

Análisis de la evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia

Silvia Juliana Vargas Ayala

Trabajo de investigación para optar al título de Magíster en Ingeniería Industrial

Director

Juan Benjamín Duarte Duarte

PhD en Finanzas de empresas

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Maestría en Ingeniería Industrial

Bucaramanga

2025

**Tabla de contenido**

	<b>Pág.</b>
Introducción	9
1. Objetivos	11
1.1. Objetivo general	11
1.2. Objetivos específicos	11
2. Revisión de literatura	11
2.1. Protocolo de búsqueda y selección de documentos	12
2.2. Análisis bibliométrico	15
2.3. Revisión de la literatura	18
2.3.1. Cambios en el mercado laboral	18
2.3.1.1. Desplazamiento tecnológico	20
2.3.1.2. Análisis de cambios en el mercado laboral basado en ocupaciones	23
2.3.1.3. Análisis de cambios en el mercado laboral basado en tareas	24
2.3.1.4. Análisis de cambios en el mercado laboral basado en habilidades	26
2.3.2. Ingeniería industrial	28
3. Metodología	29
3.1. Fase 1.Revisión áreas II y modelos y variables susceptibilidad a automatización	30
3.2. Fase 2. Análisis de cambios en cargos, funciones y habilidades	31
3.3. Fase 3. Identificación de posibles escenarios futuros	31
3.4. Fase 4. Validación por juicio de expertos	32
4. Resultados	33
4.1. Áreas de conocimiento de la ingeniería industrial	33

EVOLUCIÓN DEL MERCADO LABORAL DE LA INGENIERÍA INDUSTRIAL	3
4.2. Evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia	34
4.2.1. Clustering	40
4.3. Posibles escenarios futuros de desempeño del ingeniero industrial colombiano	42
4.3.1. Aproximación a partir de ofertas de empleo internacionales	42
4.3.2. Susceptibilidad a la automatización	44
4.3.2.1. Modelos y variables empleados en la literatura	44
4.3.2.2. Estimación del modelo	47
4.4. Juicio de expertos	49
5. Discusión	50
5.1. Campos de aplicación y susceptibilidad a la automatización	50
5.2. Cambios en cargos, funciones y habilidades en los últimos 30 años	51
5.3. Escenarios futuros del ingeniero industrial en Colombia	51
5.4. Implicaciones y recomendaciones	52
5.5. Limitaciones y futuras líneas de investigación	53
6. Conclusiones	55
Referencias bibliográficas	57

**Lista de tablas**

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Metodologías análisis del empleo	22
Tabla 2. Metodologías para análisis de una profesión específica	23
Tabla 3. Metodologías análisis basado en ocupaciones	24
Tabla 4. Metodologías análisis basado en tareas	26
Tabla 5. Metodologías análisis basado en habilidades	27
Tabla 6. Categorías para la clasificación de la información	34
Tabla 7. Análisis descriptivo preliminar - Evolución	35
Tabla 8. Frecuencias relativas - Cargos	38
Tabla 9. Frecuencias relativas - Funciones	39
Tabla 10. Caracterización clústeres	41
Tabla 11. Artículos seleccionados	44
Tabla 12. Modelos empleados para estimar la susceptibilidad	45
Tabla 13. Variables para estimar la susceptibilidad (Físico/Motor e Intelectual)	45
Tabla 14. Variables para estimar la susceptibilidad (Social y Métodos/Herramientas)	46
Tabla 15. Estadísticas descriptivas – Resultados cuestionario	48
Tabla 16. Resultados modelo de regresión logística	48

**Lista de figuras**

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Búsqueda y selección de artículos	12
Figura 2. Cantidad de artículos publicados por año	15
Figura 3. Clasificación de las fuentes por categoría del SJR	16
Figura 4. Artículos más citados	16
Figura 5. Red histórica de citación directa	17
Figura 6. Producción científica por país	18
Figura 7. Teoría de las profesiones	19
Figura 8. Metodología del trabajo de investigación	30
Figura 9. Nubes de palabras - Cargos	37
Figura 10. Nubes de palabras - Funciones	39
Figura 11. Nubes de palabras - Habilidades	40
Figura 12. Nubes de palabras – Ofertas internacionales	43

**Lista de apéndices**

Apéndice A. Asignaturas planes de estudios

Apéndice B. Información CNO y ofertas de empleo nacionales

Apéndice C. Información ofertas de empleo internacionales

Apéndice D. Cuestionario a egresados

Apéndice E. Información encuesta egresados

Apéndice F. Encuesta a expertos

## Resumen

**Título:** Análisis de la evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia<sup>1</sup>

**Autor:** Silvia Juliana Vargas Ayala<sup>2</sup>

**Palabras clave:** Colombia, ingeniería industrial, mercado laboral, minería de texto

### Descripción:

Los cambios tecnológicos y económicos dan origen a constantes transformaciones en el mercado laboral, haciendo necesario la adaptación de las profesiones para prevalecer en el tiempo. Una de estas profesiones en las cuales sus responsabilidades y tareas van cambiando en función de las necesidades del mercado es la ingeniería industrial, la cual se considera una de las ramas más diversas y multidisciplinarias de la ingeniería al abarcar diferentes áreas y temáticas como lo es la gestión de calidad, gestión de la cadena de suministros, gestión de proyectos, entre otras.

Por otra parte, considerando que en la revisión de literatura realizada en este trabajo de investigación no se encontraron estudios que analicen de forma específica los cambios que ha presentado la ingeniería industrial a lo largo del tiempo en Colombia y que debido a los contextos nacionales el impacto de la automatización de tareas u ocupaciones es diferente entre países e incluso entre regiones, se plantea este trabajo de investigación cuyo objetivo es analizar la evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia con el propósito de identificar cambios a nivel de cargos, funciones y habilidades, al menos para los últimos 30 años.

En este trabajo se realizó en primer lugar una revisión de la literatura relacionada con temáticas como: la ingeniería industrial, el perfil del ingeniero industrial y la evolución del mercado laboral; posteriormente, se identifican los campos de acción de la ingeniería industrial y se realiza un análisis descriptivo y de clústeres de la evolución en los cargos y funciones de esta profesión a partir de información de: ofertas de empleo nacionales y reportes de la Clasificación Nacional de Ocupaciones del SENA.

Finalmente, como aproximación al futuro de la ingeniería industrial en Colombia se lleva a cabo un análisis de ofertas de empleo internacionales (puntualmente de Estados Unidos, Canadá y Alemania) y se genera un modelo de regresión logística preliminar para identificar relaciones entre las características de las funciones y su probabilidad de automatización.

Es así como se evidenció que para la ingeniería industrial en Colombia se encuentra una mayor multidisciplinaria en cuanto a los campos de acción y niveles jerárquicos con el paso de los años. Adicionalmente, se encontró que las habilidades de análisis son un factor muy importante que le ha permitido permanecer vigente, pues hace que sus profesionales sean competitivos frente a un mercado que demanda cada vez más este tipo de habilidades. Por otro lado, a nivel internacional si bien se existen similitudes en cuanto a las áreas y funciones, se encuentra una menor orientación hacia la especialización.

---

<sup>1</sup> Tesis de Maestría.

<sup>2</sup> Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Maestría en Ingeniería Industrial. Director: Juan Benjamín Duarte Duarte. PhD. en Finanzas de Empresa.

## Abstract

**Title:** Analysis of the evolution of industrial engineering's labor market in Colombia<sup>3</sup>

**Author:** Silvia Juliana Vargas Ayala<sup>4</sup>

**Keywords:** Colombia, industrial engineering, labor market, text mining

### Description:

Technological and economic changes give rise to constant transformations in the labor market, making it necessary to adapt professions to prevail over time. One of these professions in which its responsibilities and tasks change depending on the needs of the market is industrial engineering, which is considered one of the most diverse and multidisciplinary branches of engineering as it covers different areas and topics such as quality management, supply chain management, project management, among others.

On the other hand, considering that in the literature review carried out in this research work, no studies were found that specifically analyze the changes that industrial engineering has presented over time in Colombia and that due to the national contexts the impact of the automation of tasks or occupations is different between countries and even between regions, this research work is proposed whose objective is to analyze the evolution of the industrial engineering labor market in Colombia with the purpose of identifying changes at the level of positions, functions and skills, at least for the last 30 years.

In this work, first of all, a review of the literature related to topics such as: industrial engineering, the profile of the industrial engineer and the evolution of the labor market was carried out; Subsequently, the fields of action of industrial engineering are identified and a descriptive and cluster analysis of the evolution in the positions and functions of this profession is carried out based on information from: national job offers and reports from the National Classification of Occupations. of SENA.

Finally, as an approach to the future of industrial engineering in Colombia, an analysis of international job offers is carried out (specifically from the United States, Canada and Germany) and a preliminary logistic regression model is generated to identify relationships between the characteristics of the functions and their likelihood of automation.

This is how it became evident that for industrial engineering in Colombia there is greater multidisciplinary in terms of fields of action and hierarchical levels over the years. Additionally, it was found that analysis skills are a very important factor that has allowed it to remain current, as it makes its professionals competitive in a market that increasingly demands these types of skills. On the other hand, at the international level, although there are similarities in terms of areas and functions, there is less orientation towards specialization.

---

<sup>3</sup> Master Thesis.

<sup>4</sup> Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Master's Degree in Industrial Engineering. Director: Juan Benjamín Duarte Duarte. PhD. in Business Finance.

## Introducción

En la actualidad, los cambios tecnológicos que surgen constantemente y la economía están demandando nuevos tipos de personal para nuevos puestos de trabajos que requieren capacidades y habilidades profesionales nuevas (Álvarez Monzoncillo et al., 2016), generando así cambios en el mercado laboral. De allí que, a lo largo del tiempo, numerosas profesiones hayan experimentado grandes cambios, debido principalmente a la evolución tecnológica (Mesquita et al., 2020).

Además, si bien el estudio del impacto de la automatización en el empleo ha ganado relevancia en los últimos años, estos estudios se han realizado principalmente para economías desarrolladas (Aboal et al., 2021), que presentan niveles de tecnificación y de adopción de tecnología mayores a los de un país en desarrollo como Colombia (Fu et al., 2021).

Por otra parte, la ingeniería industrial es una de las ramas más diversas y multidisciplinarias de la ingeniería (Alkahtani et al., 2018), donde en la actualidad, estos profesionales, apoyan a la mayoría de sectores en todo el mundo y son reconocidos en el mercado laboral mundial, con lo cual sus responsabilidades y tareas cambian en función de las necesidades del mercado (Bilge y Severengiz, 2019), lo que va de la mano con el enfoque interaccionista de la teoría sociológica de las profesiones, el cual establece que estas se ven afectadas constantemente por procesos que provocan cambios e incertidumbre (Urteaga, 2008).

De esta manera, teniendo en cuenta lo anterior, que debido a los contextos nacionales el impacto de la automatización de tareas u ocupaciones es diferente entre países e incluso entre regiones (Calvino y Virgillito, 2018; Valenduc y Vendramin, 2017) y que no se encuentran estudios que involucren específicamente esta profesión desde el punto de vista del mercado laboral colombiano, se plantea el presente trabajo de investigación, que tiene como objetivo analizar la

evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia con el propósito de identificar cambios a nivel de cargos, funciones y habilidades, al menos para los últimos 30 años, cuya base teórica se encuentra sustentada en la teoría sociológica de las profesiones.

El presente documento se encuentra estructurado así: En la sección 3 se revisa la literatura relacionada con la evolución del mercado laboral, de la ingeniería industrial y el perfil del ingeniero industrial; en la sección 4 se presenta la metodología, que consta de tres etapas (una por cada objetivo). En la sección 5 se exponen los resultados obtenidos tras la aplicación de la metodología, en la sección 6 se realiza la discusión de los resultados y, por último, en la sección 7 se presentan las conclusiones, seguido de las referencias bibliográficas en la sección 8.

## **1. Objetivos**

### **1.1. Objetivo general**

Analizar la evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia con el fin de identificar cambios a nivel de cargos, funciones y habilidades, al menos para los últimos 30 años.

### **1.2. Objetivos específicos**

- Revisar en la literatura los campos de aplicación de la ingeniería industrial, así como estudios previos relacionados con los cambios en el mercado laboral que permitan identificar modelos y variables adecuados para estimar la susceptibilidad de una tarea a la automatización.
- Analizar los cambios en los cargos, funciones y habilidades desempeñadas por los ingenieros industriales en el mercado laboral colombiano, al menos para los últimos 30 años, con el fin de identificar posibles cambios en el perfil laboral requerido para los profesionales de esta carrera, en las diferentes áreas de desempeño.
- Identificar posibles escenarios de desempeño del ingeniero industrial de Colombia en los próximos años fundamentado en la evolución del desempeño profesional del ingeniero industrial a nivel nacional e internacional.

## **2. Revisión de literatura**

Para la revisión de literatura presentada en esta sección se recopiló, seleccionó, organizó y estructuró información extraída de diferentes documentos relacionados con la evolución del

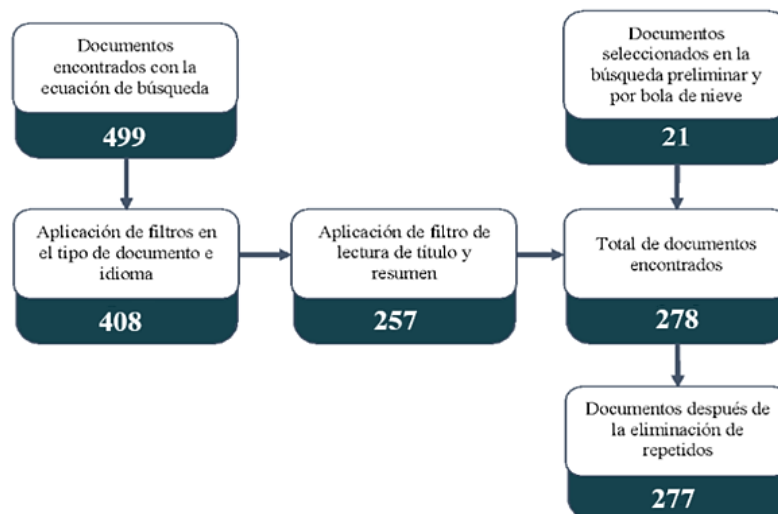
mercado laboral, de la ingeniería industrial y el perfil del ingeniero industrial, que permita tener un punto de referencia para la presente investigación.

Esta sección se encuentra dividida en tres etapas: la primera, consiste en el protocolo de búsqueda y selección de los artículos; en la segunda se realiza un análisis bibliométrico de la literatura científica encontrada, mientras que, en la última, se lleva a cabo un análisis preliminar de la literatura donde se relacionan algunos conceptos y hallazgos, en orden cronológico y temático, identificados en los documentos considerados como los más relevantes para este trabajo.

### 2.1. Protocolo de búsqueda y selección de documentos

El protocolo de búsqueda y selección de los artículos se presenta en la Figura 1.

**Figura 1**  
*Búsqueda y selección de artículos*



Como punto de partida se utilizó la siguiente ecuación de búsqueda en la base de datos SCOPUS, disponible en la Universidad Industrial de Santander, seleccionada por ser reconocida gracias a su multidisciplinariedad y la amplia cantidad de metadatos que es posible exportar en formatos que son altamente compatibles con una gran variedad de software bibliométrico, entre

estas la herramienta de R denominada Bibliometrix, empleada en el presente trabajo:

```
( TITLE (“industrial engineer*” OR “labour market” OR employment) AND (impact OR jobs OR work OR occupations OR tasks OR skills) AND (automation OR technology OR digitization OR computerisation OR evolution) AND NOT (education OR teach* OR students OR medic* OR health OR psycholog* OR satisfaction OR perception OR gender OR female OR male OR children OR disabilities OR immigration OR optimization OR productivity OR model OR method OR motor OR assembly OR system OR design OR material OR econom* OR policy OR inequality OR polarisation OR trade OR environment* OR climatic OR energy OR circuits OR management OR recruitment OR entrepreneur* OR innovation OR commerce OR ethic*)) OR KEY (“industrial engineer*” OR “labour market” OR employment) AND (impact OR jobs OR work OR occupations OR tasks OR skills) AND (automation OR technology OR digitization OR computerisation OR evolution) AND NOT (education OR teach* OR students OR medic* OR health OR psycholog* OR satisfaction OR perception OR gender OR female OR male OR children OR disabilities OR immigration OR optimization OR productivity OR model OR method OR motor OR assembly OR system OR design OR material OR econom* OR policy OR inequality OR polarisation OR trade OR environment* OR climatic OR energy OR circuits OR management OR recruitment OR entrepreneur* OR innovation OR commerce OR ethic*))
```

Dentro de la ecuación no se contempló usar la búsqueda de términos en los resúmenes, ya que de hacerlo se distorsionaba la búsqueda con la aparición de una gran cantidad de resultados que no tenían relación con el tema, de igual manera su construcción se basa, en mayor medida, en la relación entre los términos ingeniería industrial, mercado laboral y automatización, la cual se estableció a partir de una búsqueda preliminar, en la que se encontró que los cambios en el mercado laboral suelen ocurrir principalmente a raíz de los cambios tecnológicos (Borodin y Gotlieb, 1972

y Grenčíková y Vojtovič, 2017). Asimismo, es importante resaltar que el término ingeniería industrial fue asociado a mercado laboral y empleo mediante el conector OR, teniendo en cuenta que al hacerlo con el conector AND se limita el número de resultados, dado que la mayoría de los estudios sobre el tema son genéricos, ya que no se enfocan en una profesión específica y, en caso de hacerlo, no suele ser la ingeniería industrial.

Posteriormente, se procedió a aplicar filtros por documento y lenguaje de tal modo que la búsqueda se limitara a documentos en inglés y español de tipo: artículo, ponencia, revisión, capítulo de libro y libro.

Luego, a las publicaciones que resultaron de la aplicación de los dos pasos anteriores se les aplicó un filtro de lectura de título y resumen para descartar aquellos artículos que no estuvieran relacionados con la temática del presente estudio.

Después, se incluyeron algunos artículos encontrados tanto en una búsqueda preliminar que se había realizado (19 artículos) como por el método de bola de nieve (2 artículos); se resalta el hecho de que 18 de los 21 documentos se encuentran en la base de datos SCOPUS, 2 en la base de datos Science Direct y 1 en Google Scholar.

A partir de lo anterior, se realiza una revisión para verificar si se encuentran artículos repetidos, la cual arroja un resultado de 1 único artículo que procede a ser eliminado de la selección, obteniendo así un total de 277 artículos, los cuales serán la base del análisis bibliométrico. De igual forma, si bien fueron encontrados 9 documentos correspondientes a literatura gris, estos no se tendrán en cuenta para el análisis bibliométrico.

Por último, del total de 253 documentos, solo fue posible realizar una lectura completa de 119 de ellos, ya que los demás no se encontraban disponibles para su lectura o descarga.

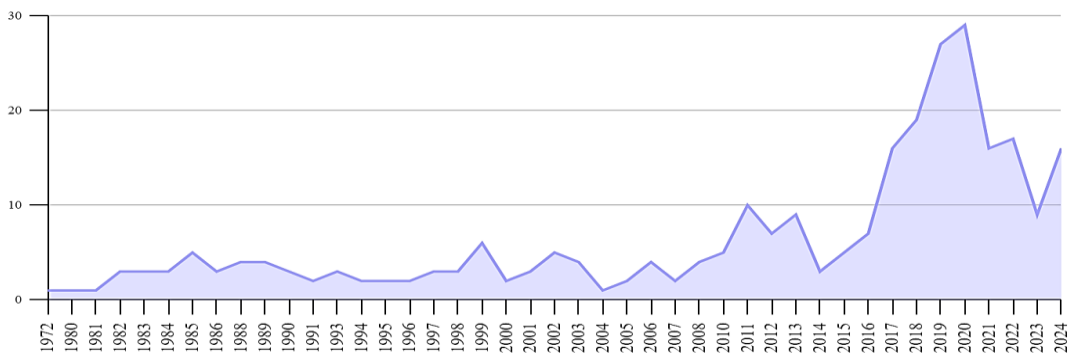
## 2.2. Análisis bibliométrico

En este análisis bibliométrico se describe el comportamiento de la literatura científica, compuesta por los 277 documentos mencionados en la sección anterior.

En la Figura 2, se presenta la evolución en el tiempo de la cantidad de publicaciones, en la cual se puede observar un comportamiento casi constante desde 1972 hasta el año 2010, donde empieza a tener un comportamiento inestable hasta el año 2014, desde el cual se empieza a incrementar dicha cantidad, tomando aún más fuerza a partir del año 2017. Este incremento podría estar relacionado con la aparición de la Industria 4.0, la cual es mencionada por primera vez en 2011 en Alemania e implementada en años posteriores al 2014.

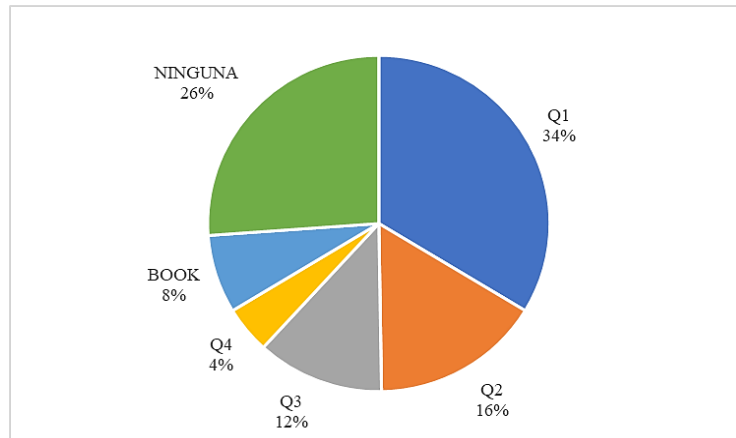
### Figura 2

*Cantidad de artículos publicados por año*

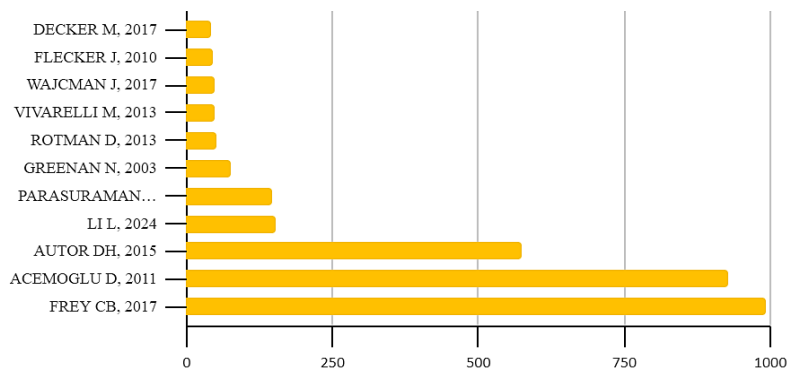


Nota: Adaptado de Bibliometrix (2024)

Por otra parte, con el fin de analizar la calidad de las fuentes de las que provienen los documentos, se revisó la categoría (cuartil) del Scimago Journal Ranking (SJR) al que pertenece cada una de estas. En la Figura 3, se observa que cerca del 50% de las fuentes son de alta calidad, al estar clasificadas en los cuartiles Q1 y Q2, asimismo, si bien hay un 26,13% que no se encuentra en ninguno de los cuartiles, esto se debe a aquellos documentos que corresponden principalmente a ponencias o a revistas que han sido reclasificadas o salieron de circulación.

**Figura 3***Clasificación de las fuentes por categoría del SJR*

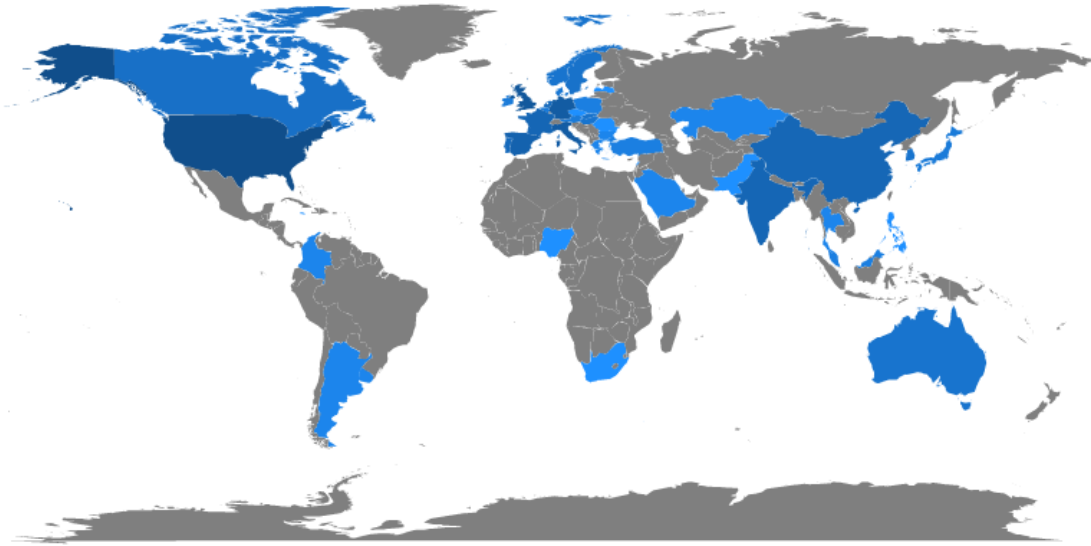
Asimismo, con el fin de identificar los documentos de mayor impacto, relacionados con la temática y basado en el número de citas, en la Figura 4 se encuentran los más relevantes, siendo Frey y Osborne (2017), Acemoglu (2011) y Autor (2015) los más citados y destacando que el de Frey y Osborne (2017) es el que cuenta con mayor cantidad de citas, a pesar de ser el más reciente de los tres.

**Figura 4***Artículos más citados*

Nota: Adaptado de Bibliometrix (2024)

En relación con lo anterior, en la Figura 5, se presenta la red histórica de citación directa, en la que se observa que los estudios realizados por Daron Acemoglu (2011) y por David Autor (2015) son artículos semilla de muchas otras investigaciones, entre estas, la realizada por Frey y



**Figura 6***Producción científica por país*

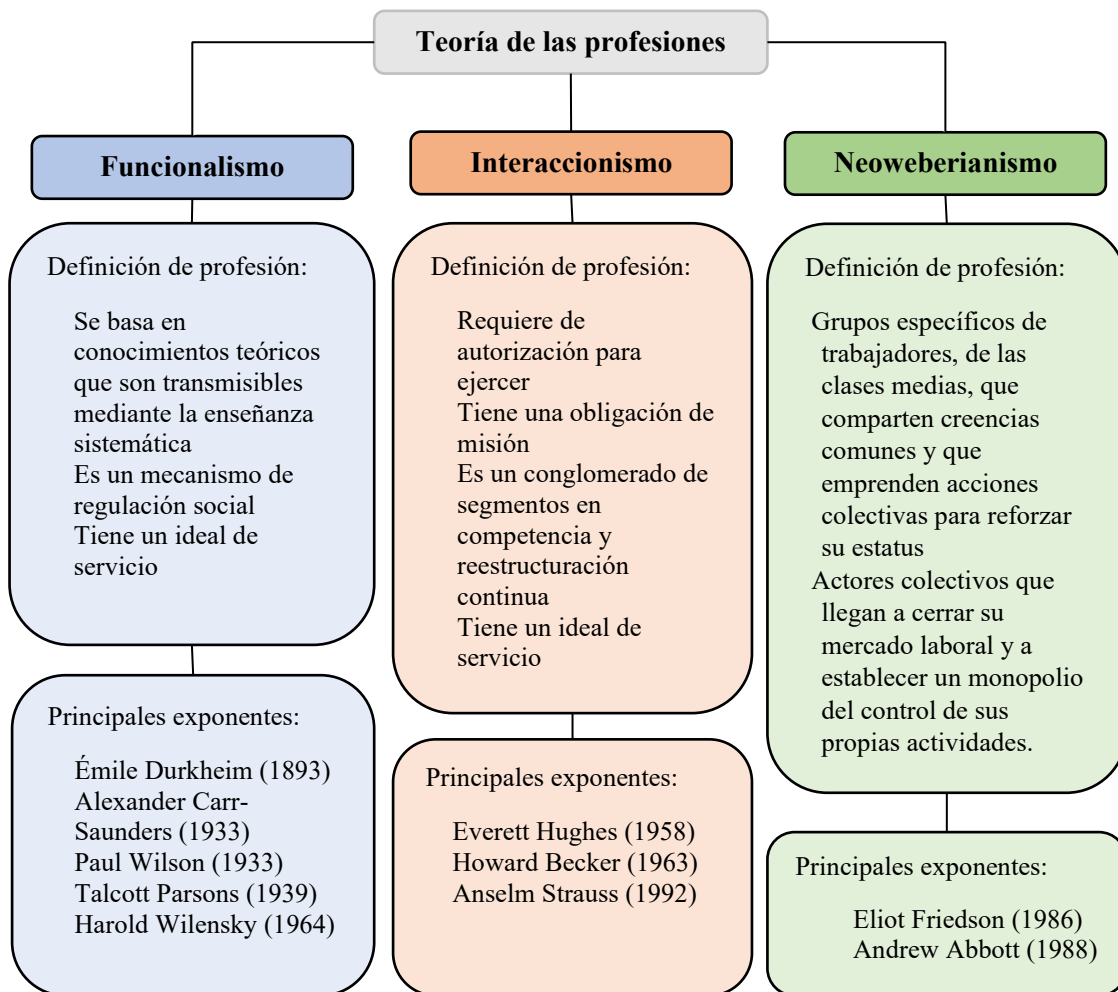
Nota: Tomado de Bibliometrix (2024)

El presente análisis bibliométrico no solo evidencia la existencia de literatura académica, de alta calidad, relacionada con la temática objeto de estudio, sino que refleja un aumento en el grado de interés por parte de la comunidad científica en dicho tópico durante los últimos 7 años, lo que se traduce en una oportunidad de investigación, partiendo de los artículos seminales identificados, que pueden ser de gran apoyo.

**2.3. Revisión de la literatura****2.3.1. Cambios en el mercado laboral**

En la sociología se encuentra la teoría de las profesiones, la cual se ha definido a partir de diferentes enfoques, como los que se presentan en la Figura 7.

**Figura 7**  
*Teoría de las profesiones*



Elaborado con información tomada de Urteaga (2008), Monteiro (2014) y Koytak (2020)

De estos tres enfoques, el funcionalismo e interaccionismo son considerados los enfoques clásicos. Por un lado, los autores que siguen el interaccionismo, representado por Hugues, se inclinan por el cambio; sustentando su posición en el argumento de que los grupos profesionales son afectados constantemente por procesos que provocan cambios e incertidumbre. Mientras que los que defienden el funcionalismo, representado por Durkheim, presentan las profesiones como entidades estables con una continuidad histórica que permanecen presentes en el tiempo.

Adicional a los enfoques clásicos se encuentran otros con posiciones intermedias como el neoweberianismo, el cual sugiere que, si bien las profesiones se mantienen presentes a lo largo del tiempo, se van adaptando como grupo a los diferentes cambios que surgen. Bajo este enfoque se encuentran autores como Urteaga (2008) quien menciona que la profesión debería ser considerada como sinónimo de cambio y permanencia, ya que, si bien una profesión puede permanecer en el tiempo, el cambio es inherente a esta y debe adaptarse al cambio buscando nuevos equilibrios.

Teniendo en cuenta la anterior teoría, la presente investigación busca comprobar si se detecta cambio o permanencia en la ingeniería industrial como profesión en Colombia, en los últimos 30 años o más. A continuación, se presentan los principales hallazgos relacionados con los cambios en el mercado laboral.

**2.3.1.1. Desplazamiento tecnológico.** El futuro del empleo se configura a partir de diversos factores, entre estos, la organización del trabajo; la estructuración de perfiles ocupacionales, competencias y aprendizajes; la gestión de recursos humanos; el diálogo social; los procesos económicos y de difusión social; la adopción de innovaciones y la tecnología (Valenduc y Vendramin, 2017), siendo este último el que ha llamado la atención de muchos investigadores, puesto que con avances tales como el ordenador, la digitalización, los robots, los dispositivos móviles, la inteligencia artificial, entre otros, el tema del desempleo tecnológico ha tomado gran relevancia, dada la posibilidad de realizar diferentes procesos por medio de dichas tecnologías.

En relación con esto, se encuentran diferentes posturas, ya que, la tecnología puede generar un efecto tanto positivo como negativo sobre el mercado laboral (Al-Hudhaif y Nalband, 2012). Por una parte, autores como Cardullo y Ansal (1997); Salaverría (2016); Peng et al. (2018) Montealegre y Cascio (2017); Winberg (2020); Aboal et al. (2021) y Fu et al. (2021) sugieren que la introducción de una nueva tecnología puede reducir la cantidad de trabajadores en el corto plazo,

mientras que, en el largo plazo puede generarse la necesidad de contratar nuevos trabajadores para satisfacer los incrementos de la demanda que surgen como producto del aumento en la productividad o por la apertura paulatina de nuevos negocios.

Por otra parte, Hacker (1980); Autor (2015) y Salama (2018) proponen que estos dos efectos pueden darse de forma paralela, debido a la creación de trabajos que, generalmente, corresponden a requerimientos de personal altamente capacitado o puestos de trabajo relacionados con servicios. De tal manera que los trabajadores pueden ser reeducados en dirección a esos nuevos puestos de trabajo (Vermeulen et al., 2018), esto teniendo en cuenta que, por lo general, los trabajadores con niveles de educación más bajos son más susceptibles a la automatización (Clifton et al., 2020).

Asimismo, se encuentran casos particulares, como el de Marinoudi et al. (2019), quienes encuentran, para el caso de la agricultura, que muchos puestos de trabajo pueden ocupar más personas trabajando de forma colaborativa hombre-máquina, donde este nuevo ecosistema robótico genera impactos éticos, legislativos y sociales complejos; así como quienes no encuentran ninguna evidencia sobre el desempleo tecnológico, tal como Fu et al. (2021).

De esta forma, si bien un cambio tecnológico como, por ejemplo, la revolución digital “trastoca el comportamiento de las empresas, su entorno, los patrones de consumo, al tiempo que modifica la estructura de empleos y salarios en los sectores en los que opera” (Salama, 2018), tal como sucedió con la computadora, la cual ahora está integrada en las tareas que se realizan en la mayoría de las ocupaciones, asumiendo gran parte del trabajo de rutina de las mismas (Kamal Eldin, 1976); también se encuentra que estos fenómenos, principalmente el de destrucción de empleos, se dan de forma gradual y muy lenta (Borodin y Gotlieb, 1972) y no de la manera exagerada que sugieren gran parte de los estudios sobre el tema (Estlund, 2018).

Lo anterior considerando lo mencionado inicialmente y teniendo en cuenta que la posibilidad técnica de sustituir humanos por máquinas no implica necesariamente que esto suceda realmente, ya que pueden existir diversos obstáculos de diferentes índoles como legal, ética, económica, entre otras (Arntz et al., 2016; Ure y Skauge, 2019), puntualmente Manyijka et al. (2017) plantean la existencia de cinco factores que afectan la posibilidad de automatizar un empleo: i) Viabilidad técnica, ii) Costos de desarrollo e implementación, iii) Dinámica del mercado laboral (tales como la oferta, la demanda y el costo del recurso humano), iv) Beneficio económico y v) marco legal y aceptación social.

Con relación a las metodologías empleadas por los diferentes autores con el fin de analizar cambios o impactos en el empleo a nivel general, de los 31 documentos con este enfoque, se destaca la revisión de literatura la cual es utilizada en 18 artículos, mientras que las metodologías de las publicaciones restantes son diversas y se presentan en la Tabla 1, donde se observa que la más destacada corresponde a modelos matemáticos haciendo uso de bases de datos públicas.

**Tabla 1**  
*Metodologías utilizadas para el análisis del empleo*

<b>Metodología</b>	<b>Datos</b>	<b>Estudios que la emplearon</b>
		Behaghel y Moschion (2016)
Modelo matemático (incluida la regresión lineal)	Base de datos pública	Bogliacino et al. (2014)
		Cardullo y Ansal (1997)
		Domini et al. (2020)
		Flecker y Meil (2010)
		Guisan y Aguayo (2010)
		Kemeny y Osman (2018)
		Van Roy et al. (2018)
	Entrevistas	Gimlin et al. (2000)
Regresión e indicadores	Base de datos pública	Ni y Obashi (2021)
Indicadores y clustering	Base de datos pública	Lee et al. (2020)

<b>Metodología</b>	<b>Datos</b>	<b>Estudios que la emplearon</b>
Análisis descriptivo de datos	Base de datos pública	Autor (2015)
Casos de estudios	Información empresas	Ure y Skauge (2019)

No obstante, cuando la investigación es realizada a la luz de una profesión o área específica, la forma de obtener los datos puede diferir, tal como se evidencia en la Tabla 2, considerando que son pocas las estadísticas que se encuentran desagregadas a este nivel y, por tanto, se hace necesario recurrir a cuestionarios, entrevistas y ofertas de empleo para obtener la información.

**Tabla 2**  
*Metodologías para análisis de una profesión específica*

<b>Metodología</b>	<b>Datos</b>	<b>Estudios que la emplearon</b>
Análisis descriptivo de datos	Base de datos pública	Gallie (2018)
	Base de datos pública	Hammershøj (2019)
	Cuestionario	Thomson (2013)
	Entrevistas	Mesquita et al. (2020)
Minería de texto	Ofertas de empleo	Yang et al. (2012)

**2.3.1.2. Análisis de cambios en el mercado laboral basado en ocupaciones.** Bajo este tipo de análisis se encuentra el trabajo realizado por Frey y Osborne, en 2017, quienes mencionan que en la literatura se ha encontrado un declive en el empleo de ocupaciones intensivas de rutina, y que si bien, ya empiezan a aparecer tecnologías que se espera que puedan realizar tareas cognitivas, es poco probable que las ocupaciones que implican creatividad, tareas de percepción o inteligencia social, sean automatizadas en el corto plazo. Su estudio es un referente en la temática de automatización y mercado laboral, dado el revuelo que generaron sus hallazgos, entre los que se encuentran que aproximadamente el 47% de las ocupaciones en Estados Unidos desaparecerían en el lapso de 2 décadas.

No obstante, estos resultados son refutados por Dengler y Matthes (2018) y Pfeiffer (2018),

quienes sugieren que los estudios de ese tipo suelen sobreestimar la probabilidad de automatización, debido a que no realizan el análisis basándose en tareas, ya que, si bien las máquinas y computadoras tienen un gran potencial, por lo general, no son capaces de realizar todas las tareas que involucra una ocupación. Asimismo, los autores revelan que en la historia rara vez han desaparecido ocupaciones, puesto que lo que ocurre comúnmente es que se adaptan a las nuevas circunstancias. También, encuentran que el impacto de la transformación digital no es el mismo entre ocupaciones.

Finalmente, es de destacar, que la automatización ya no está limitada a tareas rutinarias, sino que puede asumir el control cognitivo de procesos realizados por profesionales e incluso trabajadores de posiciones gerenciales (Marinoudi et al., 2019).

Bajo este enfoque las metodologías son variadas y se observan en la Tabla 3, sin embargo, en casi todos los casos, con excepción del último, la data utilizada proviene de bases de datos laborales públicas, lo cual se debe en gran medida a que los estudios se realizaron para países desarrollados.

**Tabla 3**

*Metodologías de análisis basado en ocupaciones*

<b>Metodología</b>	<b>Estudios que la emplearon</b>
Regresión	Dengler y Matthes (2018)
Regresión, indicadores y clustering	Frank et al. (2017)
Indicadores	Vermeulen et al. (2018)
Clasificador de proceso gaussiano	Frey y Osborne (2017)
Análisis cualitativo (datos de entrevistas)	Aboal et al. (2021)

**2.3.1.3. Análisis de cambios en el mercado laboral basado en tareas.** Cada puesto de trabajo está compuesto por una serie de tareas y cuando gran parte de estas son automatizables, entonces todo el puesto de trabajo también lo es, dado que esto implica que, si se introducen

diversas tecnologías para realizar dichas tareas, las restantes serían muy pocas para justificar la existencia del puesto de trabajo, con lo que se transferirían a otros (Ivanov et al., 2020).

En la década de 1950 se desencadenó el debate sobre la automatización del trabajo manual, sobre la cual se creía que se extendería muy rápidamente transformando las tareas realizadas en los puestos de trabajo, no obstante, en la realidad la difusión de estos sistemas fue mucho más lenta (Gallie, 2018).

Aun así, este enfoque no quedó en el olvido y, en el 2003, Autor et al., indican que las tareas más simples de automatizar son las repetitivas, desarrolladas generalmente por trabajadores de calificación media, contrario a las tareas abstractas o a las tareas manuales no rutinarias. Posteriormente, en 2015, en un nuevo estudio David Autor, agrega que, en general, las tareas que no se pueden sustituir por la automatización son complementadas por ella, lo cual es reforzado por Decker et al. (2017), quienes mencionan en su trabajo que la relación robot-humano es mucho más compleja que una mera sustitución, de modo que puede implicar la necesidad de un trabajo colaborativo entre los dos, donde solo algunas de las tareas sean realizadas de forma automática (posiblemente las tareas de tipo rutinaria manual).

Según Peng et al. (2018); Cirillo et al. (2020); Ni y Obashi (2021) y Décieux y Mergener (2021), las tareas que implican un alto nivel de rutina, que suelen ser las poco calificadas, son fácilmente automatizables, contrario a las tareas basadas en el conocimiento y que requieren un alto nivel de análisis. Sin embargo, el alcance del efecto sustitución planteado por los autores es limitado, dado que hay muchas tareas que para el trabajador pueden ser rutinarias, en el sentido de que las entiende tácitamente y no le implican esfuerzo, pero que para los programadores no es tan fácil enunciar de forma explícita dichos procedimientos (Autor, 2015).

De igual manera, aunque en los últimos años se encuentran avances en el aprendizaje

automático y la robótica que permiten automatizar incluso tareas cognitivas o manuales, es probable que las tareas relacionadas con creatividad y las relaciones sociales sigan siendo del dominio de los humanos. Asimismo, es importante considerar que existen diferencias que reflejan que los individuos de la misma industria u ocupación no realizan las mismas tareas, lo cual se podría deber a las diferencias en la organización del lugar de trabajo y la adopción de las nuevas tecnologías (Arntz et al., 2016).

Por último, para este enfoque, la variedad en cuanto a metodologías se sigue manteniendo, encontrando las que se presentan en la Tabla 4.

**Tabla 4**  
*Metodologías de análisis basado en tareas*

<b>Metodología</b>	<b>Datos</b>	<b>Estudios que la emplearon</b>
Revisión de literatura		Barbieri et al. (2019) Dachs (2019)
Revisión de literatura e indicadores	Base de datos pública	Pfeiffer (2018)
Indicadores	Base de datos pública	Cirillo et al. (2020)
Regresión	Base de datos pública	Dengler y Matthes (2018)
Modelo de probabilidad	Base de datos pública	Arntz et al. (2016)
Minería de texto	Ofertas de empleo	Monfared et al. (2019)
Análisis descriptivo de datos	Entrevistas	Peng et al. (2018)
	Base de datos pública y entrevistas	Aboal et al. (2021)

**2.3.1.4. Análisis de cambios en el mercado laboral basado en habilidades.** El estudio de la relación entre la automatización y el empleo debe analizar el cambio en la naturaleza del trabajo, ya sea en las habilidades o en las tareas (Pham et al., 2018).

Así como en el siglo XVIII la revolución industrial cambió el mercado laboral generando la necesidad de personal cualificado que operará las máquinas, hoy en día la tecnología y la

economía también demandan un nuevo tipo de personal para nuevos puestos de trabajos que requieren capacidades y habilidades profesionales nuevas (Álvarez Monzoncillo et al., 2016), es decir, que es posible que el cambio tecnológico no genere un desplazamiento laboral, sino que cambie el tipo de habilidades demandadas (Autor, 2015; Kergroach, 2017 y Qaiser et al., 2020).

En este sentido, a raíz de los cambios en el mercado laboral, se han identificado las principales habilidades que requieren los trabajadores entre las que se destacan: las habilidades blandas (Chapple, 2006), habilidades digitales básicas o relacionadas con TIC (Garrido et al., 2010 y Kasparova, 2019), creatividad y habilidades sociales (Frey y Osborne, 2017; Mañas Viniegra y Jiménez Gómez, 2019; Fareri et al., 2020 e Ivanov et al., 2020) y habilidades de interacción con las máquinas (Pham et al., 2018 y Correia Simoes et al., 2020).

Finalmente, para este tipo de análisis se encuentra que la metodología de revisión de literatura sigue siendo bastante común, mientras que en cuanto a metodologías de trabajos empíricos se encuentran las de la Tabla 5, donde destacan técnicas de análisis multivariante y la minería de texto, como metodologías, y como datos, los obtenidos de ofertas de empleo y aplicación de cuestionarios.

**Tabla 5**  
*Metodologías análisis basado en habilidades*

<b>Metodología</b>	<b>Datos</b>	<b>Estudios que la emplearon</b>
Análisis descriptivo de datos	Base de datos pública	Kasparova (2019)
	Páginas web	Santandreu Mascarell et al. (2011)
	Cuestionario	Leitao et al. (2020)
	Cuestionario	Peng et al. (2018)
Regresión	Cuestionario	Grenčíková y Vojtovič (2017)
	Base de datos pública	Rosholm et al. (2013)
	Base de datos pública	Fukao et al. (2019)
Regresión, indicadores y clustering	Base de datos pública	Frank et al. (2017)

Minería de texto	Información empresarial Ofertas de empleo	Fareri et al. (2020) Monfared et al. (2019)
Minería de texto y clustering	Base de datos pública y ofertas de empleo Ofertas de empleo	Junaibi et al. (2019) Nelson et al. (2007)
Sistematización conceptual		Zhou (2011)

### 2.3.2. *Ingeniería industrial*

Según Alkahtani et al. (2018), la ingeniería industrial es definida como “una disciplina que se ocupa de optimizar el diseño, la implementación, la integración, la operación, la mejora y la gestión de sistemas de alto nivel”.

Tradicionalmente, a los ingenieros industriales se les ha asociado directamente con los procesos de fabricación (Marin Garcia et al., 2008), sin embargo, la ingeniería industrial surge como una rama interdisciplinaria, siendo una de las ramas más diversas y multidisciplinarias de la ingeniería (Alkahtani et al., 2018), puesto que combina la ingeniería y la administración (Bilge y Severengiz, 2019).

Es así como en la actualidad, estos profesionales, apoyan a la mayoría de sectores en todo el mundo y son reconocidos en el mercado laboral mundial, con lo cual sus responsabilidades y tareas cambian en función de las necesidades del mercado (Bilge y Severengiz, 2019). De este modo, la ingeniería industrial ha evolucionado a lo largo de los años, cambiando constantemente, reflejando los retos y necesidades de la sociedad (Kamal Eldin, 1976).

Por su parte, en Colombia, la ingeniería industrial tiene sus inicios como programa académico, en el año 1958 en la Universidad Industrial de Santander, surgiendo como respuesta a la necesidad de incorporar algunos aspectos humanos al mejoramiento de la eficiencia en las

industrias, que hasta ese momento realizaban otros profesionales como los ingenieros químicos, civiles y mecánicos.

Si bien para la década de 1960 la labor principal de los ingenieros industriales era el diseño de plantas, evaluación de proyectos, sistemas logísticos, ergonomía, sistemas y evaluación de máquinas; debido al crecimiento del programa y el aumento en la importancia de las ciencias administrativas, se hizo necesario incluirlas en este perfil, fortaleciendo el desempeño en el campo administrativo, financiero y gerencial, siendo de esta manera muy reconocida por su variedad en los campos de aplicación (Zambrano Vargas y Alvarado Benavides, 2011).

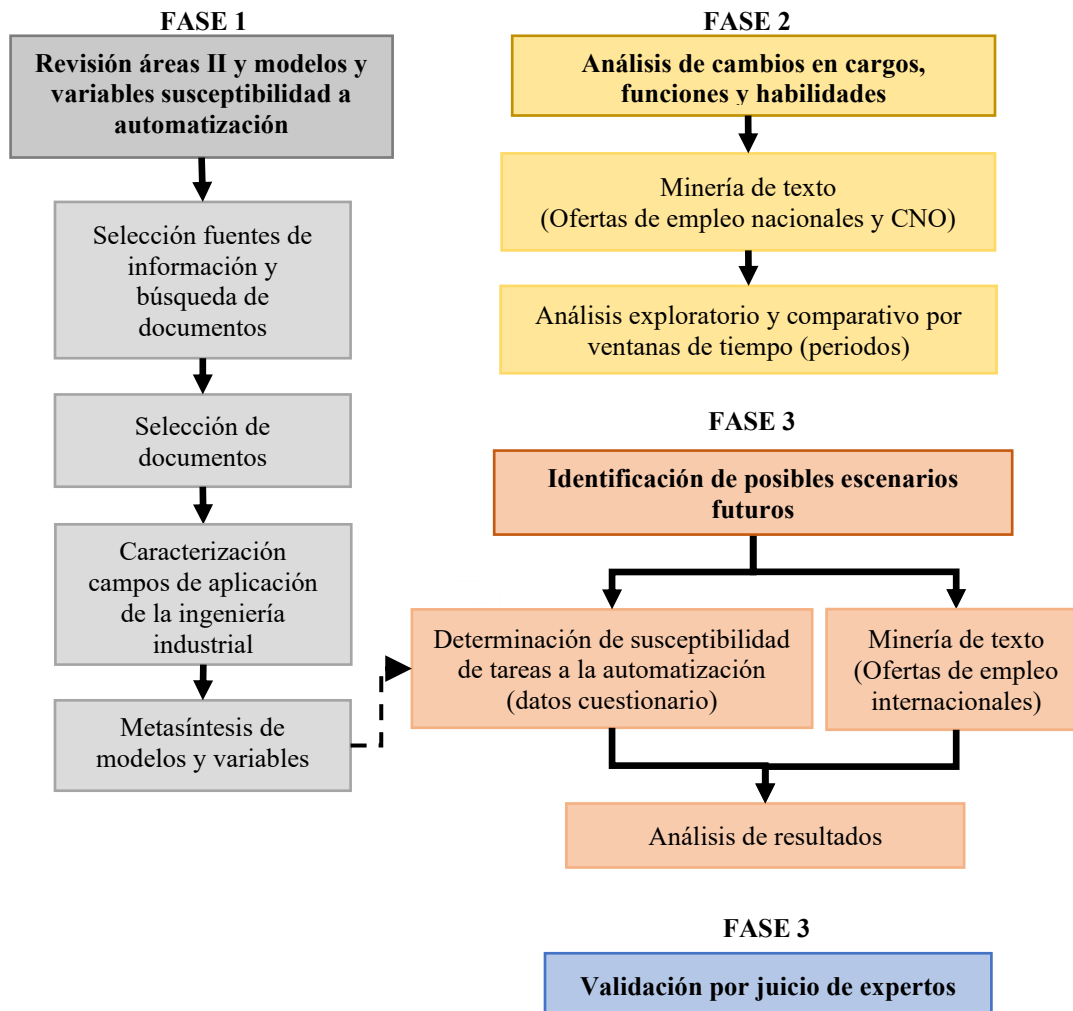
A partir de todo lo mencionado previamente, es posible concluir que, si bien el mercado laboral suele cambiar constantemente, una de las principales razones son los cambios tecnológicos que han surgido a lo largo del tiempo, de manera que para evidenciar estos cambios es posible realizar un análisis por ocupaciones, no obstante, lo más acertado, según la literatura consultada, es hacer el análisis basado en tareas o en habilidades. De igual forma, si bien la ingeniería industrial es una profesión destacada por sus múltiples campos de desempeño y que debe mantenerse en constante actualización en función del mercado, dentro de la literatura revisada, no se encuentra ningún estudio que haya analizado los cambios que se han ido presentando para esta profesión desde el punto de vista del mercado laboral bajo un enfoque conjunto de ocupaciones, tareas y habilidades.

### **3. Metodología**

Este trabajo está orientado a identificar cambios a nivel de cargos, funciones y habilidades a lo largo del tiempo en el mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia, a través de una investigación de tipo exploratorio y descriptivo, el cual según Mesquita et al. (2020), permite

comprender mejor el fenómeno involucrando a quienes lo experimentan. Para el desarrollo se plantean 3 fases, donde cada una de ellas responde al cumplimiento de uno de los objetivos específicos. En la Figura 8 se presentan de forma gráfica y resumida la metodología, la cual posteriormente se describe con mayor detalle.

**Figura 8**  
*Metodología del trabajo de investigación*



### 3.1. Fase 1. Revisión áreas II y modelos y variables susceptible a automatización

Se realiza una revisión tanto en la literatura académica como en la web enfocada en dos temáticas específicas, las cuales son:

- Los campos de aplicación de la ingeniería industrial, que se definirán con base en el *body of knowledge*, presentado por el Instituto de Ingenieros Industriales y de Sistemas, y un análisis de los planes de estudio de instituciones de educación superior que ofertan el programa de ingeniería industrial.
- Modelos y variables empleados para la estimación de la susceptibilidad de las tareas a la automatización.

### **3.2. Fase 2. Análisis de cambios en cargos, funciones y habilidades**

En esta fase se parte de la obtención de datos, para lo cual se plantean dos fuentes de datos:

ii) Por medio de minería de texto de ofertas de empleo nacionales actuales, en portales como Opción Empleo y El Empleo, tomando como base a Fareri et al. (2020), Junaibi et al. (2019), Monfared et al. (2019), Yang et al. (2012) y Nelson et al. (2007).

iii) Con la información que se encuentra en diferentes reportes de la Clasificación Nacional de Ocupaciones, emitida para Colombia por parte del Servicio Nacional de Aprendizaje.

Después de recolectar los datos, se procede con la compilación y depuración de los mismos, en aras de que se encuentren organizados, claros y lo más uniformes posible. Posteriormente, se continúa con un análisis exploratorio.

### **3.3. Fase 3. Identificación de posibles escenarios futuros**

En esta última fase, se busca la identificación de posibles escenarios futuros para el mercado laboral de la ingeniería industrial a través de dos métodos:

i) Minería de texto en ofertas de empleo internacionales actuales, en portales como LinkedIn, Indeed y Opción Empleo, tomando como base a Fareri et al. (2020), Junaibi et al. (2019),

Monfared et al. (2019), Yang et al. (2012) y Nelson et al. (2007), para lo cual se asume que al realizarse para países que en la actualidad tienen desarrollos tecnológicos mayores a los de Colombia, pueden ser un indicador de lo que sería el mercado laboral para Colombia cuando alcance dichos niveles de tecnología.

ii) Modelo de probabilidad que permita estimar la susceptibilidad de automatización de las diversas tareas que realiza un ingeniero industrial colombiano en la actualidad, la cual a su vez podría extrapolarse a nivel de cargos. Como fuente de datos para esta etapa se plantea la siguiente:

i) Siguiendo la forma de recolección de datos empleada por Thomson (2013), Grenčíková y Vojtovič (2017), Peng et al. (2018) y Leitao et al. (2020), se aplicará un cuestionario para recolección masiva de información de egresados del programa de ingeniería industrial de cualquier universidad de Colombia, sin ningún requerimiento específico en cuanto al año de graduación, sobre su desempeño en el mercado laboral, considerando que cuando las estructuras son autoinformadas por los individuos, probablemente sean un mejor indicador de las tareas reales de los trabajadores (Arntz et al., 2016). El cuestionario se diseña con base en las necesidades de datos del trabajo, valorando cada una de las tareas a partir de diferentes variables.

Con los datos recolectados se aplica un modelo, que permita encontrar la probabilidad de que una determinada tarea pueda ser automatizada; tanto las variables como el modelo fueron seleccionados de la literatura en la fase 1.

### **3.4. Fase 4. Validación por juicio de expertos**

La información obtenida en la fase 2 y fase 3 se valida a través de juicio de expertos haciendo uso de una encuesta.

## 4. Resultados

### 4.1. Áreas de conocimiento de la ingeniería industrial

Como marco de referencia para definir de las áreas de conocimiento o campos de aplicación relacionadas con la ingeniería industrial se identificaron 2 fuentes:

- 1) El *body of knowledge* presentado por el Instituto de Ingenieros Industriales y de Sistemas (IISE, por sus siglas en inglés), el cual comprende 14 áreas, las cuales son diseño y medición del trabajo; análisis e investigación de operaciones; análisis económico de ingeniería; ingeniería de instalaciones y gestión energética; ingeniería de calidad y confiabilidad; ergonomía y factores humanos; gestión de la cadena de suministro; gestión de ingeniería; seguridad; ingeniería de la información; ingeniería de diseño y fabricación; diseño y desarrollo de productos; y diseño e ingeniería de sistemas (Institute of Industrial and Systems Engineers, 2021)
- 2) Los planes de estudio del programa de ingeniería industrial de 50 instituciones de educación superior de Colombia donde se evidencia en general 7 grandes áreas: Métodos cuantitativos (incluye lo relacionado con estadística, optimización, modelado y programación), manufactura y procesos (incluye lo relacionado con diseño del producto y procesos industriales), producción y logística (incluye lo relacionado con modelos logísticos, cadena de abastecimiento, diseño de plantas, líneas de producción y métodos y tiempos), gestión (incluye lo relacionado con gestión administrativa, de proyectos y emprendimiento), mercadeo (incluye lo relacionado con análisis e investigación de mercados), finanzas y economía (incluye lo relacionado con economía, matemáticas financieras, contabilidad y análisis financiero), y talento humano (incluye lo relacionado

con la gestión del talento humano, legislación laboral y SST), donde en general, para todas las áreas con excepción del área de mercadeo, al menos el 94% de las instituciones cuentan con asignaturas orientadas a estos campos de aplicación (esta información detallada se encuentra en el Apéndice A).

#### 4.2. Evolución del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia

Con el fin de analizar en retrospectiva los cambios que ha presentado el mercado laboral para los cargos asociados a la profesión de ingeniería industrial, se toma como base de información las ofertas de empleo tomadas de los portales El Empleo y Opción Empleo, por medio de web scrapping con el software Octoparse (la información fue extraída en octubre 2022 y en noviembre 2023); de esta extracción se obtuvieron alrededor de 4500 ofertas de empleo. Tras depurar la información, eliminando aquellas ofertas que se encontraban repetidas y aquellas que no contaban con ninguna información, se obtuvo una muestra de 714 ofertas de empleo, para las cuales se estructuró la información del cargo, funciones y habilidades, clasificándola en diferentes categorías, con el fin de organizar la información de tal forma que sea posible analizarla posteriormente por medio de un análisis de clústeres.

**Tabla 6**

*Categorías para la clasificación de la información*

NIVEL		ÁREA		FUNCIONES		HABILIDADES	
1	Analista junior	1	Calidad	1	Operativa	1	Manejo de software
2	Analista	2	Comercial	2	Táctica	2	Habilidades blandas
3	Analista senior	3	Control interno	3	Estratégica	3	Habilidades sociales y comunicativas
4	Analista experto	4	Dirección			4	Habilidades profesionales
5	Asesor	5	Docencia			5	Idiomas
6	Asistente	6	Finanzas				
7	Auditor	7	Gestión				
8	Auxiliar	8	Logística				
9	Auxiliar II	9	Métodos cuantitativos				
10	Comprador	10	Procesos				
11	Comprador senior	11	Producción				

12	Controller	12	Sistemas y gestión de información		
13	Consultor	13	Talento humano		
14	Consultor senior	14	Todas		
15	Coordinador, líder o supervisor				
16	Líder regional o nacional				
17	Coordinador junior				
18	Jefe				
19	Ingeniero o profesional				
20	Profesional senior o especialista				
21	Profesional experto				
22	Vendedor				
23	Verificador				
24	Subgerente				
25	Director				
26	Administrador				
27	Ejecutivo				
28	Gerente				
29	Docente				

Por otro lado, para la información de periodos pasados se recurrió a la información reportada por el Servicio Nacional de Aprendizaje – SENA en la Clasificación Nacional de Ocupaciones. Para efectos de la investigación se tomaron las clasificaciones de los años 1970, 2007, 2014 y 2019, con el fin de abordar diferentes periodos de tiempo y, de este modo, realizar la comparación. De estas clasificaciones se seleccionaron aquellos cargos que aplicaban a la ingeniería industrial y se estructuró la información bajo el mismo esquema que se empleó para las ofertas de empleo (ver Apéndice B). Es importante aclarar que la información correspondiente a habilidades o conocimientos específicos sólo fue incluida en la CNO desde 2019, por lo que para los reportes de los años anteriores no se cuenta con estos datos.

En la Tabla 7, se presenta un resumen de lo que se evidenció en el análisis descriptivo.

**Tabla 7**  
*Análisis descriptivo preliminar - Evolución*

	<b>CNO 1970</b>	<b>CNO 2007</b>	<b>CNO 2014</b>
<b>Cargos</b>	Se evidencian tan solo 17 cargos que guardan relación con la ingeniería industrial.	Se evidencian 49 cargos relacionados con ingeniería industrial.	Se evidencian 53 cargos asociados a la profesión de ingeniería industrial.

<b>Áreas</b>	Entre las áreas de desempeño asociadas se encuentran principalmente el área comercial y de procesos.	Se cuenta con una mayor variedad en las áreas de desempeño, destacando las siguientes: Comercial, Gestión, Logística, Dirección, Talento Humano y Producción.	Si bien se mantiene la variedad en los campos de desempeño, empiezan a aparecer áreas que antes no eran tan relevantes. Las áreas que figuran con mayor frecuencia son: Comercial, Finanzas, Gestión, Talento Humano, Logística, Producción y Calidad.
<b>Funciones</b>	En general se destacan en mayor medida las funciones operativas y tácticas con un 38% y 60%, respectivamente. Las funciones de tipo estratégicas representan un porcentaje menor a nivel general, sin embargo, su presencia incrementa en los cargos gerenciales.	Se cuenta con una menor cantidad promedio de funciones operativas (45%) y un incremento en la participación de las funciones tácticas y estratégicas (46% y 9%). Los cargos gerenciales son los que exhiben un menor porcentaje de tareas operativas, mientras que en los auxiliares son este tipo de funciones las que más se realizan, seguidos de los auditores.	Se mantienen los porcentajes de participación tanto a nivel general, 45% las operativas, 46% las tácticas y 9% las estratégicas. Asimismo, siguen siendo los auxiliares y auditores cuyas funciones operativas representan más del 70%, mientras que para los gerentes y directores es de tan solo 9%.
	<b>CNO 2019</b>	<b>Ofertas de Empleo</b>	
<b>Cargos</b>	Se evidencian 61 cargos que guardan relación con la ingeniería industrial.	Se evidencian 216 diferentes cargos que se encuentran asociados con el desempeño de la ingeniería industrial, mostrando una mayor variedad respecto a la CNO y reflejando la multiplicidad de formas en las que en ocasiones suele llamarse a un mismo cargo en diferentes empresas (incluyendo las jerarquías para un mismo nivel de cargo).	
<b>Áreas</b>	Entre las principales áreas de acción se encuentran las siguientes: Finanzas, Comercial, Logística, Gestión, Talento Humano y Producción.	Las principales áreas a las que se orientan son las correspondientes a Comercial, Logística, Producción, Gestión, Talento Humano y Finanzas. Es importante considerar que esta información podría estar sesgada por la rotación que pueden llegar a tener los cargos de las 3 primeras áreas (ya que suelen ser cargos bastante operativos).	
<b>Funciones</b>	Se evidencia una gran concentración de actividades operativas en los perfiles de auxiliares y asistentes (superior al 80%), así mismo, siguen destacando las funciones estratégicas especialmente en cargos directivos y los cargos de nivel profesional mantienen sus funciones principalmente en el aspecto táctico.	Al contemplarse numerosos cargos de carácter principalmente operativo como los analistas junior, vendedor y comprador, el porcentaje correspondiente a funciones operativas es el 52%, funciones tácticas 42% y a funciones estratégicas 6%.	

<p><b>Habilidades</b></p>	<p>Según esta clasificación, las habilidades que se requieren para el desempeño de estos cargos son principalmente habilidades blandas, comunicativas y conocimientos técnicos, estando un poco rezagado con un 3.4% y un 7.8% el manejo de software y de un segundo idioma.</p>	<p>A diferencia de la CNO, en las ofertas de empleo, la habilidad que más se aprecia es el manejo de software (habilidades tecnológicas) con un 50%, seguido de las habilidades blandas con un 21% e idiomas con un 14%.</p>
---------------------------	--	--

Por otra parte, con el fin de tener un mayor detalle de estos roles identificados en cada fuente, se construyen nubes de palabras por medio de Power BI que permitan detectar mayores detalles de la información. En primer lugar, se construyen las nubes de palabras para los cargos, donde como se evidencia en la Figura 9.

**Figura 9**  
Nubes de palabras - Cargos



En estas nubes, además de identificar cómo se incrementa la variabilidad en cargos conforme pasa el tiempo, se visualiza como poco a poco van apareciendo nuevos cargos dentro

de la jerarquía como analistas, supervisores, coordinadores y consultores, y cómo se hacen presentes los múltiples campos de acción en los que en la actualidad se orienta la ingeniería industrial, esto ocurre debido en gran medida a que los cargos en Colombia son concebidos bajo un enfoque de especialización. Es relevante mencionar que, si bien dentro de la información de ofertas de empleo no destacan términos como gerencia, se puede deber a que estos son cargos de poca rotación dentro de las empresas.

Lo identificado en las nubes de palabras se confirma al revisar las frecuencias relativas por tipo de cargo en cada una de las fuentes de datos, como se observa en la Tabla 8.

**Tabla 8**  
*Frecuencias relativas - Cargos*

<b>Cargo</b>	<b>CNO1970</b>	<b>CNO2007</b>	<b>CNO2014</b>	<b>CNO2019</b>	<b>OEN</b>
Analista	11.76%	10.20%	9.43%	9.84%	29.05%
Asistente	0.00%	8.16%	7.55%	11.48%	4.90%
Auxiliar	17.65%	26.53%	24.53%	21.31%	5.24%
Coordinador, líder o supervisor	5.88%	4.08%	15.09%	13.11%	24.32%
Jefe	5.88%	6.12%	0.00%	0.00%	7.26%
Ingeniero o profesional	17.65%	6.12%	9.43%	8.20%	12.50%
Director	35.29%	2.04%	7.55%	8.20%	3.72%
Gerente	5.88%	28.57%	20.75%	21.31%	1.01%
Otros cargos	0.00%	8.16%	5.66%	6.56%	11.99%
<b>Total general</b>	<b>100.00%</b>	<b>100.00%</b>	<b>100.00%</b>	<b>100.00%</b>	<b>100.00%</b>

Con relación a las funciones, se presentan en la Figura 10 las distintas nubes de palabras, donde en la clasificación de 1970 resaltan términos como personal, producción, operaciones y métodos, para los años 2007 y 2014 se mantiene la relación con personal y empiezan a destacar palabras como preparar y políticas, y en 2019 y las ofertas de empleo si bien sobresalen algunas palabras, la heterogeneidad es mucho más notoria.



Figura 11, donde desde la CNO de 2019 los términos que prevalecen son comunicación y gestión, indicando un papel importante por parte de las habilidades blandas y comunicativas, mientras que desde las ofertas de empleo los términos que más resaltan son análisis y diferentes tipos de software como Office, AutoCAD, CRM y Excel, demostrando así que bajo el panorama actual, donde el uso de herramientas tecnológicas es primordial para el desarrollo de las actividades laborales, el manejo de diferentes programas debe ser un aliado que permita realizar análisis más profundos y complejos.

**Figura 11**  
*Nubes de palabras - Habilidades*



#### 4.2.1. Clustering

Con el propósito de identificar similitudes entre los diferentes cargos a lo largo del tiempo, y agrupaciones según el tipo de funciones que realizan, se elaboró un análisis de clúster de tipo jerárquico, en el cual las variables involucradas fueron el nivel de cargo (codificado a partir de variables binarias) y el tipo de funciones (de tipo numérico). La cantidad de clústeres fue elegida con base en la medida de nivel de semejanza, seleccionando la cantidad de clústeres donde el nivel de semejanza fuera igual o superior a 70 para el caso de las bases de datos del CNO e igual o

superior a 50 en el caso de las ofertas de empleo, esto con el fin de contar con una cantidad de clústeres reducida, pero con un nivel de semejanza que permitiera realizar una adecuada caracterización de los mismos. El clúster asignado a cada cargo, de cada base de datos, se encuentra en la hoja “Consolidado” del Apéndice B.

En la Tabla 10 se encuentra la caracterización de los clústeres resultantes de cada base de datos.

**Tabla 10**

*Caracterización clústeres*

Base	Cant. Clúster	Caracterización
CNO 1970	4	C1 – Cargos de nivel profesional, del área de procesos cuyas funciones son tácticas. C2 – Cargos de nivel directivo que desempeñan algunas funciones estratégicas. C3 – Cargos de nivel auxiliar y analista, cuyas funciones son completamente operativas. C4 – Cargos cuyas funciones se encuentran equilibradas entre operativas y tácticas.
CNO 2007	5	C1 – Cargos principalmente directivos, cuyas funciones son en mayor medida tácticas y estratégicas. C2 – Cargos de jefatura y análisis cuyo desempeño se centra en el ámbito de lo táctico. C3 – Cargo cuyas funciones son completamente operativas. C4 – Cargos en su mayoría de nivel asistente, cuyas funciones operativas representan alrededor del 60% y las tácticas el 38%. C5 – Cargos principalmente de auxiliar, cuyas funciones son en su mayoría operativas con un porcentaje mínimo de tácticas.
CNO 2014	5	C1 – Cargos de nivel directivo que desempeñan funciones tácticas y estratégicas. C2 – Cargos en mayor medida de liderazgo con funciones tácticas que abarcan alrededor del 60%. C3 – Cargos cuyas funciones se concentran principalmente en el nivel táctico. C4 – Cargos que desempeñan sus funciones distribuidas entre lo táctico y operativo, con un 64% y 33% en promedio, respectivamente, C5 – Cargos de nivel auxiliar cuyas funciones son casi en su totalidad operativas.

CNO 2019	4	<p>C1 – Cargos de nivel directivo que desempeñan funciones tácticas y estratégicas.</p> <p>C2 – Cargos con diferentes niveles de liderazgo que se destacan por realizar funciones principalmente tácticas.</p> <p>C3 – Cargos cuyo desempeño está distribuido aproximadamente en un 50/50 entre lo operativo y lo táctico.</p> <p>C4 – Cargos de auxiliares y asistentes con funciones en su mayor parte operativas.</p>
OFERTAS DE EMPLEO	6	<p>C1 – Cargos que, si bien tienen un alto nivel de liderazgo, sus funciones se encuentran distribuidas alrededor del 50/50 entre lo táctico y lo operativo.</p> <p>C2 – Cargos principalmente de nivel analista y profesional, centrados en el área comercial y de logística, con funciones mayormente operativas.</p> <p>C3 – Cargos de nivel profesional con funciones enfocadas en lo táctico.</p> <p>C4 – Cargos que, si bien no son de nivel directivo, cuentan con un alto componente estratégico en sus funciones.</p> <p>C5 – Cargos sin información respecto a las funciones.</p> <p>C6 – Cargos de nivel analista, pero con un muy alto porcentaje de funciones estratégicas.</p>

### 4.3. Posibles escenarios futuros de desempeño del ingeniero industrial colombiano

#### 4.3.1. Aproximación a partir de ofertas de empleo internacionales

Partiendo del supuesto de que analizar el mercado laboral de países que tienen desarrollos tecnológicos mayores a los de Colombia, puede ser un indicador de lo que sería el mercado laboral del país cuando alcance dichos niveles de tecnología, se realizó web scrapping de ofertas de empleo internacionales para ingenieros industriales en el portal Indeed, empleando la herramienta Octoparse.

Las ofertas de empleo extraídas se depuraron verificando que correspondieran a ofertas para ingenieros industriales y presentaran información con relación a las funciones y habilidades, obteniendo así un total de 160 ofertas de empleo correspondientes a empresas ubicadas en Estados Unidos, Canadá y Alemania. Después, de la información contenida en estas, se tabuló la



### 4.3.2. Susceptibilidad a la automatización

#### 4.3.2.1. Modelos y variables empleados en la literatura

Para realizar la búsqueda se seleccionó como base de datos a Google Scholar, debido a la amplia cantidad de repositorios que logra agrupar y su facilidad en el acceso, y se planteó la siguiente ecuación de búsqueda: (*"labour market" OR employment OR jobs*) AND *tasks AND impact AND (automation OR technology OR digitization OR computerisation)*.

Los documentos obtenidos como resultado de la ecuación de búsqueda se revisaron en su título y resumen, seleccionando únicamente a aquellos cuyo objetivo fuera estimar la susceptibilidad de una tarea a la automatización, de los cuales se encontraron 13 artículos, que se presentan en la Tabla 11.

**Tabla 11**

*Artículos seleccionados*

ID	TÍTULO	AUTORES
1	A Comprehensive Taxonomy of Tasks for Assessing the Impact of New Technologies on Work	Fernández Macías, Enrique y Bisello, Martina
2	A future that works – McKinsey	Manyijka, James
3	Automatización y empleo en Uruguay	Aboal, Diego; López, Andrés; Maurizio, Roxana y Queraltó, Paz
4	Changes in workplace tasks in Germany—evaluating skill and task measures	Rohrbach-Schmidt, Daniela y Tiemann, Michael
5	Information technology and employment: The impact of job tasks and worker skills	Peng, Gang; Wang, Ying y Han, Guohong
6	Measuring the Occupational Impact of AI Tasks, Cognitive Abilities and AI Benchmarks	Tolan, Songül; Pesole, Annarosa; Martínez, Fernando; Fernández, Enrique; Hernández, José y Gómez, Emilia
7	New tasks in old jobs: Drivers of change and implications for job quality	Eurofound
8	Qualitative and quantitative approach to assess the potential for automating administrative tasks in general practice	Willis, Matthew; Duckworth, Paul; Coulter, Angela; Meyer, Eric y Osborne, Michael
9	Tasks and skills in European labour markets	Górka, Szymon; Hardy, Wojciech; Keister, Roma y Lewandowski, Piotr
10	The future of employment: How susceptible are jobs to computerization?	Frey, Carl Benedikt y Osborne, Michael
11	The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries	Arntz, Melanie; Gregory, Terry y Zierahn, Ulrich



2	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X
3			X	X	X	X	X	X	X		X		
4	X			X	X		X	X	X			X	
5			X	X				X					
6	X			X	X	X	X	X	X	X	X		X
7	X			X	X	X	X	X	X	X	X		X
8	X	X	X	X	X		X	X	X		X		
9			X	X	X	X	X	X			X		
10				X							X		
11				X							X		
12				X		X	X	X	X	X		X	X
13	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X		X

**Tabla 14**

*Variables para estimar la susceptibilidad (Social y Métodos/Herramientas)*

ID	Social					Métodos/Herramientas			
	Servir	Enseñar o capacitar	Vender o negociar	Administrar o dirigir	Cuidar	Autonomía	Trabajo en equipo	Repetitivo	Uso de herramientas tecnológicas
1	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2				X			X		
3		X		X			X	X	
4		X	X	X	X				
5				X					
6	X	X	X	X	X	X	X	X	X
7	X	X	X	X	X	X	X	X	X
8		X		X		X	X	X	
9		X		X			X	X	
10	X		X		X				
11	X		X		X				
12		X	X	X			X		X
13			X	X		X	X	X	X

De estas variables, las que se emplean con mayor frecuencia son las asociadas a: la motricidad fina, orientación espacial, procesamiento de información estructurada, creatividad, búsqueda de información, trabajo en equipo y administrar o dirigir. Estas variables permiten de cierto modo identificar si una tarea es rutinaria o si tiene un mayor componente analítico o social, lo cual es coherente con lo planteado por autores como Autor et al. (2003); Peng et al. (2018); Cirillo et al. (2020); Ni y Obashi (2021) y Décieux y Mergener (2021), quienes concuerdan en que

las tareas que implican un alto nivel de rutina son fácilmente automatizables, contrario a las tareas basadas en el conocimiento y que requieren un alto nivel de análisis.

#### 4.3.2.2. Estimación del modelo

Considerando lo identificado en los diferentes artículos, se construyó un cuestionario como elemento para la recolección de información que permitiera de forma preliminar identificar si en el caso de la ingeniería industrial, estas variables influyen en la probabilidad de automatización de las tareas o no. El cuestionario elaborado se puede visualizar en el Apéndice D.

El instrumento fue aplicado, por muestreo no probabilístico, a ingenieros industriales graduados en Colombia. De este cuestionario se recolectó información de 320 funciones, donde cada una de ella fue valorada de 1 a 5 por las personas a las que se aplicó el instrumento en los siguientes atributos: V1 - Destreza manual, V2 - Fuerza, V3 - Análisis de información estructurada (bases de datos), V4 - Análisis de información no estructurada, V5 - Resolución de problemas, V6 - Creatividad, V7 - Administrar, V8 - Capacitar, V9 - Planear, V10 - Trabajo en equipo, V11 - Trabajo repetitivo y V12 - Uso de herramientas tecnológicas.

Asimismo, considerando que se trata de un autoreporte y que la persona involucrada ha desempeñado dicha tarea, se solicitaba indicar si desde la perspectiva propia consideraban que la tarea en mención es posible automatizarla o no.

En la Tabla 15 se presentan las medidas de análisis descriptivo para cada una de las variables, donde se evidencia que, para las dos primeras variables, que están relacionadas con el aspecto físico, la puntuación promedio y su desviación estándar es baja, mostrando una muy poca presencia de este componente en las funciones desarrolladas por ingenieros industriales, mientras

que las demás se encuentran presentes en mayor medida al contar con promedios. La tabulación de los datos recolectados en la encuesta puede ser visualizada en el Apéndice E.

**Tabla 15.**  
*Estadísticas descriptivas – Resultados cuestionario*

<b>Variable</b>	<b>Mín.</b>	<b>Máx.</b>	<b>Prom.</b>	<b>Moda</b>	<b>Desv. Est.</b>
Destreza manual	1.0	2.0	1.2	1.0	0.4
Fuerza	1.0	4.0	1.1	1.0	0.3
Análisis de información estructurada	1.0	5.0	3.4	5.0	1.5
Análisis de información no estructurada	1.0	5.0	3.8	5.0	1.5
Resolución de problemas	1.0	5.0	3.8	5.0	1.5
Creatividad	1.0	5.0	3.7	5.0	1.5
Administrar	1.0	5.0	3.6	5.0	1.5
Capacitar	1.0	5.0	3.5	5.0	1.7
Planear	1.0	5.0	3.8	5.0	1.5
Trabajo en equipo	1.0	5.0	3.7	5.0	1.6
Trabajo repetitivo	1.0	5.0	3.3	5.0	1.5
Uso de herramientas tecnológicas	1.0	5.0	4.0	5.0	1.3

Con esta información, se construyó un modelo de regresión logística el cual presenta un ajuste R<sup>2</sup> del 26.77%. En la Tabla 16 se muestran los resultados del modelo.

**Tabla 16**  
*Resultados modelo de regresión logística*

<b>Término</b>	<b>Coef</b>	<b>Valor Z</b>	<b>Valor p</b>
Constante	-3.442	-3.81	0.000
V1	-1.073	-3.01	0.003
V2	0.008	0.02	0.983
V3	0.391	2.84	0.005
V4	-0.091	-0.63	0.527
V5	-0.218	-1.39	0.165
V6	-0.316	-2.22	0.026
V7	-0.152	-1.02	0.309
V8	-0.147	-1.21	0.225
V9	0.310	1.81	0.070

V10	0.233	1.59	0.111
V11	0.817	6.59	0.000
V12	0.328	1.92	0.055

Del resultado del ajuste del modelo, se observa que para un valor de significancia del 5% se encuentran 4 variables cuyo efecto sobre la variable independiente (probabilidad de automatización) es significativo, estas variables son: 1) La destreza manual y la creatividad, cuyo efecto es inverso (siendo mayor el efecto de la variable destreza manual), es decir, entre más alta sea la presencia de estos componentes en las funciones del ingeniero industrial menor es la probabilidad de que sean automatizadas, y 2) Análisis de información estructurada y trabajo repetitivo, cuyo efecto es directo (siendo mayor el efecto de la variable trabajo repetitivo), es decir, entre más presente se encuentren estos componentes en las funciones desarrolladas por el ingeniero industrial, mayor será la probabilidad de que sean automatizadas.

#### 4.4. Juicio de expertos

Como parte de la metodología para validar los resultados obtenidos se realizó validación por juicio de expertos, donde se compartieron los resultados presentados en las secciones 5.2 y 5.3 a: 1 ingeniera industrial especializada en analítica de datos, 1 ingeniero industrial con experiencia en talento humano y 1 ingeniera industrial con experiencias en diferentes áreas, todos con más de 20 años de experiencia, quienes diligenciaron una encuesta (Apéndice F) con su percepción sobre los resultados y los comentarios recibidos mencionaban lo siguiente:

1. Los resultados presentados son coherentes con lo que han podido evidenciar durante su desempeño profesional.
2. Si bien actualmente aún existen muchos cargos de nivel auxiliar o analista, dados los avances tecnológicos, especialmente en herramientas para generación de informes, los

profesionales requerirán cada vez más de capacitación complementaria en el aspecto tecnológico para no caer en la obsolescencia.

3. Si bien hay funciones que actualmente se soportan bastante en herramientas de sistemas, la ingeniería industrial cuenta con un componente analítico importante que es el que ha permitido abarcar diferentes áreas y niveles de desempeño.

## **5. Discusión de los resultados**

En este capítulo se analiza cómo los resultados obtenidos se relacionan con los objetivos de la investigación, así como con la literatura revisada.

### **5.1. Campos de aplicación y susceptibilidad a la automatización**

La revisión realizada permitió identificar la variedad de los campos de aplicación de la ingeniería industrial, que abarcan desde áreas tradicionales como manufactura y logística hasta otras áreas emergentes como la sostenibilidad y el análisis de datos (Alkahtani et al., 2018; Bilge y Severengiz, 2019). Este hallazgo es coherente con el enfoque interaccionista de la teoría de las profesiones, el cual plantea que las profesiones se reconfiguran continuamente frente a los cambios del entorno (Urteaga, 2008).

Por otro lado, los modelos y variables utilizados para estimar la susceptibilidad de una tarea a la automatización revelan que las tareas relacionadas con la creatividad, la interacción social y la toma de decisiones tienen menor probabilidad de ser automatizadas (Frey y Osborne, 2017; Arntz et al., 2016), lo cual es consistente con los resultados del modelo de regresión logística planteado bajo el cual se encontró un efecto inverso de las variables destreza manual y creatividad, y directo de las variables análisis de información estructurada y trabajo repetitivo, con un nivel de significancia del 5%.

Esto sugiere que la permanencia de la ingeniería industrial como profesión dependerá de su capacidad de adaptación a los avances tecnológicos y cambios del entorno, el cual es un principio central en el enfoque neoweberiano de la teoría de las profesiones, que destaca el equilibrio entre cambio y continuidad en las profesiones (Monteiro, 2014).

## **5.2. Cambios en cargos, funciones y habilidades en los últimos 30 años**

El análisis de los cambios en el mercado laboral colombiano en las últimas tres décadas muestra un incremento en la diversidad de cargos y áreas de desempeño para los ingenieros industriales. Además, las habilidades más demandadas han evolucionado. Si bien las competencias técnicas, como el manejo de software (AutoCAD, Excel, CRM), son esenciales, las habilidades blandas y comunicativas se posicionan como clave para roles de liderazgo y toma de decisiones (Fareri et al., 2020; Peng et al., 2018).

Esta multidisciplinariedad coincide con la idea de que las profesiones deben incorporar nuevas capacidades para garantizar su relevancia en un mercado cambiante (Abbott, 1988), coincidiendo con el enfoque neoweberiano, ya que la ingeniería industrial en Colombia si bien sigue vigente como profesión ha adaptado su perfil profesional para responder a las demandas del mercado laboral, integrando aspectos administrativos y tecnológicos que le permiten mantenerse vigente (Bilge y Severengiz, 2019).

## **5.3. Escenarios futuros del ingeniero industrial en Colombia**

El análisis de ofertas internacionales sugiere que, en el futuro, los ingenieros industriales colombianos podrían adoptar roles más transversales, alineados con la optimización de procesos y la gestión de proyectos, para lo cual es necesario que las distintas competencias, habilidades y temáticas se interrelacionen entre sí dentro de los planes de estudios de las universidades con el fin

de garantizar esta transversalidad. Países como Estados Unidos, Canadá y Alemania destacan por una menor orientación hacia la especialización en los cargos, lo que indica la necesidad de preparar a los profesionales de ingeniería industrial para desempeñarse en contextos más integrados y multidisciplinarios.

Desde la perspectiva de la teoría de las profesiones, esto implica una transición hacia un modelo profesional basado en la flexibilidad, la innovación y la capacidad de gestionar complejidades en diferentes sectores.

#### **5.4. Implicaciones y recomendaciones**

Los resultados destacan la necesidad de que las instituciones académicas adapten sus planes de estudios para incorporar habilidades en tecnologías emergentes, como inteligencia artificial, análisis de datos y sostenibilidad. Asimismo, se recomienda que las empresas y profesionales inviertan en programas de capacitación continua para así garantizar la competitividad en un mercado que se encuentra en constante cambio.

De igual manera, la información de la presente investigación podría ser un recurso valioso para las universidades dentro de sus planes de acreditación y reformas curriculares.

La realización de este proyecto suscitó interés en la comunidad científica generando así diferentes productos de investigación asociados, los cuales fueron:

#### **TRABAJOS DE GRADO - PREGRADO**

- Análisis de la relevancia de las áreas de conocimiento de la ingeniería industrial en el mercado laboral. Una aproximación a partir de información de bases de datos ocupacionales y ofertas laborales. Persona orientada: Astrid Carolina Revelo (2022).

- Identificación de cambios estructurales en la economía colombiana. Persona orientada: Saray Lizeth Rueda Rojas (2022).
- Evaluación del programa de pregrado de Ingeniería Industrial de la Universidad Industrial de Santander, en contraste con otras universidades nacionales e internacionales. Persona orientada: Angie Fernanda Lancheros (2023).

### **PONENCIAS**

- Impacto de la automatización en el mercado laboral a nivel de tareas: Una meta síntesis. (Abril de 2022, México). Congreso Internacional de Investigación e Innovación.
- Perfil laboral del ingeniero industrial en Colombia. Un análisis a partir de ofertas de empleo. (Mayo de 2022, Costa Rica). 33 Global Conference on Business and Finance.
- La brecha entre la industria y la academia. Una revisión de literatura. (Best in session). (Mayo de 2022, Costa Rica). 33 Global Conference on Business and Finance.
- Análisis de los criterios de evaluación de los principales rankings universitarios. (Mayo de 2022, Costa Rica). 33 Global Conference on Business and Finance.
- Identificación de cambios estructurales en la economía colombiana. (Octubre de 2022, Barcelona). II Congreso Internacional de Investigación en Contabilidad y Empresa.

### **5.5. Limitaciones y futuras líneas de investigación**

Una limitación importante de este estudio fue la disponibilidad limitada de información detallada a nivel de funciones y habilidades. Además, aunque se identificaron tendencias en el mercado laboral colombiano, sería valioso realizar análisis comparativos con otros países de la región para validar los hallazgos. De igual forma, se hace énfasis en la limitación de los

cuestionarios empleados, los cuales debido a su diseño abierto hicieron que la motivación a participar en el estudio sea baja.

Futuros estudios podrían también explorar con mayor profundidad el impacto de la automatización a partir de otras fuentes de datos. Asimismo, es recomendable dentro de los análisis de susceptibilidad a la automatización incorporar profesionales relacionados con áreas de sistemas y automatización que puedan reducir el sesgo de las valoraciones autoreportadas por los encuestados al momento de indicar si consideran o no que una determinada función puede ser automatizada.

## 6. Conclusiones

Este trabajo se orientó como una alternativa exploratoria y descriptiva que permitiera obtener información sobre el comportamiento del mercado laboral de la ingeniería industrial en Colombia. En primer lugar, con la revisión de literatura se evidenció la existencia de diversos autores interesados en la temática quienes abordan a las profesiones en búsqueda de cambios o variaciones generadas principalmente por la automatización, identificando así teorías como el funcionalismo, interaccionismo y el neoweberianismo quienes tienen diferentes posturas respecto al estado cambiante de las profesiones.

En este sentido, con el fin de verificar cuál teoría aplica a la ingeniería industrial, se realizó un análisis del mercado laboral de esta profesión en Colombia en diferentes puntos de la historia (1970, 2007, 2014, 2019 y actualidad), a partir del cual se detectó que con el paso de los años se encuentra una mayor multidisciplinariedad en cuanto a los campos de acción de la ingeniería industrial, que estos profesionales se pueden desempeñar en muchos cargos de diversos niveles jerárquicos, asimismo en cuanto a las habilidades se destaca el componente analítico como complemento de las diferentes herramientas informáticas, respaldando de este modo la teoría del neoweberianismo, al ser la ingeniería industrial una profesión que con los cambios políticos, económicos y sobre todo tecnológicos, se ha ido adaptando sin perder de todo su esencia que es el mejoramiento y optimización de procesos.

De igual forma, en la búsqueda de generar un análisis anticipado de lo que podría llegar a esperarse para esta profesión con los cambios y nuevas herramientas que cada vez surgen con mayor rapidez, se analizaron ofertas de empleo internacionales de Estados Unidos, Canadá y Alemania, evidenciando que se cuenta con una menor cantidad de cargos al tener una menor

orientación hacia la especialización y que, a pesar de los avances tecnológicos superiores a Colombia con los que cuentan, se sigue manteniendo la necesidad de la ingeniería industrial como profesión orientada a organizar y mejorar todo tipo de procesos. Y de la misma manera, a partir de un modelo preliminar para la estimación de la automatización de las tareas, se resalta el hecho de que, en efecto, tal como se mencionaba en la revisión de literatura, las tareas rutinarias se perciben como las que tienen una mayor posibilidad de ser automatizadas.

**Referencias bibliográficas**

- Aboal, D., López, A., Maurizio, R., & Queraltó, P. (2021). Automation and employment in uruguay. *Desarrollo y Sociedad*, 33–72. <https://doi.org/10.13043/DYS.87.2>
- Al-Hudhaif, S., & Nalband, N. A. (2012). The impact of information technology on employment of women in Saudi Arabia. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 40(2), 172–177.
- Alkahtani, M., El-Sherbeeney, A., Noman, M., Abdullah, F., & Choudhary, A. (2018). Trends in industrial engineering and the Saudi vision 2030. *IISE Annual Conference and Expo 2018*, 1783–1788.
- Álvarez Monzoncillo, J. M., Suárez Bilbao, F., & De Haro, G. (2016). Challenges and considerations on the new labor market in the media industry. *El Profesional de La Información*, 25(2), 262–271. <https://doi.org/10.3145/epi.2016.mar.13>
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries : A Comparative. In *OECD Social, Employment, and Migration Working Papers* (No. 189). <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Autor, D. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Autor, D., Levy, F., & Murnane, R. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>

- Banco de la República. (2021). Moderada recuperación del las vacantes en oficios automatizables durante la pandemia. *Reportes Del Mercado Laboral*, 18.
- Barbieri, L., Vivarelli, M., Barbieri, L., & Vivarelli, M. (2019). Testing the Employment Impact of Automation , Robots and AI : A Survey and Some Methodological Issues. *IZA - Institute of Labour Economics*, 12612.
- Behaghel, L., & Moschion, J. (2016). IT-Based Technical Change and Job Instability. *Scandinavian Journal of Economics*, 118(1), 79–104. <https://doi.org/10.1111/sjoe.12129>
- Bilge, P., & Severengiz, M. (2019). Analysis of industrial engineering qualification for the job market. *Procedia Manufacturing*, 33, 725–731. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.04.091>
- Bogliacino, F., Piva, M., & Vivarelli, M. (2014). Technology and employment: The job creation effect of business R & D. In *Rivista Internazionale di Scienze Sociali* (Issue 3). <https://doi.org/10.1400/228563>
- Borodin, A., & Gotlieb, C. C. (1972). Computers and Employment. *Communications of the ACM*, 15(7), 695–702. <https://doi.org/10.1145/361454.361530>
- Calvino, F., & Virgillito, M. E. (2018). The innovation-employment nexus: A critical survey of theory and empirics. *Journal of Economic Surveys*, 32(1), 83–117. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/joes.12190>
- Cardullo, M., & Ansal, H. (1997). Impact of technology on employment. *Innovation in Technology Management - The Key to Global Leadership, PICMET 1997: Portland International Conference on Management and Technology*, August, 45–48.

<https://doi.org/10.1109/PICMET.1997.653243>

Cejas, M., Vasquez, G., Chirinos, N., Hernandez, G., Sandoval, L., Anzola, B., & Lozada, A.

(2017). *Administración de recursos humanos. La arquitectura estratégica de las organizaciones* (E. Espe (ed.)).

Chapple, K. (2006). Networks to nerdistan: The role of labor market intermediaries in the entry-level IT labor Market. *International Journal of Urban and Regional Research*, 548–563.

<https://doi.org/10.1111/j.1468-2427.2006.00674.x>

Cirillo, V., Evangelista, R., Guarascio, D., & Sostero, M. (2020). Digitalization, routineness and employment: An exploration on Italian task-based data. *Research Policy*.

<https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104079>

Clifton, J., Glasmeier, A., & Gray, M. (2020). When machines think for us: The consequences for work and place. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13, 3–23.

<https://doi.org/10.1093/cjres/rsaa004>

Correia Simoes, A., Coelho Rodrigues, J., & Neto, P. (2020). The impact of Industry 4.0 on work: A synthesis of the literature and reflection about the future. *Proceedings - 2020 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation*.

<https://doi.org/10.1109/ICE/ITMC49519.2020.9198443>

Dachs, B. (2019). *Munich Personal RePEc Archive The impact of new technologies on the labour market and the social economy* (No. 90519).

Décieux, J. P., & Mergener, A. (2021). German labor emigration in times of technological change: Occupational characteristics and geographical patterns. *Sustainability*

- (Switzerland), 13, 1–18. <https://doi.org/10.3390/su13031219>
- Decker, M., Fischer, M., & Ott, I. (2017). Service Robotics and Human Labor: A first technology assessment of substitution and cooperation. *Robotics and Autonomous Systems*, 87, 348–354. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2016.09.017>
- Dengler, K., & Matthes, B. (2018). The impacts of digital transformation on the labour market: Substitution potentials of occupations in Germany. *Technological Forecasting and Social Change*, 137, 304–316. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.09.024>
- Domini, G., Grazzi, M., Moschella, D., & Treibich, T. (2020). Threats and opportunities in the digital era: Automation spikes and employment dynamics. *Research Policy*, October. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104137>
- Estlund, C. (2018). What should we do after work? Automation and employment law. *Yale Law Journal*, 128, 254–326. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3007972>
- Eurofound. (2018). New tasks in old jobs: Drivers of change and implications for job quality. Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- Fareri, S., Fantoni, G., Chiarello, F., Coli, E., & Binda, A. (2020). Estimating Industry 4.0 impact on job profiles and skills using text mining. *Computers in Industry*, 118. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103222>
- Fernández Macías, E & Bisello, M. (2021). A Comprehensive Taxonomy of Tasks for Assessing the Impact of New Technologies on Work. *Social Indicators Research*. <https://doi.org/10.1007/s11205-021-02768-7>
- Flecker, J., & Meil, P. (2010). Organisational restructuring and emerging service value chains:

- Implications for work and employment. *Work, Employment and Society*, 24(4), 680–698.  
<https://doi.org/10.1177/0950017010380635>
- Frank, M. R., Sun, L., Cebrian, M., Youn, H., & Rahwan, I. (2017). Small cities face greater impact from automation. *ArXiv*.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280.  
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fu, X., Bao, Q., Xie, H., & Fu, X. (2021). Diffusion of industrial robotics and inclusive growth: Labour market evidence from cross country data. *Journal of Business Research*, 122, 670–684. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.05.051>
- Fukao, K., Miyagawa, T., Pyo, H. K., Rhee, K., & Takizawa, M. (2019). The impact of information and communications technology investment on employment in Japan and Korea. *Measuring Economic Growth and Productivity: Foundations, KLEMS Production Models, and Extensions, January*, 283–297. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-817596-5.00013-5>
- Gallie, D. (2018). New Technology and the Class Structure : The Blue-Collar / White-Collar Divide Revisited. *The British Journal of Sociolog*, 47(3), 447–473.
- Garrido, M., Sullivan, J., & Gordon, A. (2010). Understanding the links between ICT skills training and employability: An analytical framework. *ACM International Conference Proceeding Series*. <https://doi.org/10.1145/2369220.2369234>
- Gimlin, D., Rule, J., & Sievers, S. (2000). The Uneconomic Growth of Computing. *Sociological*

*Forum*, 15(3), 485–510.

Górka, S, Hardy, W, Keister, R & Lewandowski, W. (2017). Tasks and skills in European labour markets. IBM Research Report.

Grenčíková, A., & Vojtovič, S. (2017). Relationship of generations X, Y, Z with new communication technologies. *Problems and Perspectives in Management*, 15(2), 557–563. [https://doi.org/10.21511/ppm.15\(si\).2017.09](https://doi.org/10.21511/ppm.15(si).2017.09)

Guisan, M. C., & Aguayo, E. (2010). Second homes in the Spanish regions: Evolution in 2001-2007 and impact on tourism, GDP and employment. *Regional and Sectoral Economic Studies*, 10(2), 83–104.

Hacker, S. L. (1980). Automated and Automators: Human and Social Costs of Technological Change. *IFAC 3 Proceedings*, 13(11), 471–480. [https://doi.org/10.1016/s1474-6670\(17\)64469-0](https://doi.org/10.1016/s1474-6670(17)64469-0)

Hammershøj, L. G. (2019). The new division of labor between human and machine and its educational implications. *Technology in Society*, 59. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2019.05.006>

Institute of Industrial and Systems Engineers. (2021). *IISE Body of knowledge*. <https://www.iise.org/Details.aspx?id=43631>

Ivanov, S., Kuyumdzhev, M., & Webster, C. (2020). Automation fears: Drivers and solutions. *Technology in Society*, 63(April). <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101431>

Junaibi, R. Al, Omar, M., Aung, Z., Alibasic, A., Westerman, G., & Woon, W. L. (2019). Evaluating skills dimensions: Case study on occupational changes in the UAE.

*Proceedings of IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications, AICCSA, 2019-Novem.*

<https://doi.org/10.1109/AICCSA47632.2019.9035215>

Kamal Eldin, H. (1976). The future of Industrial Engineering an interdisciplinary integrated approach. *Sixth Cairo University International MDP Conference, January*, 491–494.

<https://doi.org/10.1016/B978-008042140-7/50044-5>

Kasparova, E. (2019). Digital skills and their development in the Czech Republic. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 7(2), 637–643. <https://doi.org/10.21533/pen.v7i2.522>

Kemeny, T., & Osman, T. (2018). The wider impacts of high-technology employment: Evidence from U.S. cities. *Research Policy*, 47(9), 1729–1740.

<https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.06.005>

Kergroach, S. (2017). Industry 4.0: New challenges and opportunities for the labour market.

*Foresight and STI Governance*, 11(4), 6–8. [https://doi.org/10.17323/2500-](https://doi.org/10.17323/2500-2597.2017.4.6.8)

[2597.2017.4.6.8](https://doi.org/10.17323/2500-2597.2017.4.6.8)

Koytak, E. (2020). Meslek Sosyolojisinde Teorik Yaklaşımlar. *Journal of Economy Culture and Society*, 1–27. <https://doi.org/10.26650/jecs2020-0010>

Lee, S. H., Park, S. G., Lee, C. K., & Lim, Y. (2020). Statistical analysis of the employment future for Korea. *Communications for Statistical Applications and Methods*, 27(4), 459–468. <https://doi.org/10.29220/CSAM.2020.27.4.459>

Leitao, P., Geraldés, C. A. S., Fernandes, F. P., & Badikyan, H. (2020). Analysis of the Workforce Skills for the Factories of the Future. *Proceedings - 2020 IEEE Conference on*

*Industrial Cyberphysical Systems, ICPS 2020*, 353–358.

<https://doi.org/10.1109/ICPS48405.2020.9274757>

Mañas Viniestra, L., & Jiménez Gómez, I. (2019). Evolución del perfil profesional del community manager durante la década 2009-2018. *El Profesional de La Información*, 28(4), 1–10.

Manyijka, J., Chui, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P., & Dewhurst, M. (2017). A Future That Woks: Automation, Emloyment, And Productivity. In *McKinsey Global Institution* (Issue January).

Marin Garcia, J., Garcia Sabater, J., Miralles, C., & Rodríguez Villalobos, A. (2008). Profile and competences of Spanish industrial engineers in the european higher education area (EHEA). *Journal of Industrial Engineering and Management*, 1(2), 269–284.  
<https://doi.org/10.3926/jiem.2008.v1n2.p269-284>

Marinoudi, V., Sørensen, C., Pearson, S., & Bochtis, D. (2019). Robotics and labour in agriculture. A context consideration. *Biosystems Engineering*, 184, 111–121.  
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.06.013>

Mesquita, A., Camarinha, A. P., Castro Lopes, F., & Malta, P. (2020). What Will the Future of Work Look like for IS Professionals? The Picture of Portugal. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 601, 341–358. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-64697-4\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-030-64697-4_25)

Monfared, Y. A., Benslimane, Y., & Yang, Z. (2019). Information Privacy Practices in Organizations: Activities, Knowledge and Skill Requirements for Information Technology Professionals. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and*

- Engineering Management, 2019-Decem*, 1001–1005.  
<https://doi.org/10.1109/IEEM.2018.8607336>
- Montealegre, R., & Cascio, W. (2017). Technology-driven changes in work and employment. *Communications of the ACM*, 60(12), 60–67. <https://doi.org/10.1145/3152422>
- Monteiro, A. R. (2014). *The Teaching Profession: Present and Future*.  
<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22051765>
- Nelson, J., Ahmad, A., Martin, N., & Litecky, C. (2007). A comparative study of IT/IS job skills and job definitions. *Proceedings of the 2007 ACM SIGMIS CPR Conference: The Global Information Technology Workforce*, 168–170. <https://doi.org/10.1145/1235000.1235038>
- Ni, B., & Obashi, A. (2021). Robotics technology and firm-level employment adjustment in Japan. *Japan and the World Economy*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2021.101054>
- Park, J, Kim, J & Lee, B. (2016). Which Tasks Will Technology Take? A New Systematic Methodology to Measure Task Automation. Thirty Seventh International Conference on Information Systems. Dublin.
- Peng, G., Wang, Y., & Han, G. (2018). Information technology and employment: The impact of job tasks and worker skills. *Journal of Industrial Relations*, 60(2), 201–223.  
<https://doi.org/10.1177/0022185617741924>
- Pfeiffer, S. (2018). The “future of employment” on the shop floor: Why production jobs are less susceptible to computerization than assumed. *International Journal for Research in Vocational Education and Training*, 5(3), 208–225.  
<https://doi.org/10.13152/IJRVET.5.3.4>

- Pham, Q. C., Madhavan, R., Righetti, L., Smart, W., & Chatila, R. (2018). The Impact of Robotics and Automation on Working Conditions and Employment. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 126–128. <https://doi.org/10.1109/MRA.2018.2822058>
- Qaiser, S., Yusoff, N., Ahmad, F. K., & Ali, R. (2020). Sentiment analysis of impact of technology on employment from text on twitter. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 14(7), 88–103. <https://doi.org/10.3991/IJIM.V14I07.10600>
- Rohrbach-Schmidt, D & Tiemann, Michael. (2013). Changes in workplace tasks in Germany—evaluating skill and task measures. *Journal for Labour Market Research*, 46. DOI 10.1007/s12651-013-0140-3.
- Rosholm, M., Røed, M., & Schøne, P. (2013). Are new work practices and new technologies biased against immigrant workers? *International Journal of Manpower*, 34(8), 995–1014. <https://doi.org/10.1108/IJM-07-2013-0178>
- Salama, P. (2018). Nuevas tecnologías: ¿bipolarización de empleos e ingresos del trabajo? *Problemas Del Desarrollo*, 195(49), 3–26. <https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2018.195.64825>
- Salaverría, R. (2016). Redefining the communicator. *Profesional de La Informacion*, 25(2), 163–167. <https://doi.org/10.3145/epi.2016.mar.02>
- Santandreu Mascarell, C., Canós Darós, L., & Pons Morera, C. (2011). Competencies and skills for future industrial engineers defined in Spanish degrees. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 4(1), 13–30. <https://doi.org/10.3926/jiem.2011.v4n1.p13>

- Thomson, K. (2013). Roles, Revenue, and Responsibilities: The Changing Nature of Being a Working Musician. *Work and Occupations*, 40(4), 514–525.  
<https://doi.org/10.1177/0730888413504208>
- Tolan, S, Pesole, A, Martínez-Plumed, F, Fernández-Macías, E, Hernández-Orallo, J & Gómez, E. (2021). Measuring the occupational impact of AI: tasks, cognitive abilities and AI benchmarks. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 71.
- Ure, O. B., & Skauge, T. (2019). Skills and employment under automation: Active adaptation at the local level. *International Journal for Research in Vocational Education and Training*, 6(3), 203–223. <https://doi.org/10.13152/IJRVET.6.3.1>
- Urteaga, E. (2008). Sociología de las profesiones. *Lan Herremanak*, 18, 169–198.
- Valenduc, G., & Vendramin, P. (2017). Digitalisation, between disruption and evolution. *Transfer*, 23(2), 121–134. <https://doi.org/10.1177/1024258917701379>
- Van Roy, V., Vértesy, D., & Vivarelli, M. (2018). Technology and employment: Mass unemployment or job creation? Empirical evidence from European patenting firms. *Research Policy*, 47(9), 1762–1776. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2018.06.008>
- Vermeulen, B., Kesselhut, J., Pyka, A., & Saviotti, P. P. (2018). The impact of automation on employment: Just the usual structural change? *Sustainability (Switzerland)*, 10, 1–27.  
<https://doi.org/10.3390/su10051661>
- Willis, M, Duckworth, P, Coulter, A, Meyer, E & Osborne, M. (2020). Qualitative and quantitative approach to assess the potential for automating administrative tasks in general practice. *BMJ Open*.

- Winberg, S. (2020). Towards Incorporating Industry 4.0 Practices and Hybridized Jobs within the Agricultural Sector. *Proceedings of 2020 IEEE 11th International Conference on Mechanical and Intelligent Manufacturing Technologies, ICMIMT 2020*, 207–212. <https://doi.org/10.1109/ICMIMT49010.2020.9041152>
- Yang, Y., Chen, T., & Sun, J. (2012). The impact of IT on job qualifications for librarians in the digital age and implications for LIS education. *Proceedings of 2012 International Symposium on Information Technologies in Medicine and Education, ITME 2012*, 1, 111–115. <https://doi.org/10.1109/ITiME.2012.6291260>
- Zambrano Vargas, S. M., & Alvarado Benavides, F. E. (2011). Surgimiento y evolución de la ingeniería industrial. *In Vestigium Ire*, 4, 19–28.
- Zhou, J. (2011). Manufacturing process skill systematization based on ontology technology. *Proceedings - 3rd International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, ICMTMA 2011*, 2, 496–499. <https://doi.org/10.1109/ICMTMA.2011.411>