía para gastar en entornos sociales.

Esta dimensión viene definida por las subdimensiones de dinamismo y dominancia.

Afabilidad

La confianza, altruismo, bondad, afecto y otros comportamientos prosociales caracterizan esta dimensión. Estas personas tienden a ser más cooperativas, mientras que las que tienen un bajo nivel de este rasgo son más competitivas e incluso manipuladoras.

Esta dimensión viene definida por las subdimensiones de cooperación y cordialidad.

Tesón

Este rasgo se caracteriza por la imaginación y perspicacia. Los individuos con un alto nivel en este rasgo tienden a tener curiosidad por el mundo o estar ansiosos por aprender nuevas cosas y disfrutar de experiencias novedosas. Las personas también se inclinan por ser más tradicionales y tener dificultades con el pensamiento abstracto.

Esta dimensión viene definida por las subdimensiones de escrupulosidad y perseverancia.

Estabilidad emocional

Es un rasgo que señala la capacidad de una persona para soportar situaciones de estrés. Las personas con puntuaciones bajas generalmente van a mostrar ansiedad y preocupación, además de mostrar una tendencia a enojarse con facilidad y suelen ser personas más inseguras. Por el contrario, quienes obtienen puntuaciones altas tienen una mayor estabilidad emocional, y, por tanto, tienden a ser calmadas y seguras de sí mismas.

Esta dimensión viene definida por las subdimensiones control de las emociones y control de los impulsos.

Apertura mental

La persona que obtiene una puntuación alta en esta dimensión tiende a describirse como muy culta, informada, interesada por las cosas y las experiencias nuevas dispuesta al contacto con culturas y costumbres distintas. Por el contrario, la persona que obtiene puntuación baja tiende a describirse como poco culta e informada.

Esta dimensión viene definida por las subdimensiones de apertura a la cultura y apertura a la experiencia.

Big Five Questionnaire (BFQ)

El cuestionario BFQ, creado en 1993, es el primero enfocado en el modelo Big Five que se elaboró en Europa, y consta de 132 elementos de respuesta múltiple en escala Likert. Esta herramienta permite evaluar 5 dimensiones y 10 subdimensiones de la personalidad. Son varias las investigaciones que han demostrado la validez del modelo de los Cinco Grandes Rasgos respecto a distintos objetivos y contextos organizacionales (Schultz, 2020).

Un aspecto que vale la pena mencionar, es el hecho de que esta herramienta ofrece una escala de validez que busca identificar perfiles falsos. La escala de distorsión faculta únicamente considerar resultados de candidatos que ofrezcan respuestas sinceras y exactas. De hecho, para evitar intentos de falsificación, es beneficioso informar a los sujetos que el BFQ posibilita evidenciar perfiles distorsionados. Se ha demostrado que este tipo de avisos disminuyen los intentos de manipulación deliberada de respuestas.

La escala de distorsión permite a los encuestadores identificar aquellos individuos que han alterado sus respuestas con el fin de entregar una falsa impresión de sí mismos, considerando que podrían obtener una ventaja. Esto se logra valiéndose de afirmaciones con las cuales los candidatos pueden atribuirse

cualidades socialmente deseables, de manera desproporcionada respecto a la población general.

Inteligencia Artificial en Recursos Humanos

La Inteligencia Artificial (IA) convencional hace referencia a una variada clase de tecnologías que permiten a una computadora desempeñar tareas que normalmente requieren de la cognición humana. Con respecto a los recursos humanos, la IA se refiere a una subclase de algoritmos que se basan principalmente en la cada vez mayor disponibilidad de datos para tareas predictivas.

Se han presentado avances significativos en las aplicaciones de la IA, tales como reconocimiento de patrones, traducción de lenguaje y aprendizaje profundo empleando redes neuronales en contextos enriquecidos con datos. A pesar de ello, en lo que a gestión de empleados se refiere, muy pocas organizaciones han empezado la etapa de Big Data.

La utilización efectiva de IA en los problemas de Recursos Humanos presenta diferentes desafíos inexistentes en otras áreas. Estos inconvenientes van desde lo práctico a lo conceptual, teniendo en cuenta el hecho de que los análisis de la ciencia de datos, al momento de ser aplicados a decisiones relacionadas a las personas, pueden generar serios conflictos con respecto a lo que la sociedad generalmente considera importante al momento de tomar decisiones significativas sobre las personas.

Con el propósito de ilustrar estos posibles problemas, se considera el caso de Amazon, empresa que en 2018 descubrió que su algoritmo para contratación tenía un defecto muy serio. Como se había diseñado con base en los datos históricos de desempeño laboral, donde se reflejaba que los hombres blancos habían tenido los mejores resultados (de hecho, los hombres blancos conformaban la mayor parte de los trabajadores), como resultado se otorgaban mayores puntuaciones a los aplicantes que eran hombres blancos. Cuando se descartó el

sexo de los aplicantes como parámetro, los atributos asociados a las candidatas hicieron que las mujeres fueran descartadas. Por estos motivos, la compañía pronto dejó de usar el sistema debido a que no encontraron una forma sencilla de repararlo (Tambe et al., 2019).

Desafíos en Recursos Humanos

Existe un sinnúmero de obstáculos en recursos humanos que claramente lo diferencia de otras áreas en donde se han aplicado técnicas de IA (Tambe et al., 2019). El primero es la complejidad de las salidas. Hay varias dimensiones a considerar desde la perspectiva del rendimiento laboral y medirlas con precisión resulta bastante difícil para la mayoría de trabajos. Los puntajes de evaluación del desempeño, la métrica más utilizada, han sido criticados por problemas vinculados a la validez y confiabilidad, así como por sesgos, de modo que muchos empleadores los están dejando de lado. Cualquier trabajo que implique un grado de complejidad considerable es interdependiente con otros trabajos, y por ende el desempeño individual resulta difícil de separar del desempeño grupal.

El segundo obstáculo para la ciencia de datos es que muchos de los resultados importantes en recursos humanos, como los despidos, son eventos que tienden a ocurrir con una frecuencia casi nula, especialmente en las organizaciones más pequeñas. Las técnicas de ciencia de datos requieren de vastos datos y por este motivo tienen un desempeño pobre cuando se trata de salidas poco frecuentes.

El tercer problema se relaciona con el hecho de que los resultados que acarrearán las decisiones de recursos humanos tienen serias consecuencias para los individuos y la sociedad, en lo que se refiere a la ética, así como a la equidad tanto procedimental como distributiva. Se debe resaltar que los marcos legales también responsabilizan a los empleadores de tomar decisiones en forma imparcial. Otro aspecto que resulta clave es la preocupación por la explicabilidad, pues interesa

saber qué atributos están impulsando la decisión. Esto último es algo que suele estar ausente en muchos algoritmos de predicción.

Finalmente, las acciones que ocurren en un ambiente laboral están sujetas a una serie de preocupaciones de carácter social y psicológico muy complejas, como el valor, el estatus personal, la equidad percibida y las expectativas contractuales y relacionales. Esta situación afecta los resultados a nivel organizacional e individual, puesto que si los trabajadores no entienden o no están conformes con la manera en que se toman decisiones, pueden manipular o interrumpir el sistema, de forma que los resultados de la organización se ven seriamente afectados. Una persona responsable de tomar decisiones puede monitorear el comportamiento adversario y ajustar su accionar en consecuencia, pero incluso los algoritmos más avanzados lo encuentran como un problema desafiante.

Aprendizaje automático

Es una rama de la inteligencia artificial que hace posible a las máquinas aprender sin la necesidad de que estén programadas explícitamente para ese fin, esta es la característica principal gracias a la cual los sistemas efectúan predicciones luego de identificar patrones entre los datos. Este es el motor que impulsa las recomendaciones que se realizan en aplicaciones ampliamente utilizadas, como Netflix o Spotify, incluso están detrás de las respuestas de los asistentes Siri y Alexa (Alameda, 2020).

La estadística sostiene el aprendizaje automático, pues su base fundamental está conformada por algoritmos capaces de analizar cuantiosos datos para inferir el resultado óptimo para un problema particular.

Las tres ramificaciones del aprendizaje automático son:

- Aprendizaje por refuerzo: tiene lugar cuando a través de la prueba y error una máquina aprende la manera más adecuada para finalizar una tarea dada. La conducta del sistema se modifica con base en las

recompensas para resolver la tarea, sin que esté programado para realizarla de una forma específica.

- Aprendizaje supervisado: por medio de datos etiquetados se entrena a las máquinas para deducir una función con base en los datos provistos.
- Aprendizaje no supervisado: en este escenario, las máquinas buscan similitudes en los datos, pues los algoritmos no están diseñados para detectar un tipo específico de datos, sino para identificar rasgos comunes que puedan agrupar.

En el contexto empresarial, resulta sumamente importante la flexibilidad y la capacidad de adaptación al cambio que ofrecen los tipos de aprendizaje automático. De cara al futuro, el dinamismo implícito ofrece una capacidad de invención sin precedentes que permitirá mejorar las actuales aplicaciones tecnológicas de esta poderosa herramienta, cuyas posibilidades se tornan virtualmente infinitas mientras existan datos disponibles que permitan el aprendizaje.

Aprendizaje supervisado

Es una subcategoría del aprendizaje automático que se distingue por el uso de conjuntos de datos etiquetados para entrenar con precisión los algoritmos encargados de realizar predicciones. A medida que el modelo es alimentado con datos, modifica sus pesos hasta estar adecuadamente ajustado. El aprendizaje supervisado faculta a las organizaciones abordar una amplia gama de problemas a gran escala, como lo es la clasificación del correo basura (IBM Cloud Education, 2020a).

Tipos

- Clasificación: busca etiquetar apropiadamente los datos que recibe, al intentar asignar la clase (categoría) de cada entidad luego de efectuar las conclusiones respectivas.
- Regresión: se aplica en casos en los cuales se requiere emitir proyecciones, como los ingresos por ventas de un negocio dado.

Algoritmos empleados

- Redes neuronales: ideados para sostener a los algoritmos de aprendizaje profundo, imitan la interconexión del cerebro humano a través de capas de nodos. Cada nodo se compone de entradas, pesos, umbral y una salida. Si la salida supera el umbral fijado, activa el nodo y lo pasa a la siguiente capa de la red. Las redes aprenden el mapeo de la función a través de aprendizaje supervisado, modificándose con base en la función de pérdida a través del proceso de descenso de gradiente.
- Bayes ingenuo: se rige por el principio de independencia condicional de clase, que indica que la presencia de una característica no influye la presencia de otra en la probabilidad de un resultado concreto, a la vez que cada predictor tiene el mismo efecto en ese resultado.
- Regresión lineal: es adecuada en casos en los que se necesita identificar la relación existente entre la variable dependiente y las variables independientes para predecir futuras salidas.
- Regresión logística: resulta útil cuando la variable dependiente es categórica, es decir, cuando tiene salidas binarias, por ejemplo: verdadero y falso, o sí y no.
- Máquinas de vectores de apoyo: a pesar de que sirven para clasificación y regresión, principalmente se usan en problemas de clasificación. Para generar predicciones construye un hiperplano donde la distancia entre 2

clases de puntos de datos está en su máximo. El hiperplano se conoce como el límite de decisión, el cual separa las clases de puntos de datos en cada lado del plano.

- K vecinos más próximos: es un algoritmo no paramétrico que clasifica puntos de datos considerando su proximidad y asociación con otros datos disponibles. Asume que puntos similares se pueden hallar cerca de otros, como resultado calcula la distancia entre puntos y asigna una categoría teniendo en cuenta la categoría más frecuente.
- Bosque aleatorio: algoritmo flexible destinado a escenarios de clasificación y regresión. El bosque hace alusión a una colección de árboles de decisión carentes de correlación, mezclados entre ellos para reducir la varianza y así poder crear predicciones más precisas.

Bosque aleatorio

Una gran parte del aprendizaje automático es abarcada por la clasificación, que hace referencia a situaciones en las que nos interesa conocer la clase (también conocida como grupo) a la que pertenece una determinada observación. La capacidad para clasificar de forma extremadamente precisa las observaciones disponibles resulta altamente valioso para diversas aplicaciones en los negocios, tales como determinar si el préstamo que se efectúa será pagado o incumplido, o si un usuario en particular comprará cierto producto (Yiu, 2019).

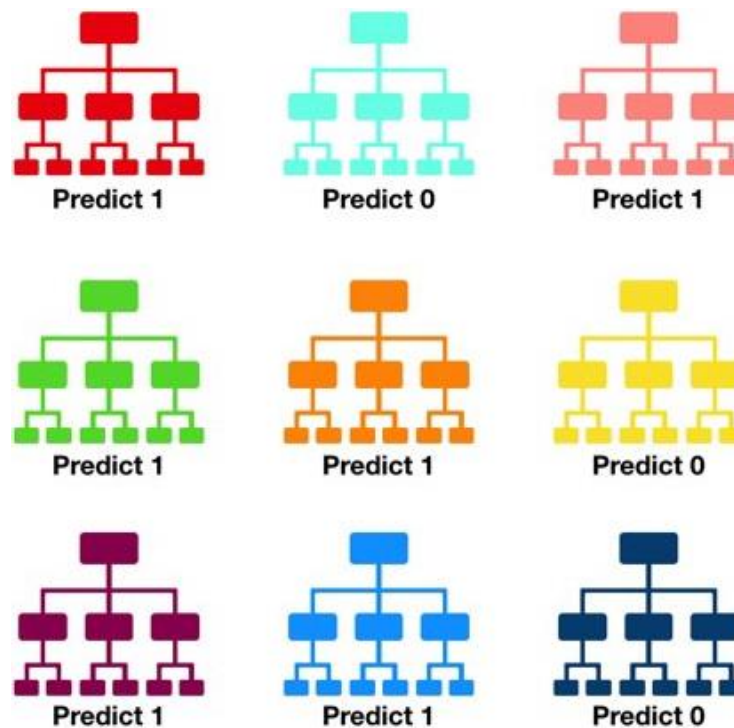
La ciencia de datos nos provee de una gran cantidad de algoritmos de clasificación, entre los cuales destacan máquinas de vectores de soporte, clasificador de Bayes y árboles de decisión. En la parte superior de la jerarquía de este tipo de clasificadores se encuentran los bosques aleatorios.

Un bosque aleatorio es una combinación de un cuantioso número de árboles de decisión individuales que operan como un conjunto. Cada uno de los árboles del

bosque emite una predicción de clase, y la clase con la mayor cantidad de votos se convierte en la predicción final del modelo, tal y como se aprecia en la Figura 2.

Figura 2

Bosque aleatorio con 9 árboles que predice la clase 1



Nota. En el bosque aleatorio de ejemplo, 6 árboles predicen la clase 1, y 3 árboles predicen la clase 0, consecuentemente la predicción del modelo es la clase 1.

Tomado de (Yiu, 2019)

El concepto detrás del bosque aleatorio es simple, pero poderoso, y se basa en el hecho de que un gran número de árboles relativamente no correlacionados que actúan como un comité tendrán un desempeño superior a cualquier modelo constituyente individual.

La baja correlación existente entre los modelos resulta decisiva, pues las predicciones del conjunto son más precisas que cualquiera de las predicciones individuales. Este beneficio se produce a causa de que los árboles se protegen entre sí de sus errores individuales, siempre y cuando no se equivoquen constantemente en el mismo aspecto. A pesar de que algunos árboles pueden estar equivocados, la

mayoría funcionan correctamente, de modo que, como grupo, se dirigen en la dirección correcta.

Para garantizar que el comportamiento de cada árbol no está demasiado relacionado con el de ningún otro se emplean dos métodos diferentes: agregación de bootstrap y aleatoriedad de características.

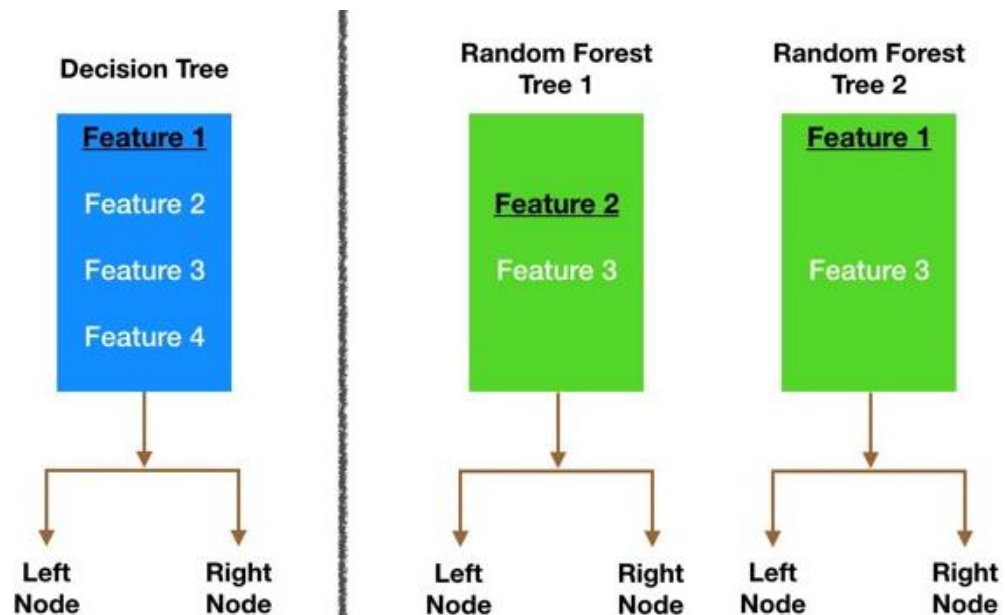
La agregación de bootstrap favorece al bosque aleatorio al permitir que cada árbol individual efectúe un muestreo aleatorio con reemplazo del conjunto de datos disponibles, lo que deriva en diferentes árboles. Considerando que los árboles de decisión resultan extremadamente sensibles a los datos con los cuales son entrenados, las pequeñas variantes que se introducen en los datos de entrenamiento resultan árboles con estructuras significativamente distintas. Este proceso también se denomina ensacamiento. Con la agregación de bootstrap se evita la división de los datos de entrenamiento en subconjuntos, en vista de que se entrena cada árbol con una muestra aleatoria con reemplazo del mismo tamaño que el conjunto de entrenamiento.

La aleatoriedad de características alude al hecho de que en un árbol de decisión normal cuando llega el momento de dividir un nodo, se debe tener en cuenta cada posible característica y elegir aquella que produce la mayor separación entre las observaciones del nodo izquierdo y aquellas del nodo derecho. En contraposición, cada árbol en un bosque aleatorio es capaz de elegir exclusivamente de un subconjunto aleatorio de características, lo que fuerza aún más la variación entre los árboles en el modelo y que finalmente influye en una menor correlación entre árboles, así como una diversificación aumentada. Este proceso queda explicado gráficamente en la Figura 3, en la cual el árbol tradicional (de color azul) determina de entre las 4 características cuál es más influyente al momento de dividir el nodo. El árbol elige la característica 1 (en negrita y subrayada) para dividir los datos en grupos lo más separados posibles.

En el caso del bosque aleatorio, el árbol 1 (de color verde) sólo puede optar por las características 2 y 3, pero como la mejor característica para dividir el nodo no está disponible, el árbol se ve forzado a elegir la característica 2 (en negrita y subrayada). Del otro lado, el árbol 2 del bosque aleatorio (también de verde) puede optar por las características 1 y 3, de forma que elige la característica 1, que, gracias al árbol tradicional, es sabido que es la mejor.

Figura 3

Comparación entre árbol de decisión normal y árbol de decisión en un bosque aleatorio



Nota. En la imagen se muestra la diferencia existente entre un árbol de decisión normal y un árbol de decisión en un bosque aleatorio, respecto a la división de un nodo. Tomado de (Yiu, 2019)

Con esto, en el bosque aleatorio se generan árboles que no están únicamente entrenados con diferentes conjuntos de datos, sino que usan distintas características para dividir los nodos (Yiu, 2019).

Entre los principales beneficios que ofrece el bosque aleatorio aparecen (IBM Cloud Education, 2020b):

- Versatilidad, este algoritmo puede usarse en problemas de clasificación y regresión, por ello es popular entre los científicos de datos.
- Reducido riesgo de sobreajuste, a pesar de que los árboles de decisión son susceptibles de sobreajuste, en el bosque aleatorio se minimiza este inconveniente. Cuando existe un número adecuado de árboles el clasificador no se sobre ajusta, a razón de que el promedio de los árboles no correlacionados logra decrementar la varianza general y el error de predicción.
- Facilidad para determinar la importancia de la característica, resulta simple evaluar la importancia de una variable para el modelo.

Las cualidades anteriormente mencionadas son consistentes con el estudio de Fernández-Delgado et al. (2014), en el cual se comparan 179 clasificadores con 121 conjuntos de datos, y del cual se extraen conclusiones con las que se apuntala que los clasificadores de bosque aleatorio son los que tienen más probabilidades de ser los mejores, alcanzando el 94.1% como máxima precisión.

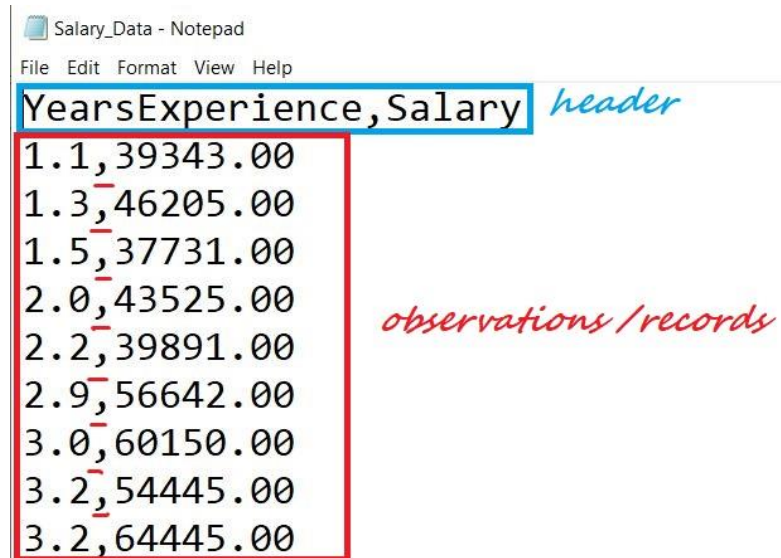
Archivos CSV en Python

Los ficheros CSV contienen valores separados por comas que representan datos en forma tabular como texto sin formato. En el campo de la ciencia de datos estos archivos ofrecen la forma más sencilla de trabajar con ingentes cantidades de datos (Bonthu, 2021).

La estructura básica de un archivo CSV simplemente está determinada por la cabecera y los datos en sí, tal y como se aprecia en la Figura 4. La cabecera únicamente contiene los nombres de los campos utilizados y en las siguientes filas reposan los datos separados por comas.

Figura 4

Estructura de un archivo CSV



```
Salary_Data - Notepad
File Edit Format View Help
YearsExperience,Salary
1.1,39343.00
1.3,46205.00
1.5,37731.00
2.0,43525.00
2.2,39891.00
2.9,56642.00
3.0,60150.00
3.2,54445.00
3.2,64445.00
```

header

observations/records

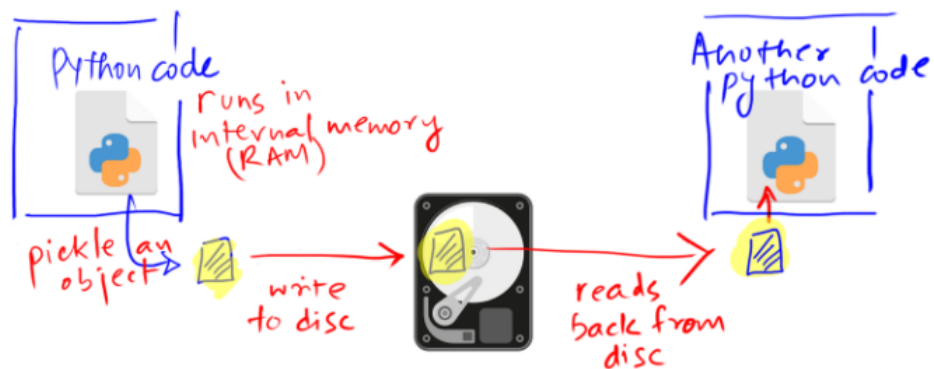
Nota. estructura de un archivo CSV de ejemplo. Tomado de (Bonthu, 2021)

Serialización de objetos en Python

El módulo Pickle de Python, que viene instalado por defecto, se utiliza para llevar a cabo la serialización y la deserialización de estructuras de objetos Python. La serialización alude al proceso de convertir un objeto almacenado en la memoria temporal en una secuencia de bytes que pueda ser almacenada en el disco, una base de datos o enviada por la red. Posteriormente, el flujo de caracteres puede ser cargado y desrealizado de vuelta en un objeto Python (Python Software Foundation, 2021). La Figura 5 explica gráficamente el proceso descrito.

Figura 5

Serialización de objetos en Python



Nota. Descripción del proceso de serialización y deserialización de objetos Python.

Tomado de (Bonthu, 2021)

En el contexto de aprendizaje automático, la persistencia de modelos entrenados resulta imprescindible. El entrenamiento es un proceso que consume vastas cantidades de tiempo y recursos, por lo que luego de realizar las pruebas y validaciones necesarias con los ajustes finales que generan la máxima precisión posible, debemos persistir el modelo en un fichero para que posteriormente podamos emitir predicciones sin necesidad de repetir el entrenamiento (DataCamp, 2018).

Verbos HTTP

Para interactuar con los recursos de un sistema REST se disponen de cuatro verbos HTTP básicos, tal como se muestra en la Figura 6, los cuales tienen las siguientes funcionalidades (Mozilla, 2021):

- **GET:** devuelve la representación de un recurso específico, o una colección de recursos. Este tipo de peticiones únicamente se encarga de recuperar datos.
- **POST:** posibilita la creación de un nuevo recurso a través del envío de una entidad que lo representa, lo que provoca un cambio de estado o efectos en el servidor.

- **PUT:** modifica un recurso específico, al reemplazar a todas sus representaciones actuales.
- **DELETE:** elimina un recurso específico.

Figura 6

Verbos HTTP

GET	/pet/{petId}	Find pet by ID
PUT	/pet	Update an existing pet
DELETE	/pet/{petId}	Deletes a pet
POST	/pet/{petId}/uploadImage	uploads an image

Nota. Métodos de petición HTTP. Tomado de (Mozilla, 2021).

REST

Es un estilo arquitectónico que provee estándares para sistemas informáticos en la web, lo que facilita la comunicación entre ellos. Los sistemas que obedecen este estilo son llamados sistemas RESTful y se caracterizan por carecer de estado y hacer una clara separación en lo que concierne al cliente y al servidor. En la Figura 7 se explica gráficamente el funcionamiento de una API RESTful.

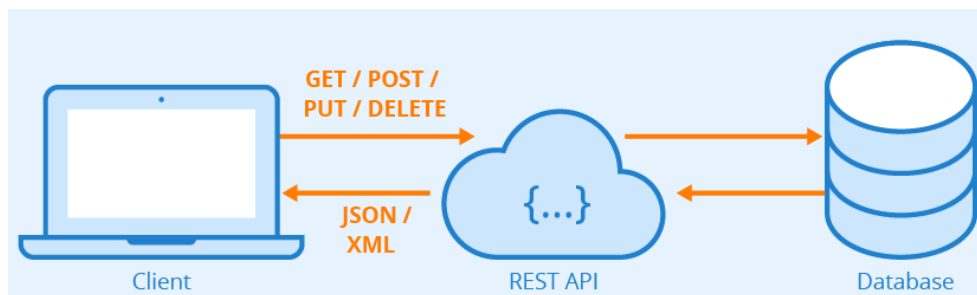
Según Avraham (2017a), una aplicación web RESTful expone información sobre sí misma a modo de información sobre sus recursos. Adicionalmente, posibilita al cliente ejecutar acciones respecto a sus recursos, como crear nuevos o cambiar los ya existentes.

Existen dos términos claramente definidos que resultan esenciales para comprender el funcionamiento de una aplicación RESTful.

- Cliente: es la persona o software que utiliza la API.
- Recurso: es cualquier objeto del que la API puede proveer información y que posee un identificador único.

Figura 7

Funcionamiento de una API RESTful



Nota. En la imagen se muestra el esquema de funcionamiento de una API RESTful.

Tomado de (Avraham, 2017a)

RESTful cataloga a toda aplicación que se rige por las siguientes restricciones (Avraham, 2017b):

- **Interfaz uniforme:**
 - Toda petición al servidor debe incluir un identificador de recurso.
 - La respuesta que devuelve el servidor debe incluir información suficiente para que el cliente pueda modificar el recurso.
 - Cada petición contiene toda la información que el servidor requiere para efectuar, y cada respuesta que retorna el servidor contiene toda la información que el cliente necesita para entenderla.
 - Utilizar información hipermedia como el motor de estado de la aplicación.
- **Separación cliente - servidor:** el cliente y el servidor actúan independientemente, y la interacción entre ambos únicamente tiene lugar en forma de peticiones, iniciadas exclusivamente por el cliente,

y las respuestas sólo se envían como consecuencia de las peticiones.

El servidor no envía información acerca del estado de sus recursos por su propia cuenta.

- **Sin estado:** el servidor no recuerda nada sobre quién usa la API. Cada petición contiene la información que el servidor necesita para ejecutarla, sin importar si el usuario ya ha realizado otras peticiones.
- **Sistema de capas:** entre el cliente que efectúa peticiones y el servidor que emite respuestas, podrían existir varios servidores en el medio. Estos servidores pueden proveer distintas capas: seguridad, caché, balanceo de carga y funcionalidades. Estas capas no deben afectar la petición ni la respuesta. El cliente desconoce cuántas capas existen entre él y el servidor que responde a su petición.
- **Almacenable en caché:** los datos que emite el servidor contienen información sobre si los datos son o no almacenables en caché. Si lo son, podrían contener algún tipo de número de versión. Con este número el cliente conoce la versión de datos que dispone y puede evitar solicitar los mismos repetidamente. El cliente también debe saber si la versión actual ha expirado, en cuyo caso, el cliente sabrá que debe enviar una nueva petición para tener la versión más actual.
- **Código bajo demanda:** esta restricción es opcional, una API puede ser RESTful incluso si no provee código bajo demanda. El cliente puede requerir código y la respuesta lo contendrá, para que posteriormente sea ejecutado.

Aplicación web

Es cualquier programa que desempeña una función específica utilizando un navegador web como su cliente para realizar tareas en Internet. Son millones las empresas que emplean Internet como canal de comunicación rentable,

permitiéndoles interactuar con su mercado objetivo y realizar transacciones rápidas y seguras. A pesar de esta gran ventaja, una participación efectiva solamente tiene lugar cuando la organización dispone de la capacidad necesaria para la captura y almacenamiento de los datos requeridos, a la vez que debe poseer los medios necesarios para efectuar el procesamiento y posterior presentación de la información generada a sus usuarios (Gibb, 2016).

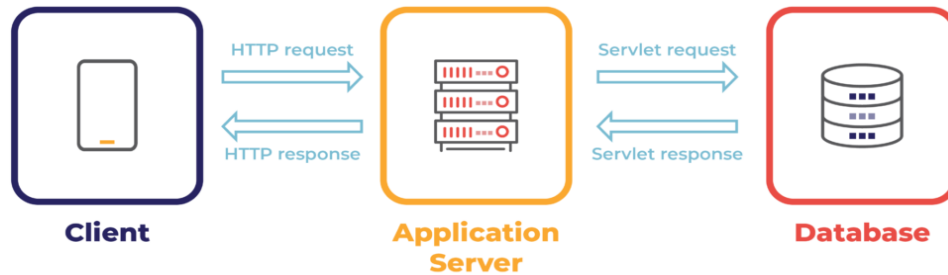
A través de la combinación de scripts del lado del servidor las aplicaciones web se encargan del almacenamiento y recuperación de la información, mientras que consumen scripts del lado del cliente para manejar la presentación de la información hacia los usuarios. Gibb (2016) resalta que este tipo de aplicaciones facilitan a los usuarios interactuar con las empresas, ya sea por medio de formularios o carritos de compras, incluso los colaboradores de las organizaciones pueden gestionar documentos y proyectos que comparten con otros miembros, indistintamente de su ubicación geográfica o el dispositivo que utilizan.

En la Figura 8, se muestra el flujo habitual de una aplicación web en los términos siguientes (Gibb, 2016):

1. El usuario genera una solicitud al servidor web con la mediación de Internet.
2. El servidor web redirige la solicitud al respectivo servidor de aplicaciones web.
3. El servidor de aplicaciones web efectúa la tarea requerida, ya sea una consulta de base de datos o una actividad de procesamiento, para finalmente generar los resultados esperados.
4. El servidor de aplicaciones web envía los resultados al servidor web.
5. El servidor web devuelve la respuesta al cliente con la información requerida, la que finalmente aparece en la pantalla del usuario.

Figura 8

Funcionamiento de una aplicación web



Nota. En la imagen se puede apreciar cómo funciona una aplicación web. Tomado de (Gibb, 2016).

Interfaz de puerta de enlace de servidor web (WSGI)

WSGI es una especificación estándar de interfaz definida en la propuesta de mejora de Python (PEP) 3333, gracias a la cual es posible que un servidor web redirige peticiones a una aplicación web escrita en Python. La versión actual es la 1.0.1, publicada en 2010 y actualizada para trabajar con Python 3 (Python Software Foundation, 2010).

La flexibilidad es la principal ventaja que otorga la utilización de WSGI, en virtud de que los desarrolladores pueden intercambiar con facilidad entre los servidores WSGI, sin necesidad de modificar la aplicación desarrollada o el framework que implementa WSGI.

Un servidor WSGI favorece la escalabilidad, a causa de que son capaces de servir miles de peticiones para contenido dinámico. Este tipo de servidores manejan las solicitudes de procesamiento del servidor web y a partir de ello determinan la mejor manera de transmitir las al proceso de la aplicación. El escalamiento eficiente del tráfico en Internet requiere de la segregación de responsabilidades.

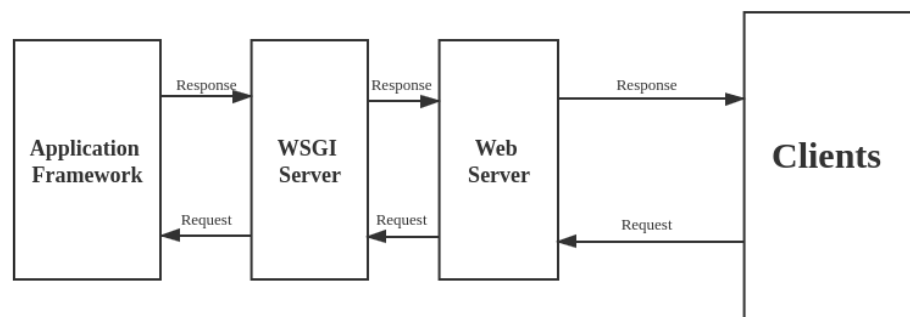
Los 3 componentes que operan detrás de una aplicación web Python son: servidor web, servidor WSGI y framework de aplicación web. La capa del servidor web es responsable de gestionar las solicitudes HTTP y devolver las respuestas.

Respecto a consideraciones de sencillez de uso, estabilidad y seguridad, Apache y Nginx son los más populares (Zhou, 2020).

Tal como se muestra en la Figura 9, las solicitudes que requieren de aplicaciones Python implementadas con WSGI se inician con la petición del cliente que llega al servidor web, el cual remite la petición al servidor WSGI, quien finalmente la envía al framework de aplicación. Este último produce una respuesta que el servidor WSGI se encarga de reenviar al servidor web, el cual entrega esta respuesta al cliente.

Figura 9

Funcionamiento de una aplicación web Python que implementa WSGI



Nota. En la imagen se puede apreciar cómo funciona una aplicación web Python que implementa WSGI. Tomado de (Zhou, 2020).

Metodología ágil

Una metodología ágil, no es más que una serie de actividades pensadas y planificadas de forma que el sistema o entregable que se piensa desarrollar tenga una organización previa, evitando de esta manera problemas de tiempo y escalabilidad del proyecto. Este tipo de metodología permite poner en práctica la gestión de la aplicación por medio de responsabilidades que recaen en los miembros del equipo (Khanh et al., 2017).

En este caso, se ha utilizado una metodología ágil orientada al ciclo de vida de un sistema, esto permite controlar el avance que se ejecuta con el tiempo de programación, a su vez permite organizar de mejor manera cada uno de los módulos de creación del aplicativo, que comprenden ciertos pasos establecidos en el ciclo de desarrollo como son los procesos analíticos así como de diseño, continuando con la fase de implementación y pruebas, finalizando con el módulo de mantenimiento y despliegue final o en producción (Leau et al., 2012).

Hay una gran variedad de metodologías ágiles que se pueden usar durante el desarrollo de una aplicación o un sistema, cada equipo será el encargado de seleccionar el método que se ajuste más a las características propias del personal con el que cuentan para el desarrollo, se tendrán que definir características que ayudarán a definir la herramienta más óptima (Khanh et al., 2017).

Scrum

Para desarrollar el aplicativo se utilizó la metodología ágil Scrum, de modo que la entrega periódica de Sprint facilite apearse a los tiempos estimados del proyecto.

Scrum es una de las metodologías más usadas en la actualidad gracias a la flexibilidad que posee por sobre las demás, una de las características que más aporta al desarrollo del sistema que se realice mediante el uso de este método, es la constante retroalimentación que se realiza en cada una de las etapas establecidas, mismas que se conocen como Sprint (Singh, 2008).

El uso de Scrum se basa principalmente en la posibilidad de que algunas situaciones fortuitas se pueden suscitar durante la ejecución del proyecto, por ende, es bastante amigable en ese aspecto.

Un aspecto de la metodología que no es modificable es el punto de inicio o planeación y su punto de finalización o cierre. Por medio de esta práctica el equipo

se asegura de que no se permita el ingreso de nuevos requerimientos o la modificación de los mismos, ya que esto traería problemas para el entregable final.

Por otro lado, si no se expone al proyecto a varios cambios, las posibilidades de que el aplicativo culmine de manera exitosa es mucho más alto (Vlaanderen et al., 2009).

Roles de trabajo

Los roles dentro de un equipo de desarrollo son un aspecto fundamental, de forma que se deben establecer actividades que tendrán a cargo cada uno de los integrantes.

- **Propietario del Producto:** es la persona que se encarga de la definición de las historias de usuario, a su vez es el encargado de la planificación y cumplimiento de las actividades definidas en el backlog (The 2020 Scrum Guide, 2020).
- **Equipo de Desarrollo:** se trata de un grupo de desarrolladores quienes serán los encargados de ejecutar las actividades planificadas, cumpliendo de manera continua cada uno de las funcionalidades que necesita la aplicación con base en el Sprint marcado (The 2020 Scrum Guide, 2020).
- **Scrum Master:** persona encargada de hacer cumplir las métricas establecidas por la metodología Scrum (The 2020 Scrum Guide, 2020).

Reuniones de Monitoreo

Son eventos que se realizan con la finalidad de evitar reuniones que no han sido planificadas previamente, lo que afectaría directamente al tiempo establecido para otra actividad dentro de la metodología. Para solucionar este tipo de contratiempos, las métricas de la metodología aconsejan planificar reuniones

durante el sprint que permitan solventar las inquietudes que se pueden presentar durante el mismo, por medio de cada una de estas sesiones se establecen acuerdos y a su vez se buscan soluciones o se brindan ideas que aporten al sano desarrollo del proyecto.

- **Sprint:** se denomina de esta forma al periodo que puede tener una duración de 2 semanas a 1 mes, la extensión del tiempo tendrá que ser definido por todos los actores del equipo de desarrollo. Durante el Sprint se debe planificar las actividades propias de la metodología que serán realizadas durante este tiempo (The 2020 Scrum Guide, 2020).
- **Sprint Planning:** en esta reunión se realiza la planificación de tareas y actividades que deben desempeñar cada uno de los miembros del equipo de desarrollo, donde se tiene que especificar el tiempo de duración por cada actividad y la asignación de los responsables, de esta forma segmentando cada uno de las funcionalidades. Se realiza la estimación de la complejidad y por medio de este parámetro se establece de igual manera un tiempo máximo de resolución de dicha asignación, originando de esta manera una fecha límite para la finalización de la misma.
- **Daily Meeting:** son reuniones que se planifican para hacerlo cada día, la particularidad de este tipo de sesión, es que para evitar que se extiendan se plantea la idea de llegar a acuerdos y soluciones sobre lo que fuese, en no más que 15 minutos por día, todo lo demás que se necesite tratar se lo tendrá que hacer durante los sprints antes mencionados o en el siguiente daily (The 2020 Scrum Guide, 2020).
- **Sprint Review:** este tipo de reuniones se realizan al finalizar cada uno de los Sprint, de modo que como su nombre mismo indica, se ejecuta un análisis de lo que se realizó con éxito y lo que no se pudo

culminar, de haber sucedido, entender cuál fue el problema y evitar las causas del mismo. Es necesario la participación de todo el equipo de trabajo, con el objetivo de tener una perspectiva de todo el proyecto y de todas las actividades realizadas, de modo que no se pierda ningún aspecto o pormenor de alguna situación en específico que pudiese causar el mismo problema en las futuras funcionalidad que quedan por realizar.

- **Sprint Retrospective:** se produce una vez culminado el sprint review, es una reunión que presenta una idea mucho más informal de lo que eran las demás, es un encuentro en el que el equipo de desarrollo hace un análisis de cuáles fueron las fortalezas, debilidades, su mayor apoyo y su mayor debilidad durante el sprint que culmina, de modo que cada uno pueda comprender qué es lo que lo ayudó y que no, para poner en práctica en el siguiente sprint y que cosas dejar de hacer. Esta reunión se realiza antes del sprint planning.

Herramientas Scrum

Las reuniones de monitoreo y cada una de las planificaciones que se realizan durante las mismas, necesitan de herramientas que ayuden a plasmar cada uno de los acuerdos y que de manera didáctica, cada uno de los integrantes del equipo de desarrollo pueda tener una idea de cuál es el estado en el que se encuentran las actividades que se necesitan completar durante el Sprint, una de las herramientas más usadas y más completas es Jira, plataforma que permite la utilización de Scrum en su máxima expresión.

- **Scrum Dashboard:** es una herramienta que se utiliza para plasmar de manera gráfica cada una de las actividades que se van a realizar durante el sprint, el cual se divide en cuatro columnas o pasos a los

que tendrá que someterse cada una de las funcionalidades previstas. El primer paso es la columna de cosas por hacer, donde se ubican todas las tareas pendientes, en la segunda columna se ubican las actividades que están en desarrollo o corrección, la tercera columna es para las funcionalidades que están en la fase de aseguramiento de la calidad o pruebas y la columna final es para ubicar todo lo que ya se ha finalizado hasta lo que se tenía planificado, lo que se conoce como definición de terminar por sus siglas en inglés (Definition of Done o DOD) (The 2020 Scrum Guide, 2020).

- **Backlog:** es una herramienta que permite tener de manera ordenada todos y cada uno de los requerimientos que se levantaron al inicio del proyecto, con el propósito de almacenarlo y dependiendo como haya organizado el equipo de trabajo las funciones a realizar, poder ir extrayendo de este apartado, todas las funcionalidades que faltan por hacer y que complementan el ciclo de vida del proyecto.

CAPÍTULO III

Desarrollo metodológico

De acuerdo con Hernández Sampieri et al. (2014, p. 128), el diseño es el plan establecido para recabar información necesaria que posibilite solventar el planteamiento del problema.

Metodología de la Investigación

Por el enfoque: Mixta

Los métodos mixtos se definen como un conjunto de procesos de investigación, que recolectan y analizan datos cuantitativos y cualitativos, para posteriormente proceder a su integración y discusión conjunta, de manera que se puedan efectuar inferencias de toda la información recabada y lograr así un mayor entendimiento del fenómeno bajo estudio (Hernández Sampieri et al., 2014, p. 534).

Debido a que el problema de la presente investigación es considerado como un fenómeno de naturaleza compleja que está constituido por dos realidades, una subjetiva y otra objetiva, lo más adecuado es emplear el método mixto observando las recomendaciones de Hernández Sampieri et al. (2014, p. 536).

Por su finalidad: Aplicada

El estudio se desarrollará siguiendo el enfoque mixto y buscando producir conocimiento, al abordar el problema de la selección de personal basándose en el perfil de personalidad de los aspirantes. Una vez desarrollada la aplicación web recomendante de cargos se espera que los resultados obtenidos sean replicados y empleados en trabajos futuros.

Por el control de las variables: No experimental

Las variables implicadas en la investigación no serán manipuladas deliberadamente, pues se analizarán en su ambiente natural. En el presente trabajo se obtienen los datos de los perfiles de personalidad de los candidatos que pretenden desempeñar un rol específico dentro del departamento de TI de una empresa sin que estos sufran alteraciones.

Por el alcance: Exploratoria

El alcance de este estudio es exploratorio, teniendo en cuenta que el contexto del problema de búsqueda de información planteado es multifacético y carece de límites fijos; características distintivas que surgen en la investigación exploratoria según White y Roth (2009, p. 6). Adicionalmente, acorde al estado del arte, la temática propuesta no ha sido explorada a profundidad.

Fase 1***Recolección de datos***

La inclusión del perfil de personalidad como un atributo deseable para analizar en el proceso de contratación se efectúa teniendo en cuenta que a nivel general los sistemas para la selección de personal no consideran la personalidad de los candidatos (Faliagka et al., 2012).

Posterior a la revisión de literatura relacionada, se elige el instrumento con el que se determinarán los perfiles de personalidad de los encuestados. Se establece al BFQ como test de personalidad para aplicar en las encuestas virtuales. Esta decisión se sostiene con los resultados obtenidos por el estudio de Vecchione et al. (2016), el cual reafirma la validez predictiva de las medidas de los rasgos de personalidad del BFQ con decenas de trabajadores. Alessandri y Vecchione (2012) ratifican el modelo de los cinco rasgos como la descripción más influyente de la

estructura de la personalidad, a la vez que resaltan el extendido uso del BFQ por parte de practicantes e investigadores de psicología organizacional.

A partir de los resultados obtenidos por los candidatos, los responsables de los procesos de selección de personal serán capaces de tomar decisiones en función de las características de la personalidad de los aspirantes, en conjunto con la recomendación del cargo realizada por la aplicación.

Para poder obtener datos con los cuales trabajar, se creó una encuesta, misma que serviría para recolectar la mayor cantidad de información de las personas que cumplan con las condiciones que se plantearon para el estudio, lo que permitiría delimitar de mejor manera el campo de evaluación y posteriormente el análisis con base en los parámetros obtenidos.

El campo de estudio se delimitó de manera en que sólo se recepten datos de personas que trabajan en el área o departamento de TI y como parámetro fundamental, que la empresa cumpla sus funciones dentro del Distrito Metropolitano de Quito.

Tomando como punto de partida lo antes mencionado, la encuesta se encuentra estructurada por cuatro secciones. La primera sección hace referencia a una introducción informativa para las personas que tienen acceso al formulario, donde se podrá encontrar una breve descripción del trabajo de investigación que se pretende lograr por medio de la obtención de los datos de cada participante y una aclaración sobre el uso debido de los datos que se vayan a proporcionar, creando de esta forma seguridad con el encuestado, para que pueda desarrollar el test de la manera más honesta posible, ayudando así al éxito del estudio.

La segunda sección se encuentra compuesta por una pregunta de autorización en el que la persona puede contestar de manera afirmativa o negativa ante la interrogante de si desea realizar o no el test, de modo que, si el encuestado no desea efectuar el test, puede no desarrollarlo, no sin antes contestar una pregunta sobre el motivo por el que no desea completar el cuestionario.

La tercera sección contiene un módulo de datos demográficos donde los evaluados completan cada uno de los campos de manera obligatoria, con el fin de poder realizar los diferentes tipos de segmentaciones que permitirán convertir cada uno de los datos en parámetros y de esa forma asociarlos de mejor manera para el desarrollo adecuado del modelo. La información que se recoge en este bloque tiene que ver con el género, nivel de escolaridad, edad, situación laboral actual, sector al que pertenece su actividad profesional u organización, cargo en el que se desempeña y dos datos que son vitales para el modelo de estudio, como lo son los años de experiencia laboral de manera general y los años de experiencia en puestos directivos. Cabe resaltar que para la pregunta sobre el cargo del evaluado se definieron 9 tipos de cargos diferentes que serán con los que se trabajen en la investigación, tales como gerente y/o director de TI, jefe de área TI, jefe de proyecto, ingeniero en informática, ingeniero de software, desarrolladores, analista programador, analista de sistemas y soporte técnico TI.

La cuarta y última sección está conformada por las instrucciones con las que se podrán guiar en la resolución del test, donde se explica el formato de Big Five - B.F.Q. Son un total de 132 preguntas, mismas que permitirán obtener información real sobre la personalidad de los evaluados. La encuesta se estableció para que pueda ser contestada en un rango de tiempo entre 15 y 20 minutos.

La encuesta final ingresó en una etapa de revisión y aseguramiento de la información, con el propósito de que se encuentre establecido cada uno de los parámetros que se necesitaría recoger por cada evaluado y que cada dato tenga relación con el test realizado por los participantes del estudio. Una vez finalizada esta actividad se llevó a cabo el proceso de reclutamiento de las personas interesadas.

Los participantes del estudio, como se había establecido desde un inicio, tienen que formar parte de un departamento de TI en una empresa que se localice en la ciudad de Quito, para lo cual, se contactó a varias empresas y personas que

cumplan con estas características para que participen en el estudio, a su vez, para poder agilizar el proceso de recolección de datos, se utilizó la ayuda de registros de alumnos maestrantes almacenados por el tutor de la investigación, dentro de la información proporcionada figuraban datos tales como los nombres, correos y cargos que ocupaban cada uno de los alumnos, de modo que se iba a poder hacer llegar el link para la realización de la encuesta y de ahí en más, puedan decidir si participar o no en la investigación.

Finalmente, a través de Google Forms se remitió una encuesta a todos los participantes el día 17 de noviembre de 2021, estableciendo como fecha límite para la contestación del test el día 8 de diciembre de 2021 (21 días calendario). El público objetivo al que se llegó con las evaluaciones contempló un rango entre 250 y 275 personas. El dato arrojado por Google Forms, es un valor de 214 personas que contestaron el cuestionario, de las cuales 206 personas cumplirían en su totalidad el test mientras que 8 personas usarían la opción de simplemente no contestar por diversos motivos.

Las personas que no figuran en los registros no contestaron el test, los correos proporcionados ya no estaban en uso o ignoraron el correo.

Especificación de Requerimientos

En la Tabla 3, se puede observar el conjunto de requerimientos funcionales mediante los cuales se pudo determinar la orientación de la aplicación, facilitando de esta manera su uso.

Tabla 3

Requerimientos funcionales

Requerimiento	Actor
El sistema debe contar con un módulo de administración	Administrador
Al sistema se ingresa con un login	Administrador

Requerimiento	Actor
El sistema debe contar con un menú principal	Administrador
El sistema debe permitir observar un gráfico estadístico de los evaluados en la página de inicio	Administrador
El sistema debe contar con la gestión de candidatos	Administrador
El sistema debe tener una pantalla en la que se visualicen los evaluados registrados	Administrador
El sistema debe permitir la modificación de los datos de los evaluados	Administrador
El sistema debe contar con una pantalla donde se visualice los resultados por cada candidato	Administrador
El sistema debe permitir observar el cargo recomendado para cada candidato	Administrador
El sistema debe tener una pestaña en la que se observe los resultados de las dimensiones para cada candidato	Administrador
El sistema debe tener una pestaña en la que se observe los resultados de los subdimensiones para cada candidato	Administrador
El sistema debe tener una pestaña en la que se observe los resultados de la distorsión para cada candidato	Administrador
El sistema debe tener un módulo para que el evaluado pueda rendir el test	Evaluado
El sistema debe manejar un Log in para el evaluado	Evaluado
El sistema debe manejar una pantalla que notifique al evaluado cuando finalice el test	Evaluado

Nota. Requerimientos usados para la creación del sistema.

La Tabla 4 muestra los actores quienes estarán en constante manipulación del sistema, por lo cual, se crearon permisos para distintos escenarios a los que tendrán acceso, en este caso los administradores, serán quienes tengan mayor capacidad de manipulación del sistema, mientras que los usuarios evaluados, solo tendrán acceso a la resolución del test.

Tabla 4

Actores que participan en el sistema

Actor	Descripción
Administrador	Es la persona encargada de todo el flujo del sistema, tendrá permisos libres para el uso completo sin restricciones del aplicativo.
Evaluado	Es la persona que será evaluado y tendrá permisos que le permitirán ingresar únicamente al módulo donde rendirá el test.

Nota. Actores del sistema con una breve descripción de su función en el sistema.

Fase 2

Algoritmo clasificador

Fernández-Delgado et al. (2014), analizó exhaustivamente 179 clasificadores, pertenecientes a una variada colección de 17 familias, con toda la base de datos de clasificación de aprendizaje automático de la Universidad de California en Irvine (contabilizando un total de 121 conjuntos de datos probados), concluye que los clasificadores de bosque aleatorio son los que tienen más probabilidades de ser los mejores, alcanzando el 94.1% como máxima precisión. Por consiguiente, se optó por el algoritmo de bosque aleatorio para construir el modelo predictivo, utilizando la librería Scikit-learn de Python.

Pampouktsi et al. (2021) aplicó técnicas de aprendizaje automático para acrecentar significativamente la objetividad en el proceso de selección y asignación

de recursos humanos en el sector público de Grecia. Se identificaron de forma general 4 tipos de cargos principales que se pueden ocupar en el sector público griego: director, jefe de departamento, empleado senior y empleado junior.

Adicionalmente, se eligieron 4 algoritmos de aprendizaje automático, entre los que destaca el bosque aleatorio, basados en el rendimiento de pronóstico, nivel de interpretabilidad y reconocimiento académico (el algoritmo debe existir desde hace al menos 10 años, como indicador de confiabilidad y amplia aceptación).

Luego de analizar los parámetros de entrada de la investigación antes mencionada, se resaltan 2 atributos que resultan adecuados para procesos de selección: años de experiencia laboral y años de experiencia en cargos directivos.

Definición de parámetros

Para evitar sesgos en las predicciones se descarta el sexo como atributo a considerar para realizar las recomendaciones de cargo, teniendo en cuenta las implicaciones negativas que se pueden llegar a tener (Tambe et al., 2019).

Buscando alcanzar la mayor precisión del algoritmo, se deben ajustar los parámetros para obtener los mejores resultados posibles.

El primer y más importante parámetro es el número de predictores escogidos al azar para cada división. Para los problemas de clasificación una buena heurística consiste en establecer este valor como la raíz cuadrada del número de características de entrada. La mejor práctica es probar diferentes valores y averiguar lo que funciona mejor para nuestro conjunto de datos (Kuhn & Johnson, 2013, p. 387).

El tamaño de las muestras de bootstrap generadas a partir del conjunto de datos de entrenamiento, que se utilizan para ajustar cada uno de los árboles que constituyen el bosque, representa un parámetro relevante para configurar. Para obtener los mejores resultados es recomendable que el tamaño de cada muestra sea el mismo que el conjunto de entrenamiento (Hastie et al., 2016, p. 569).

Otro parámetro a configurar es la profundidad de los árboles de decisión. Los árboles que cuentan con una mayor profundidad son más susceptibles a sobreajustarse a los datos de entrenamiento, pero también resultan menos correlacionados, lo cual mejora el rendimiento del conjunto. Una profundidad de 1 a 10 niveles puede ser efectiva.

Finalmente, el número de árboles de decisión debe fijarse en 100 como punto de partida. Este parámetro debe incrementarse hasta que ya no existan mejoras en el rendimiento (Kuhn & Johnson, 2013, p. 200). Los bosques aleatorios no se sobreajuste a los datos, por lo que incrementar el número de árboles no causa efectos negativos en el rendimiento (Hastie et al., 2016, p. 596).

Preparación de datos

El conjunto de datos recabados en las encuestas está conformado por 203 registros de trabajadores de los departamentos de TI de diferentes empresas radicadas en el Distrito Metropolitano de Quito.

Sin embargo, todos los datos provenientes de las encuestas requieren de preprocesamiento debido a que las respuestas del BFQ se deben utilizar para obtener las puntuaciones de las dimensiones y subdimensiones del test. Para este fin, se diseñó un módulo de carga de respuestas del cuestionario, el cual lee el archivo que contiene las respuestas y lleva a término el cálculo de los resultados. Estos valores, almacenados en una base de datos, se pueden exportar fácilmente a un archivo CSV.

Una vez que se cuenta con las respectivas ponderaciones de personalidad se procede con la validación de las mismas. Aquellos perfiles que tienen indicadores de distorsión se descartan.

Posterior a la revisión de los puntajes de distorsión, se concluye que todas las encuestas recabadas son válidas para usarse en el entrenamiento del modelo.

Para obtener resultados positivos es importante asegurar que la distribución de los datos recabados esté balanceada con respecto a los cargos. Debido a que los puestos gerenciales son los que menos encuestas aportaron, es indispensable equiparar los números entre todos los cargos.

Para igualar el número de registros por cada puesto nos valemos de la técnica de sobre muestreo de minorías sintéticas (SMOTE), que es el método de sobre muestreo más popular y exitoso empleado en los problemas de clasificación que adolecen de clases desequilibradas. Esta herramienta aleatoriamente selecciona un punto de la clase minoritaria, obtiene los vecinos más cercanos y finalmente agrega puntos sintéticos entre los puntos elegidos y sus vecinos (Fernández et al., 2018).

En la Tabla 5 se muestran los 19 atributos de entrada que se definieron para realizar el entrenamiento del modelo.

Tabla 5

Atributos de entrada con los que se realizó el entrenamiento del modelo.

Atributo	Descripción
Experiencia laboral	Años de experiencia laboral
Experiencia directiva	Años de experiencia laboral en puestos directivos
Formación académica	Nivel académico
Puntaje de energía	Puntaje de la dimensión energía del BFQ
Puntaje de afabilidad	Puntaje de la dimensión afabilidad del BFQ
Puntaje de tesón	Puntaje de la dimensión tesón del BFQ
Puntaje de estabilidad	Puntaje de la dimensión estabilidad emocional del

Atributo	Descripción
emocional	BFQ
Puntaje de apertura mental	Puntaje de la dimensión del BFQ
Puntaje de dinamismo	Puntaje del subdimensión dinamismo del BFQ
Puntaje de dominancia	Puntaje del subdimensión dominancia del BFQ
Puntaje de cooperación	Puntaje del subdimensión cooperación del BFQ
Puntaje de cordialidad	Puntaje del subdimensión cordialidad del BFQ
Puntaje de escrupulosidad	Puntaje del subdimensión escrupulosidad del BFQ
Puntaje de perseverancia	Puntaje del subdimensión perseverancia del BFQ
Puntaje de control de las emociones	Puntaje del subdimensión control de las emociones del BFQ
Puntaje de control de los impulsos	Puntaje del subdimensión control de los impulsos del BFQ
Puntaje de apertura a la cultura	Puntaje del subdimensión apertura a la cultura del BFQ
Puntaje de apertura a la experiencia	Puntaje del subdimensión apertura a la experiencia del BFQ
Cargo	Cargo que se desempeña

Nota. Todos los atributos se representan con valores numéricos, la mayoría de los mismos pertenecen a los resultados que los candidatos obtuvieron en el BFQ.

En vista de que el modelo trabaja con valores numéricos, se define la Tabla 6 para la formación académica y la Tabla 7 para manejar los cargos.

Tabla 6

Valores asignados para la formación académica.

Etiqueta	Valor
Nivel técnico	0
Nivel superior	1
Maestría	2
Doctorado	3

Nota. Formación académica con valor asignado.

Tabla 7

Valores asignados para los cargos.

Etiqueta	Valor
Gerente o director de TI	0
Jefe de área TI	1
Jefe de Proyecto	2
Ingeniero en Informática	3
Ingeniero de Software	4
Desarrollador	5
Analista Programador	6

Etiqueta	Valor
Analista de Sistemas	7
Soporte Técnico TI	8

Nota. Cargos con valor asignado.

Carga de datos

Son múltiples las vías disponibles para la lectura de archivos CSV en Python. Para el modelo propuesto se utiliza la biblioteca Pandas, que está consolidada como biblioteca de Python para la manipulación y análisis de estructuras de datos. Todos los datos obtenidos a través del procesamiento de las respuestas del formulario digital con los que se entrena y prueba el modelo están contenidos en un archivo CSV.

Configuración de parámetros

El parámetro más importante por configurar es el número de características aleatoriamente consideradas para cada punto de división.

En la Figura 10 se muestra la prueba de valores de 1 a 7. Con la prueba se logra corroborar la sensibilidad de este parámetro, el cual produce una mayor precisión con valores cercanos a la raíz cuadrada del número de atributos de entrada, que son 19. El valor final que se elige es 4.

Figura 10

Prueba del número de características aleatoriamente escogidas para cada punto de división

```
(prueba-TGLA8Hbm) osboxes@osboxes:~/Desktop/prueba$ python test.py
>1 0.890 (0.029)
>2 0.902 (0.023)
>3 0.906 (0.028)
>4 0.906 (0.028)
>5 0.901 (0.028)
>6 0.897 (0.025)
>7 0.897 (0.027)
```

Nota. Los valores cercanos a la raíz cuadrada del número de atributos de entrada ofrecen los mejores resultados.

El tamaño de cada muestra de bootstrap puede definirse por medio de un valor decimal entre 0 y 1, el cual hace referencia al porcentaje del tamaño del conjunto de entrenamiento. Una muestra reducida genera árboles más diferentes y una de mayor tamaño incrementa la similitud.

La Figura 11 muestra el efecto de los distintos tamaños de las muestras, partiendo desde el 10% hasta el 100%. La prueba confirma que utilizar una muestra de igual tamaño al conjunto de entrenamiento ofrece el mejor resultado.

Figura 11

Prueba de distintos tamaños de muestra.

```
(prueba-TGLA8Hbm) osboxes@osboxes:~/Desktop/prueba$ python test.py
>0.1 0.854 (0.028)
>0.2 0.882 (0.019)
>0.3 0.883 (0.025)
>0.4 0.889 (0.020)
>0.5 0.896 (0.028)
>0.6 0.895 (0.025)
>0.7 0.896 (0.026)
>0.8 0.897 (0.026)
>0.9 0.902 (0.025)
>1.0 0.902 (0.027)
```

Nota. Una muestra del mismo tamaño del conjunto de entrenamiento ofrece el mejor resultado.

Otro parámetro que debe ser modificado es la profundidad de los árboles del bosque. Este valor debe probarse para encontrar el que ofrezca la mayor precisión.

La Figura 12 muestra los resultados obtenidos con valores del 1 al 7, y además se evita restringir la profundidad máxima con el valor ninguno. El valor final que se elige es ninguno para alcanzar el máximo rendimiento.

Figura 12

Prueba de la profundidad de los árboles.

```
(prueba-TGLA8Hbm) osboxes@osboxes:~/Desktop/prueba$ python test.py
>1 0.772 (0.035)
>2 0.804 (0.043)
>3 0.836 (0.028)
>4 0.857 (0.028)
>5 0.868 (0.025)
>6 0.882 (0.027)
>7 0.888 (0.023)
>None 0.901 (0.031)
```

Nota. A mayor profundidad se observa un incremento en el desempeño del modelo. Cuando no se restringe el máximo de la profundidad se alcanza el máximo rendimiento.

El último atributo clave que se debe tener en consideración es el número de árboles en el bosque aleatorio. Este valor debe ser incrementado hasta que el desempeño del modelo se estabilice.

Este parámetro se explora con valores entre 10 y 1.000, tal como se muestra en la Figura 13. Utilizar 100 como atributo ofrece el mejor resultado.

Figura 13

Prueba del número de árboles en el bosque aleatorio.

```
(prueba-TGLA8Hbm) osboxes@osboxes:~/Desktop/prueba$ python test.py
>10 0.870 (0.028)
>50 0.898 (0.026)
>100 0.907 (0.023)
>500 0.904 (0.026)
>1000 0.901 (0.024)
```

Nota. El valor de 100 produce el máximo rendimiento del modelo.

Aplicando todos los ajustes detallados previamente, el modelo alcanzó una precisión máxima del 90.7%.

Persistencia del modelo

Luego de obtener la configuración que conduce al máximo rendimiento del algoritmo, se procede a desarrollar el código necesario para almacenar el modelo predictivo entrenado en un archivo. Para lograr este fin, nos valemos del módulo pickle de Python.

El archivo del modelo está contenido en el servidor desplegado localmente y se carga cada vez que la aplicación realiza una petición al servicio web para predecir el cargo de un candidato que finaliza la evaluación.

Arquitectura

El diseño planteado para la arquitectura del prototipo se basa en la tradicional arquitectura cliente servidor, debido a que la aplicación final con la que interactúan los implicados en el proceso de selección de personal se desplegará en un servidor local propio de la empresa caso de estudio. Los candidatos ingresarán a rendir la evaluación a través de la aplicación web, una vez que finalicen la encuesta se procesarán sus resultados a través de un servicio web que también está desplegado localmente. Al final, el encargado de administrar la herramienta accede al aplicativo para revisar los datos y la recomendación efectuada por el modelo predictivo (Ver Figura 14). Las características del hardware del ordenador se detallan en la Tabla 8.

Tabla 8

Hardware del servidor.

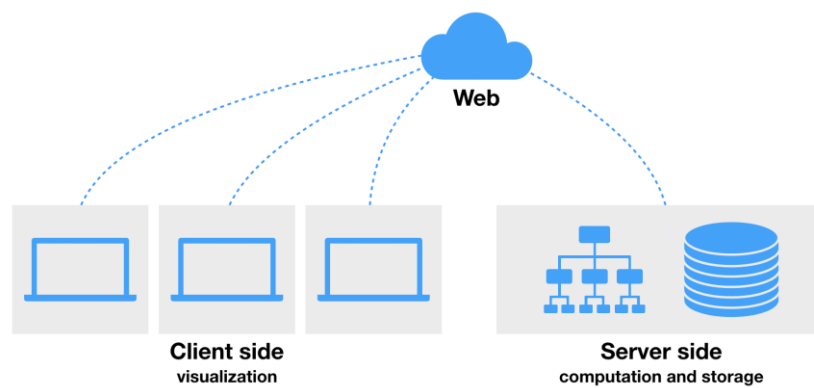
Atributo	Valor
Procesador	Intel Core i7 (décima generación)

Atributo	Valor
RAM	16 GB
Almacenamiento	1 TB
Interfaz de red	Gigabit Ethernet

Nota. Descripción de los principales atributos físicos del servidor.

Figura 14

Arquitectura del prototipo del sistema recomendante de cargos.



Nota. En la arquitectura propuesta la aplicación y el servicio web son desplegados en el mismo servidor local. Tomado de (Bonthu, 2021)

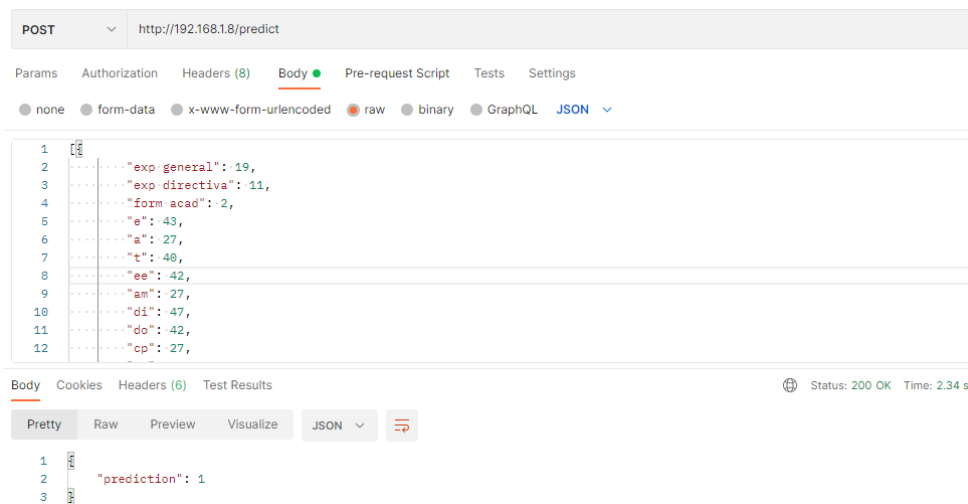
Servicio web

Para el desarrollo del servicio web se utilizó el servidor web Apache, el cual se ejecuta sobre el sistema operativo Ubuntu 20.2. Adicionalmente, se requiere del módulo `mod_wsgi` de Apache, el cual posibilita alojar cualquier tipo de aplicación Python que implementa WSGI.

El servicio web recibe como parámetros los datos demográficos del candidato y sus calificaciones en el BFQ, y devuelve el número que representa el cargo recomendado por el modelo. Esta respuesta se almacena en la base de datos para que luego el encargado del proceso de selección la pueda revisar (Ver Figura 15).

Figura 15

Petición de prueba al servicio web.



Nota. Se envían los datos respectivos al candidato en la petición y el servicio web arroja la predicción del modelo.

Diseño de interfaces

Una vez que se realizaron cada uno de los servicios y sistemas necesarios para ejecutar la aplicación, se lo plasma en componentes gráficos, que será la forma en la que los usuarios y administradores finales podrán usarlos sin ningún tipo de problema o algún nivel de complejidad.

La programación para cada módulo estuvo dividida de modo que se puedan segmentar en varias partes las funciones más importantes del sistema y de qué manera estarían enlazadas con todas las demás, para esto se utilizó un sistema de login al iniciar la aplicación, así como sistemas de navegación a lo largo del flujo del aplicativo, para culminar con una pantalla de despedida que notifica al evaluado cuando ha culminado su test.

Es así como se desarrolló el módulo de administración tanto para los encargados del proceso de selección, como para los usuarios o evaluados, quienes ingresan a la aplicación desde este punto, teniendo en cuenta que cada uno tendría

los permisos que se otorgan con base en el uso que darían al sistema. Las interfaces se muestran en las Figuras 16 y 17.

Figura 16

Interfaz módulo de administración - Login rol administrador



The image shows a login interface for an administrator role. It features a green icon of three stylized human figures at the top. Below the icon are two input fields: the first is labeled 'Correo' and the second is labeled 'Contraseña'. A prominent green button labeled 'Acceder' is positioned below the input fields. Underneath the button, there is a link that reads '¿Olvidó su contraseña?'. At the bottom of the interface, the text 'Copyright © 2021' is displayed.

Nota. Ingreso de credenciales para los usuarios administradores.

Figura 17

Interfaz módulo de administración - Login rol evaluado



The image shows a login interface for an evaluated user role. It features a green icon of three stylized human figures at the top. Below the icon is a single input field labeled 'Cédula'. A prominent green button labeled 'Acceder' is positioned below the input field.

Nota. Ingreso de credenciales para los usuarios evaluados.

Una vez se ingresan las credenciales, los usuarios administradores tendrán acceso a la pantalla del menú principal. En la Figura 18 se puede apreciar todas las funciones con las que cuenta el sistema y a su vez se ofrece una vista previa de los datos del total de candidatos registrados en la aplicación, además de hacerlo de manera gráfica por medio de una imagen estadística que ayuda a entender de manera más práctica cuantos son evaluados nuevos y cuales ya han rendido el test.

Figura 18

Interfaz menú principal - Rol administrador



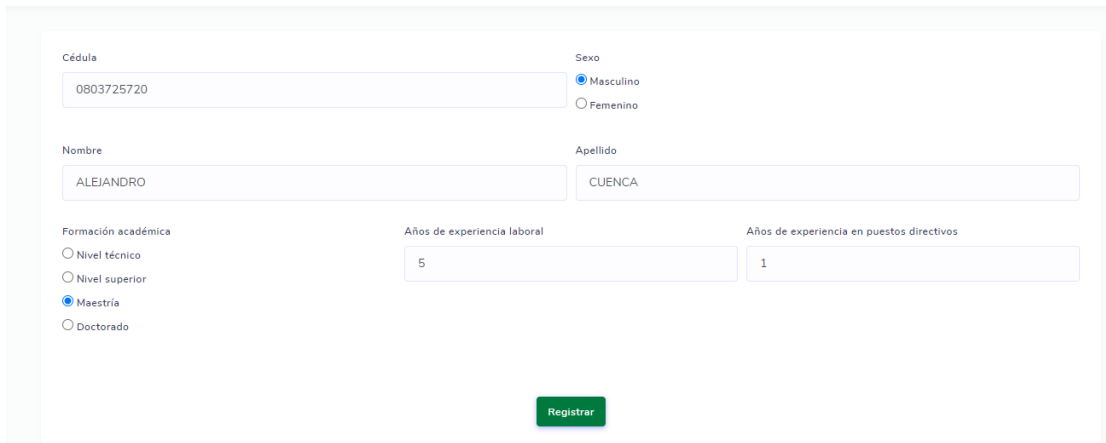
Nota. Menú principal para los usuarios con rol administrador.

Una vez que se han creado los módulos de ingreso, se procede con el módulo para el registro de los usuarios a evaluar en el sistema, quienes rendirán el test (Ver Figura 19).

Figura 19

Interfaz registrar candidato - Rol administrador

Crear candidato



Formulario de creación de candidato con los siguientes campos:

- Cédula:** 0803725720
- Sexo:** Masculino, Femenino
- Nombre:** ALEJANDRO
- Apellido:** CUENCA
- Formación académica:** Nivel técnico, Nivel superior, Maestría, Doctorado
- Años de experiencia laboral:** 5
- Años de experiencia en puestos directivos:** 1
- Botón:** Registrar

Nota. Registro de un nuevo candidato.

Al tener el módulo de registro de nuevos usuarios evaluados, se contempló tener una interfaz de gestión de los candidatos, en el que se puede observar un listado de todas las personas registradas con sus datos personales, como lo son el Id generado por el sistema, el número de cedula, el sexo, los nombres y la experiencia laboral de cada uno de los candidatos que se hayan ingresado al sistema (Ver Figura 20).

Figura 20

Interfaz administración de candidatos - Rol administrador

Administración de candidatos nuevos

[+ Registrar candidato](#)

Listado de candidatos nuevos

Mostrar: registros Buscar:

ID	Cedula	Sexo	Nombres	Formación Académica	Exp. Laboral	Exp. Directiva	Acciones
12	0803725720	MASCULINO	ALEJANDRO CUENCA	MAESTRÍA	5	1	 
4	0803725734	FEMENINO	MELANY GRACIA	NIVEL TÉCNICO	7	0	 
3	1714404421	MASCULINO	PATRICK CEDEÑO	NIVEL TÉCNICO	3	0	 

Mostrando 1 a 3 de 3 registros Anterior **1** Próximo

Nota. Lista de personas registradas en el sistema.

Una vez que se han registrado los nuevos candidatos, se optó por desarrollar un módulo en el que se permitiera a los administradores modificar los datos de los candidatos en el caso de que hubiese existido algún tipo de inconsistencia al momento de realizar el primer registro (Ver Figura 21).

Figura 21

Interfaz modificar candidato - Rol administrador

Editar candidato

The screenshot shows a web form titled "Editar candidato". It includes the following fields and options:

- Cédula:** Text input field containing "0803725720".
- Sexo:** Radio button options for "Masculino" (selected) and "Femenino".
- Nombre:** Text input field containing "ALEJANDRO".
- Apellido:** Text input field containing "CUENCA".
- Formación académica:** Radio button options for "Nivel técnico", "Nivel superior", "Maestría" (selected), and "Doctorado".
- Años de experiencia laboral:** Text input field containing "5".
- Años de experiencia en puestos directivos:** Text input field containing "1".
- Guardar:** A green button at the bottom center.

Nota. Edición de datos de los candidatos registrados.

Después de que se ha realizado el proceso de registro de los candidatos, los usuarios podrán rendir el test con su cédula de identidad, ingresada en el momento de creación del usuario. Una vez que un evaluado finalizó la encuesta, el usuario administrador podrá revisar los resultados de la persona en el sistema, ingresando al módulo de administrar candidato evaluado, donde podrá revisar los resultados de quienes terminaron su test. Este proceso queda evidenciado en la Figura 22.

Figura 22

Interfaz administración de candidatos evaluados - Rol administrador

Administración de candidatos evaluados

Listado de candidatos evaluados

Mostrar: registros Buscar:

ID	Cedula	Sexo	Nombres	Formación Académica	Exp. Laboral	Exp. Directiva	Acciones
8	0803213479	FEMENINO	ANGIE MOTATO	NIVEL TÉCNICO	8	2	 
6	0803456658	MASCULINO	JOSÉ PAZMIÑO	NIVEL TÉCNICO	4	0	 
1	0803725712	MASCULINO	NEIL BENAVIDES	MAESTRÍA	6	1	 

Mostrando 1 a 3 de 3 registros Anterior Próximo

Nota. Lista de personas registradas en el sistema y que ya rindieron su test.

En el módulo de resultados se puede observar la información personal del evaluado y a su vez se puede visualizar cuatro diferentes pestañas en la que se tendrá acceso a los resultados de la persona que rindió el test.

En la primera pestaña del módulo de resultados del evaluado, que se observa en la Figura 23, se tiene el cargo recomendado, dato que será de mucha utilidad para la empresa que esté realizando su proceso de selección, quienes podrán usar el dato para la consideración final para el cargo.

Figura 23

Interfaz resultados del candidato, pestaña cargo recomendado - Rol administrador

Resultados del candidato

Información

Nombres	Cédula	Sexo	Años de experiencia laboral	Años de experiencia en puestos directivos
NEIL BENAVIDES	0803725712	<input checked="" type="radio"/> Masculino <input type="radio"/> Femenino	6	1

Cargo recomendado
 Dimensiones
 Subdimensiones
 Distorsión

Cargo recomendado

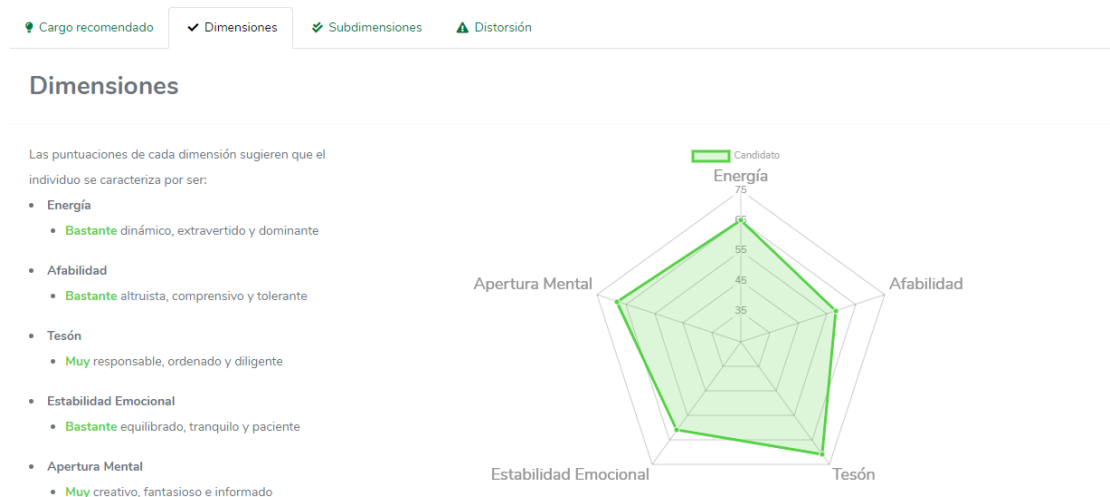
JEFE DE PROYECTO

Nota. Pestaña donde se presenta el resultado del cargo recomendado por la aplicación, en conjunto con datos de información personal.

En la Figura 24 se ilustra la dimensión que constituye la siguiente pestaña con la que cuenta el módulo de resultados del evaluado, donde se podrá obtener breves características del evaluado, que le podrían interesar al evaluador para tener en cuenta en su proceso de selección.

Figura 24

Interfaz resultados del candidato, pestaña dimensiones - Rol administrador

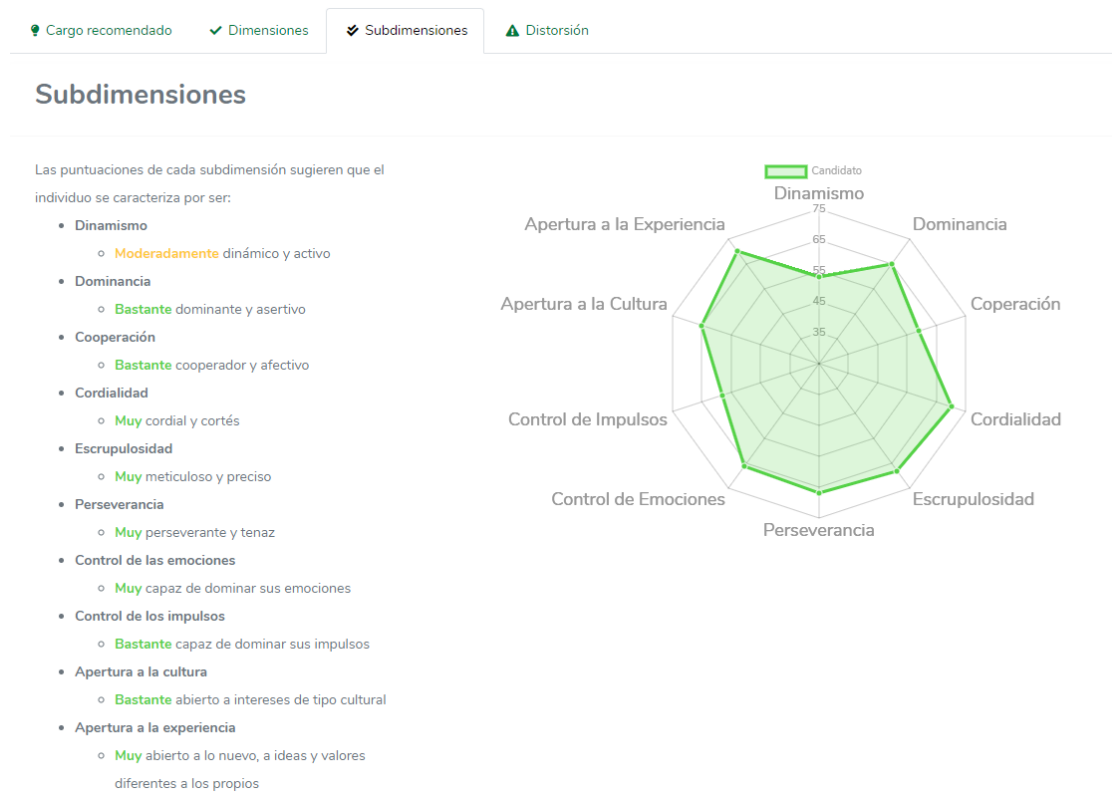


Nota. Pestaña donde se presenta el resultado de las dimensiones con las características más relevantes del evaluado.

En la Figura 25 se ilustra la tercera pestaña con la que cuenta el módulo de resultados es la de subdimensiones, donde también se presentan las características más relevantes de los evaluados, tomando en cuenta dimensiones mucho más desglosadas, mismas que aportarán datos para ayudar al proceso de selección del evaluador.

Figura 25

Interfaz resultados del candidato, pestaña subdimensiones - Rol administrador

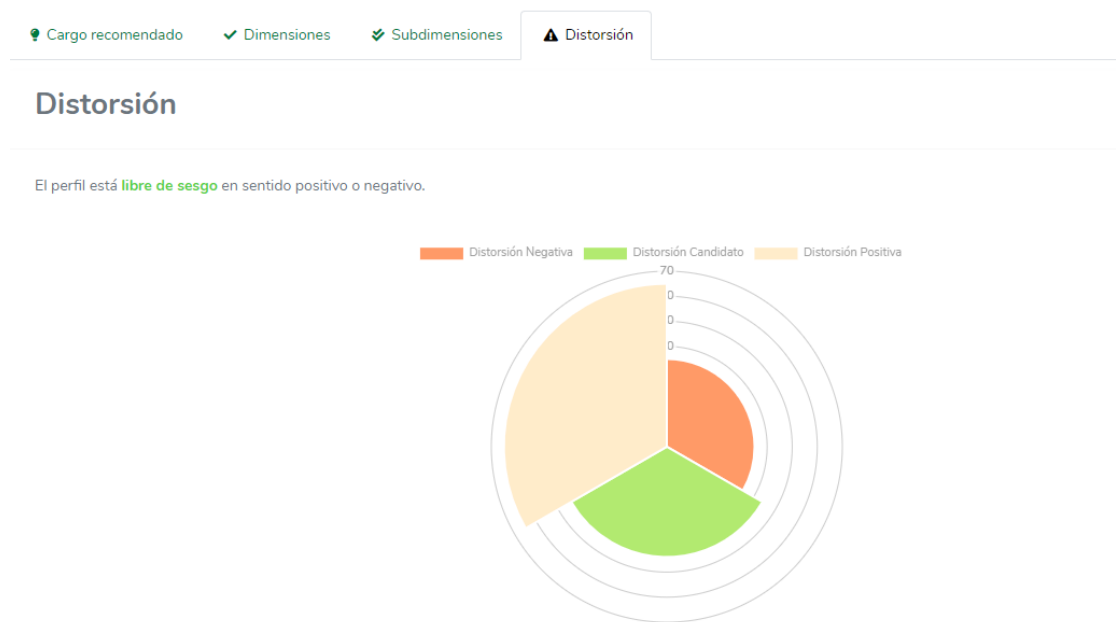


Nota. Pestaña donde se presenta el resultado de las subdimensiones con las características más relevantes del evaluado.

La Figura 26, ilustra la pestaña final del módulo de resultados, que contempla la inclusión de un parámetro que se denomina distorsión, el cual es un dato que proporciona límites en los que se puede considerar dos tipos de datos, distorsión negativa y distorsión positiva, que de igual manera será información valiosa para que el evaluado pueda tomar una decisión en cuanto a su sistema de selección.

Figura 26

Interfaz resultados del candidato, pestaña distorsión - Rol administrador



Nota. Pestaña donde se presenta el resultado de la distorsión de la prueba del evaluado.

La Figura 27, muestra la interfaz a través de la cual los candidatos tendrán un set de preguntas que tendrán que responder para poder obtener los resultados.

Figura 27

Interfaz encuesta - Rol evaluado

Encuesta

Pregunta 132

No creo que sea útil perder tiempo repasando varias veces el trabajo hecho

- 5 Completamente VERDADERO para mí
- 4 Bastante VERDADERO para mí
- 3 Ni VERDADERO ni FALSO para mí
- 2 Bastante FALSO para mí
- 1 Completamente FALSO para mí

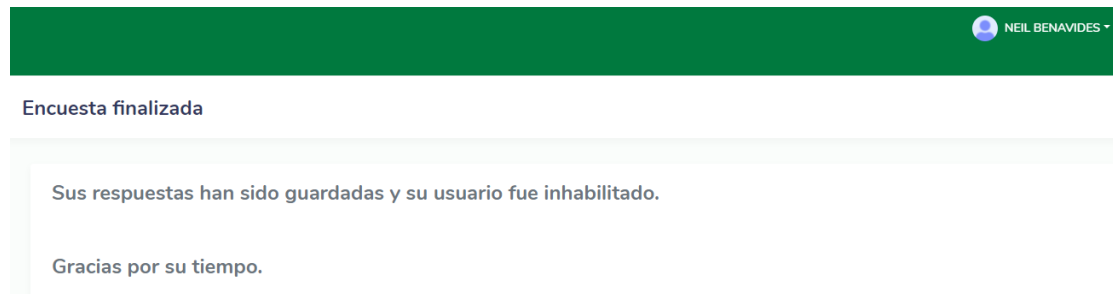
Finalizar

Nota. Pantalla donde se presenta el test del usuario evaluado.

Una vez que el evaluado ha finalizado el test, tendrá una pantalla en la que se notificará que las respuestas de la encuesta han sido guardadas y que ha culminado la prueba, como se muestra en la Figura 28.

Figura 28

Interfaz fin encuesta - Rol evaluado



Nota. Pantalla donde se notifica al evaluado que el test ha finalizado.

De esta manera se completaría todo el flujo del sistema, de modo que tanto los usuarios administradores como los usuarios evaluados, tengan la posibilidad de desarrollar el proceso de selección, sin ningún tipo de complicación, teniendo en cuenta que los datos que aporta la aplicación serán bastante útiles para el proceso de la empresa que haya adoptado el aplicativo, para su selección de personal.

Fase 3

Implementación del modelo predictivo

Una vez que el servicio web se encuentra funcional, se procede a la configuración del aplicativo para el consumo del modelo predictivo cada vez que un candidato finalice la evaluación. Cuando se obtiene la respuesta, el aplicativo almacena la información en la base de datos.

Despliegue del aplicativo

Una vez que el desarrollo de la aplicación ha finalizado, se procede con el despliegue en un servidor local de la empresa caso de estudio, en la cual posteriormente se procederá con las pruebas, como se muestra en la Figura 29.

Figura 29

Estado del servidor local posterior al despliegue.

```
osboxes@osboxes:~/Desktop$ service apache2 status
● apache2.service - The Apache HTTP Server
   Loaded: loaded (/lib/systemd/system/apache2.service; enabled; vendor pres
   Active: active (running) since Sat 2021-12-18 18:03:36 EST; 20min ago
     Docs: https://httpd.apache.org/docs/2.4/
   Process: 828 ExecStart=/usr/sbin/apachectl start (code=exited, status=0/SU
   Main PID: 890 (apache2)
     Tasks: 63 (limit: 7069)
    Memory: 187.1M
   CGroup: /system.slice/apache2.service
           └─ 890 /usr/sbin/apache2 -k start
             └─ 3003 /usr/sbin/apache2 -k start
               └─ 3004 /usr/sbin/apache2 -k start
                 └─ 3005 /usr/sbin/apache2 -k start

Dec 18 18:03:36 osboxes systemd[1]: Starting The Apache HTTP Server...
Dec 18 18:03:36 osboxes apachectl[850]: AH00558: apache2: Could not reliably d
Dec 18 18:03:36 osboxes systemd[1]: Started The Apache HTTP Server.
```

Nota. El servidor local es desplegado para efectuar las pruebas.

CAPÍTULO IV

Análisis de resultados

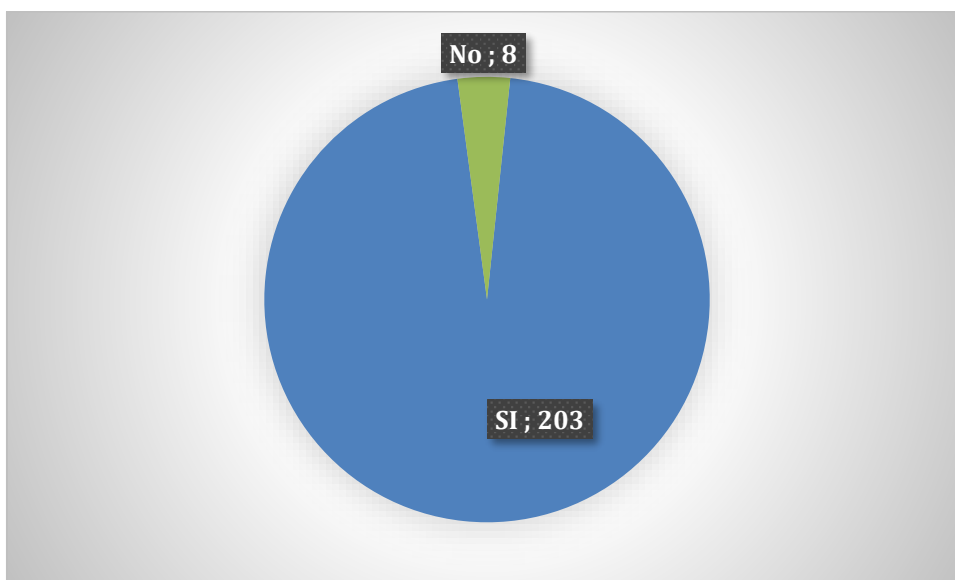
Datos recolectados

Los datos recolectados han sido analizados con el propósito de extraer la mayor cantidad de información y determinar los patrones resultantes de la creación del modelo de estudio.

La Figura 30 muestra el número de personas que contestaron la encuesta, ya sea de manera afirmativa o negativa.

Figura 30

Personas que participaron en la encuesta



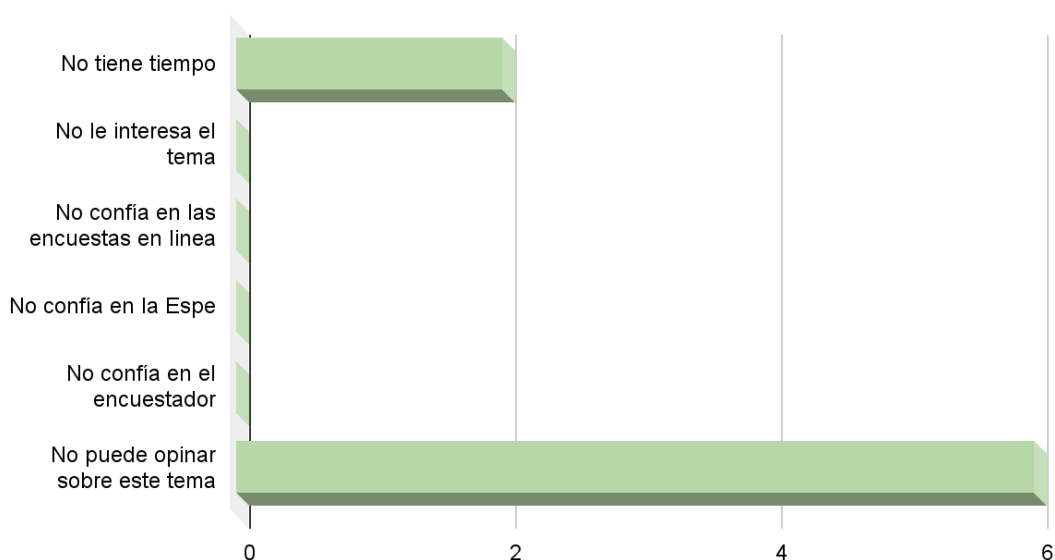
Nota. Imagen que permite visualizar el porcentaje de personas que aceptaron participar en la encuesta.

De acuerdo con la figura anterior, se recibieron 214 respuestas, 203 participaron de manera efectiva, 3 personas que aceptaron participar quedaron excluidas por los autores por no cumplir con requisitos y 8 personas decidieron no participar.

También se ubicó una pregunta en la que si las personas encuestadas no deseaban participar en el test podían responder el motivo por el cual no querían realizarlo, siendo algunas de las opciones las siguientes; no tiene tiempo, no le interesa el tema, no confía en las encuestas en línea, no confía en la ESPE, no confía en el encuestador, no puede opinar sobre este tema, como se muestra en la Figura 31.

Figura 31

Motivaciones para no participar en la encuesta



Nota. El gráfico permite visualizar las razones de que las personas no hayan accedido a participar en la encuesta.

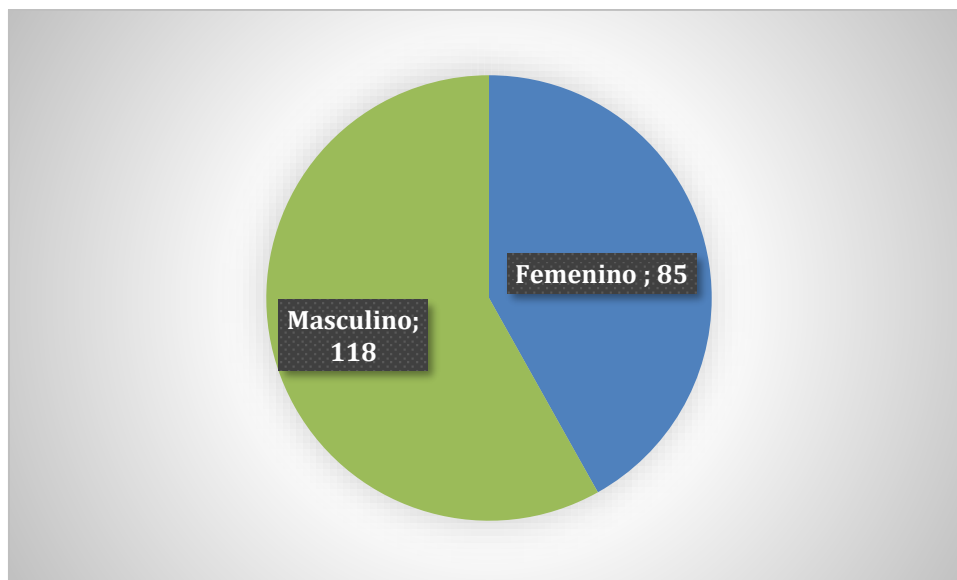
La respuesta más usada por las personas que no desearon participar en la resolución del test fue la de que no pueden opinar sobre el tema, seguida por la de no tener tiempo para hacerlo, lo cual permite entender cuáles fueron los motivos de que algunas personas que les llegó la encuesta hayan decidido no participar.

Una vez culminado las 2 secciones con la información explicada anteriormente, se procede con el análisis de la sección de datos demográficos, información que sería sumamente importante para la segmentación y creación de tendencias para la elaboración del modelo de estudio.

El primer registro de información tiene que ver con el género de la persona evaluada, donde se obtuvo un dato importante para el estudio y sumamente característico de cada persona, por lo que se consideró como información primordial en la investigación (Ver Figura 32).

Figura 32

Personas participantes por género



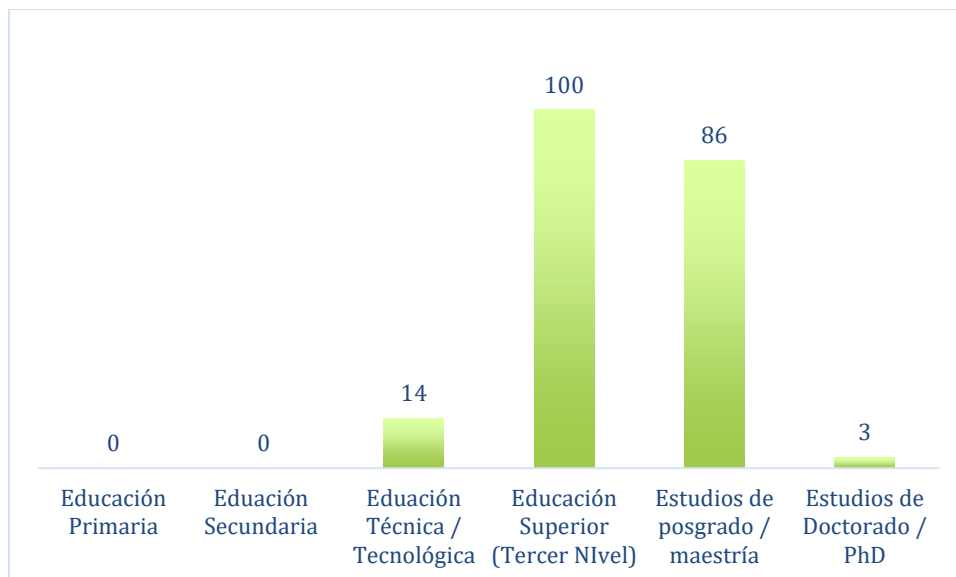
Nota. La imagen representa de manera porcentual el número de personas que participaron por género.

De acuerdo con la figura anterior, de las 203 personas que participaron en la investigación, 118 fueron de género masculino y 85 de género femenino, lo cual permite identificar un nuevo dato, que es la división por género.

Continuando con datos recopilados dentro del módulo de datos demográficos está el nivel de escolaridad, medio por el cual se pretende capitalizar los datos sobre conocimientos académicos que el participante pueda haber obtenido. Para este parámetro se utilizó los niveles de escolaridad que se visualizan en la Figura 33.

Figura 33

Personas participantes por nivel de escolaridad



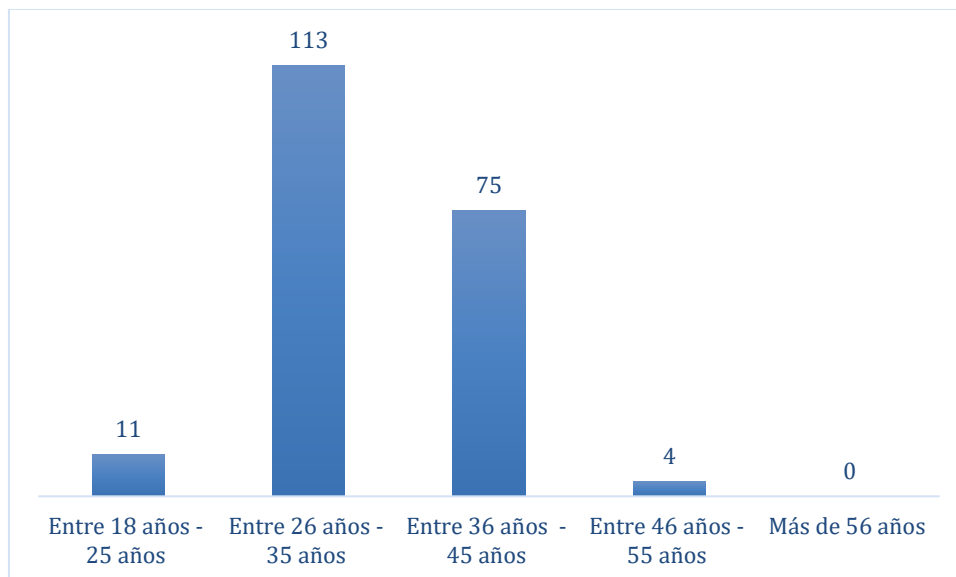
Nota. En la figura se puede observar los diferentes niveles de escolaridad de los participantes de la encuesta.

De acuerdo con la figura anterior, el nivel de escolaridad que predomina entre los participantes es la Educación Superior (Tercer Nivel), seguido por los Estudios de posgrado / maestría. Por otro lado, se observa que no existen personas en las categorías de Educación Primaria y Secundaria, lo que supondría una tendencia en las empresas a no contratar personas con este nivel de escolaridad.

La Figura 34 ilustra la edad de los participantes. La estructura de esta pregunta se planteó de tal forma que la persona entrevistada conteste según su rango de edad, con el propósito de crear bloques de personas por edad.

Figura 34

Personas participantes por rango de edad



Nota. Imagen que representa la variedad de personas que participaron de las encuestas.

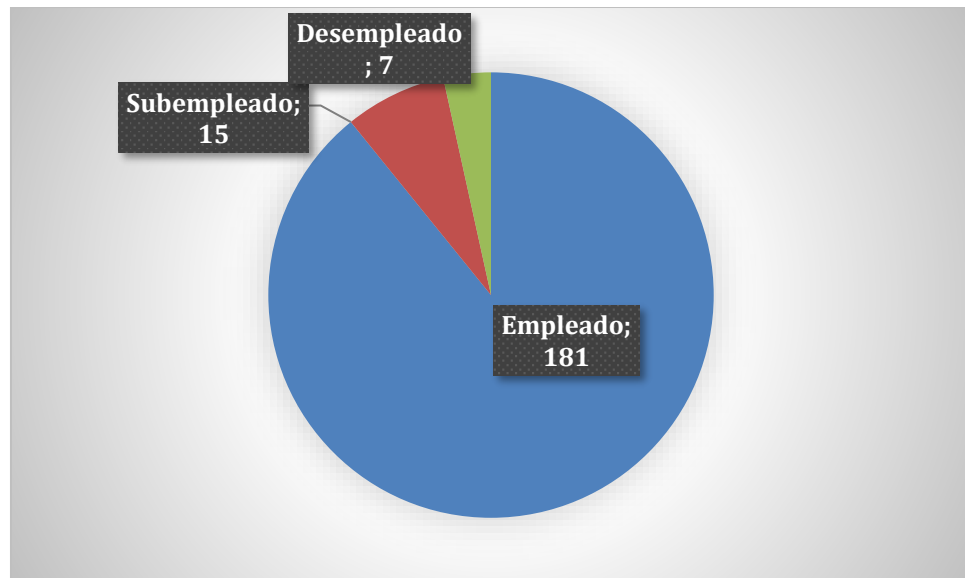
La mayor cantidad de participantes en el estudio se encuentran en edades comprendidas entre 26 y 35 años, por otro lado, se observa que no existe una sola persona encuestada que tenga más de 56 años, lo cual supone un dato bastante importante a tomar en cuenta. Las personas que participaron en el estudio y tienen una edad entre 18 y 25 años comprenden un porcentaje del 5.42% del total de personas encuestadas. Las personas entre 26 a 35 años tienen un mayor número de participación con el 55.57%, mientras que las personas entre 36 a 45 años aportan con un 36.95% y para finalizar las personas entre 46 y 55 años con el 1.97% del total de personas participantes en la encuesta.

Toda esta información que será utilizada en la creación del modelo recomendante de cargos.

La situación laboral actual también fue uno de los parámetros que se tomaron en cuenta para la recopilación de datos, por medio de este dato se identifica el estado de cada uno de los participantes y de qué forma se podría afectar el estudio con cada una de las opciones (Ver Figura 35).

Figura 35

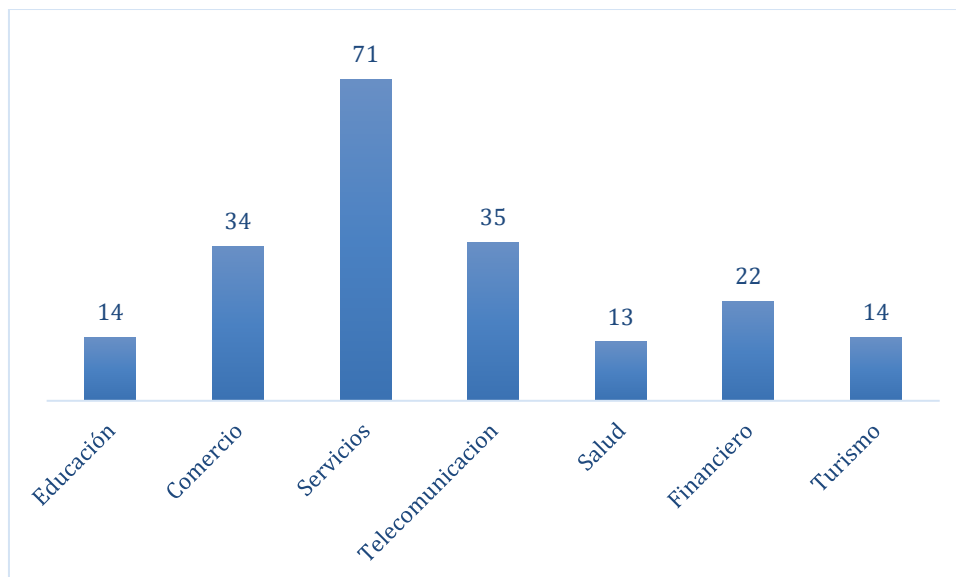
Personas participantes por situación laboral actual



Nota. El gráfico permite conocer la situación laboral de los participantes de la encuesta, segmentados por 3 parámetros.

De acuerdo con la figura anterior, la situación laboral de mayor participación es de Empleado (182 personas), seguido de Subempleo (16 personas), y, por último, la situación de Desempleado (6 personas). Con base en el análisis se interpreta de mejor forma la incidencia en cada uno de los campos recopilados por los test. De igual manera se incluyen los resultados de personas en situación de Subempleo y Desempleo, una vez que se realizó el análisis y tabulación de los datos, se encontró información importante para el estudio.

Parte del plan inicial de la encuesta era el establecimiento de un campo de estudio, el cual estaba comprendido entre personas que trabajan dentro de un departamento de TI en el Distrito metropolitano de Quito, por lo que se creó una forma de verificación de este parámetro por medio de la realización de una pregunta incluida en la encuesta, Esta pregunta permite identificar el sector profesional al cual pertenece el evaluado (Ver Figura 36).

Figura 36*Personas por sector profesional*

Nota. La imagen permite observar el número de personas por sector al que se enfoca su organización, que participaron en la encuesta.

En la figura anterior, se presenta el sector al cual pertenecen las personas participantes, debido a que se puede validar la usabilidad de la información que se entregó por intermedio de la encuesta. A esto se suma el hecho de que el participante pertenezca a una empresa cuyo departamento de TI se encuentre ubicado en Quito.

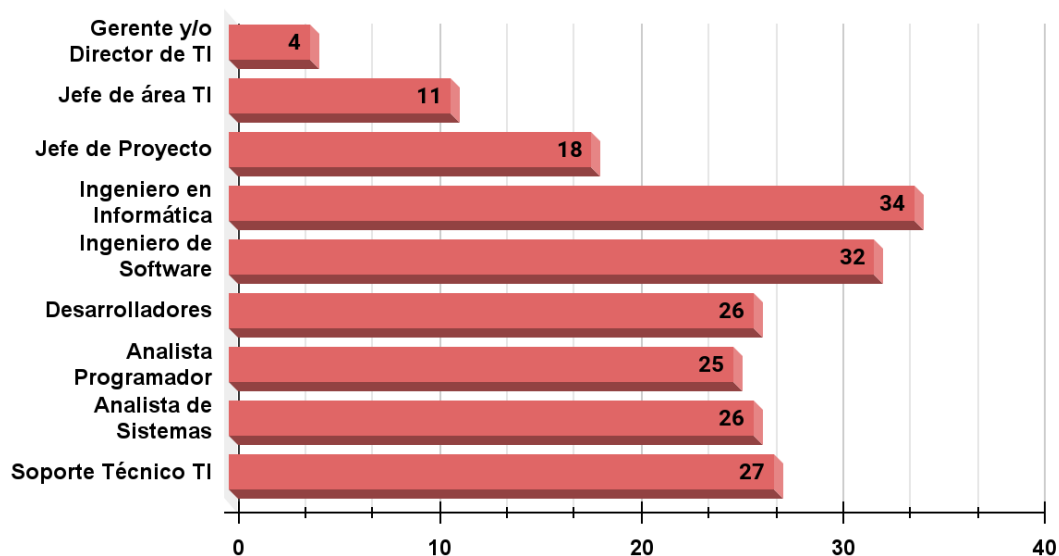
Las personas que participan en el estudio y pertenecen al sector de educación comprenden un porcentaje del 6.9%, las que pertenecen al sector comercio representan un 16.75%, las que tienen que ver con el sector de servicios aportan con el 34.98%, a su vez en el sector de las telecomunicaciones existe un 17.24% de participación en la encuesta, el sector de la salud comprende un porcentaje del 6.40%, el sector financiero tiene un 10.84% y el sector de turismo aporta con el 6.9%.

Incluyendo el dato del sector al que se dedica la organización en la que trabaja, se planteó la pregunta de conocer el cargo que desempeña cada participante en la organización, por lo cual, se realizó un relevamiento de los cargos

más comunes en los departamentos de TI en función de los atributos siguientes: Gerente y/o Director de TI que representa un 1.97% del total de personas encuestadas, Jefe de área TI con el 5.42%, Jefe de Proyecto con el 8.87%, Ingeniero en Informática que aporta con el 16.75%, Ingeniero de Software con el 15.76%, Desarrolladores que representan el 12.81%, Analista Programador con el 12.32%, Analista de Sistemas que tiene un porcentaje de participación del 12.81% y Soporte Técnico TI con el 13.30%; como se muestra en la Figura 37.

Figura 37

Personas por cargo organizacional



Nota. La imagen permite observar el número de personas por cargo, que participaron en la encuesta.

Los datos recolectados sobre los cargos de los participantes son muy importantes debido a que ayudan en la clasificación de las personas por este criterio organizacional, además, se convierte en un dato directo admitido por el modelo creado y más que nada será el dato final que presentará la aplicación.

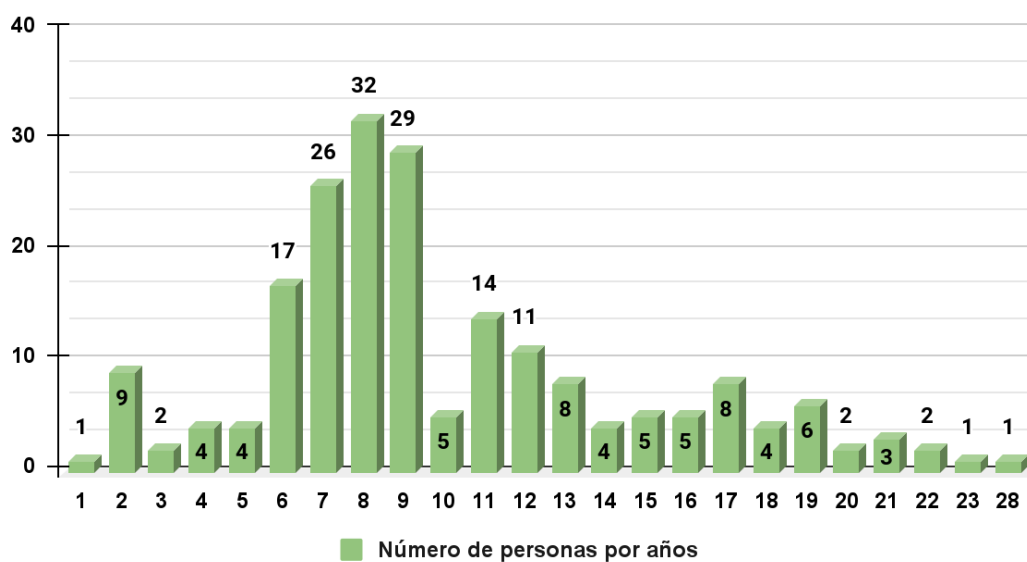
Una vez complementa la información sobre el cargo y en qué sector laboral se encuentra cada uno de los participantes, se procede a identificar de manera

general los años de experiencia laboral que cada una de las personas posee, dato que será un punto de inflexión para la creación del modelo y del resultado que cada uno obtenga, tanto actual como a futuro (Ver Figura 38).

Según los datos que se obtuvieron de la encuesta realizada, existe un número determinado de personas por años de experiencia laboral, ubicándolas en valores porcentuales, se tendría que existen personas con experiencia laboral de 1 año en un 0.49% dentro del total de individuos que participaron en el estudio, así como en 2 años un 4.43%, 3 años un 0.99%, 4 y 5 años en un 1.97% cada uno, 6 años con un 8.37%, 7 años con un 12.81%, 8 años siendo el año con mayor número de personas con experiencia laboral, aportando con un 15.76% del total del estudio, 9 años con el 14.29%, 10 años con el 2.46%, 11 años con el 6.90%, 12 años con el 5.42%, 13 años con el 3.94%, 14 años con el 1.97%, 15 y 16 años con el 2.46% cada uno, 17 años con el 3.94%, 18 años con el 1.97%, 19 años con el 2.96%, 20 años con el 0.99%, 21 años con el 1.48%, 22 años con el 0.99%, 23 y 28 años con el 0.49% cada uno.

Figura 38

Personas por años de experiencia laboral



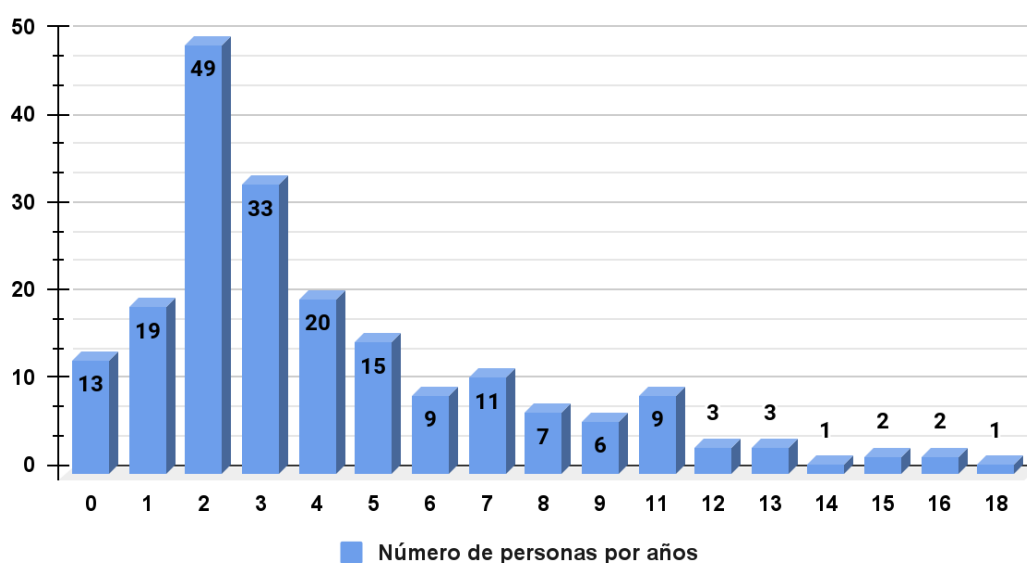
Nota. En el gráfico se observa el número de personas segmentadas con base en sus años de experiencia a nivel general.

Una vez obtenido los datos sobre la experiencia a nivel general de cada uno de los participantes, se analiza cada uno de los datos y se establece una comparación con base en cada uno de los atributos propios de cada persona y que acompañará a todos los datos antes mencionados, por lo que es de suma importancia que cada dato se encuentre entrelazado de manera adecuada para evitar cualquier tipo de error o distorsión.

La Figura 39 ilustra información sobre los años de experiencia a nivel directivo, este dato sirve como parámetro de diferenciación por sobre las personas que nunca han estado en un cargo de tal magnitud, en datos porcentuales se obtienen los siguientes datos, las personas que no tienen experiencia laboral en cargos directivos representan el 6.40%, las personas con 1 año de experiencia tienen un 9.36%, 2 años de experiencia con el 24.14%, 3 años con el 16.26%, 4 años con el 9.85%, 5 años con el 7.39%, 6 años con el 4.43%, 7 años con el 5.42%, 8 años con el 3.45%, 9 años con el 2.96%, 11 años con el 4.43%, 12 y 13 años con el 1.48% cada uno del total de personas encuestadas, 14 años con el 0.49%, 15 y 16 años con el 0.99% cada uno y 18 años con el 0.49%.

Figura 39

Personas por años de experiencia en puestos directivos



Nota. En el gráfico se observa el número de personas segmentadas con base en sus años de experiencia en puestos directivos.

Finalmente, con la información de la experiencia en cargos directivos por parte de cada uno de los participantes, se completa todos y cada uno de los parámetros que se buscaban conseguir en la totalidad de la encuesta, una vez tabulado y analizado cada dato proporcionado, se procede con el desarrollo del modelo teniendo como punto de partida la información brindada por las personas encuestadas.

CAPÍTULO V

Validación del prototipo

Uno de los pasos que se plantearon al inicio del proyecto, fue la creación de pruebas tanto de usabilidad como de experiencia del usuario final, con el fin de determinar si las interfaces que se crearon en la fase de desarrollo, así como de los servicios, estarían de acuerdo con las expectativas del usuario y en cumplimiento con el propósito de la investigación.

Para la validación de las pruebas de usabilidad utilizamos la misma metodología scrum, donde implementamos un campo denominado pruebas de calidad o QA. En este segmento del sprint, se realizaron pruebas tanto a los servicios que se conectaban directamente con el aplicativo, así como una valoración detallada de la experiencia del usuario, tomando como ejemplo a varias personas que daban sus impresiones sobre lo que se mostraba al momento, se denominaron beta testers.

Mientras que, para la valoración final en producción, se usó un caso de estudio en un proceso de selección de personal, en donde se aplicó el modelo creado, para que la herramienta sirviera como apoyo para la persona encargada de la contratación, siendo un elemento adjunto para la toma de decisión final en cuanto a la persona que más se ajusta al cargo que necesita la empresa.

Definición del escenario

La prueba en producción se desarrolló en un ambiente corporativo, en el que se estableció que el mejor campo para el despliegue del modelo, sería un proceso de selección que estaba en desarrollo por parte de la empresa, se implementó de manera local, donde los participantes o aspirantes que tenía en carpeta la empresa, desarrollaron el test que lo plantea esta investigación. De manera que cada una de las encuestas que se rindieron, servirán de apoyo tanto para la empresa como para

los desarrolladores. Constituyéndose como los primeros usuarios propios del aplicativo.

Prueba en entorno de producción

El flujo que se siguió para realizar las pruebas en producción con la empresa, se basó en la implementación del aplicativo de manera local en computadoras que disponía la empresa para la ejecución de los test por parte de los aspirantes. De lado del aplicativo se receiptó los datos de cada uno de los aspirantes, con lo que podrían desarrollar la encuesta sin ningún tipo de problema.

Una vez que se registró a las personas que rindieron la prueba, se procede a brindarles un tiempo para que puedan finalizar el test, en un ambiente completamente libre de cualquier tipo de impedimento o problema que obstaculice su correcta resolución y evitando de esta manera que se susciten episodios ajenos que produzcan algún tipo de sesgo en la evaluación.

Al culminar las evaluaciones, se indica a los miembros de la empresa y más específicamente al encargado del proceso de selección, que pueden ingresar a observar el resultado de cada una de las encuestas y con esto tener información adjunta, con lo que puedan realizar un análisis de lo que buscan y de lo que los aspirantes les pueden aportar.

Resultados

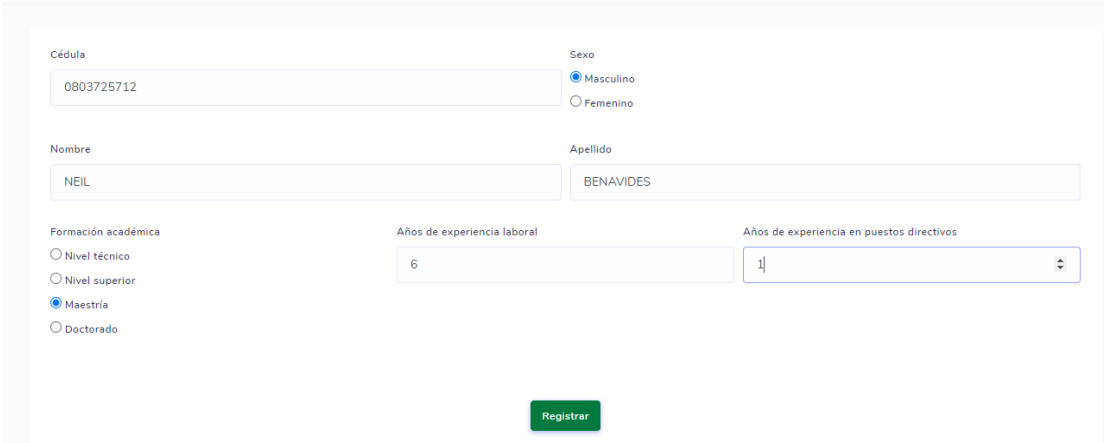
Los desarrolladores participaron de manera activa en el proceso de selección que realizó la empresa, por lo que a continuación se presenta un caso de estudio como ejemplo del flujo que se realizó para completar el flujo que aspiraba la entidad.

En la Figura 40 se aprecia el proceso con el registro del participante para que los resultados que ofrece el sistema se puedan visualizar de manera individual.

Figura 40

Registro del candidato o candidata.

Crear candidato



Formulario de creación de candidato con los siguientes campos:

- Cédula:** 0803725712
- Sexo:** Masculino, Femenino
- Nombre:** NEIL
- Apellido:** BENAVIDES
- Formación académica:** Nivel técnico, Nivel superior, Maestría, Doctorado
- Años de experiencia laboral:** 6
- Años de experiencia en puestos directivos:** 1
- Botón:** Registrar

Nota. Creación del candidato en el sistema.

De acuerdo con la figura anterior, una vez que se ha creado el candidato en el sistema, se procede con la validación del registro, revisando que el aspirante se haya creado sin ningún error, lo cual se podría solucionar por medio del módulo de modificación de datos de una persona.

Figura 41

Visualización del candidato nuevo.

Administración de candidatos nuevos

[Registrar candidato](#)

Listado de candidatos nuevos

Mostrar registros Buscar:

ID	Cedula	Sexo	Nombres	Formación Académica	Exp. Laboral	Exp. Directiva	Acciones
12	0803725720	MASCULINO	ALEJANDRO CUENCA	MAESTRÍA	5	1	 
4	0803725734	FEMENINO	MELANY GRACIA	NIVEL TÉCNICO	7	0	 
3	1714404421	MASCULINO	PATRICK CEDAÑO	NIVEL TÉCNICO	3	0	 
1	0803725712	MASCULINO	NEIL BENAVIDES	MAESTRÍA	6	1	 

Mostrando 1 a 4 de 4 registros Anterior Próximo

Nota. Verificación de la creación del candidato nuevo.

El momento que se verifica que el candidato ha sido registrado con éxito, cada uno de los aspirantes procede a realizar el test registrando su cédula de

identidad en el aplicativo y enseguida a contestar el set de preguntas, como se muestra en la Figura 42 y Figura 43.

Figura 42

Inicio del test.

MENÚ

Encuesta

NEIL BENAVIDES

Encuesta

Pregunta 1

Creo que soy una persona activa y vigorosa

5 Completamente VERDADERO para mí

4 Bastante VERDADERO para mí

3 Ni VERDADERO ni FALSO para mí

2 Bastante FALSO para mí

1 Completamente FALSO para mí

Registrar

Nota. Primera pregunta del test.

Figura 43

Fin del test.

MENÚ

Encuesta

NEIL BENAVIDES

Encuesta

Pregunta 132

No creo que sea útil perder tiempo repasando varias veces el trabajo hecho

5 Completamente VERDADERO para mí

4 Bastante VERDADERO para mí

3 Ni VERDADERO ni FALSO para mí

2 Bastante FALSO para mí

1 Completamente FALSO para mí

Procesando...

Nota. Última pregunta del test.

Una vez que los candidatos hayan finalizado el test, el usuario administrador tiene a su disposición los datos con los resultados de las pruebas finalizadas por los aspirantes. Estos resultados complementan el proceso de selección que se está llevando a cabo en ese momento.

Para poder disponer de estos datos, el usuario administrador podrá dirigirse al módulo de resultados del candidato. Las Figuras 44, 45, 46 y 47 reflejan las pestañas donde se aprecian los resultados del candidato.

Figura 44

Resultados del candidato - Datos personales y cargo recomendado.

Resultados del candidato

Información

Nombres NEIL BENAVIDES	Cédula 0803725712	Sexo <input checked="" type="radio"/> Masculino <input type="radio"/> Femenino	Años de experiencia laboral 6	Años de experiencia en puestos directivos 1
---------------------------	----------------------	--	----------------------------------	--

Cargo recomendado
 Dimensiones
 Subdimensiones
 Distorsión

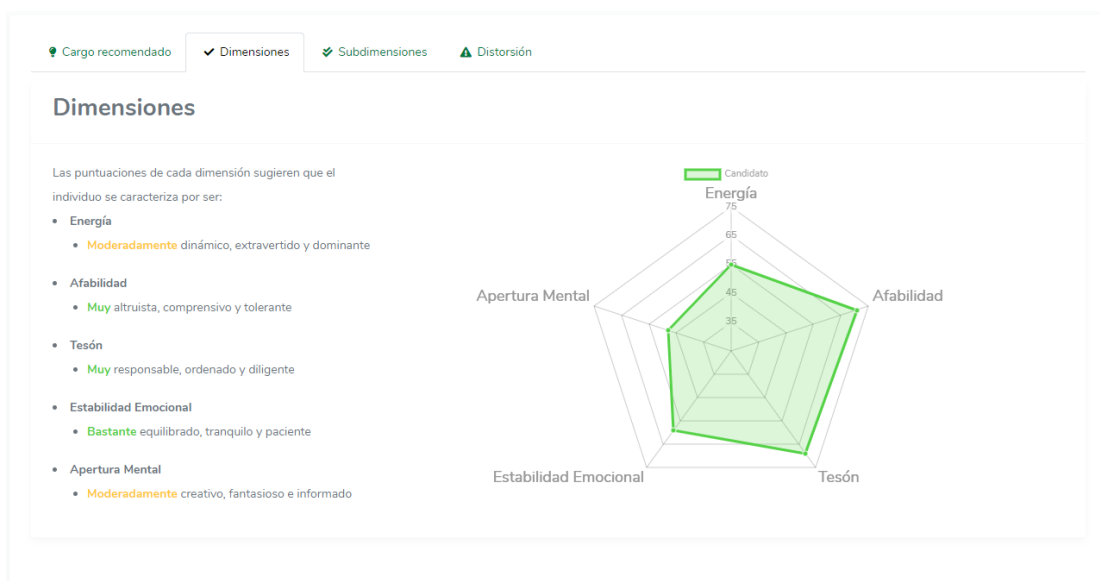
Cargo recomendado

JEFE DE PROYECTO

Nota. Módulo en el que se presentan los datos de las respuestas del candidato.

Figura 45

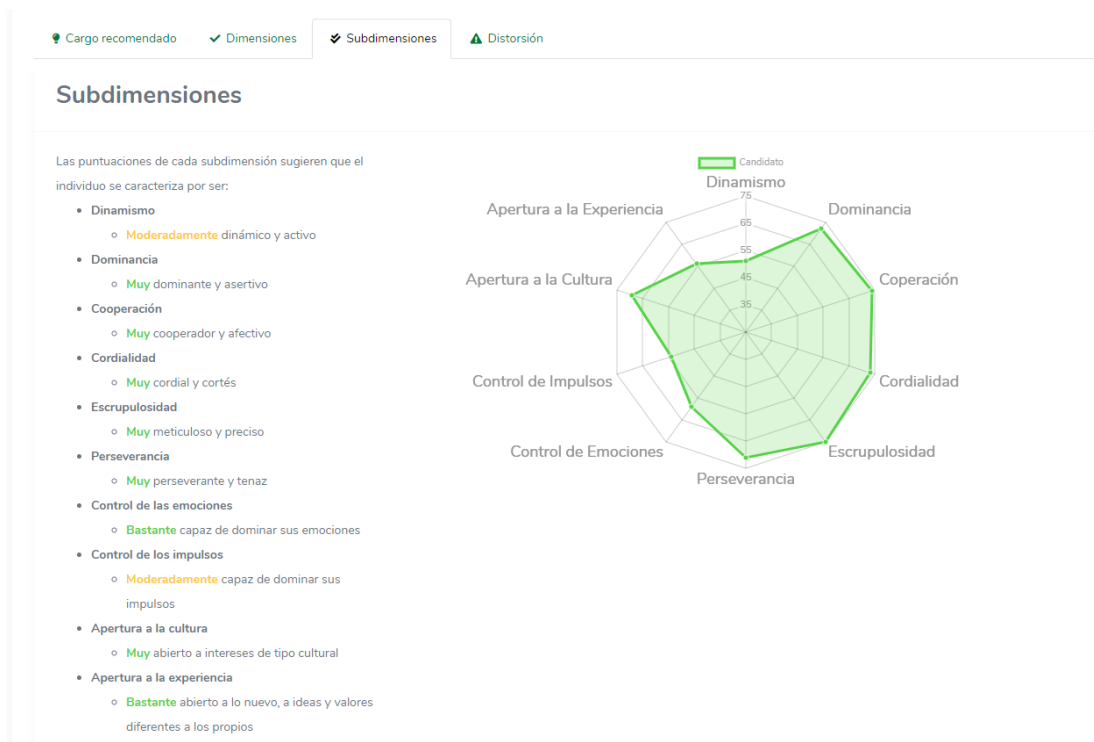
Resultados del candidato - Datos de las dimensiones.



Nota. Módulo en el que se presentan los datos de las respuestas de las dimensiones del candidato.

Figura 46

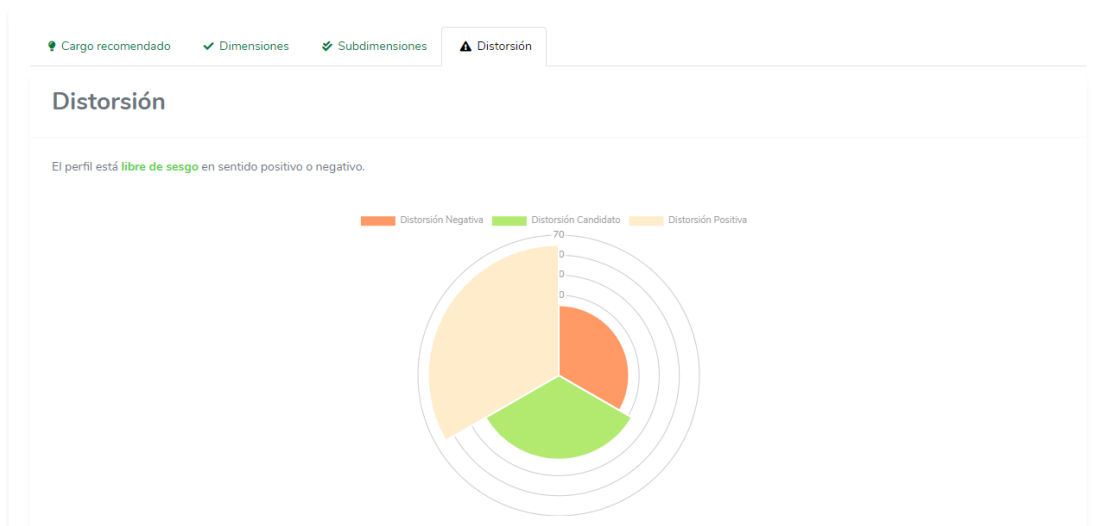
Resultados del candidato - Datos de las subdimensiones.



Nota. Módulo en el que se presentan los datos de las respuestas de las dimensiones del candidato.

Figura 47

Resultados del candidato - Datos de la distorsión.



Nota. Módulo en el que se presentan los datos de las respuestas de la distorsión del candidato.

De esta manera se completaría el flujo que se presenta activamente en la aplicación, teniendo a la mano los resultados de los test por parte de los usuarios administradores, donde podrán ingresar a revisar la información sin ningún tipo de límite y que, a su vez, podrán generar nuevos procesos de selección, con el registro de nuevos aspirantes mediante el módulo de gestión creado.

Encuesta de Satisfacción

Una vez que se desplegó el aplicativo, como parte de proceso de selección de la empresa, el usuario administrador procedió a realizar una encuesta de satisfacción, como se muestra en la Figura 48.

Figura 48

Encuesta de Satisfacción.



The image shows a screenshot of a web application survey form. At the top left is the logo of ESPE (Universidad de las Fuerzas Armadas), featuring a coat of arms with a shield, a sun, and a banner, with the text '1922 ECUADOR' below it. To the right of the logo, the text 'ESPE' is written in large green letters, followed by 'UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS' and 'INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA' in smaller black letters. The main content of the form is titled 'Valoración de la aplicación web recomendante de cargos'. Below the title, there is a prompt: 'Por favor, responder a las siguientes preguntas con sinceridad.' The first question is 'Nombre', with a red asterisk indicating it is required, and a text input field labeled 'Texto de respuesta corta'. The second question is 'En términos generales, ¿Cómo calificaría su grado de satisfacción con el aplicativo?' with a red asterisk. Below this question are five radio button options: 'Malo', 'Regular', 'Bueno', 'Muy Bueno', and 'Excelente'.

¿Considera que el diseño de la interfaz del aplicativo es adecuado? *

- Malo
- Regular
- Bueno
- Muy Bueno
- Excelente

¿El lenguaje utilizado en el aplicativo es claro y conciso? *

- Sí
- No

El tipo de letra utilizado, así como el tamaño de la misma, ¿crees que son los adecuados? *

- Malo
- Regular
- Bueno
- Muy Bueno
- Excelente

¿Crees que el aplicativo facilita el proceso de selección del personal? *

- Muy de acuerdo
- De acuerdo
- Indiferente
- En desacuerdo
- Muy en desacuerdo

Nota. Encuesta de satisfacción que sería realizada por el usuario administrador, quien estaba a cargo del proceso de selección.

Los datos recogidos por medio de la encuesta dejan saber a los encargados del desarrollo y ejecución del proyecto, que todo lo implementado ha sido acogido de la mejor manera y ha servido como apoyo para el proceso de selección de la empresa, así como información adjunta para la toma de decisión final en cuanto al cargo en el que tenían una vacante.

Las impresiones que se recopilieron gracias a la encuesta muestran que el usuario administrador que gestionó el aplicativo está satisfecho con el funcionamiento del sistema, a su vez, considera que la interfaz del sistema es bastante amigable para el flujo que se necesita cumplir. Afirma que el lenguaje del aplicativo es bastante claro y consistente, así como el tamaño de letra y su ubicación. Además, expresa que la aplicación sirve como apoyo en el proceso de selección de personal y ayuda como una herramienta adjunta para la toma de decisiones.

CAPÍTULO VI

Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones

El presente trabajo aplicó el aprendizaje automático supervisado siguiendo las buenas prácticas de la revisión de literatura, mediante la cual se identificaron las principales herramientas aplicadas a los procesos de selección de personal predictivos. En estos mecanismos también destacan la lógica difusa y los procesos de jerarquía analítica. Con esta base, se eligió la opción que más se ajustaba a las necesidades del trabajo, logrando aportar valor a la toma de decisiones en los procesos de contratación de talento humano.

Los trabajos relacionados que se revisaron orientaron la construcción de un modelo metodológico que guio el desarrollo del modelo predictivo y el aplicativo web. Se determinó que el análisis de una dependencia funcional específica en una empresa es el enfoque adecuado a seguir para abordar la creación de una herramienta que soporte el proceso de selección y posibilite obtener resultados adecuados.

La elección del bosque aleatorio como algoritmo del modelo predictivo se realizó en virtud de los aportes de varios trabajos revisados, los cuales resaltan que los algoritmos de este tipo son los que tienen más probabilidades de ofrecer un rendimiento superior en diferentes escenarios.

Posterior a las pruebas de los parámetros del algoritmo del bosque aleatorio, se determinó que la siguiente configuración: cuatro características elegidas aleatoriamente para cada punto de división, tamaño de la muestra de bootstrap igual al conjunto de entrenamiento, profundidad de los árboles sin limitación y cien árboles en el bosque aleatorio; ofreció el 90.7% como máximo rendimiento.

Respecto al efecto que tienen los controles de predicción para la asignación de cargos dentro del departamento de TI, las encuestas evidenciaron que la implementación del sistema recomendante de cargos impacta positivamente en la toma de decisiones y aporta valor al reclutamiento, en virtud de que facilita a los responsables del proceso de selección determinar la idoneidad de los aspirantes. Adicionalmente, se observó que los perfiles profesionales de tercer nivel y los de posgrado y maestría son los que ejercen mayor influencia en el proceso de selección, pues representan el 91.62% de los perfiles recolectados.

En los procesos de selección normales las características distintivas de los candidatos se definen en base al criterio y la experiencia de los responsables del reclutamiento, mientras que en un proceso de selección que considera el perfil de personalidad se cuenta con herramientas que muestran la descripción general de las características de la personalidad de un individuo.

La utilización de la metodología Scrum facilitó la gestión del desarrollo del aplicativo, las pruebas y la colaboración con los involucrados, así como apearse al cronograma de trabajo definido. Asimismo, la incorporación de nuevas características se solucionó con facilidad en cada módulo.

Un proceso de selección predictivo se puede implementar si se dispone de la cantidad suficiente de datos para entrenar un modelo recomendante que produzca resultados fiables. Además, se debe contar con el apoyo de la alta dirección para disponer de los recursos necesarios que permitan el funcionamiento del sistema.

Entre las consecuencias que conlleva la implementación de un proceso de selección predictivo basado en el perfil de personalidad tenemos: soportar la toma de decisiones y facilitar la gestión del reclutamiento, e incrementar la fiabilidad en los procesos de contratación existentes.

Recomendaciones

Para recabar los datos del perfil de personalidad de los participantes es indispensable utilizar un test que permita detectar alteraciones y así descartar evaluaciones en las cuales se hayan falseado respuestas. Para obtener resultados positivos se deben suprimir datos inconsistentes previo el entrenamiento del modelo.

El principal desafío del presente proyecto fue la recopilación de datos, debido a que se requerían de decenas de encuestas para construir un modelo robusto. A pesar de que se logró contar con una cantidad considerable de participantes, se recomienda incrementar aún más el número de personas que aporten a la investigación para poder tener una base mucho más sólida que respalde los resultados que se puedan producir con el aplicativo.

En futuros trabajos, en los cuales la duración del proyecto sea prolongada, se recomienda realizar un seguimiento adicional del personal que fue asignado al cargo recomendado y utilizar esta información para reentrenar el modelo.

En caso de que se requiera soportar procesos de selección en empresas que tengan muchos aspirantes involucrados es aconsejable mejorar el hardware del servidor para evitar incidentes y que el aplicativo pueda utilizarse en óptimas condiciones. El hardware que se utilizó para las pruebas estaba pensado para funcionar sin niveles de exigencia elevados.

Se sugiere que en las organizaciones que cuentan con una cantidad elevada de aspirantes los aplicativos de reclutamiento se hagan accesibles desde internet para facilitar el proceso de contratación.

El uso de la metodología ágil Scrum es sugerido para el desarrollo de aplicaciones en proyectos de corta duración, en virtud de que facilita la gestión de los requisitos cambiantes. De forma complementaria, posibilita obtener una rápida retroalimentación de los involucrados, logrando sortear así cualquier inconveniente que se pudiera presentar.

Referencias

Alameda, T. (2020, septiembre 9). "Machine learning": ¿qué es y cómo funciona? BBVA. <https://www.bbva.com/es/machine-learning-que-es-y-como-funciona/>

Alessandri, G., & Vecchione, M. (2012). The higher-order factors of the Big Five as predictors of job performance. *Personality and Individual Differences*, 53(6), 779–784. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2012.05.037>

Alonso, P., Moscoso, S., & Cuadrado, D. (2015). Personnel selection procedures in Spanish small and medium size organizations. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, 31(2), 79–89. <https://doi.org/10.1016/j.rpto.2015.04.002>

Avraham, S. (2017a, septiembre 5). What is REST — A Simple Explanation for Beginners, Part 1: Introduction. Medium. <https://medium.com/extend/what-is-rest-a-simple-explanation-for-beginners-part-1-introduction-b4a072f8740f>

Avraham, S. (2017b, septiembre 5). What is REST — A Simple Explanation for Beginners, Part 2: REST Constraints. Medium. <https://medium.com/extend/what-is-rest-a-simple-explanation-for-beginners-part-2-rest-constraints-129a4b69a582>

Baležentis, A., Baležentis, T., & Brauers, W. K. M. (2012). Personnel selection based on computing with words and fuzzy MULTIMOORA. *Expert Systems with Applications*, 39(9), 7961–7967. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.100>

Barnes, C. M., & Morgeson, F. P. (2007). Typical performance, maximal performance, and performance variability: Expanding our understanding of how organizations value performance. *Human Performance*, 20(3), 259–274. <https://doi.org/10.1080/08959280701333289>

- Berges, A., Fernández-del-Río, E., & Ramos-Villagrasa, P. J. (2018). The prediction of training proficiency in firefighters: A study of predictive validity in Spain. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, 34(1), 10–15. <https://doi.org/10.5093/jwop2018a2>
- Bolisani, Scarso, & Zieba. (2014). How small KIBS companies manage their intellectual capital? Towards an emergent KM approach. 7(25), 347–361.
- Bonthu, H. (2021, agosto 21). Python Tutorial: Working with CSV file for Data Science. *Analytics Vidhya*.
<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/08/python-tutorial-working-with-csv-file-for-data-science/>
- Bouchard, T. J., & McGue, M. (2003). Genetic and environmental influences on human psychological differences. *Journal of Neurobiology*, 54(1), 4–45. <https://doi.org/10.1002/neu.10160>
- Budgen, D., Kitchenham, B., Charters, S., Turner, M., Brereton, P., & Linkman, S. (2007, abril 1). Preliminary results of a study of the completeness and clarity of structured abstracts. <https://doi.org/10.14236/ewic/ease2007.7>
- Cherry, K. (2021, febrero 20). The Big 5 Personality Traits. *Verywell Mind*. <https://www.verywellmind.com/the-big-five-personality-dimensions-2795422>
- DataCamp. (2018, abril 5). Pickle in Python: Object Serialization. *Python*. <https://www.datacamp.com/community/tutorials/pickle-python-tutorial>
- Dursun, M., & Karsak, E. E. (2010). A fuzzy MCDM approach for personnel selection. *Expert Systems with Applications*, 37(6), 4324–4330. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.11.067>
- Faliagka, E., Ramantas, K., Tsakalidis, A., & Tzimas, G. (2012). Application of Machine Learning Algorithms to an online Recruitment System. *International Conference on Internet and Web Applications and Services*, 215–220.

- Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., & Amorim, D. (2014). Do we Need Hundreds of Classifiers to Solve Real World Classification Problems? *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 3133–3181.
- Fernández, A., García, S., Galar, M., Prati, R., Krawczyk, B., & Herrera, F. (2018). *Learning from Imbalanced Data Sets* (1a ed.). Springer Publishing.
- Gibb, R. (2016, mayo 31). What is a Web Application? Stackpath. <https://blog.stackpath.com/web-application/>
- Hajnic, M., & Boshkoska, B. M. (2021). A Disruptive Decision Support Platform for Reengineering the Strategic Transfer of Employees. *IEEE Access*, 9, 29921–29928. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3059895>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2016). *The Elements Of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction*, Second Edition (2a ed.). Springer Publishing.
- Heathfield, S. (2021, febrero 28). Human Resource: What Is It? The Balance Careers. <https://www.thebalancecareers.com/what-is-a-human-resource-1918144>
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. del P. (2014). *Metodología de la investigación* (6a ed.). McGraw Hill.
- Hudson, I., Reinerman-Jones, L., & Teo, G. (2017). A review of personnel selection approaches for the skill of decision making. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 10285, 474–485. https://doi.org/10.1007/978-3-319-58625-0_34
- IBM Cloud Education. (2020a, agosto 19). What is Supervised Learning? IBM Cloud. <https://www.ibm.com/topics/supervised-learning>
- IBM Cloud Education. (2020b, diciembre 7). What is Random Forest? IBM Cloud. <https://www.ibm.com/topics/random-forest>
- Jang, K. L., Livesley, W. J., & Vemon, P. A. (1996). Heritability of the Big

Five Personality Dimensions and Their Facets: A Twin Study. *Journal of Personality*, 64(3), 577–592. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1996.tb00522.x>

Karabasevic, D., Zavadskas, E., Stanujkic, D., Popovic, G., & Brzakovic, M. (2018). An Approach to Personnel Selection in the IT Industry Based on the EDAS Method. *Transformations in Business and Economics.*, 17(2), 54–65.

Khanh, N. T., Daengdej, J., & Arifin, H. H. (2017). Human stories. *Proceedings of the 6th International Conference on Software and Computer Applications - ICSCA '17*, 15–22. <https://doi.org/10.1145/3056662.3056680>

Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied Predictive Modeling* (1a ed.). Springer Publishing.

Kusnawi, K., Ipmawati, J., & Kusumandaru, D. (2019). Decision support system employee recommendation using fuzzy sugeno method as a job search service. *2019 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2019*, 539–542.

<https://doi.org/10.1109/ICOIACT46704.2019.8938452>

Lado, M., & Alonso, P. (2017). El modelo de Cinco Factores y el desempeño en el trabajo en puestos de poca complejidad: una síntesis cuantitativa. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, 33(3), 175–182. <https://doi.org/10.1016/j.rpto.2017.07.004>

Leau, Y., Loo, W., Tham, W., & Tan, S. (2012). Software Development Life Cycle AGILE vs Traditional Approaches. *International Conference on Information and Network Technology*, 162–167.

Mayo, A. (2018). Applying HR analytics to talent management. *Strategic HR Review*, 17(5), 247–254. <https://doi.org/10.1108/shr-08-2018-0072>

Mohammed, A. Q. (2019). HR Analytics: A Modern Tool in HR for Predictive Decision Making. *Journal of Management*, 6(3), 51–63. <https://doi.org/10.34218/jom.6.3.2019.007>

Moser, M. (2020). Faults Made by Leaders and HR Managers in the

Selection of Employees and Opportunities to Prevent Them. *Journal of Human Resources Management Research*, 2020(2020), 1–9.

<https://doi.org/10.5171/2020.889173>

Mozilla. (2021, septiembre 8). Métodos de petición HTTP. MDN Web Docs. <https://developer.mozilla.org/es/docs/Web/HTTP/Methods>

Nettle, D. (2010). Evolutionary Perspectives on the Five-Factor Model of Personality. En *The Evolution of Personality and Individual Differences* (pp. 5–28). Oxford University Press.

<https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195372090.003.0001>

Nikolaou, I., & Oostrom, J. K. (2015). Employee recruitment, selection, and assessment: Contemporary issues for theory and practice. En *Employee Recruitment, Selection, and Assessment: Contemporary Issues for Theory and Practice*. Taylor and Francis Inc. <https://doi.org/10.4324/9781315742175>

Pampouktsi, P., Avdimiotis, S., Maragoudakis, M., & Avlonitis, M. (2021). Applied Machine Learning Techniques on Selection and Positioning of Human Resources in the Public Sector. *Open Journal of Business and Management*, 09(02), 536–556. <https://doi.org/10.4236/ojbm.2021.92030>

Pande, S. (2011). E-recruitment creates order out of chaos at SAT Telecom. *Human Resource Management International Digest*, 19(3), 21–23. <https://doi.org/10.1108/096707311111125899>

Paredes, B., Del Olmo, S., Santos, D., Gandarillas, B., & Briñol, P. (2019). The evaluation of candidates in a personnel selection: Preference for experience over potential in unfavorable contexts. *Anales de Psicología*, 35(3), 514–520. <https://doi.org/10.6018/analesps.35.3.334771>

Power, R. A., & Pluess, M. (2015). Heritability estimates of the Big Five personality traits based on common genetic variants. *Translational Psychiatry*, 5(7), e604–e604. <https://doi.org/10.1038/tp.2015.96>

Primicias. (2019, junio 21). Un algoritmo ayuda a las firmas ecuatorianas

a seleccionar su personal. Primicias.

<https://www.primicias.ec/noticias/tecnologia/algorithmo-empresas-ecuatorianas-seleccionar-personal/>

Python Software Foundation. (2010, septiembre 26). PEP 3333 -- Python Web Server Gateway Interface v1.0.1. Python.
<https://www.python.org/dev/peps/pep-3333/>

Python Software Foundation. (2021, diciembre 10). pickle — Serialización de objetos Python — documentación de Python - 3.10.1. Python.
<https://docs.python.org/es/3/library/pickle.html>

Rodríguez, A., & López-Basterra, J. (2018). Selection predictors in the public sector: Predictive validity and candidate reactions. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, 34(1), 16–28.
<https://doi.org/10.5093/jwop2018a3>

Salgado, J. F. (2017). Personnel Selection. En *Oxford Research Encyclopedia of Psychology*. Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190236557.013.8>

Sang, X., Liu, X., & Qin, J. (2015). An analytical solution to fuzzy TOPSIS and its application in personnel selection for knowledge-intensive enterprise. *Applied Soft Computing*, 30, 190–204.
<https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2015.01.002>

Sarason, I. (2019, octubre 1). Personality assessment. *Encyclopedia Britannica*. <https://www.britannica.com/science/personality-assessment>

Sari, R. E., Meizar, A., Tanjung, D. H., & Nugroho, A. Y. (2017, octubre 27). Decision making with AHP for selection of employee. 2017 5th International Conference on Cyber and IT Service Management, CITSM 2017.
<https://doi.org/10.1109/CITSM.2017.8089285>

Schultz, D. M. (2020). Hogan Personality Inventory. En *Encyclopedia of Personality and Individual Differences* (pp. 1977–1979). Springer International

Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24612-3_901

Singh, M. (2008). U-SCRUM: An agile methodology for promoting usability. *Proceedings - Agile 2008 Conference*, 555–560.

<https://doi.org/10.1109/AGILE.2008.33>

Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward. *California Management Review*, 61(4), 15–42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>

The 2020 Scrum Guide. (2020, noviembre 1). Scrum Guide. Scrum Guides. <https://scrumguides.org/scrum-guide.html>

Uribe Pardo, J. F., Contreras Morales, F., Sánchez Olguín, O., & García Saisó, A. (2008). Los cinco grandes y maquiavelismo en trabajadores mexicanos: un estudio de personalidad y manipulación. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, 24(1), 61–79.

<https://doi.org/10.4321/s1576-59622008000100004>

Vecchione, M., Dentale, F., Alessandri, G., Imbesi, M. T., Barbaranelli, C., & Schnabel, K. (2016). On the Applicability of the Big Five Implicit Association Test in Organizational Settings. *Current Psychology*, 36(3), 665–674. <https://doi.org/10.1007/s12144-016-9455-x>

Vernon, P. A., Martin, R. A., Schermer, J. A., & Mackie, A. (2008). A behavioral genetic investigation of humor styles and their correlations with the Big-5 personality dimensions. *Personality and Individual Differences*, 44(5), 1116–1125. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2007.11.003>

Vlaanderen, K., Brinkkemper, S., Jansen, S., & Jaspers, E. (2009). The Agile Requirements Refinery: Applying SCRUM Principles to Software Product Management. *2009 Third International Workshop on Software Product Management*, 1–10. <https://doi.org/10.1109/IWSPM.2009.7>

White, R. W., & Roth, R. A. (2009). Exploratory Search: Beyond the Query-Response Paradigm. *Synthesis Lectures on Information Concepts*,

Retrieval, and Services, 1(1), 1–98.

<https://doi.org/10.2200/s00174ed1v01y200901icr003>

Yiu, T. (2019, junio 12). Understanding Random Forest. Towards Data Science. <https://towardsdatascience.com/understanding-random-forest-58381e0602d2>

Zandiatashbar, A., & Hamidi, S. (2018). Impacts of transit and walking amenities on robust local knowledge economy. *Cities*, 81, 161–171. <https://doi.org/10.1016/J.CITIES.2018.04.005>

Zhou, Y. (2020, mayo 7). The Backend Architecture of a Python Web App. Medium. <https://medium.com/techtofreedom/backend-architecture-of-a-python-web-application-7af256ee004c>