

Jornadas de Automática

Selección de candidatos usando lógica borrosa, PLN y aprendizaje profundo

González-González, Carlos^a, Herrera, Pedro Javier^{a,*}

^a Dpto. de Ingeniería de Software y Sistemas Informáticos, Universidad Nacional de Educación a Distancia, C/Juan del Rosal, 16, 28040, Madrid, España.

To cite this article: González-González, Carlos, Herrera, Pedro Javier. 2025. Candidate selection using fuzzy logic, NLP, and deep learning techniques. *Jornadas de Automática*, 46.
<https://doi.org/10.17979/ja-cea.2025.46.12139>

Resumen

La evaluación y selección de currículums es un proceso complejo en el que intervienen múltiples factores. Este trabajo presenta un modelo que integra dos componentes claramente diferenciados. En primer lugar, un sistema de evaluación multicriterio y selección difusa, basado en pesos que se autocalculan en función de diversas características. En segundo lugar, un sistema de procesamiento del lenguaje natural (PLN) junto con una red neuronal convolucional (CNN), que toma como entrada los resultados del primer sistema y clasifica los currículums en función de cinco criterios. La combinación de ambos enfoques permite reducir la subjetividad en el proceso de toma de decisiones durante la contratación, mejorando así la selección del candidato más adecuado para el puesto. Los resultados obtenidos se compararon con los derivados del proceso de análisis jerárquico (AHP) y con las decisiones de un grupo de expertos en recursos humanos. Para este estudio se utilizó una muestra de más de 1000 currículums.

Palabras clave: Lógica borrosa, Redes neuronales, Toma de decisiones, Aprendizaje automático, Técnicas de inteligencia artificial, Procesamiento de lenguaje natural.

Candidate selection using fuzzy logic, NLP, and deep learning techniques

Abstract

The evaluation and selection of Curricula Vitae (CVs) is a complex process involving multiple factors. This study presents a model comprising two clearly distinct components. On the one hand, a multi-criteria evaluation and fuzzy selection system based on weights that are automatically calculated according to various characteristics. On the other hand, a natural language processing (NLP) system and a convolutional neural network (CNN), which take as input the output of the previous process and classify CVs according to five criteria. The use of this combined system helps to reduce subjectivity in recruitment decisions and improves the selection of the most suitable candidate for the position. The results obtained were compared against those from the Analytic Hierarchy Process (AHP) and the decisions made by a panel of human resources experts. A sample of over 1,000 CVs was used for this study. The study was conducted using a dataset of over 1000 CVs.

Keywords: Fuzzy logic, Neural networks, Decision making, Machine learning, Artificial intelligence techniques, Natural language processing.

1. Introducción

Las investigaciones realizadas en los últimos años sobre la adquisición de competencias relevantes para el entorno laboral actual pueden clasificarse según el momento en que las personas desarrollan dichas competencias. Una parte significativa de estos estudios se centra en estrategias

formativas aplicables antes del primer contacto de los individuos con el mercado laboral. Otras investigaciones, en cambio, están más orientadas hacia la enseñanza de competencias específicas para otros sectores, como p.e. el comercio electrónico.

En el estudio de (Fen-Juan and Hai-Feng, 2015) se analiza precisamente el proceso de formación profesional de talentos

en comercio electrónico durante la etapa educativa. Los autores proponen un modelo basado en múltiples criterios, clasificados en diversas categorías como matemáticas, operaciones, marketing y estadística, entre otras. A partir de estos criterios, se desarrolla un sistema de índices para evaluar el desempeño del modelo de capacitación de talentos que es aplicado a un caso real, verificando la efectividad del modelo propuesto en dicho proceso formativo.

Yüksel and Geban (2018) proponen una serie de criterios para la evaluación de tareas de desempeño en estudiantes, utilizando la técnica TOPSIS. Por su parte, (Gluga *et al.*, 2013) diseñaron programas de estudios que permiten validar el desarrollo de habilidades genéricas, facilitando a los estudiantes la comprensión de cómo dichas habilidades se relacionan con distintos objetivos de aprendizaje. El enfoque adoptado en este estudio asegura que los alumnos adquieran de forma progresiva competencias y habilidades genéricas.

El estudio de (Levano and Herrera, 2012) se centra en la formación basada en competencias como una necesidad de las empresas para dotar a los ingenieros informáticos de las habilidades demandadas por el mercado laboral. Asimismo, se describen estrategias para validar habilidades interpersonales dentro de un modelo educativo por competencias, aplicado a un plan de estudios en informática. Los autores argumentan que, aunque estos planes suelen diseñarse con cierto grado de flexibilidad para adaptarse a la diversidad de disciplinas en las que pueden desempeñarse los profesionales de la informática, dicha flexibilidad no es suficiente. Por ello, proponen una mayor adaptabilidad que permita diferentes formas de organización de las asignaturas. El estudio concluye con la implementación de un modelo basado en competencias que cubre las brechas en el desarrollo de habilidades y fomenta la investigación científica y tecnológica orientada a necesidades actuales y concretas.

Existen otras investigaciones centradas en la evaluación y clasificación de estudiantes. Por ejemplo, los estudios de (Hameed, 2016), (Madan and Madan, 2015) y (Chen *et al.*, 2001) se han utilizado para evaluar los resultados de aprendizaje y el rendimiento académico, proporcionando una base para la certificación de estudiantes mediante sistemas de clasificación difusa a nivel individual. Estos enfoques contribuyen a reducir la subjetividad de los juicios humanos y permiten evaluaciones y puntuaciones más transparentes y justas. En el estudio de (Chen *et al.*, 2001), en particular, se emplean mapas conceptuales representados como grafos conectados mediante colecciones de proposiciones, lo que constituye una herramienta prometedora para la enseñanza, el aprendizaje, la evaluación y la planificación curricular. En este trabajo se utilizan distintos criterios para asignar valores a los atributos de los nodos conceptuales y sus relaciones, entre ellos: generalidad, conceptos fundamentales, redundancia, concordancia y asociatividad (esta última basada en el número de enlaces de determinados nodos).

En el estudio de (Khalid *et al.*, 2016) se aplican diversos criterios para la evaluación de estudiantes, entre ellos: el promedio acumulado de calificaciones (CGPA) de los cursos académicos cursados, la participación en actividades curriculares, las habilidades sociales, la dedicación al trabajo, el liderazgo, la actitud, la gestión del tiempo, la asistencia, la

presentación personal y las habilidades técnicas. El principal problema identificado en esta investigación es la dificultad que representa para una persona evaluar todos estos criterios de forma objetiva, no solo por el tiempo requerido, sino también por la influencia que pueden tener los juicios subjetivos del evaluador. Ante esta situación, los autores proponen un modelo basado en lógica difusa que asiste en el proceso de toma de decisiones. Gracias a este enfoque, el estudio presenta una solución robusta y eficaz para la evaluación integral del desempeño estudiantil.

Para facilitar la lectura y clasificación de currículums, una parte importante de las investigaciones recientes se basan en el procesamiento automatizado de grandes volúmenes de texto, con el objetivo de identificar palabras clave y así superar las limitaciones que presenta este tipo de análisis para los evaluadores humanos. Asimismo, la tendencia actual destaca la necesidad de trabajar con formatos de currículum provenientes de redes sociales (Fernández, 2024), como LinkedIn, X (anteriormente Twitter), GitHub, entre otras. Estudios como el de (Capiluppi *et al.*, 2013) demuestran que estas plataformas contienen información pública valiosa, que permite identificar perfiles potenciales de candidatos, incluso en ausencia de titulaciones universitarias o credenciales tradicionales. Además, se abordan diversos desafíos asociados con este tipo de selección. La creación de motores de búsqueda avanzados que operan sobre estas redes sociales ya es una realidad. Por ejemplo, (Giri *et al.*, 2016) emplean técnicas clásicas de minería de datos —como la filtración y clasificación— que permiten a los reclutadores identificar, de forma automatizada y eficiente, candidatos cuyas características se alineen con los requerimientos de sus organizaciones.

Wosiak (2021) implementa un sistema basado en múltiples modelos lingüísticos que incorpora diccionarios específicos del idioma y dependencias lingüísticas complejas para el polaco. Gracias a este enfoque, el reconocimiento de palabras clave en las distintas secciones de los currículums aumentó entre un 60 % y un 160 %. Otra estrategia orientada al procesamiento masivo de currículums es la propuesta por (Bondielli and Marcelloni, 2021), quienes desarrollaron una metodología que emplea técnicas de resumen automático y arquitecturas basadas en transformadores para generar *embeddings* de currículums. Estos *embeddings* son posteriormente organizados mediante algoritmos de agrupamiento jerárquico. Por su parte, (Tayal *et al.*, 2024) abordan el desafío del alto volumen de currículums mediante la aplicación de técnicas de aprendizaje automático y procesamiento de lenguaje natural (PLN), logrando mejoras significativas en eficiencia, reducción de la subjetividad y manejo de la diversidad de formatos, al tiempo que disminuyen el tiempo y el esfuerzo requeridos para la evaluación.

El uso de tesauros es una alternativa efectiva para la clasificación de palabras en PLN, como señala (Kilgarriff, 2003). De igual modo, el aprendizaje automático ha demostrado ser una estrategia eficiente para filtrar currículums, reduciendo la intervención humana y los errores, tal y como evidencia el estudio de (Harsha *et al.*, 2022). Por otro lado, (Thomas and Sangeetha, 2020) presentan una metodología basada en análisis semántico con PLN que

optimiza la extracción y comprensión del significado de palabras, mejorando la relación entre candidatos y vacantes en términos de precisión y velocidad de cómputo. Otros estudios recientes como (Bharadwaj *et al.*, 2023) utilizan PLN para extraer información clave alineada con las preferencias empresariales, facilitando la identificación eficiente de candidatos.

Se concluye, por tanto, que tanto las técnicas clásicas de aprendizaje automático como los enfoques modernos basados en PLN y aprendizaje profundo pueden emplearse eficazmente para optimizar la selección de currículums. La combinación de estos métodos representa una solución prometedora para superar las limitaciones de los sistemas actuales de seguimiento de candidatos (ATS, por sus siglas en inglés), como la falta de coincidencia precisa y la presencia de sesgos. La propuesta presentada en este trabajo parte de esta premisa y plantea un enfoque que busca perfeccionar la selección de candidatos mediante la integración de ambas metodologías.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera: la segunda sección describe el enfoque propuesto; la tercera sección presenta los resultados obtenidos a partir de la comparación realizada; y, finalmente, la cuarta sección expone las principales conclusiones y las líneas de investigación futuras.

2. Solución propuesta

El enfoque propuesto se basa en un sistema híbrido que combina un filtro de reglas heurísticas con técnicas clásicas de aprendizaje automático para identificar y descartar los currículums que no cumplen con los requisitos establecidos. La principal ventaja de este filtro basado en reglas radica en su capacidad para permitir una parametrización ágil, así como una auditoría y transparencia efectivas durante la fase inicial de preselección. Solo los currículums que superan esta primera etapa son remitidos al módulo de PLN y a la red neuronal convolucional (CNN), tal y como se ilustra en la Figura 1.

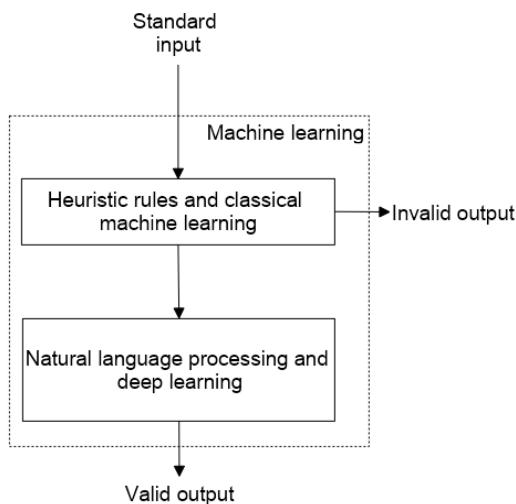


Figura 1: Esquema de la solución propuesta.

2.1. Reglas heurísticas y aprendizaje automático clásico

Este filtro se basa en la definición de criterios (en adelante, C_i) y reglas heurísticas establecidas por expertos, aplicadas a currículums previamente normalizados, que sirven como entrada para el sistema de control difuso, tal como se muestra en la Figura 2. De este modo, se establece una analogía multicriterio para cada entrada, simulando la evaluación realizada por un experto, lo que permite obtener diferentes valores de evaluación para cada candidato. Gracias a estos valores, el sistema verifica la validez de las habilidades mencionadas en los currículums y es capaz de tomar una decisión respecto a la idoneidad del candidato para la contratación.

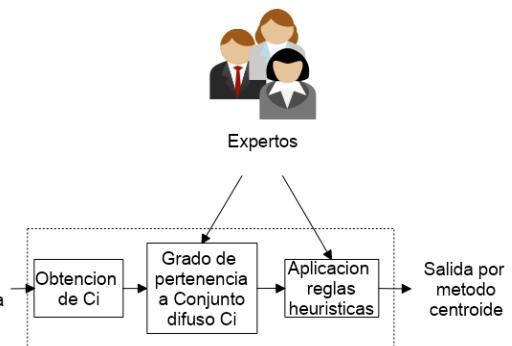


Figura 2: Sistema de control difuso con reglas heurísticas formuladas por expertos.

Un tesoro que contiene información sobre competencias, habilidades, formación y categorías profesionales es utilizado como recurso de apoyo en la solución propuesta. La decisión generada por la aplicación desarrollada (Figura 3) ha sido comparada con las decisiones tomadas por un grupo de expertos en recursos humanos. Asimismo, se ha llevado a cabo un análisis de los mismos criterios utilizando el método del Proceso de Análisis Jerárquico (AHP) (Saaty, 1987), cuyos resultados se incorporaron a la comparación con el objetivo de validar la coherencia y efectividad del sistema.

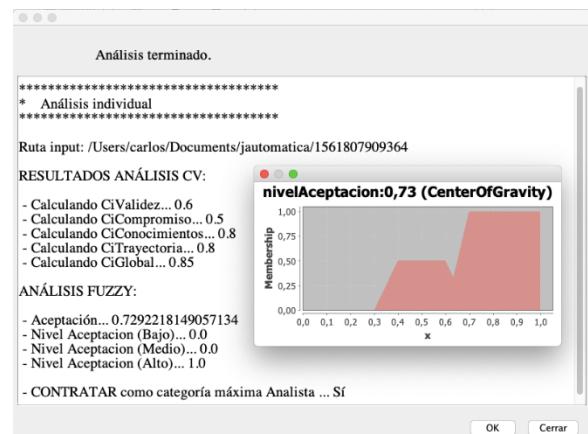


Figura 3: Ejemplo de aplicación del análisis difuso y la toma de decisiones para un currículum normalizado.

A través de entrevistas realizadas a expertos en recursos humanos, se definieron los siguientes criterios y sus

correspondientes conjuntos difusos (González-González, 2019):

- **Medición de la fiabilidad** (Criterio *CiValidez*, CV). Este criterio evalúa la relación entre el puesto actual del candidato y la información proporcionada en su currículum. Se consideran aspectos como el tiempo de permanencia en el puesto, la presencia de habilidades relacionadas, y la formación necesaria para desempeñarlo, entre otros.
- **Medición del compromiso** (Criterio *CiCompromiso*, CC). Este criterio permite evaluar el grado de compromiso del candidato con sus anteriores empleadores. Resulta especialmente relevante para empresas que desean reducir su tasa de rotación no deseada. Se tienen en cuenta factores como el paso exitoso de los períodos de prueba, la evolución profesional reflejada en el currículum y otros subcriterios asociados al compromiso laboral.
- **Medición de la trayectoria** (Criterio *CiTrayectoria*, CT). Este criterio analiza la trayectoria profesional del candidato, evaluando si ha experimentado una progresión coherente en sus puestos laborales. Se revisa la consistencia de la información incluida en el currículum con respecto a la evolución de su carrera, valorando si ésta ha sido ascendente o descendente. Este criterio guarda estrecha relación con el anterior.
- **Medición de los conocimientos** (Criterio *CiConocimientos*, CCn). Evalúa la veracidad y pertinencia de los conocimientos declarados en el currículum. Permite detectar si el candidato ha incluido términos clave únicamente con fines de visibilidad en plataformas de empleo, o si su uso es adecuado y coherente con el perfil profesional. Además, se verifica la validez y coherencia de los títulos académicos mencionados.
- **Medición global** (Criterio *CiGlobal*, CG). Este criterio se obtiene como el promedio ponderado de los valores calculados para los criterios anteriores, ofreciendo una visión integral del perfil del candidato.

La aceptación de un currículum se basa en la aplicación de los distintos criterios previamente definidos a una versión normalizada del mismo. A cada criterio se le asocia una función de pertenencia a un conjunto difuso, construida a partir de reglas heurísticas establecidas por expertos. Como resultado, se obtiene un valor de evaluación difusa para cada criterio. Finalmente, el conjunto difuso denominado *nivelAceptación* emplea el método del centroide (centro de gravedad) para calcular el valor final de decisión, determinando así la idoneidad del currículum para continuar en el proceso de selección.

Se define la contribución al consenso individual (CTC) para un criterio i como un valor entre 0 y 1 tal y como se describe en la Tabla 1.

2.2. Procesamiento del lenguaje natural y aprendizaje profundo

A partir de los currículos normalizados y validados en la etapa anterior, se lleva a cabo un análisis mediante técnicas de PLN, tal y como se muestra en la Figura 4. Dicho análisis consta de varias fases:

- **Preprocesamiento:** Esta etapa consiste en la depuración del texto mediante la eliminación de elementos irrelevantes o redundantes que no aportan información significativa. Para ello, se emplean diversas herramientas y expresiones regulares orientadas a optimizar la calidad del corpus.
- **Tokenización:** En esta fase, cada palabra del texto se transforma en una representación numérica. El resultado es una matriz en la que las columnas corresponden a las distintas palabras del corpus y las celdas reflejan la frecuencia con la que se repite cada palabra.
- **Generación de Embeddings:** A partir de la tokenización, se obtienen vectores de representación densa que permiten modelar relaciones semánticas entre palabras, facilitando el análisis contextual y la detección de patrones lingüísticos complejos.
- **Aplicación de Padding:** Con el objetivo de homogeneizar las secuencias de entrada, los vectores de longitud inferior son completados con valores nulos (ceros), lo cual garantiza la compatibilidad con los modelos de aprendizaje profundo.

Tabla 1: Valores de CTC(C_i) para la búsqueda del consenso

$CTC(C_i) \in [0,1]$	Nivel de información
< 0,6	Curriculum con información insuficiente o no veraz.
= 0,6	Curriculum con información fiable y nivel aceptable de calidad de información.
> 0,6	Curriculum con información muy precisa, fiable y veraz.

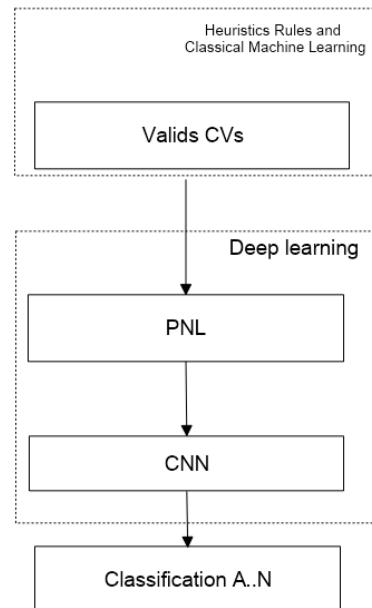


Figura 4: Esquema del proceso de clasificación de currículos válidos.

La salida resultante de este proceso se emplea como entrada para el entrenamiento de una red neuronal convolucional unidimensional (1D) multiescala (Pajares et al., 2021). Esta red presenta una arquitectura basada en n -gramas (bigramas, trigramas y tetragramas), incorpora una elevada tasa de *dropout* y utiliza regularización L2. Dicha configuración

permite clasificar automáticamente los currículums según los criterios establecidos, ofreciendo ventajas notables como una mayor robustez frente al sobreajuste y una elevada eficiencia computacional.

3. Resultados obtenidos

El conjunto de datos utilizado en este estudio está compuesto por un total de 1021 currículums normalizados conforme al estándar de facto vigente, representado por el formato de LinkedIn. Estos currículums fueron recopilados a partir de diversas redes sociales profesionales, entre las que se incluyen Xing, Indeed y la propia LinkedIn.

El proceso de normalización consistió en la adaptación estructural de las distintas secciones de cada currículum al formato de exportación CSV que ofrece LinkedIn. Para ello, se desarrolló una aplicación específica que permitió automatizar dicha transformación, asegurando la homogeneidad del corpus y su adecuación a los requerimientos del análisis posterior.

Tras aplicar el enfoque propuesto a la muestra completa de currículums, se observó que ningún criterio alcanzó, en promedio, el valor umbral establecido de 0,6. La distribución de los resultados obtenidos para cada criterio se presenta en la Figura 5.

Un análisis de los resultados permite extraer las siguientes conclusiones:

- Solo el 9,12 % de los currículums analizados presentan habilidades directamente relacionadas con la categoría profesional que los candidatos afirman poseer.
- El 15,59 % de los currículums muestran una evolución coherente en las categorías laborales hasta alcanzar la posición a la que se postulan.
- Un 86 % de los currículums reflejan una aparente falta de compromiso por parte del candidato, evidenciada por un cambio de empresa durante el primer año de trabajo.
- El 19,8 % de los currículums incluyen habilidades generales que se consideran adecuadas para la categoría del perfil solicitado.



Figura 5: Resultado CTC para los distintos criterios.

Desde una perspectiva global, considerando la contribución al consenso individual (CTC), se concluye que únicamente el 25 % de los currículums analizados son válidos para el puesto de trabajo al que se postulan. Además, solo el 28 % reflejan un historial de compromiso sostenido con anteriores empleadores, un dato que puede explicarse, en parte, por la alta rotación característica del sector informático. En cuanto a la coherencia de la trayectoria profesional, el 38 % de los currículums analizados presentan una evolución lógica y consistente con la información laboral reportada, lo que implica que el 62 % muestran inconsistencias en este aspecto.

Para el proceso de toma de decisiones, se empleó una muestra reducida compuesta por cinco currículums, con el objetivo de comparar los resultados obtenidos mediante el método AHP frente a las decisiones tomadas por expertos en recursos humanos. Los resultados derivados de la aplicación del método AHP se recogen en la Tabla 2.

Tabla 2: Matriz de toma de decisión por el método AHP siendo PCi la ponderación aplicada a cada criterio establecida por el grupo de expertos.

	CV	CC	CT	CCn	CG	AHP
C1	0,42	0,11	0,46	0,49	0,29	0,40
C2	0,39	0,11	0,27	0,05	0,07	0,21
C3	0,04	0,41	0,04	0,14	0,41	0,14
C4	0,07	0,11	0,11	0,09	0,09	0,09
C5	0,07	0,27	0,12	0,22	0,15	0,15
PCi	0,29	0,08	0,25	0,24	0,14	

Como puede observarse, el candidato C1 se posiciona como la opción más adecuada para el proceso de selección, con una puntuación de 0,40, seguido del candidato C2, con una puntuación de 0,21. La Tabla 3 resume las decisiones de contratación adoptadas por los distintos expertos consultados, comparándolas con la decisión sugerida por la solución propuesta en este trabajo y la obtenida mediante el método AHP. Se observa que el método AHP desaconseja la contratación del candidato C3, a pesar de que este presenta un nivel de aceptación de 0,82. Esta discrepancia se debe a que dicho nivel corresponde específicamente a la categoría de *programador*, detectada por nuestra propuesta. Un caso similar ocurre con el candidato C4, cuyo valor de aceptación es de 0,73, pero asociado a la categoría de *codificador*.

Tabla 3: Decisiones de expertos (Exi) frente a la decisión difusa de la solución propuesta y el método AHP.

	Ex1	Ex2	Ex3	Propuesta	AHP
C1	0,0	0,0	1,0	0,72	Sí
C2	0,0	0,49	0,01	0,60	Sí
C3	0,0	0,0	1,0	0,82	No
C4	0,0	0,0	0,1	0,73	No
C5	0,18	1,0	0,0	0,0	No

Por otro lado, los currículums validados fueron empleados tanto en la fase de entrenamiento como en la evaluación del modelo de red CNN implementado. En concreto, se utilizaron 750 currículums para el entrenamiento del modelo y 271 para la fase de evaluación o clasificación. Durante el proceso de entrenamiento, la función de pérdida evidenció una disminución progresiva y sostenida, lo que sugiere una adecuada optimización del modelo respecto a los datos de

entrada. Este comportamiento indica que la red fue capaz de aprender patrones relevantes, lo que permite considerar al modelo como apropiado para los fines del presente estudio.

4. Conclusiones

En este trabajo se han definido distintos criterios con el objetivo de facilitar la toma de decisiones del departamento de recursos humanos de una empresa. En particular, se ha buscado evaluar la adecuación de un candidato a un puesto específico, su posible grado de compromiso con la organización, la validez de su trayectoria profesional y el nivel de conocimientos que posee. Para ello, se desarrolló un prototipo parametrizable, cuyos resultados fueron contrastados mediante la opinión de un grupo de expertos y el método AHP.

Los resultados obtenidos sientan las bases para futuras investigaciones en el ámbito de la automatización de procesos de selección de personal, donde el enfoque propuesto y los criterios establecidos pueden contribuir significativamente a una toma de decisiones más objetiva y eficiente.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias al apoyo de los proyectos DARWEEM (PID2020-113229RB-C43) y RECOVERY (PID2020-112658RB-I00), financiados por la Agencia Estatal de Investigación (AEI/10.13039/501100011033).

Referencias

- Bharadwaj, R., Mahajan, D., Bharsakle, M., Meshram, K., Pujari, H., 2023. Resume analysis using NLP. In: Suma, V., Lorenz, P., Baig, Z. (eds.), *Inventive Systems and Control, Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 672, pp. 551-561, Springer, Singapore. DOI: 10.1007/978-981-99-1624-5_40
- Bondielli, A., Marcelloni, F., 2021. On the use of summarization and transformer architectures for profiling résumés. *Expert Systems with Applications* 184, 115521. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.115521
- Capiluppi, A., Serebrenik, A., Singer, L., 2013. Assessing technical candidates on the social web. *IEEE Software* 30, 45-51. DOI: 10.1109/MS.2012.169
- Chen, S. -W., Lin, S. C., Chang, K., 2001. Attributed concept maps: fuzzy integration and fuzzy matching. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 31, 842-852. DOI: 10.1109/3477.956047
- Fen-Juan, L., Hai-Feng, Y., 2015. Construction research on quality evaluation system of professional training of e-commerce talents. In: Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications (ISDEA), Guiyang, China, pp. 235-238. DOI: 10.1109/ISDEA.2015.67
- Fernández, R., 2024. Número de usuarios de LinkedIn a nivel mundial de 2017 a 2025. <https://es.statista.com/estadisticas/562054/evolucion-trimestral-del-numero-de-usuarios-de-linkedin-a-nivel-mundial/> (Accedido: 15 de mayo de 2025).
- Giri, A., Ravikumar, A., Mote, S., Bharadwaj, R., 2016. Vritthi - a theoretical framework for IT recruitment based on machine learning techniques applied over Twitter, LinkedIn, SPOJ and GitHub profiles. In: International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE), Ermakulam, India, pp. 1-7. DOI: 10.1109/SAPIENCE.2016.7684163
- Gluga, R., Kay, J., Lever, T., 2013. Foundations for modeling university curricula in terms of multiple learning goal sets. *IEEE Transactions on Learning Technologies* 6, 25-37. DOI: 10.1109/TLT.2012.17
- González-González, C., 2019. Valoración de currículum mediante técnicas de toma de decisiones multicriterio difusas, Trabajo de Fin de Máster en Investigación en Ingeniería de Software y Sistemas Informáticos, Universidad Nacional de Educación a Distancia, Madrid.
- Hameed, I. A., 2016. A simplified implementation of interval type-2 fuzzy system and its application in students' academic evaluation. In: IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), Vancouver, BC, Canada, pp. 650-656. DOI: 10.1109/FUZZ-IEEE.2016.7737748
- Harsha, T. M., Moukthika, G. S., Sai, D. S., Pravallika, M. N. R., Anamalamudi, S., Enduri, M., 2022. Automated resume screener using natural language processing (NLP). 6th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI), Tirunelveli, India, pp. 1772-1777. DOI: 10.1109/ICOEI53556.2022.9777194
- Khalid, M. N. A., Yusof, U., Xiang, L., 2016. Model student selection using fuzzy logic reasoning approach. In: International Conference on Advanced Informatics: Concepts, Theory and Application (ICAICTA), Penang, Malaysia, pp. 1-6. DOI: 10.1109/ICAICTA.2016.7803116
- Kilgarriff, A., 2003. Thesauruses for natural language processing. In: International Conference on Natural Language Processing and Knowledge Engineering, Beijing, China, pp. 5-13. DOI: 10.1109/NLPKE.2003.1275859
- Levano, M., Herrera, O. 2012. Validation strategies of competences in a computer science curriculum. In: 31st International Conference of the Chilean Computer Science Society, Valparaiso, Chile, pp. 9-11. DOI: 10.1109/SCCC.2012.8
- Madan, M., Madan, P., 2015. Fuzzy viva assessment process through perceptual computing. In: Annual IEEE India Conference (INDICON), New Delhi, India, pp. 1-6. DOI: 10.1109/INDICON.2015.7443831
- Pajares, G., Herrera, P. J., Besada, E., 2021. Aprendizaje profundo. RC Libros Editorial, Madrid.
- Saaty, R. W., 1987. The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. *Mathematical Modelling* 9, 161-176. DOI: 10.1016/0270-0255(87)90473-8
- Tayal, S., Sharma, T., Singhal, S., Thakur, A., 2024. Resume screening using machine learning. *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology* 10, 602-606. DOI: 10.32628/CSEIT2410275
- Thomas, A., Sangeetha, S., 2020. Intelligent sense-enabled lexical search on text documents. In: Bi, Y., Bhatia, R., Kapoor, S. (eds.), *Intelligent Systems and Applications, Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1038, pp. 405-415, Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-29513-4_29
- Wosiak, A., 2021. Automated extraction of information from Polish resume documents in the IT recruitment process. *Procedia Computer Science* 192, 2432-2439. DOI: 10.1016/j.procs.2021.09.012
- Yüksel, M., Geban, Ö, 2018. Student performance task assessment using multiple criteria decision making (MCDM) techniques: an application for 9th grade chemistry course. *Bartın University Journal of Faculty of Education*, 7(3), 874-901. DOI: 10.14686/buefad.400787