

Artículo Original  
Original Article

## VISUALIZACIÓN DE LAS HABILIDADES PROFESIONALES MEDIANTE EL ANÁLISIS DE ANUNCIOS DE SITIOS WEB DE EMPLEOS

### VISUALISATION OF PROFESSIONAL SKILLS BY ANALYSING ADVERTISEMENTS ON JOB SITES

**Ariosto Vicuña-Pino**

Universidad Técnica Estatal de Quevedo,  
Facultad de Ciencias de la Computación. Quevedo, Ecuador  
Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-1459-1759>

**Dayanna Velez**

Universidad Técnica Estatal de Quevedo,  
Facultad de Ciencias de la Ingeniería. Quevedo, Ecuador  
Orcid: <https://orcid.org/0009-0001-5628-1230>

**Ariel Fernández**

Universidad Técnica Estatal de Quevedo,  
Facultad de Ciencias de la Ingeniería. Quevedo, Ecuador  
Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-0508-6133>

**Orlando Erazo**

Universidad Técnica Estatal de Quevedo,  
Facultad de Ciencias de la Computación. Quevedo, Ecuador  
Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-5642-9920>

**Geovanny Brito-Casanova**

Universidad Técnica Estatal de Quevedo,  
Facultad de Ciencias de la Computación. Quevedo, Ecuador  
Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-7715-7706>

Autor corresponsal: Geovanny Brito Casanova - [gbritoc@uteq.edu.ec](mailto:gbritoc@uteq.edu.ec)

Cómo citar el artículo:

Vicuña-Pino A, Vélez D, Fernández A, Erazo O, Brito-Casanova G. Visualización de las habilidades profesionales mediante el análisis de anuncios de sitios web de empleos. Rev. Soc. cient. Parag. 2026;31:e3102

#### RESUMEN

La transformación del mercado laboral, impulsada por el avance tecnológico, exige una actualización permanente de los planes de estudio universitarios. Ante ello, este estudio identificó las habilidades profesionales más demandadas en distintas carreras de una Facultad de Ingeniería a partir del análisis de anuncios de empleo publicados en el portal Indeed en Ecuador. Se recopiló 512 anuncios mediante técnicas de web scraping, a partir de los cuales se identificaron 755 habilidades profesionales. Los datos fueron analizados utilizando Análisis de Redes Sociales (ARS), construyendo redes que relacionan habilidades y áreas de conocimiento. Los resultados evidencian redes con baja densidad, lo que refleja una alta especialización y dispersión de las competencias demandadas. No obstante, se identificaron nodos con alta centralidad, principalmente vinculados al desarrollo de software y al manejo de datos, destacándose habilidades como Java, SQL, JavaScript y bases de datos, especialmente en Ingeniería en Sistemas e Ingeniería en Software. En otras áreas, se observaron patrones específicos asociados a herramientas técnicas especializadas, como AutoCAD en Arquitectura e Ingeniería Mecánica, y ArcGIS y MapInfo en Ingeniería Ambiental. Estos hallazgos permiten caracterizar la demanda de competencias según el área del conocimiento y aportan evidencia para orientar procesos de actualización curricular universitaria.

**Palabras claves:** Habilidades profesionales; anuncios de empleo; portales de empleo; web scraping; análisis de redes sociales.

#### ABSTRACT

The transformation of the labor market driven by technological advances requires continuous updating of university curricula. Therefore, this study identifies the most demanded professional skills across different degree programs of an Engineering Faculty

by analyzing job advertisements published on the Indeed portal in Ecuador. A total of 512 job postings were collected through web scraping techniques, from which 755 professional skills were identified. Data was analyzed using Social Network Analysis (SNA), constructing networks that relate skills to areas of knowledge. The results reveal networks with low density, indicating high specialization and dispersion of the demanded competencies. Nevertheless, nodes with high centrality were identified, mainly associated with software development and data management, highlighting skills such as Java, SQL, JavaScript, and database management, particularly in Systems Engineering and Software Engineering. In other programs, specific patterns related to specialized technical tools were observed, including AutoCAD in Architecture and Mechanical Engineering, and ArcGIS and MapInfo in Environmental Engineering. These findings allow the characterization of skill demand according to each area of knowledge and provide empirical evidence to support curriculum updating processes, strengthening the alignment between academic training and current labor market needs. The proposed approach demonstrates methodological applicability for similar studies in other national contexts.

**Keywords:** Professional skills; job advertisements; job portals; web scraping; social network analysis.

## INTRODUCCIÓN

Los anuncios en portales de empleo ofrecen ventajas académicamente aprovechables ya que reflejan la evolución del mercado laboral y permiten identificar nuevas demandas y profesiones emergentes. Los datos de los anuncios de empleo dan a conocer los cambios en las necesidades de mano de obra a medida que el mercado laboral evoluciona <sup>(1)</sup>. Los avances tecnológicos han transformado la manera de cómo las personas perciben las ofertas de empleo disponibles. Por ejemplo, ya por el año 2020, aproximadamente el 70 % de la población de España buscaba ofertas laborales en sitios de alojamiento de empleo <sup>(2)</sup>. Esto induce a pensar que el mercado laboral, dadas las condiciones de nuevas profesiones y requerimientos, es variable. El mercado laboral se encuentra en constante transformación, lo que causa un seguimiento en cuanto a su evolución<sup>(3)</sup>. En consecuencia, tal evolución del mercado laboral está dando lugar a la creación de nuevos empleos, por lo que identificarlos es importante.

De hecho, la identificación de los requerimientos del mercado laboral tiene su influencia en el contexto universitario dado que los profesionales deben adquirir las habilidades que las empresas requieren en cada uno de sus puestos de trabajo. Es necesario analizar los datos sobre la demanda de las habilidades profesionales para clasificar los perfiles en función de ellas, así como las áreas de aprendizaje, y proporcionar correcciones en los currículos de las universidades. Teniendo en cuenta los factores asociados al impacto que genera el desarrollo de los procesos de actualización curricular, es posible indicar que la renovación de los currículos de distintas áreas del conocimiento ha permitido revertir las restricciones de las opciones vocacionales y laborales de los estudiantes <sup>(4)</sup>.

Por otro lado, las instituciones de educación superior tienen diferentes aspectos que abordar para una educación de calidad <sup>(5)</sup>, siendo el currículo uno de los más destacados. Actualizar los currículos busca mejorar los procesos de enseñanza en todas las áreas del conocimiento. Esto implica evaluar los currículos y el perfil de egreso. Definiendo estos factores es posible identificar áreas en las que es necesario reforzar los programas de aprendizaje para disminuir la brecha que existe entre los planes de estudio y las habilidades demandadas en el mercado laboral. En muchos casos, existe una brecha entre lo que los estudiantes aprenden en la universidad y lo que las empresas necesitan de ellos, lo que significa que se requiere un esfuerzo importante para integrar a los recién graduados en un entorno laboral <sup>(6)</sup>.

Esta brecha entre las habilidades profesionales que el mercado laboral requiere y aquellas que los estudiantes poseen al momento de ingresar al campo laboral, ha llevado a las universidades a iniciar programas para evaluar las habilidades profesionales de sus estudiantes. Aún no se conoce un modelo generalizado para determinar la brecha planteada. Por tal motivo, es importante que se promueva la colaboración entre distintos actores para que diseñen metodologías que implementen estrategias de formación y desarrollo que aseguren una transición exitosa de los estudiantes al mundo laboral, adaptándose a las necesidades del mercado.

Así, este trabajo plantea modelar las habilidades profesionales requeridas en el mercado laboral para un área de conocimiento específica mediante el uso del análisis de redes sociales (ARS). El modelo es visualizado como un grafo que proporciona información sobre las habilidades profesionales que tienen una mayor demanda dentro del ámbito laboral. Este enfoque permitirá que las universidades accedan a una información actualizada sobre las

tendencias y la evolución de las habilidades requeridas por las empresas, facilitando así una mejor adaptación de sus programas de formación a las necesidades de cada sector.

## Trabajo relacionado

### Aplicaciones del ARS

El análisis de redes sociales permite la exploración y visualización de las interacciones entre individuos dentro de un grupo. Se han realizado estudios en diferentes campos como la salud pública, la educación, la informática, la sociología, entre otros. Díaz et al. <sup>(7)</sup> investigaron el impacto del ARS en la optimización de la educación en entornos virtuales. Sus resultados indican que el ARS facilita la identificación de patrones de interacción y colaboración, contribuyendo a crear espacios para un aprendizaje más inclusivo y dinámico. En este caso, los autores optaron por realizar una revisión bibliométrica, empleando el software ATLAS.ti para el análisis de datos.

Por otra parte, Yao et al. <sup>(8)</sup> utilizaron el ARS para investigar y comprender la relación entre los tuits en X (Twitter) y la difusión sobre información relacionada con la seguridad en la construcción. Los autores tuvieron como objetivo analizar cómo se comparte la información sobre la seguridad en la construcción a través de la red social mencionada. Para el estudio se utilizaron el ARS combinado con el análisis de sentimientos, empleando el software NodeXL para el procesamiento y visualización de los tuits que se relacionaron con los términos seleccionados para la búsqueda. Los resultados revelaron que las redes presentaban una densidad baja y la presencia de conexiones aisladas en las redes, lo que indica la escasez en la interacción entre los actores. También con X, Pascual et al. <sup>(9)</sup> usaron el ARS para comprender la efectividad de la comunicación de riesgo emitida por los organismos de salud pública durante la pandemia del COVID-19. Para ello, los autores optaron por utilizar el software Netlytic, que les permitió recolectar, visualizar y analizar los datos de X.

De forma complementaria, Ponce et al. <sup>(10)</sup> aplicaron el ARS para caracterizar los factores que influyen en la baja producción científica de las universidades, construyendo redes basadas en datos personales, académicos y laborales de los docentes. Este enfoque permitió identificar patrones y relaciones que obstaculizan la generación de publicaciones científicas en instituciones de educación superior ecuatorianas.

En cambio, Chang et al. <sup>(11)</sup> utilizaron el ARS para analizar dos ámbitos diferentes: redes de amistad entre adolescentes y las redes de confianza en las transacciones de Bitcoin, con la finalidad de entender cómo influyen los comportamientos individuales y la seguridad de las plataformas. Para el estudio los autores utilizaron R, con el paquete RSiena, para modelar las redes y para el análisis de las redes de criptomonedas se empleó Gephi. Los resultados obtenidos mostraron que en las redes escolares existe una correlación significativa entre los patrones de amistad y ciertos comportamientos, mientras que en las redes de Bitcoin se identificaron nodos que revelan la vulnerabilidad en términos de seguridad.

Por último, se puede considerar el trabajo de Milovanović et al. <sup>(12)</sup>, quienes desarrollaron un enfoque metodológico que permita realizar una preselección de candidatos mediante el ARS. La investigación se centra en la recogida automatizada de datos mediante el método de web scraping. A partir de la información recopilada de los perfiles de los usuarios, se crean tres clusters de habilidades e intereses: técnicos, empíricos y basados en la educación. Los clusters identificados permiten al responsable de la contratación buscar candidatos adecuados de forma eficaz.

Las investigaciones revisadas que aplican el ARS en diversos contextos evidencian importantes contribuciones, pero también presentan limitaciones comunes. Entre ellas destacan los posibles sesgos en la selección de información, las restricciones técnicas en la recolección de datos provenientes de redes sociales, el uso limitado de ciertas plataformas que reduce la interacción observable, así como la baja densidad de algunas redes analizadas. También se identifican limitaciones asociadas a la omisión de nodos relevantes y a enfoques metodológicos estáticos. Estas limitaciones sugieren la necesidad de fortalecer los diseños metodológicos y ampliar las fuentes de información para obtener análisis más completos y representativos.

## Habilidades de los portales de empleo

Varios investigadores han utilizado Indeed como fuente de datos para sus estudios por ser considerado el portal de empleo con mayor popularidad. Los autores han optado por este portal por la cantidad de empleadores y usuarios que lo utilizan como medio para publicar sus ofertas laborales o encontrar un empleo <sup>(11, 13)</sup>. Además, utilizan el portal porque proporciona una API que sirve para rastrear la información necesaria <sup>(14)</sup>.

Analizar las funciones y las competencias de los puestos de trabajo es esencial para determinar la brecha que existe entre las habilidades profesionales que el mercado laboral requiere y las que los estudiantes poseen al momento de ingresar al campo laboral. Es por tal motivo que Lee et al. <sup>(15)</sup> analizaron los roles laborales y las habilidades que se requieren en diversas industrias en Singapur. Haciendo uso del ARS, estos investigadores identificaron relaciones entre los roles de empleo y las habilidades asociadas. Los resultados indican que esta visualización ofrece importantes percepciones a los usuarios que buscan empleo, empleadores y agencias de reclutamiento sobre las tendencias actuales del mercado laboral y las habilidades que son demandadas.

Asimismo, Suleman et al. <sup>(16)</sup> identificaron las habilidades y atributos requeridos para los graduados en Europa, a partir de los anuncios de empleo publicados en el año 2019. El análisis se realizó mediante agrupamiento difuso para determinar patrones típicos de las habilidades exigidas por los empleadores, y como resultados se obtuvieron seis clusters. Se combinó EURES y Monster para la recopilación de datos, mientras que el análisis se fundamentó en métodos de contenido y análisis de clústers. Por otro lado, Walek y Pektor <sup>(17)</sup> desarrollaron un sistema capaz de detectar requisitos laborales de los anuncios de empleo en los portales, específicamente en posiciones de TI. Mediante técnicas de minería de datos, aprendizaje automático y regresión logística. Los resultados muestran que el sistema logró identificar todos los requisitos en aproximadamente el 80 % de los anuncios analizados, con una precisión media del 93 %.

En este mismo contexto, Lipovac y Babac <sup>(18)</sup> identificaron y compararon las habilidades que se requieren en las ofertas de trabajo que se publican en el portal de empleo de Indeed, que se centran en diferentes profesiones a nivel mundial. Para la investigación se utilizó un enfoque metodológico basado en el análisis de contenido y algoritmos de procesamiento de datos. Los resultados obtenidos resaltan la creciente demanda de habilidades sociales y comunicativas entre los empleadores, lo que evidencia un cambio de enfoque hacia las habilidades menos técnicas y más interpersonales.

Graham y Lu <sup>(19)</sup> realizaron un análisis de una red semántica de anuncios de empleo que se relacionan con la ciberseguridad con la finalidad de identificar las habilidades blandas más requeridas por los empleadores y cómo se relacionan con las habilidades técnicas. Para el análisis se utilizó R como lenguaje de programación combinado con herramientas para el análisis de redes semánticas, permitiendo procesar un gran volumen de datos del portal de empleo Indeed. Los resultados obtenidos mostraron que habilidades blandas en gestión del conocimiento, análisis de grandes datos y trabajo en equipo son altamente valoradas en ciberseguridad, evidenciando la creciente importancia de estas competencias junto a las habilidades técnicas.

Romanko y O'mahony <sup>(12)</sup> exploraron el uso de portales de empleo como una fuente innovadora para medir la demanda de las habilidades profesionales y las tendencias del mercado laboral. Para ello, emplearon web scraping, análisis de redes y modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP), destacando el uso del modelo Word2Vec para la extracción de habilidades. El lenguaje de programación utilizado fue Python, mediante bibliotecas como Gensim. El estudio se basó en datos de portales de empleo del Reino Unido como Indeed, Reed y Adzuna. Entre los principales resultados, se obtuvieron visualizaciones detalladas de habilidades más demandadas, análisis regionales, y se realizó una regresión para estimar el impacto de ciertas habilidades en el salario.

Los estudios revisados demuestran el potencial del ARS para identificar y visualizar las relaciones entre habilidades y roles laborales a partir de datos obtenidos de portales de empleo como Indeed. Aunque estas investigaciones ofrecen valiosos hallazgos sobre las tendencias del mercado laboral y los requerimientos de los empleadores, enfrentan

limitaciones comunes como sesgos en los datos recolectados, restricciones en las API, dificultades para generalizar resultados y la escasa estructura en los anuncios. En este contexto, se vuelve relevante aplicar el ARS en estudios localizados, como en Ecuador, donde el análisis de las ofertas de empleo permitiría comprender mejor la brecha entre las competencias demandadas por el mercado y las habilidades que poseen los profesionales. Esto aportaría evidencia útil para la toma de decisiones educativas, políticas de empleo y orientación profesional ajustadas a la realidad nacional.

## METODOLOGÍA

La metodología aplicada consta de tres etapas (Figura 1). Primero, los datos de las habilidades profesionales fueron extraídos del portal de empleo Indeed, que es considerado el sitio con mayor popularidad del área <sup>(3)</sup>. Se recolectaron los datos usando la técnica de web scraping. Las habilidades requeridas para cada puesto de trabajo se encuentran en la descripción de los anuncios de empleo del portal. Segundo, fue necesario realizar la limpieza y preprocesamiento de los datos para evitar obtener resultados erróneos. Tercero, se realizó el proceso de construcción de las redes mediante ARS y se calcularon los indicadores de grado de centralidad, grado de cercanía y grado de intermediación. Finalmente, se visualiza la red.

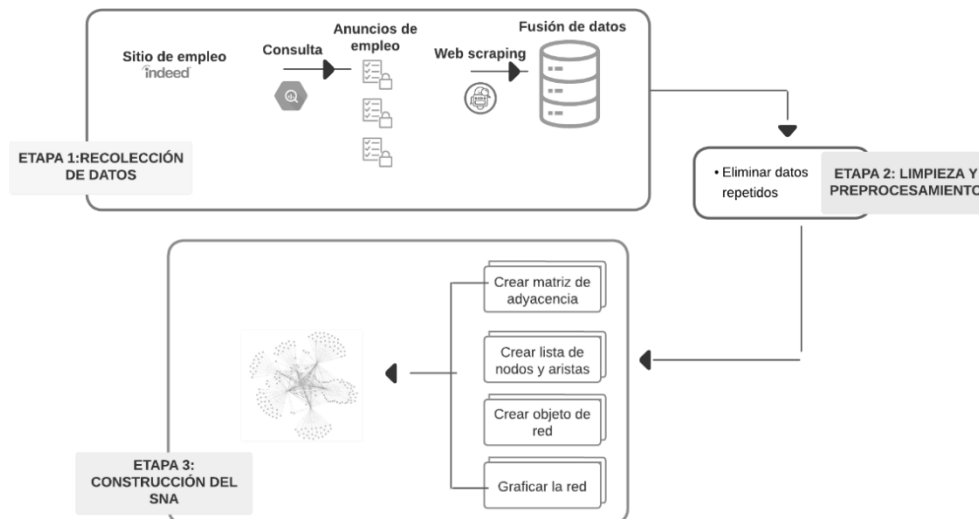


Figura 1. Etapas de la metodología

### Primera etapa: Recopilación de datos

Esta etapa se centró en extraer los datos de empleos desde el sitio web seleccionado para la obtención de los anuncios disponibles en Ecuador. La extracción se llevó a cabo en enero de 2025. Se emplearon como términos de búsqueda los nombres de las carreras de una Facultad de Ciencias de Ingeniería de una universidad ecuatoriana. Para analizar el contenido HTML del portal de empleo se utilizó la biblioteca de Python BeautifulSoup. Esta librería facilitó la extracción de los anuncios de empleo disponibles para cada término de búsqueda. En la Figura 2 se presenta el algoritmo que se utilizó para la extracción de los anuncios.

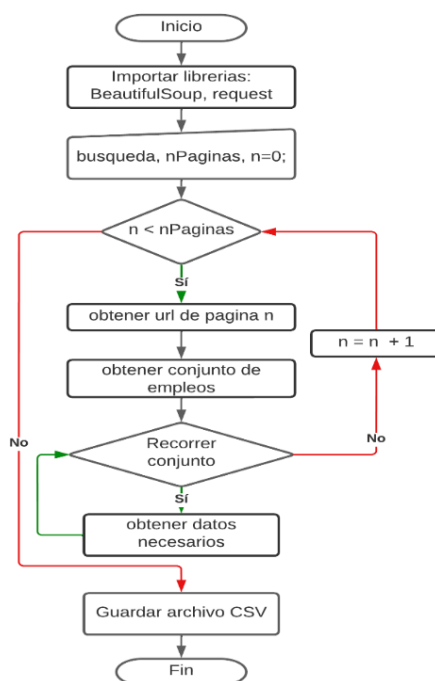


Figura 2. Proceso del web scraping

De cada anuncio de empleo se extrajo siete atributos: título del empleo, nombre de la empresa, ciudad, valoración, sueldo, fecha de publicación y descripción del anuncio. Estos atributos se encontraron en cada anuncio de empleo del sitio indeed.com y se encuentran detallados en la Tabla 1. Se debe tener en cuenta que algunos de los datos extraídos presentan un único elemento (por ejemplo, el título del empleo, el nombre de la empresa, ciudad), mientras que otros tienen un formato de frases descriptivas (por ejemplo, la descripción del anuncio de empleo). Para extraer los atributos del código HTML, se buscó las etiquetas que contienen esta información; en este caso la etiqueta div o caja. Luego, se obtuvo de manera cíclica la información de cada etiqueta.

Variable	Descripción
Título de empleo	El nombre del puesto al que corresponde el anuncio de empleo.
Empresa	La empresa en la cual se encuentra la vacante del anuncio publicado.
Ciudad	La ubicación del anuncio de empleo publicado.
Valoración	Calificación del anuncio de empleo.
Sueldo	Sueldo del anuncio de empleo.
Fecha de la publicación	Fecha en la que se creó el anuncio de empleo en Indeed.
Descripción del anuncio	Lista de habilidades necesarias para postular al anuncio de empleo.

Tabla 1. Descripción de variables

## Segunda etapa: limpieza de datos

Se centró en la revisión del contenido de las variables dentro del conjunto de datos. Como las descripciones de los anuncios de empleo contienen textos en los que se explican diferentes aspectos del empleo, no fue posible utilizar directamente los datos; fue necesario extraer las habilidades que se requieren para un empleo en cada anuncio. La limpieza de los datos consistió en aplicar los siguientes criterios de eliminación:

- Caracteres especiales.
- Anuncios de empleos duplicados.
- Anuncios de empleo sin relación a la carrera.

Para obtener las habilidades de la descripción de cada anuncio, se implementó el algoritmo de la Figura 3. El algoritmo comenzó importando el conjunto de datos al que se realizó la limpieza para luego recorrer cada columna de habilidad verificando si existe información relevante. Si se cumple la condición, se agrega a un conjunto auxiliar de habilidades; caso contrario, se pasa a la siguiente fila u oferta laboral.

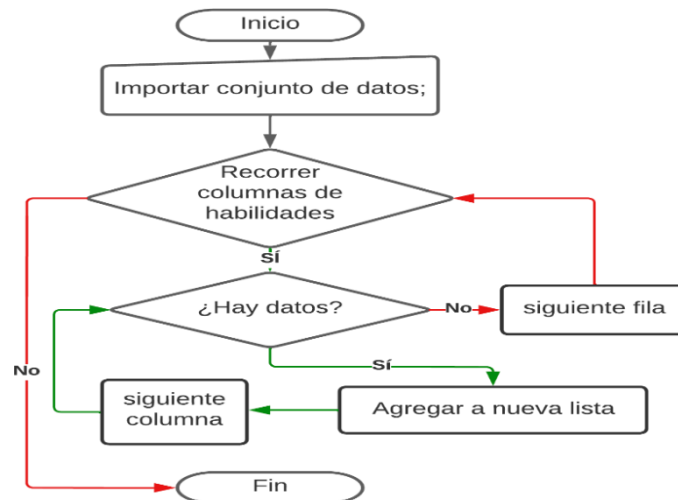


Figura 3. Proceso para extracción de habilidades

### Tercera etapa: Análisis de Redes Sociales

Para encontrar las relaciones se tomó como términos de búsqueda el nombre de las carreras y las habilidades que solicitaban en los anuncios de empleo. Se usó la librería tidyverse para la creación de la lista de nodos y arista, mientras que para crear los gráficos se usó visNetwork y networkD3 que son librerías disponibles en R para la creación y manipulación de redes. Para el ARS fueron utilizadas las columnas en donde se encontraba: nombre del área de conocimiento, ciudad, provincia y habilidades. Se tomaron las variables del área de conocimiento y habilidades de la carrera para conocer la relación que existe entre cada habilidad con las distintas carreras y si estas habilidades son solicitadas en otra carrera.

Para la construcción de una red se deben considerar dos aspectos: los nodos y las conexiones. Para conocer sus relaciones, fue necesario construir primero una matriz de adyacencia, que es una matriz cuadrada cuyos nombres de columna y fila son los nodos de la red. Dentro de la matriz de adyacencia, uno indica que hay una conexión entre los nodos y un cero indica que no hay conexión. La matriz sirve para conocer qué habilidades se relacionan con las diferentes carreras de la Facultad de Ingeniería seleccionada.

Las librerías utilizan datos numéricos para realizar las relaciones entre sí, por lo que para los nodos se creó un campo identificador para reconocer las columnas con datos alfanuméricos. Por otra parte, para las aristas se tomó el mismo conjunto de datos añadiendo una columna con el peso de cada arista. El peso es el equivalente al número de veces que se repite una habilidad en un área de conocimiento determinada.

Teniendo listos los datos, se usaron las funciones de los paquetes mencionados para crear gráficos interactivos de las habilidades y sus relaciones con las áreas del conocimiento, ciudades y/o provincias. Además, este proceso permitió agregar otros parámetros como tamaño de nodos, filtros en la red, controles de navegación, y modo de presentación. Finalmente, se realizó el cálculo de las métricas de centralidad, cercanía y densidad de la red para entender la estructura de cada red generada. La centralidad, indica la importancia o influencia de un nodo dentro de la red. Mientras mayor sea la centralidad, mayor influencia tendrá dentro de la red. Por otro lado, la cercanía evaluó qué tan cerca está un nodo del resto de la red. Por último, la densidad reflejó la proporción de conexiones dentro de la red. Teniendo en cuenta que una mayor densidad indica una red muy interconectada, mientras que una menor densidad sugiere una red más dispersa o fragmentada.

## RESULTADOS

### Anuncios de empleo recopilados y preparados

Se extrajo un total de 512 anuncios de empleo, en los que se identificaron un total de 755 habilidades profesionales. Del total de anuncios de empleo extraídos, 311 estuvieron relacionados con las carreras de Ingeniería en Sistemas e Ingeniería en Software. Esto se debe a que las empresas dedicadas al desarrollo de software utilizan estos medios para publicar sus ofertas de empleo. Por lo tanto, existe mayor demanda laboral para los egresados dedicados a esta área de conocimiento. La distribución de la cantidad de anuncios de empleos y habilidades extraídos para cada carrera de la Facultad de Ingeniería escogida se muestra en la tabla 2.

Carreras de la Facultad de Ingeniería	N.º de anuncios de empleo	N.º de habilidades
Ingeniería en Sistemas	201	214
Ingeniería en Software	110	112
Ingeniería Mecánica	99	180
Ingeniería Eléctrica	53	93
Arquitectura	27	49
Ingeniería Ambiental	14	57
Ingeniería Telemática	8	50

**Tabla 2.** Cantidad de anuncios de empleo y habilidades extraídas

### Resultado del Análisis de Redes Sociales

La relación de las habilidades profesionales con las carreras de la Facultad estudiada se muestra en la Figura 4. Del análisis se obtuvo que la mayoría de las habilidades se encontraban relacionadas con el desarrollo de software. La Tabla 3, por su parte, muestra la información de los nodos y el valor de los indicadores de la red, con lo que se determinó el nodo con mayor influencia en ella. De acuerdo con los resultados de las habilidades profesionales, se graficó además una nube de palabras (Figura 5) con las principales habilidades profesionales.

Nº	Nodos	Grado de centralidad	Grado de cercanía
60	Bases de datos	79	0.001687
177	Java	77	0.001061
217	SQL	58	0.001671
237	Javascript	55	0.001502

Densidad de la red: 0.00427242 = 0,4272%

**Tabla 3.** Indicadores de la red general de habilidades

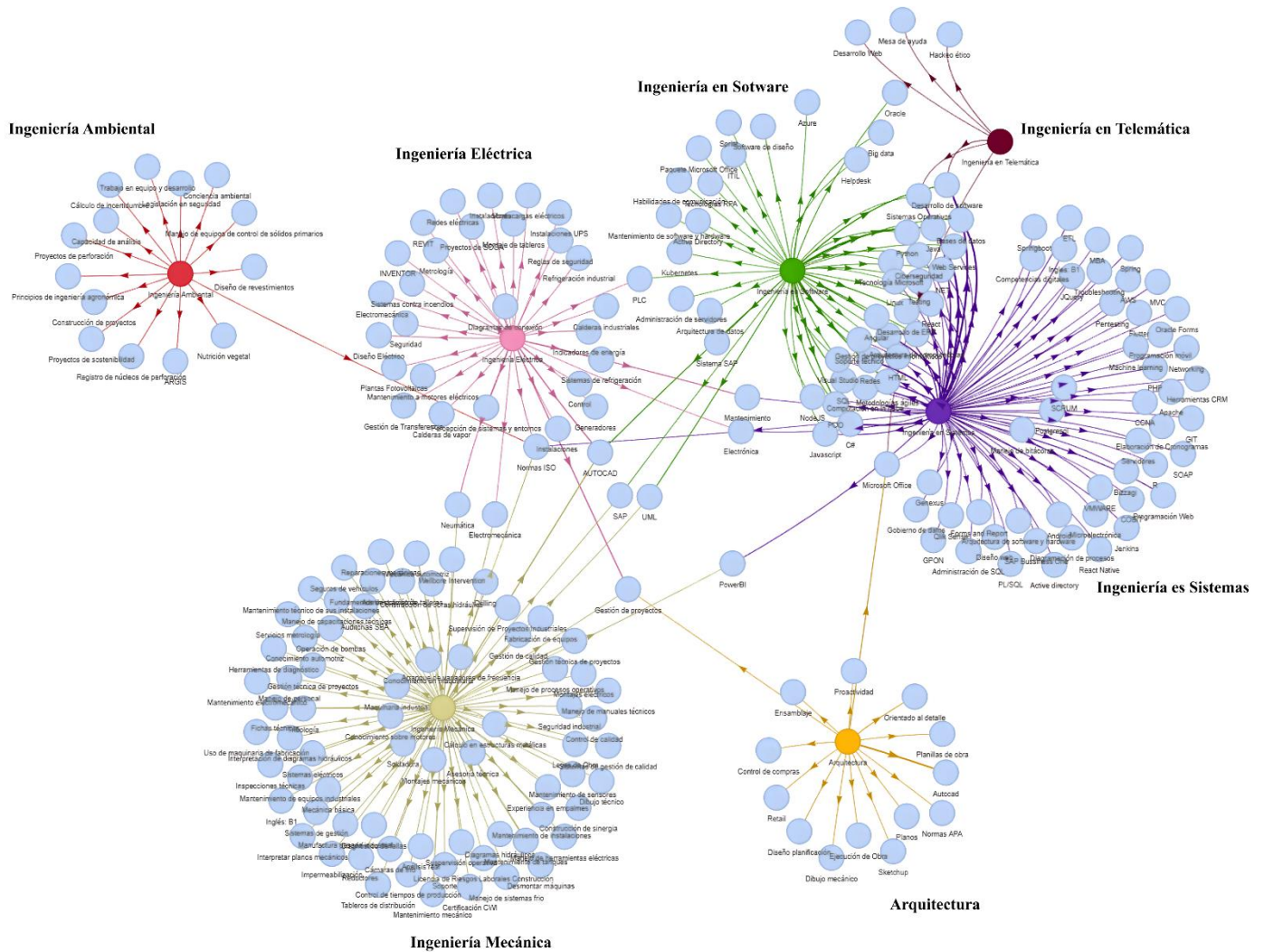


Figura 4. Red general de habilidades profesionales

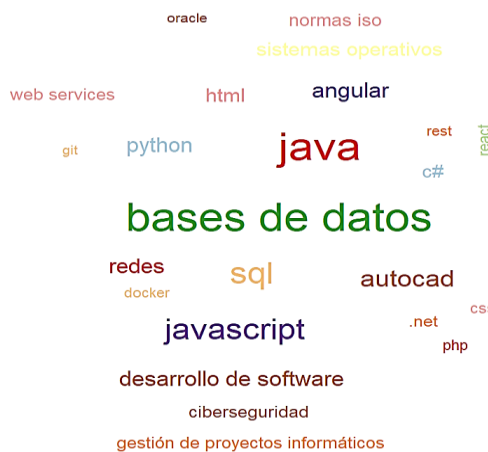


Figura 5. Nube de palabras de habilidades profesionales con mayor demanda

La información visualizada en la red es analizada a partir de los valores que tienen los indicadores de los nodos con mayor peso; en la Tabla 4 se indican las cinco principales habilidades para la carrera de Ingeniería en Sistemas. El análisis de los indicadores mostró que las habilidades con mayor demanda se relacionan directamente con el desarrollo y mantenimiento de sistemas computacionales. Se encontró que la habilidad “Bases de datos” presentó un total de 48 enlaces. En cuanto a la cercanía, los valores son relativamente bajos, la habilidad relacionada con el





Figura 7. Nube de palabras de habilidad demandadas en la carrera de Ingeniería en Sistemas

Para la carrera de Ingeniería Mecánica, el indicador de grado de centralidad muestra que el nodo “AutoCAD” tiene un valor de 9 enlaces, lo que significa que un número considerable de anuncios solicitaban como requerimiento esta habilidad. En la Tabla 6 se presentan los valores obtenidos en cada uno de los indicadores de las principales cinco habilidades. La habilidad “conocimiento automotriz” tiene la menor centralidad con 4, sugiriendo una posición periférica en la red. En términos de cercanía, todos los nodos presentan valores muy bajos, entre 0.0042 y 0.0048, señalando una red dispersa. La densidad de la red es 0.0097561, lo que indica que la red es altamente dispersa y con pocas interconexiones entre nodos. Para el caso de la carrera de Ingeniería Mecánica la nube de palabras (Figura 8) muestra que la habilidad relacionada con “AutoCAD” tiene mayor demanda.

Nº	Nodos	Grado de centralidad	Grado de cercanía
48	AutoCAD	9	0.004788
27	Seguridad industrial	7	0.004645
5	Mantenimiento de instalaciones	6	0.004543
6	Soldadura	5	0.004407
25	Conocimiento automotriz	4	0.004219

Densidad de la red: 0.0097561= 0.97561 %

Tabla 6. Indicadores para la red de Ingeniería Mecánica



Figura 8. Nube de palabras de habilidad demandadas en la carrera de Ingeniería Mecánica

La Tabla 7 detalla los valores que tienen los nodos en cada uno de los indicadores para las cinco principales habilidades para la carrera de Ingeniería Eléctrica según la información de los anuncios de empleo. El análisis reveló que las habilidades profesionales se encuentran relacionadas con el mantenimiento y el diseño de sistemas eléctricos. Se encontró que la habilidad “Mantenimiento” presentó 16 enlaces. En contraste, las habilidades relacionadas con "Gestión de proyectos" y “PLC” tienen la menor centralidad, ambas con valor de 10, sugiriendo que estos nodos están en una posición menos influyente dentro de la red. En términos de cercanía, todos los nodos exhiben valores similares y bajos, en torno a 0.0117, lo que refleja que ninguno está particularmente cercano al resto. La densidad de la red es aproximadamente 0.0213, lo que indica que las conexiones existentes representan solo una pequeña proporción del total posible. También, la Figura 9 muestra la nube de palabras con habilidades profesionales con mayor demanda.

Nº	Nodos	Grado de centralidad	Grado de cercanía
6	Mantenimiento	14	0.012149
3	Diseño eléctrico	12	0.011990
2	AutoCAD	10	0.011773
4	Gestión de proyectos	10	0.011773
25	PLC	10	0.011773

Densidad de la red: 0.0212766= 2.12766 %

Tabla 7. Indicadores para la red de Ingeniería Eléctrica



Figura 9. Nube de palabras de habilidad demandadas en la carrera de Ingeniería Eléctrica

El cálculo de los indicadores de centralidad y cercanía de los nodos de la red de Arquitectura reveló que las habilidades con mayor demanda están relacionadas con el conocimiento de los softwares CAD y herramientas de diseño. Se encontró que la habilidad “AutoCAD” obtuvo un total de 16 enlaces. En la Tabla 8 se presentan las cinco principales habilidades requeridas para los puestos de esta carrera. Los nodos correspondientes a habilidades relacionadas con el dominio Sketchup y Lumion tienen una menor centralidad, ambos con valor de 3, sugiriendo que ocupan posiciones periféricas en la red. En relación con la cercanía, todos los nodos presentan valores bajos, en torno a 0.0014, lo que indica que ninguno está particularmente cercano al resto. La densidad de la red es muy baja, aproximadamente 0.04, equivalente a un 4 %, lo que confirma que solo una pequeña proporción de las conexiones posibles existen. Asimismo, la Figura 10 gráfica en una nube de palabras las habilidades con mayor demanda.

Nº	Nodos	Grado de centralidad	Grado de cercanía
8	AutoCAD	16	0.001593
10	Microsoft Office	7	0.001549
9	Revit	4	0.001546
18	Sketchup	3	0.001463
63	Lumion	3	0.001246

Densidad de la red: 0.04= 4 %

Tabla 8. Indicadores para la red de Arquitectura



Figura 10. Nube de palabras de habilidad demandadas en la carrera de Arquitectura

De igual manera, la Tabla 9 muestra las cinco principales habilidades con el valor de los indicadores para la carrera de Ingeniería Ambiental. El análisis demostró que las habilidades con mayor demanda se encuentran relacionadas con el manejo de herramientas para gestionar información geográfica. En cambio, las habilidades relacionadas con Proyectos de sostenibilidad y Agricultura sostenible tienen una centralidad de 1, lo que sugiere posiciones periféricas. En términos de cercanía, todos los nodos presentan valores iguales de aproximadamente 0.012, indicando una red



## DISCUSIÓN

El presente estudio analizó la estructura de las habilidades profesionales demandadas en el mercado laboral ecuatoriano mediante el uso del ARS, permitiendo una interpretación relacional de las competencias requeridas en distintas carreras de una Facultad de Ingeniería. Los resultados evidencian que las redes de habilidades presentan, en general, una baja densidad y una estructura dispersa, junto con la presencia de nodos con alta centralidad, lo que aporta información relevante sobre la organización del conocimiento y la especialización profesional.

Desde una perspectiva práctica, una red dispersa indica que las habilidades demandadas se encuentran débilmente interconectadas, lo que sugiere una alta segmentación de los perfiles laborales y una especialización marcada según el área del conocimiento. Esta estructura puede limitar la circulación transversal del conocimiento y reducir las oportunidades de colaboración interdisciplinaria, ya que las competencias tienden a agruparse en conjuntos específicos. No obstante, la existencia de nodos con alta centralidad —como Java, SQL, JavaScript y bases de datos— evidencia la presencia de habilidades nucleares que actúan como ejes articuladores, facilitando la transferencia de conocimiento y la empleabilidad en múltiples contextos laborales, especialmente en áreas vinculadas al desarrollo de software.

Estos resultados concuerdan con lo reportado por Ming et al.<sup>(15)</sup> y Maghsoudi<sup>(20)</sup>, quienes destacan que las habilidades con mayor centralidad en redes laborales suelen corresponder a competencias estratégicas con alto impacto en la empleabilidad y la innovación. Asimismo, la baja densidad observada es consistente con estudios como los de Graham y Lu<sup>(19)</sup> y Lipovac y Babac<sup>(18)</sup>, que describen mercados laborales caracterizados por demandas altamente especializadas y estructuradas en torno a herramientas y tecnologías específicas. Desde una visión más amplia, Guerrero et al.<sup>(21)</sup> señalan que este tipo de configuraciones refuerza la necesidad de enfoques curriculares flexibles y adaptativos.

En términos de implicancias prácticas, los hallazgos sugieren que las instituciones de educación superior pueden utilizar la identificación de habilidades centrales como insumo para fortalecer núcleos formativos comunes, mientras que la dispersión de las redes evidencia la necesidad de programas curriculares flexibles que permitan desarrollar competencias especializadas y adaptables. Asimismo, el modelo propuesto puede apoyar procesos de actualización curricular, diseño de programas de formación continua y fortalecimiento de la vinculación universidad–empresa.

Entre las fortalezas del estudio se destaca el uso combinado de web scraping y ARS para analizar datos reales del mercado laboral y representar visualmente las relaciones entre habilidades. No obstante, se identifican limitaciones como la dependencia de un único portal de empleo y el carácter estático del análisis, que no permite observar la evolución temporal de las demandas. Además, el ARS no evalúa el nivel de profundidad requerido para cada habilidad. Como líneas futuras, se propone incorporar múltiples plataformas, realizar análisis longitudinales y combinar el ARS con técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural, tal como sugieren Romanko y O'Mahony<sup>(12)</sup>.

## CONCLUSIONES

En este artículo se ha mostrado la factibilidad de usar el ARS para conocer la demanda de habilidades en el mercado laboral según la información que se presenta en los anuncios de empleo. Para esto, se crearon las redes según las habilidades profesionales requeridas para las distintas carreras de una Facultad de Ingeniería. Con base en la interpretación de cada una de las redes obtenidas, se pueden extraer las habilidades que son requeridas en el mercado laboral actual. En este caso, aplicando web scraping como técnica para la extracción de los anuncios de empleo se recolectaron 512 anuncios de empleo, a través de un algoritmo que analizó el contenido del portal Indeed. Además, se logró determinar, para cada carrera, la cantidad de anuncios y habilidades correspondientes. Estos datos dan muestra de que la técnica aplicada es útil para recolectar anuncios de empleo disponibles en portales de empleo. Además, gracias al ARS, se identificaron y visualizaron las habilidades con mayor demanda relacionadas con las distintas carreras de la facultad seleccionada. El análisis de los indicadores de las redes permitió determinar que las habilidades con mayor demanda se encuentran relacionadas con el desarrollo de software y manejo de datos. Además, las habilidades con mayor número de relaciones respaldan esta afirmación, siendo SQL, Java y JavaScript las

habilidades con mayor cantidad de enlaces según el análisis realizado. Así, es posible concluir que el ARS y el análisis de los indicadores permite conocer las relaciones y habilidades con mayor influencia para las distintas redes.

Finalmente, cabe destacar que todo el análisis realizado en este estudio podría automatizarse mediante el desarrollo de un software específico. Esta herramienta podría integrar módulos para la recolección automática de datos utilizando web scraping, procesamiento de texto para la extracción de habilidades, ARS para la visualización y cálculo de métricas y generación de reportes. Algunas tecnologías viables para su implementación incluyen bibliotecas como BeautifulSoup para la extracción de datos, spaCy o NLTK para el procesamiento de lenguaje natural, y visNetwork y networkD3 en R para el análisis de redes. Como trabajo futuro, se plantea el diseño e implementación de este sistema automatizado, lo cual permitiría replicar y escalar el estudio en diferentes contextos educativos y sectores laborales.

<b>Declaración de financiamiento:</b>	La presente investigación se llevó a cabo con financiación propia.
<b>Declaración de conflicto de intereses:</b>	Los autores declaran no tener conflictos de intereses.
<b>Declaración de autores:</b>	Los autores aprueban la versión final del artículo.
<b>Contribución de autores:</b>	Conceptualización: Ariosto Vicuña-Pino; Investigación: Ariosto Vicuña-Pino, Dayanna Velez, Ariel Fernández. Administración del proyecto: Orlando Erazo. Supervisión: Orlando Erazo, Geovanny Brito-Casanova. Redacción - borrador original: Ariosto Vicuña-Pino, Dayanna Velez, Ariel Fernández, Orlando Erazo, Geovanny Brito-Casanova
<b>Agradecimientos: (optativo)</b>	Los autores agradecen el soporte brindado por el proyecto de investigación PFOC9-32-2023 de la Universidad Técnica Estatal de Quevedo.
<b>Revisión por pares:</b>	Este artículo fue evaluado mediante un proceso de revisión por pares anónimos, conforme al procedimiento de transparencia editorial de la revista. Las observaciones y sugerencias de los revisores fueron consideradas por los autores hasta alcanzar la versión final publicada, garantizando la integridad científica del trabajo y la confidencialidad de los evaluadores.
<b>Disponibilidad de datos:</b>	Los datos que respaldan los hallazgos de este estudio no están disponibles públicamente debido a restricciones éticas o de confidencialidad.

## REFERENCIAS

1. Stefanik M, Lyócsa Š, Bilka M. Using online job postings to predict key labour market indicators. *Soc Sci Comput Rev.* 2023;41:1630–49.
2. Adecco, Infoempleo. Informe Infoempleo & Adecco 2020. The Adecco Group. España; 2021.
3. Apatsidis I, Georgiou K, Mittas N, Angelis L. A Study of Remote and On-site ICT Labor Market Demand using Job Offers from Stack Overflow. *Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications.* 2021;252–9. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9582599>
4. Schultheiss T, Backes-Gellner U. Does updating education curricula accelerate technology adoption in the workplace? Evidence from dual vocational education and training curricula in Switzerland. *Journal of Technology Transfer.* Springer US; 2024;49:191–235. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10961-022-09971-9>
5. Jimenez Chaves VE, García Torres M. Análisis de la Educación Inicial en Paraguay a través de las Técnicas de Aprendizaje Automático. *Revista de la Sociedad Científica del Paraguay.* 2019;24(2):293–304. Disponible en: <https://sociedadcientifica.org.py/ojs/index.php/rscopy/article/view/85/80>
6. Kim YA, Kim KA, Tzokas N. Entrepreneurial universities and the effect of the types of vocational education and internships on graduates' employability. *Studies in Higher Education.* 2022;47(5):1000–9. Disponible en: [https://repository.essex.ac.uk/32772/1/Final%20Submission%20SHE%20SI\\_KimKimTzokas.pdf](https://repository.essex.ac.uk/32772/1/Final%20Submission%20SHE%20SI_KimKimTzokas.pdf)
7. Guerra DDD, Gamboa AJP, Cano CAG. Social network analysis in virtual educational environments: Implications for collaborative learning and academic community development. *Awari.* 2023;4:1–12. Disponible en: <https://awari.pro-metrics.org/index.php/a/article/view/59>
8. Yao Q, Li RYM, Song L, Crabbe MJC. Safety knowledge sharing on Twitter: A social network analysis. *Saf Sci.* 2021;143:105411.

9. Pascual-Ferrá P, Alperstein N, Barnett DJ. Social Network Analysis of COVID-19 Public Discourse on Twitter: Implications for Risk Communication. *Disaster Med Public Health Prep.* 2022;16(2):561–9. Disponible en: <https://doi.org/10.1017/dmp.2020.347>
10. Ponce J, Vicuña A, Erazo O, Samaniego E. Caracterización de factores que influyen en la baja producción científica de las universidades usando análisis de redes sociales. *RISTI - Revista Iberica de Sistemas e Tecnologias de Informacao.* 2019;(E17):156 – 169. Disponible en:  
354087364\_Caracterizacion\_de\_factores\_que\_influyen\_en\_la\_baja\_produccion\_cientifica\_de\_las\_universidades\_usando\_analisis\_de\_redes\_sociales
11. Chang V, Hall K, Xu QA, Doan LMT, Wang Z. A social network analysis of two networks: Adolescent school network and Bitcoin trader network. *Decision Analytics Journal.* 2022;3:100065. Disponible en:  
[https://pure.aston.ac.uk/ws/portalfiles/portal/84494824/1\\_s2.0\\_S2772662222000236\\_main.pdf](https://pure.aston.ac.uk/ws/portalfiles/portal/84494824/1_s2.0_S2772662222000236_main.pdf)
12. Romanko O, O'mahony M. The Use of Online Job Sites for Measuring Skills and Labour Market Trends: A Review. *Economic Statistic Centre of Excellence (ESCoE).* 2022. Disponible en: <https://ideas.repec.org/p/nsr/escoet/escoe-tr-19.html>
13. Milovanović S, Bogdanović Z, Labus A, Despotović-Zrakić M, Mitrović S. Social recruiting: an application of social network analysis for preselection of candidates. *Data Technologies and Applications.* 2022;ahead-of-p. Disponible en:  
358591024\_Social\_recruiting\_an\_application\_of\_social\_network\_analysis\_for\_preselection\_of\_candidates
14. Kumar N, Gupta M, Sharma D, Ofori I. Technical Job Recommendation System Using APIs and Web Crawling. *Comput Intell Neurosci.* 2022. Disponible en: <https://doi.org/10.1155/2022/7797548>
15. Ming D, Lee Y, Wei D, Ang X, Mei G, Pua C, et al. A Social Network Analysis of Jobs and Skills. In: *Institutional Knowledge at Singapore Management University A social network analysis of jobs and skills.* 2020:5747–9. Disponible en:  
[https://ink.library.smu.edu.sg/cgi/viewcontent.cgi?article=6651&context=sis\\_research](https://ink.library.smu.edu.sg/cgi/viewcontent.cgi?article=6651&context=sis_research)
16. Suleman F, Suleman A, Cunha F. Employability skills of graduates: Insights from job advertisements. *International Conference on Higher Education Advances.* 2020:247–54.
17. Walek B, Pektor O. Data mining of job requirements in online job advertisements using machine learning and sdca logistic regression. *Mathematics.* 2021;9(19). Disponible en: <https://doi.org/10.3390/math9192475>
18. Lipovac I, Babac M. Content Analysis of Job Advertisements for Identifying Employability Skills. *Interdisciplinary Description of Complex Systems.* 2021;19(4):511–25.
19. Graham CM, Lu Y. Skills Expectations in Cybersecurity: Semantic Network Analysis of Job Advertisements. *Journal of Computer Information Systems.* 2022;63(4):1–13.
20. Maghsoudi M. Uncovering the skillsets required in computer science jobs using social network analysis. *Educ Inf Technol (Dordr).* 2024;29(10):12759–80. Disponible en: <https://arxiv.org/abs/2308.08582>
21. Guerrero Herrera LA, Cordero AT, Torres YS. Global Labour Skills Market from Network Theory. *Redes.* 2023;34(2):254–65. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8926863>