



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería



“Modelo estadístico para la estimación de la probabilidad de empleabilidad de recién egresados de licenciaturas en Ingeniería Industrial y Manufactura”

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestría en Ingeniería de Calidad y Productividad

Presenta:

Ing. Alejandro Zapata Freeman

Dirigido por:

Dr. Edwin Geovanny Vergara Ayala

México, Querétaro, Qro. (Junio, 2026)

La presente obra está bajo la licencia:
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



CC BY-NC-ND 4.0 DEED

Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

Usted es libre de:

Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

Bajo los siguientes términos:



Atribución — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.



NoComercial — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



SinDerivadas — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

No hay restricciones adicionales — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

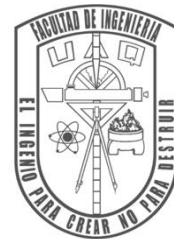
Avisos:

No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería



Maestría en Ingeniería de Calidad y Productividad

“Modelo estadístico para la estimación de la probabilidad de empleabilidad de recién egresados de licenciaturas en Ingeniería Industrial y Manufactura”

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestría en Ingeniería de Calidad y Productividad

Presenta:

Ing. Alejandro Zapata Freeman

Dirige:

Dr. Edwin Geovanny Vergara Ayala

Dr. Edwin Geovanny Vergara Ayala

Presidente

Dra. Magdalena Mendoza Sánchez

Secretaria

MAP. José Agustín Martínez Rodríguez

Vocal

Dr. Juan Carlos Jaúregui Correa

Suplente

Dr. Antonio Sierra Gutiérrez

Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.

Fecha de aprobación por el Consejo Universitario (Junio, 2026)

México

Dedicatoria

A mi madre María Alejandra Teresita Zapata Freeman, quien fue la responsable forjarme como la persona que soy actualmente, muchos de mis logros se los debo a ella entre los que se incluye este. Me formo con reglas y libertad, pero al final de cuentas, me motivo constantemente y siempre estuvo a mi lado a pesar de muchas dificultades encontradas en el camino para poder alcanzar todos y cada uno de mis anhelos.

A mis abuelitos, Primo Raul Zapata Rodriguez y Maria de Lourdes Freeman Aguilar, quienes a pesar de ya no lograr vivir este logro de manera presencial conmigo, fueron personas que siempre me impulsaron a seguir adelante, a no conformarme y a hacerme saber todo el potencial que ellos veían en mí. Esas palabras lograron hacerme sentir fuerte y capaz de ver la vida por delante y buscar perseguir mis sueños en cada momento, cueste lo que cueste.

Agradecimientos

A Dios, por haberme dado sabiduría y salud para poder llegar a este momento tan importante de mi vida.

A mi director de tesis, el Dr. Edwin Geovanny Vergara Ayala por su apoyo durante todo este camino lleno de nuevos retos y constantes aprendizajes. Sus conocimientos lograron permear en mi persona y que incrementara mi motivación para poder concluir este gran reto.

A la Dra. Magdalena Mendoza, por mostrar compromiso con todos mis proyectos y entregables, siempre estar pendiente y principalmente, priorizar la parte humana antes que, al estudio, formando grandes personas y profesionistas.

Al MAP. Agustin Martínez, por esa claridad en sus comentarios y guía al momento de aplicar conocimientos concretos dentro de la industria. Haciendo siempre relación a los que se nos enseñaba en aula y como lo podemos predicar siendo profesionistas.

Al Dr, Juan Carlos Jáuregui y al Dr, Antonio Sierra, por formar parte del sínodo y crear siempre una retroalimentación constructiva para seguir mejorando en ámbitos de investigación y con relación a la ingeniería de calidad.

Al Dr. Eric Huerta, por todo el conocimiento compartido, y ser ese guía desde la parte escolar como en la parte profesional para poder encontrar sinergia entre la significancia que tiene ser un Máster en la Ingeniería de la Calidad y Productividad.

A las personas cercanas a mí que fueron un punto de motivación incondicional desde el momento que llegue a una nueva ciudad como lo fue Querétaro y buscaba adaptarme a absolutamente todo, quienes nunca dejar de alentarme y creer en que podía lograr esto y tengo la capacidad de alcanzar todavía muchas cosas más.

Índice general

I.	Introducción.....	10
II.	Antecedentes.....	11
III.	Fundamentación teórica	18
3.1	Empleabilidad.....	18
3.1.1	Concepto y factores clave de empleabilidad.....	18
3.1.2	Empleador.....	20
3.2	Competencias para empleabilidad de egresados.....	20
3.2.1	Competencias duras.....	20
3.2.2	Competencias blandas	21
3.2.3	Competencias tecnológicas.....	21
3.3	Modelos y métodos predictivos	22
3.3.1	Regresión logística	22
3.3.2	Arboles de decisión	24
3.3.3	Random Forest.....	24
3.3.5	Análisis de variabilidad:	26
3.3.5.1	ANOVA (Análisis de Varianza)	26
3.3.6	Técnicas de evaluación y validación	27
3.3.6.1	Chi cuadrada	27
3.3.6.2	Validación cruzada K-fold.....	27
3.3.6.3	Muestreo estratificado	27
3.4	Recolección y gestión de datos.....	28
3.4.1	Principales datos empleados en los modelos de predicción de empleabilidad	28
3.4.1.1	Demográficos	28
3.4.1.2	Rendimiento académico.....	28
3.4.1.3	Experiencia profesional	29
3.4.1.4	Competencias profesionales.....	29
3.4.1.5	Mercado laboral	29
3.4.2	Métodos de recolección y manejo de datos para predecir empleabilidad	29
3.4.2.1	Encuestas	29
3.4.2.2	Bases de datos institucionales	30
3.4.2.3	Revisión literaria	30
3.4.2.4	Escala Likert	30
3.5	Adaptación y tendencias del mercado laboral	30
3.6	Políticas educativas de licenciatura para ingeniería.....	31
3.6.1	Modelo educativo basado en competencias.....	32
3.6.2	Modelo de educación dual	32
IV	Planteamiento del problema	33
V	Justificación	35
VI	Hipótesis.....	38
VII	Objetivos.....	38
7.1	Objetivo general.....	38

7.2	Objetivos específicos	38
VIII	Metodología	39
8.1	Fase 1: Recolección de datos	39
8.1.1	Selección de población y muestra	39
8.1.2	Definición de variables	40
8.1.2.1	Variables independientes	40
8.1.2.2	Variable dependiente	41
8.1.3	Definición de atributos de egreso y objetivos institucionales	41
8.1.4	Instrumento de evaluación	42
8.2	Fase 2 Análisis estadístico de datos	44
8.2.1	Preparación de la base de datos	44
8.2.2	Variables independientes (Diccionario)	45
8.2.3	Codificación variables dependientes	47
8.2.4	Estandarización de variables cuantitativas a escala Likert	48
8.2.5	Relación de las variables y análisis exploratorio	50
8.2.6	Procesamiento, programación y modelo estadístico de datos	51
8.2.6.1	Análisis de la base de datos y minería	51
8.2.6.1.1	Tipificación demográfica y rendimiento académico	51
8.2.6.1.2	Situación laboral, ingresos y tendencias de ocupación	52
8.2.6.1.3	Análisis cualitativo de las variables	52
8.2.6.2	Modelos matemáticos y multivariable	52
8.2.6.2.1	Modelos regresión lineal múltiple	52
8.2.6.2.2	Modelos regresión logística	53
IX	Resultados y discusión	56
9.1	Resultados del análisis descriptivo base de datos	56
9.2	Modelos estadísticos multivariantes	61
9.2.1	Modelo Y1: la determinación de la situación laboral actual	62
9.2.2	Modelo Y2: factor de ingreso y su impacto económico en el egresado	63
9.2.3	Modelo Y3: factor de tiempo en encontrar empleo	64
9.2.4	Modelo Y4: transición de emplearse a través de haber sido practicante	64
9.2.5	Modelo Y5: Modelo para determinar el impacto positivo que tiene liderar proyectos en la empresa	66
9.2.6	Modelo Y6: Frecuencia de implementación de mejoras en procesos productivos ...	68
9.2.7	Modelo Y7: Análisis del nivel de contribución percibida con relación al cumplimiento de objetivos institucionales	70
9.3	Dscusión de la investigación	72
9.3.1	Propuesta para universalizar el método para resultados profundos con el mapa curricular	73
9.3.2	Alcance metodológico de la investigación	75
9.3.3	Limitaciones del estudio	75
X	Conclusión	76
XI	Referencias	78

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Modelos estadísticos - matemáticos en empleabilidad	11
Tabla 2. Análisis conceptual y literario de empleabilidad	14
Tabla 3. Matriz de capital de empleabilidad (modificado de Moreno et al, 2021)	19
Tabla 4. Atributos de egreso vs Variables.....	41
Tabla 5. Objetivos institucionales.....	42
Tabla 6. Datos estructurados para encuesta.....	43
Tabla 7. Codificaciones variables independientes (Autoría propia)	44
Tabla 8. Codificaciones variables independientes (Autoría propia)	45
Tabla 9. Codificaciones variables dependientes (Autoría propia)	47
Tabla 10. Variables cuantitativas en Escala Likert (Autoría propia)	49
Tabla 11. Variables cuantitativas en Escala Likert (Autoría propia)	56
Tabla 12. Resultados modelo Y1. (Autoría propia)	62
Tabla 13. Resultados modelo Y2. (Autoría propia)	63
Tabla 14. Resultados modelo Y3. (Autoría propia)	64
Tabla 15. Resultados modelo Y4. (Autoría propia)	65
Tabla 16. Resultados modelo Y5. (Autoría propia)	67
Tabla 17. Resultados modelo Y6. (Autoría propia)	69
Tabla 18. Resultados modelo Y7. (Autoría propia)	70
Tabla 19. Jerarquía de variables de acuerdo a su importancia. (Autoría propia).....	72

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Proceso modelo predictivo (modificada de Kumar & Garg, 2018)	22
Figura 2. Random Forest para predecir empleabilidad (modificada de Manjushree et al., 2021).	26
Figura 3. Tendencias de empleo modificada de (modificada de OLA, 2024).....	31
Figura 4. Formación dual (Argüello et al. 2015)	33
Figura 5. Diagrama general metodología. (Autoría propia)	39
Figura 6. Convocatoria encuesta virtual (Autoría propia).....	44
Figura 7. Relaciones variables dependientes(Y) con independientes(x). (Autoría propia).....	51
Figura 8. Instrucciones Rstudio Modelo (Y1-Y4). (Autoría propia)	53
Figura 9. Instrucciones R studio Modelo (Y5). (Autoría propia)	54
Figura 10. Instrucciones R studio Modelo (Y6). (Autoría propia)	55
Figura 11. Instrucciones R studio Modelo (Y7). (Autoría propia)	55
Figura 12. Distribución población por género. (Autoría propia).....	57
Figura 13. Distribución del promedio (GAP) por género. (Autoría propia)	57
Figura 14. Estatus situación laboral egresados. (Autoría propia)	58
Figura 15. Volumen de egresados vs Salario medio (Autoría propia)	58
Figura 16. Tendencia cualitativa (Autoría propia).....	59
Figura 17. Herramientas técnicas más valoradas en el entorno laboral. (Autoría propia)	60
Figura 18. Habilidades técnicas que marcaron una ventaja competitiva. (Autoría propia)	60
Figura 19. Habilidades blandas con área de oportunidad en la formación universitaria. (Autoría propia)	61
Figura 20. Experiencia más significativa para adentrarse al mercado laboral. (Autoría propia)	61
Figura 21. Gráfica modelo (Y1-Y4). (Autoría propia)	66
Figura 22. Gráfica modelo Y5. (Autoría propia)	68
Figura 23. Gráfica modelo Y6. (Autoría propia)	69
Figura 24. Gráfica modelo Y7. (Autoría propia)	71

Resumen

En la actualidad, la empleabilidad de los recién egresados se catalogó como un tema de gran relevancia, ya que su inserción en el mercado laboral es crucial tanto para su desarrollo personal como profesional. La presente investigación tuvo como finalidad desarrollar modelos estadísticos predictivos que permitiera estimar la probabilidad de empleabilidad de los recién egresados de licenciatura en Ingeniería Industrial y Manufactura de la Universidad Autónoma de Querétaro. La metodología del proyecto se basó en 2 principales fases, desde la recolección de la información hasta la ejecución e interpretación de los datos obtenidos.

Al obtener la información por medio de una encuesta aplicada a una muestra de $n=96$ egresados, el enfoque analítico se partió en dos vertientes. La primera fase por medio de una caracterización descriptiva de la base de datos y en conjunto la implementación de un algoritmo para facilitar la minería del texto cualitativo y datos cuantitativos. La segunda fase de este análisis consistió en la elaboración de modelos multivariantes de regresión lineal y regresión logística mediante el software de Rstudio, con el fin de evaluar el impacto que tendrían las variables independientes sobre las dependientes (Y1 – Y7), con relación a los objetivos de la académica y los atributos de egresados.

Como principales resultados del estudio realizado, se mostró una media de GAP de 9.1, siendo factor principal para tomar puestos relacionados al área de estudio (Y1). En cuanto a la actividad laboral, un 79.17% está activa, siendo un 33.33% los que se encuentran dentro de puestos relacionados a la ingeniería. Con relación al modelo estadístico, se observó que al comenzar tu carrera como practicante (Y4), dentro del rubro automotriz o electrónico, se ven potenciados significativamente a quedarse a laborar ahí dentro. De la misma manera, en modelos de alto desempeño, se observó que las soft skills (B3), son un predictor cercano a la significancia estadística ($p=0.0644$), para implementar mejoras que agreguen valor en procesos productivos (Y6). Con esto se logró concluir, que, aunque un egresado sea capaz de sobresalir, no es únicamente una acumulación de conocimiento teórico aislado, sino de su capacidad que tenga para relacionarse con un sistema híbrido entre lo académico, la decisión que tome en donde hacer prácticas profesionales y el fortalecer continuamente sus habilidades blandas.

Palabras clave:

Empleabilidad, ingeniería industrial, regresión logística, modelos matemáticos, soft skills

Abstract

Currently, the employability of recent graduates has been classified as a highly relevant topic, as their entry into the labor market is crucial for both their personal and professional development. The purpose of this research was to develop predictive statistical models to estimate the probability of employability of recent graduates with a bachelor's degree in Industrial and Manufacturing Engineering from the Universidad Autónoma de Querétaro. The project's methodology was based on two main phases, ranging from information collection to the execution and interpretation of the obtained data.

By gathering information through a survey applied to a sample of $n = 96$ graduates, the analytical approach was divided into two areas. The first phase involved a descriptive characterization of the database along with the implementation of an algorithm to facilitate qualitative text mining and quantitative data processing. The second phase of this analysis consisted of developing multivariate linear regression and logistic regression models using RStudio software, in order to evaluate the impact that the independent variables would have on the dependent ones (Y1 – Y7), in relation to academic objectives and graduate attributes. As the main results of the study conducted, a mean GAP of 9.1 was shown, which is a main factor for taking positions related to the field of study (Y1). Regarding work activity, 79.17% are active, with 33.33% occupying engineering-related positions. Regarding the statistical model, it was observed that starting your career as an intern (Y4) within the automotive or electronics sector significantly boosts the likelihood of remaining to work there. Similarly, in high-performance models, it was observed that soft skills (B3) are a predictor close to statistical significance ($p = 0.0644$) for implementing improvements that add value to production processes (Y6). With this, it was possible to conclude that even if a graduate is able to excel, it is not solely due to an accumulation of isolated theoretical knowledge, but rather their ability to engage with a hybrid system that connects academia, their choice of where to complete professional internships, and the continuous strengthening of their soft skills.

Keywords:

Employability, industrial engineering, logistic regression, mathematical models, soft skills.

I. Introducción

La empleabilidad de los recién egresados se ha convertido en un indicador fundamental para evaluar la pertinencia y efectividad de los programas educativos de las instituciones de educación superior (Ponce, 2026). En un entorno laboral dinámico, competitivo y marcado por la transformación tecnológica, los ingenieros industriales deben enfrentarse a desafíos que van más allá de la formación teórica, requiriendo experiencia práctica, dominio de idiomas y competencias transversales que favorezcan su integración al mercado laboral. A pesar de ello, en México persisten brechas significativas entre las competencias adquiridas durante la formación universitaria y las demandas reales de la industria, lo que ha dificultado la inserción laboral de los jóvenes profesionistas (Rivas et al, 2024).

Este problema se agrava cuando en regiones altamente demandantes con relación a la manufactura como lo es Querétaro, donde los empleadores buscan estándares muy marcados para la contratación y las empresas llegan a tener relación entre ellas. Los sectores estratégicos como el automotriz o de la electrónica, que concentran una gran cantidad de ocupación e inserción laboral, exigiendo el dominio de herramientas como softwares, Excel, Minitab, etc, han generado igualmente dinámicas de selección asimétrica donde existe una desconexión entre las expectativas de la Universidad/egresado y del mercado laboral (Cruz & Silva, 2014).

En este contexto, la presente investigación desarrolla un modelo estadístico que permite estimar la probabilidad de empleabilidad de los egresados de la Licenciatura en Ingeniería Industrial y Manufactura de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ). El estudio integra variables críticas como habilidades técnicas, habilidades blandas, nivel de inglés, experiencia laboral y rendimiento académico, relacionado con los objetivos institucionales y atributos de egreso. En este sentido, la investigación tiene como objetivo validar mediante modelos matemáticos el impacto de factores académicos sobre la fácil empleabilidad de los egresados, con el fin de proporcionar evidencia que permita fortalecer el vínculo entre la universidad y el mercado laboral por medio de la identificación de áreas de oportunidad en el plan de estudios respecto a lo que demanda la industria.

II. Antecedentes

En el presente apartado, se mostrarán diversos análisis de empleabilidad realizados por varios autores donde el foco de estudio son los recién egresados y el impacto que tiene en ellos la adaptación al mercado laboral y calidad. Estos estudios tienen diversos enfoques, tomando en cuenta aspectos como la calidad de la educación, las competencias adquiridas por parte de los recién egresados y las condiciones y competencias del mercado laboral. A continuación, se presentan a continuación dos tablas que resumen los principales artículos consultados.

La Tabla 1 incluye aquellos estudios que aplican modelos estadísticos y matemáticos, proporcionando una base cuantitativa para la evaluación de la empleabilidad. En la columna cita, se registran los autores y el año de publicación, permitiendo identificar las fuentes de información. La columna estudio describe el enfoque general de cada investigación, destacando los diferentes contextos y métodos empleados. En variables, se enumeran los factores considerados en cada estudio, proporcionando una visión de los aspectos analizados en relación con la empleabilidad. La columna modelo detalla las técnicas y métodos estadísticos utilizados para abordar la investigación. Los hallazgos resumen los descubrimientos clave de cada estudio, ofreciendo una visión concisa de los resultados obtenidos. Finalmente, la conclusión destaca las implicaciones de los hallazgos en el contexto de la empleabilidad, resaltando aspectos importantes para la comprensión de este fenómeno.

Tabla 1. Modelos estadísticos - matemáticos en empleabilidad

Cita	Estudio	Variables	Modelo	Hallazgos	Conclusión
Gilbert et al., (2022)	Working up to work: Perceived employability of students commencing a project management degree	Práctica profesional y estándares, edad, género, experiencia laboral previa, toma de decisiones.	Método mixto (correlación de Pearson, Prueba t y encuestas).	Los estudiantes de gestión de proyectos a quienes fue dirigido el estudio, tienen mayor empleabilidad que otros.	Es importante introducir el tema desde antes del inicio de una licenciatura, pues se da pauto a abrir horizontes y que los estudiantes tengan mínimo 4 años para identificar factores que van a ser beneficiosos para ellos.
Zulmi & Tentama (2023)	The effect of entrepreneurial readiness,	Preparación emprendedora, coeficiente de	Modelo de ecuaciones	Se resalta la baja significancia que tiene que los	La importancia actualmente en que los programas educativos

	adversity quotient, and social intelligence on employability students	adversidad, inteligencia social.	estructurales (SEM)	estudiantes tengan un curso previo referente a lo que es ser emprendedor, sin embargo, el CA si resulto ser significativo contribuyendo en un 64.5% a la empleabilidad.	combinen habilidades técnicas con desarrollo de redes, resiliencia y competencias sociales es vital para tener egresados más competitivos.
Hadiza et al., (2023)	Machine Learning for Predicting Students' Employability	Promedio general de calificaciones (GPA), experiencia laboral industrial estudiantil, actividades curriculares, género.	Árbol de decisión, regresión logística y bosque aleatorio	Se encontró que aquellos estudiantes con experiencia laboral industrial tienen hasta un 80% de posibilidades de empleo, y que el Random Forest fue la herramienta que mayor precisión arrojó	El estudio revela la importancia de lo que son las prácticas profesionales como se conocen en México, pues fortalecen las experiencias prácticas de los estudiantes.
Syed & Choudhury (2023)	Statistical Analysis and Employability skills Equation for Graduate Students in the Bahama	Habilidades de empleabilidad, académicas, gestión personal, trabajo en equipo.	Análisis de Varianza (ANOVA)	El análisis enfatizó en variables de orden académicas como habilidades matemáticas, informáticas y la toma de decisiones como los principales puntos a tomar en cuenta de acuerdo a empleabilidad.	Actualmente debe ser prioridad combinar métodos de enseñanza tradicionales como métodos centrados en el estudiante que permita desarrollar un abanico extenso de posibilidades futuras.
Ma & Bennett (2024)	Analyzing predictors of perceived graduate employability from sufficiency and necessity perspectives	Capital humano, capital social, comportamiento de autogestión de carrera, orientación de carrera y condiciones de mercado laboral.	Ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM)	Los resultados arrojan que las condiciones de mercado laboral son las que tienen mayor impacto en la PE con un coeficiente de $\beta = 0.556$.	Destaca la necesidad de un enfoque equilibrado entre habilidades individuales y condiciones externas, además de la importancia de la adaptabilidad y la gestión proactiva de la carrera.
Tian & He (2024)	Research on innovative teaching to enhance the employability of	Habilidades básicas, habilidades profesionales, capacidad	Modelo de cadena de Markov	Al comparar el método de Cinco enlaces y seis pasos contra uno tradicional. El	Se puede concluir la importancia de como un modelo de enseñanza puede impactar en las habilidades que

	college students based on the “five Links and Six steps” method	práctica, capacidad de desarrollo y habilidades de comunicación.		primero mostro una mayor efectividad con una puntuación promedio de 75.95 frente a 68.21	adquieren los estudiantes y cómo influyen en su éxito profesional.
Bora & Baruah (2024)	A study on employment sustainability among Engineering students using a Statistical and Deep Learning framework	Variables demográficas, académicas, experiencia laboral, edad y género.	Modelo lineal generalizado	El modelo de distribución binomial obtuvo los mejores resultados en graduados de ingeniería con un error cuadrático de 0.17, donde se recalcó la importancia del GPA, la participación en actividades extracurriculares y la toma de cursos adicionales.	Dentro de todo el estudio, se sugiere mejorar el rendimiento en exámenes, en el entorno estudiantil, familiar y la participación en actividades extra. Estas pueden llegar a ser herramientas sostenibles para los graduados y los potencien con herramientas a mejorar su EP.
Yepes (2024)	External aspects that stand out in the self-perceived employability of engineering students and recent graduates	Apoyo organizacional, apoyo e impacto de la universidad, desarrollo profesional, capital social.	Análisis de varianza (ANOVA)	El estudio revela que aquellos que tienen una relación entre su educación y su trabajo reportan una puntuación alta en habilidades EP y compromiso profesional con promedios de 4.365 y 4.412 respectivamente.	El estudio nos revela que no solo se depende de habilidades y experiencia, sino de cómo estas llegan a adaptarse a las demandas cambiantes del mercado laboral, de igual manera, la ingeniería necesita agregar habilidades más allá de conocimientos técnicos que preparen a sus estudiantes a los retos de la actualidad.
Liu & Tian (2024)	How Pedagogical Modes Influence Students’ Employability: The Evidence from China	Método pedagógico basado en problemas y en el empleo, capacidad de absorción y empleabilidad.	Modelo de ecuaciones estructurales (SEM)	Se encontró una gran relación en capacidad de absorción con la enseñanza basada en el empleo con un coeficiente de correlación $r=0.46$, lo cual es positivo en referente a la EP.	El estudio nos deja claro que si los estudiantes comprenden mejor los temas y se tienen estrategias educativas que fortalezcan este aspecto, son puntos valiosos para mejorar las oportunidades laborales de los egresados.

A diferencia de lo que se abordó en la Tabla 1, la Tabla 2 presenta estudios que, aunque mantienen una estructura similar en su formato, se enfocan en un análisis más teórico y cualitativo de la empleabilidad. Esta tabla destaca por su énfasis en el análisis conceptual y la discusión literaria, enriqueciendo la comprensión del fenómeno de la inserción laboral y complementando las investigaciones previas con perspectivas más profundas.

Tabla 2. Análisis conceptual y literario de empleabilidad

Cita	Estudio	Variables	Modelo	Hallazgos	Conclusión
Gromov (2020)	Developing Curriculum Analytics and Student Social Networking for Graduate Employability Model	Desarrollo de habilidades, factores sociales, empleabilidad, redes estudiantiles y análisis de currículo.	No aplica	Mediante el uso de un perfil curricular y el análisis de redes estudiantiles; se pudo estructurar y analizar la relación entre estudiantes y materias y la influencia en la empleabilidad.	El análisis permitió generar valiosas perspectivas de los recién egresados sobre empleabilidad; permitiendo identificar áreas de mejora en la formación y recolección de datos para combatir problemas de inserción laboral.
Thi et al., (2022)	“Employability in context”: graduate employability attributes expected by employers in regional Vietnam and implications for career guidance	Capacidad de flexibilidad y adaptabilidad, resiliencia, empatía, habilidades de aprendizaje y competencia en lenguas extranjeras.	No aplica	Mediante la teoría de la posición, los resultados revelaron que los egresados deben ser flexibles y adaptables; así como ser capaces de dominar otro idioma.	La importancia de hacer un estudio de como los empleadores perciben o aspiran ver de los recién egresados, permite que estos identifiquen habilidades y atributos que los empleadores valoran más.
Akhtar et al., (2024)	The interdisciplinary curriculum alignment to enhance graduates’ employability and universities’ sustainability	Antecedentes de los estudiantes, desafíos del personal académico, escasez de recursos.	No aplica	Mediante la revisión de la literatura, al comparar programas académicos, se descubrió un desajuste teórico y práctico donde la teoría acapara mayores reflectores y eso	Se necesita mayor enfoque en habilidades técnicas como el big data y análisis avanzado puesto que se están dejando de lado y repercute en la falta de conocimiento básico.

				perjudica en el aprendizaje de habilidades para la industria 4.0.	
Shimum et al., (2024)	Graduate employability: A bibliometric analysis	Resolución de problemas, comunicación, aprendizaje integrado al trabajo, participación en cursos.	No aplica	Después de utilizar un método de revisión literaria como Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA), se obtuvo que las habilidades técnicas no son las únicas relevantes para la EP sino también recursos personas y socioculturales en donde la persona sea capaz de adaptarse a diferentes contextos.	Este estudio nos permite comprender que a lo largo del tiempo la competencia aumenta, y el termino EP cobra más relevancia dentro del ámbito profesional de los graduados, en donde a estos ya no solos les basta tener habilidades técnicas sino también interpersonales y ser capaces de resolver problemas, así como tener un aprendizaje experiencial donde puedan implementar sus conocimientos.

Como indican las tablas 1 y 2, la empleabilidad de los recién egresados ha sido un tema de interés creciente, que ha sido explorado desde múltiples ángulos por investigadores en todo el mundo. Gran cantidad de variables que se presentan, están en relación con el género, la región en donde radican, el dominio del inglés, área como plan de estudio y el ingreso mensual por parte de la familia. En base a estos factores, se han realizado pruebas mediante rangos logarítmicos que no ocultan la importancia de las habilidades de comunicación y sociales (Shahadan et al., 2019).

Chacón et al., (2020) estudiaron el comportamiento de indicadores de empleabilidad por medio de métodos de clasificación. Se recopilaron datos en un periodo de cinco años para obtener un total de 1641 registros, de los cuales se filtraron a todos aquellos que contaban con una carrera profesional. Dentro de los métodos que fueron puestos en marcha, el modelo Random Tree fue el que mayor precisión obtuvo en predecir la relación del primer empleo y la profesión del egresado.

Universidades ubicadas en el sudeste asiático han sido parte de estudio de dicho fenómeno. Mediante el uso de Hyperbox Machine Learning, 48 instituciones fueron analizadas; en donde los resultados dictan que de ese lado del mundo la calidad educativa, la investigación y la internacionalización son atributos para tener altas oportunidades de ser tomado en cuenta al momento de solicitar un trabajo. Con dichos datos avalados mediante la aplicación de un modelo MILP que permite optimizar la clasificación que se realizó; se sugiere que los centros de educación inviertan en mayor volumen en lo anteriormente mencionado, para que estos factores no solo influyan en el egresado sino también en el desarrollo institucional (Aviso et al., 2021).

Mohd-Halid & Khalid (2022) realizaron un estudio a recién egresados en Malasia, mediante el uso de un modelo de regresión logística binaria, que permitiera identificar la relación entre variables independientes (genero, campo de estudio, nivel educativo y GPA) y una variable dependiente dicotómica (con empleo o sin empleo). Los resultados indicaron que el GPA y el estudio de ciencias son los más determinantes de la empleabilidad, aumentado en 3.568 y 35.441 respectivamente. Esto permitió validar que el análisis de regresión logística fue un modelo adecuado para estudiar la relación entre variables.

Usita (2022) empleo Waikato Environment for Knowledge (WEKA) como herramienta de análisis para selección, procesamiento, transformación y evaluación de datos. Centró su campo de estudio en 1489 graduados de artes, ciencias y tecnología del Occidental Mindoro State College. Mediante el uso de árboles de decisión, el algoritmo obtuvo una precisión de 75.76% con un error absoluto de 0.1202; lo que sugiere que las predicciones del modelo son bastante precisas y mostrando tendencia en que el mayor número de graduados empleados ocurre en julio, después de recibirse en el mes de abril.

En relación a lo anteriormente mencionado, se han utilizado modelos como el Data Envelopment Analysis (DEA) que permiten evaluar la eficiencia de los países en cuanto a la producción de graduados y su empleabilidad. La Unión Europea es una región que ha avanzado mucho últimamente en este rubro, demostrado por medio de métodos como el Slacks-Based Measure (SBM) y variables como los gastos en educación, número de empleados y la tasa de graduación que aunque los países menos desarrollados de la UE pueden ofrecer altos niveles de eficiencia en cuanto a la tasa de empleabilidad de sus

egresados; su calidad educativa puede verse repercutida por la estructura y regulación del sistema que rige a cada país (Blasková & Stanková, 2023).

Chen et al. (2024) vieron factible la posibilidad de estudiar la estructura de empleabilidad de los graduados en una provincia de China llamada Jiangxi, utilizando herramientas como Support Vector Machine (SVM), análisis de regresión múltiple, Statistical Package for Social Sciences (SPSS) y Análisis de Varianza (ANOVA). Se analizaron variables como conocimientos profesionales, características psicológicas positivas, cualidades personales y capacidad de planificación profesional. Los resultados más significativos arrojaron que los estudiantes con previa experiencia laboral incluyendo prácticas profesionales ($t = 2.227$, $P = 0.017 < 0.05$) tienen una mayor empleabilidad; sin embargo no hubo diferencia entre género ni especialidad de licenciatura.

En resumen, los estudios revisados muestran tanto similitudes como diferencias en cuanto a las variables que afectan la empleabilidad de los graduados. En general, muchos estudios destacan factores como las habilidades blandas, habilidades técnicas, el promedio de calificaciones (GPA) y el campo de estudio como determinantes clave para la empleabilidad. Por ejemplo, el estudio de Mohd-Halid & Khalid (2022) enfatiza el impacto del GPA y el campo de estudio, mientras que Hadiza et al. (2023) aborda otros aspectos como la experiencia laboral relacionados con la preparación académica, por su lado, Gromov (2020), habla sobre la importancia del desarrollo de habilidades. En términos de metodología, se observa una tendencia hacia el uso de modelos complejos como la regresión logística y Random Forest, los cuales son efectivos para manejar interacciones entre múltiples variables y ofrecer pronósticos más precisos. En contraste, otros estudios utilizan enfoques más simples, como el análisis de varianza (ANOVA), que si bien pueden identificar diferencias significativas, no capturan las complejidades inherentes a la empleabilidad.

Modelos como Random Forest y regresión logística son especialmente adecuados para predecir la empleabilidad debido a su capacidad para manejar grandes conjuntos de datos y su flexibilidad para incorporar múltiples variables. Random Forest es efectivo en la clasificación y puede manejar datos desbalanceados, lo que es relevante en contextos donde la distribución de graduados empleados y no empleados es desigual. Por otro lado, la regresión logística permite interpretar fácilmente las contribuciones de cada variable en la

probabilidad de empleo, lo cual es crucial para entender los factores que influyen en la inserción laboral.

Dicho estudio se beneficiará de estos enfoques al emplear regresión logística para identificar los factores más influyentes en la empleabilidad de egresados de ingeniería, así como utilizando Random Forest para validar y refinar los hallazgos iniciales. Esta combinación permitirá una comprensión más profunda de los patrones de empleabilidad y facilitará el desarrollo de recomendaciones prácticas basadas en evidencias, asegurando así una metodología robusta y alineada con las mejores prácticas en el análisis de datos de empleabilidad.

III. Fundamentación teórica

3.1 Empleabilidad

El análisis de la empleabilidad es un elemento clave dentro de la presente investigación, ya que permite explorar las condiciones y características que influyen en la capacidad de los individuos para incorporarse al mercado laboral de manera efectiva. El análisis realizado en la literatura (Capítulo II. Antecedentes) permite atender al concepto de desarrollo de capital de empleabilidad, como guía en la investigación para la elaboración de los modelos matemáticos, donde un conjunto de variables independientes desarrolladas como la experiencia, habilidades blandas/duras, promedio tengan una amplia relación con una variable dependiente dicotómica como lo es estar o no empleado (Y), relacionando lo teórico con lo metodológico aplicado en el estudio, con relación a lo expresado en el marco de Vera (2021) y Usita (2022).

3.1.1 Concepto y factores clave de empleabilidad

La empleabilidad son todos aquellos componentes que definen la situación de empleo o desempleo de una persona, abordando ciertas características que debe tener el individuo para poder acceder a un trabajo y mantenerlo (Suárez, 2016).

La calidad de un puesto de trabajo es evaluada a través de factores como el ajuste entre la formación del empleado y las exigencias del trabajo, la satisfacción personal, el salario, las oportunidades de éxito y desarrollo profesional, el cumplimiento de expectativas y el

crecimiento personal. Estos elementos determinan si un empleo es considerado de buena calidad en función de cómo contribuyen al bienestar y desarrollo del trabajador (Michavila et al., 2018).

Moreno et al., (2021) integrarían el concepto de capital de empleabilidad, el cual en esta investigación, figura mediante tres puntos críticos identificados en la literatura como lo son el capital humano (GPA, habilidades duras), capital social (previa experiencia) y ser capaz de adaptarse a cualquier circunstancia (habilidades blandas, dominio de otro idioma). Estos puntos no son ajenos, ya que hay una relación significativa con la variable principal de este estudio (inserción laboral), y se modelara mediante modelos de regresión.

A continuación, la Tabla 3 analiza el capital humano en relación con los desafíos laborales, de carrera profesional y de aprendizaje continuo. En la columna de capital humano, se identifican conocimientos, habilidades, actitudes y capital social. La columna de desafíos laborales detalla las competencias necesarias para tareas específicas y para afrontar cambios en el trabajo. En desafíos en carrera profesional, se abordan las habilidades y actitudes clave para gestionar cambios y avanzar profesionalmente. Finalmente, la columna de desafíos en aprendizaje continuo resalta la necesidad de desarrollar habilidades y conexiones profesionales para una mejor adaptación al entorno laboral.

Tabla 3. Matriz de capital de empleabilidad (modificado de Moreno et al, 2021)

<i>Clase Capital humano</i>	<i>Desafíos laborales</i>	<i>Desafíos en carrera profesional</i>	<i>Desafíos en aprendizaje continuo</i>
<i>Conocimiento</i>	Conocimientos requeridos para llevar a cabo la tarea.	Conocimientos requeridos para gestionar un cambio y avanzar en la carrera profesional.	Conocimiento para ajustarse y potenciar habilidades.
<i>Habilidades</i>	Competencias esenciales del empleo.	Competencias esenciales para gestionar un cambio y el desarrollo profesional.	Capacidades esenciales para adaptarse y maximizar el potencial.
<i>Actitudes</i>	Capacidades requeridas para desempeñar la labor.	Cualidades requeridas para afrontar un cambio o avanzar en la trayectoria profesional.	Enfoques requeridos para ajustarse y potenciar habilidades.
<i>Capital social</i>	Conexiones profesionales del empleado que pueden	Conexiones profesionales que pueden apoyar al	Conexiones profesionales que pueden asistir al

facilitar la realización de sus tareas.	empleado en la gestión de un cambio o en su trayectoria profesional.	empleado en su adaptación y en la maximización de su potencial.
---	--	---

3.1.2 Empleador

Es aquel individuo que busca establecer a una persona que contrata los servicios del trabajador para cumplir con ciertos objetivos dentro de la empresa. El empleador es quien dirige la empresa, sea directamente o a través de terceros, y tiene la responsabilidad de recibir el trabajo que realiza el empleado y de compensarlo mediante un salario (Irureta, 2014).

3.2 Competencias para empleabilidad de egresados

Todas las competencias mostradas en este apartado, son una base importante de variables consideradas como independientes para darle forma a un modelo matemático. En el reporte, habilidades blandas/duras/tecnológicas son factores independientes que influyen directamente en la empleabilidad. El estado del arte permite validar que estas variables son fundamentales para construir el modelo de regresión logística expresada en la Fase 2 de la metodología del proyecto, generando una estrecha relación con lo solicitado por la industria (Yepes, 2024). Con esta relación, es posible caminar de la mano, el impacto que tienen las competencias para adentrarse a la industria, sostenido por estudios arduos de minería de datos aplicados al estado de empleo (Usita, 2022).

3.2.1 Competencias duras

Las llamadas competencias duras, o hard skills, se refieren a los conocimientos técnicos obtenidos principalmente a través de estudios formales como cursos, talleres o formación universitaria, relacionados con la carrera profesional. Estas habilidades están conectadas al razonamiento lógico y son cruciales para desempeñar tareas efectivamente dentro de una empresa. Involucran capacidades como el uso de programas informáticos, manejo de herramientas de ofimática, dominio de idiomas, entre otras. Por ello, muchos empleadores valoran a candidatos que posean estas habilidades, viéndolos como profesionales capacitados y necesarios (Del Aguila et al., 2022).

Las conductas y destrezas que se pueden observar son una representación de las habilidades duras (explícitas). Estas competencias son esenciales y generan resultados tangibles de

manera inmediata. Se pueden evaluar a través de pruebas prácticas o técnicas. El razonamiento inteligente, que abarca habilidades como el cálculo, el análisis, el diseño, la obtención de conocimiento, la modelación y el pensamiento crítico, es parte integral de estas habilidades. El conocimiento en ciencia, tecnología y destrezas técnicas está vinculado con este tipo de competencias (Budi et al., 2020).

3.2.2 Competencias blandas

Son las cualidades o habilidades que permiten a un individuo desempeñarse eficientemente en su empleo, enfocándose en el crecimiento de aspectos emocionales e interpersonales, así como en la interacción con otros miembros del equipo en una organización (Gómez, 2019). Sin embargo, Vera (2021) distingue estas habilidades como la fomentación de una actitud constructiva, una comunicación eficiente, una interacción respetuosa y, en ideal, una perspectiva holística sobre los problemas.

3.2.3 Competencias tecnológicas

Las competencias tecnológicas impulsan la evolución de métodos educativos orientados hacia la innovación, facilitando una conexión más estrecha entre los estudiantes y los instructores. En esencia, estas habilidades se vinculan estrechamente con las capacidades, conocimientos y enfoques de las personas en relación con el uso de las tecnologías de la información y comunicación (TIC) en diversas áreas (Sandí & Sanz, 2018).

Las innovaciones tecnológicas, como la comunicación móvil, las redes sociales, la computación en la nube, el análisis de grandes datos, los dispositivos inteligentes y el Internet de las Cosas (IoT), están cambiando los hábitos en el trabajo, el ocio y la vida personal. Esto crea la necesidad de adquirir nuevas habilidades que respondan a la influencia de estos avances tecnológicos en la actividad económica y en diversos aspectos de la vida cotidiana (Álvarez et al., 2017).

3.3 Modelos y métodos predictivos

Kumar & Garg (2018), describen la analítica predictiva como una herramienta que se emplea para anticipar acontecimientos venideros. Examina información presente y pasada con el fin de proyectar posibles escenarios futuros, utilizando métodos de estadística, minería de datos, aprendizaje automático e inteligencia artificial. Los modelos de predicción identifican la conexión entre el desempeño de una entidad y sus características. Analizan la posibilidad de que una entidad comparable en un grupo distinto exhiba un comportamiento particular. A continuación, la Figura 1 muestra las etapas del modelo predictivo

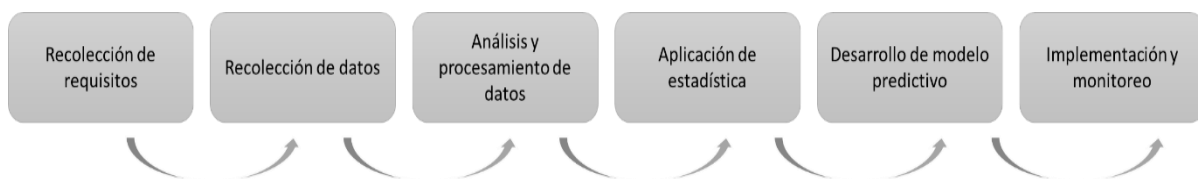


Figura 1. Proceso modelo predictivo (modificada de Kumar & Garg, 2018)

La importancia que tiene entender el alcance de los modelos radica en lo siguiente, los modelos de regresión logística fueron utilizados para entender la variable dependiente de empleabilidad (Y_1 = empleado/no empleado), donde por medio de graficas como Odds ratios pueden determinar la importancia de las variables. En conjunto, la regresión lineal fue base también para hacer un análisis de variables dependientes desde una perspectiva secundaria (Y_2 - Y_7), como salario, tiempo de empleo, liderazgo. Con esta aclaración, se evitan sesgos mostrados en el apartado de resultados, estableciendo la empleabilidad como primer variable de éxito del modelo y ele eje central de la investigación (Hosmer et al, 2013)

3.3.1 Regresión logística

La regresión logística es un método multivariable utilizado para realizar predicciones. Específicamente, es un tipo de modelo que asigna a los individuos una opción de respuesta basándose en los coeficientes calculados para cada una de las variables independientes y la probabilidad asociada a la variable dependiente. El objetivo es identificar el modelo óptimo que describa la relación entre una variable dependiente binaria y un conjunto de variables explicativas o covariables, que no tienen que ser binarias (Berlangua & Vilá, 2014). La Ecuación 1, muestra de manera general como expresar el modelo.

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}} \quad (\text{Ecuación 1})$$

En donde $\pi(x)$, representa la probabilidad de que ocurra un evento, el símbolo e es la base del logaritmo natural, el intercepto β_0 indica el log-odds cuando todas las variables independientes son cero, los coeficientes $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ reflejan el impacto de cada variable independiente, mientras que $X_1, X_2, \dots, X_p$ son las variables utilizadas para hacer la predicción.

Se ha empleado de manera extensa por su capacidad de manejar variables independientes, tanto numéricas como categóricas, y por la valiosa información que proporciona el análisis del "odds ratio". Los modelos logísticos resultan útiles en situaciones en las que se desea determinar la probabilidad "p" de que ocurra un evento específico a partir de los valores de ciertas variables independientes (Heredia et al., 2014).

García et al. (2016) demostraron como con el uso de la regresión logística logra examinar la influencia de la edad, el género, el estado civil y el nivel de instrucción en la inserción laboral. El proceso comenzó con la recopilación de datos de una muestra representativa, que incluyó información sobre las variables de interés. Se desarrollaron tres modelos sucesivos. El primer modelo evaluó la relación entre la edad y el género con la probabilidad de empleo, encontrando que ambos factores son significativos: cada año adicional de edad incrementa ligeramente las posibilidades de empleo, y ser hombre aumenta la probabilidad de obtener un trabajo 4.102 veces más que las mujeres. El segundo modelo incluyó el estado civil, revelando que ser soltero disminuye las oportunidades de empleo en un 69.6% en comparación con los casados, mientras que los separados tienen probabilidades similares a estos últimos. El tercer modelo añadió el nivel de instrucción, destacando que aquellos con posgrado tienen considerablemente mayores probabilidades de empleo que los menos educados.

Mediante el proceso de realización del análisis, se utilizó el valor p para determinar la significancia estadística de las variables y se evaluaron los coeficientes para entender el impacto. Estos modelos aplicados por García et al. (2016), resaltaron la importancia de las variables demográficas y educativas para poder ingresar al mundo laboral, ofreciendo información valiosa para la formulación de políticas que busquen mejorar las oportunidades de empleo para distintos grupos de la población.

La gran ventaja de utilizar la regresión logística en campos como la educación y la empleabilidad se ve reflejada en la capacidad para analizar y predecir la relación entre variables independientes y un resultado binario. Con este enfoque se pueden identificar factores significativos que afectan el desempeño o la deserción, facilitando la comprensión de dinámicas complejas en contextos específicos (Guambuete et al., 2023).

3.3.2 Árboles de decisión

Los árboles de decisión son un método que opera de manera recursiva, donde un conjunto de instancias 'N' se va segmentando sucesivamente en subgrupos, siguiendo una regla de partición que busca maximizar la uniformidad o pureza de una variable objetivo o de clase. Estos árboles pueden ser utilizados para regresión o clasificación. En el caso de la regresión, la variable objetivo es continua, mientras que en la clasificación la variable es discreta. La gran ventaja de los árboles de decisión es que se interpretan de manera sencilla, gracias al modelo visual que surge de la partición repetida (Contreras et al., 2017).

Altamirano & Poma (2023) emplearon árboles de decisión para examinar cómo se vinculan el empleo y la formación académica de los graduados. Se definió como variable objetivo la relación laboral (directamente, indirectamente o no relacionada) y se consideró el cargo que ocupan (administrativos, gerencial, mandos medios, operativos, otros). Los hallazgos mostraron que el 55.17% de los graduados sienten que su educación está directamente conectada con su trabajo, especialmente en roles operativos. Por otro lado, un 20.69% afirma tener una relación indirecta y un 5.52% sostiene que no hay ninguna conexión. Esta metodología de árboles de decisión ayudó a clarificar estos patrones, permitiendo identificar cómo la formación podría alinearse mejor con las demandas del mercado laboral.

3.3.3 Random Forest

Los árboles son técnicas de clasificación que separan el espacio de las covariables X en distintos segmentos, y posteriormente asignan las observaciones a una categoría según el segmento en el que se encuentren. El clasificador, como sugiere su nombre, puede ser representado como una estructura arbórea. Para la construcción matemática del árbol, se asume que γ pertenece a $Y = \{0,1\}$ y que solo existe una covariable X . A partir de ello, se selecciona un punto de división t que segmenta la línea real en dos conjuntos: $A1 = (-\infty, T]$ y $A2 = [t, \infty)$ (Sarmiento et al., 2021).

Se utiliza para abordar tanto problemas de regresión como de clasificación. Su esencia radica en el enfoque de aprendizaje por conjuntos, donde se combinan múltiples clasificadores para lograr soluciones más precisas en situaciones complejas. El algoritmo consiste en la creación de un "bosque" formado por varios árboles de decisión, los cuales se entrenan mediante un método llamado agrupamiento o "bootstrapping". Este proceso permite que el modelo integre las predicciones de diferentes árboles, promediando sus salidas para obtener resultados más robustos. Un aumento en el número de árboles tiende a mejorar la precisión de las predicciones y a reducir el riesgo de sobreajuste, un problema común en los árboles de decisión individuales. Además, el bosque aleatorio es especialmente eficaz para manejar grandes conjuntos de datos, lo que lo hace superior a otros métodos predictivos. Esta técnica no solo optimiza la exactitud de las predicciones, sino que también proporciona una solución más fiable y eficiente para el análisis de información (Patiño et al., 2021).

Anteriormente, dentro de la literatura se encontraron artículos que mencionaban métodos como regresión logística, árbol de decisión, bosque aleatorio y la efectividad que muestran en predicción de empleabilidad. Ejemplo de ello encontramos el trabajo efectuado por Hadiza et al., (2023), en el cual determina que de estos modelos de aprendizaje, el Random Forest es el más efectivo pues en su estudio alcanzo una exactitud del 98% utilizando atributos académicos y de experiencia, como el GPA, un esquema de experiencia laboral, actividades curriculares y el género. Sin embargo, se sugiere que en futuros trabajos, el conjunto de datos sea más amplio pues así podría mejorar el rendimiento de los modelos y la precisión de predicción.

La Figura 2 muestra la estructura de manera sintética para estudiar la predicción de empleabilidad. Se utiliza un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos de prueba para desarrollar y evaluar el modelo. El conjunto de datos de entrenamiento se divide en varias muestras, que permiten al modelo aprender patrones y relaciones entre las variables que influyen en la empleabilidad.

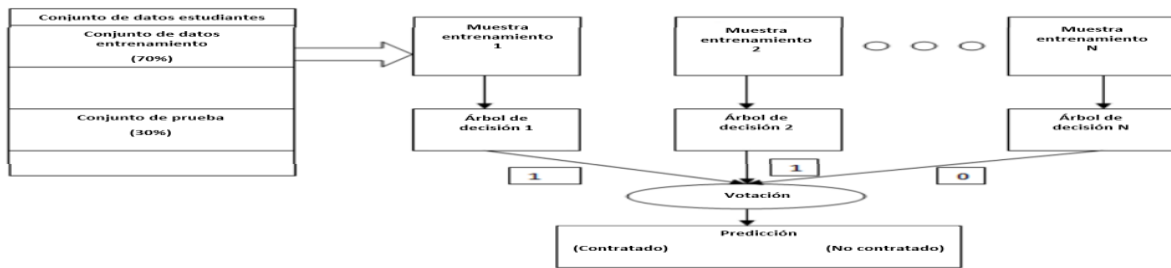


Figura 2. Random Forest para predecir empleabilidad (modificada de Manjushree et al., 2021).

3.3.4 Técnicas de binning

El "binning" es un proceso que implica la agrupación de datos en clases de tamaño con el objetivo de analizar su relación estadística. Este procedimiento se ve afectado si la elección de las clases queda a la conveniencia del investigador, lo que puede influir notablemente en los resultados. Al realizar el agrupamiento de los datos según criterios elegidos, los resultados pueden ser similares a los de estudios previos. Sin embargo, al utilizar un enfoque estadístico que itera para encontrar el mejor ajuste de la distribución a partir de todas las posibles agrupaciones de los datos en clases de tamaño, se pueden obtener resultados diferentes y más precisos. Por lo tanto, el binning debe realizarse de manera que minimice la influencia del sesgo del investigador y maximice la objetividad del análisis (Rubio et al., 2019).

3.3.5 Análisis de variabilidad:

3.3.5.1 ANOVA (*Análisis de Varianza*)

Los modelos ANOVA comprenden una serie de técnicas estadísticas y procedimientos interrelacionados que dividen la varianza en componentes atribuibles a distintas variables explicativas. Basado en los principios de la regresión lineal, el ANOVA se enfoca en evaluar cómo uno o más factores (variables categóricas) afectan una variable de respuesta (variable continua). Su objetivo principal es determinar si hay diferencias significativas en el efecto promedio de los factores o tratamientos (Miranda, 2021).

3.3.6 Técnicas de evaluación y validación

3.3.6.1 Chi cuadrada

De acuerdo con Ramírez & Polack (2020) Chi-Cuadrada es utilizada para determinar si los datos de una variable categórica son adecuado para utilizarlos en una distribución teórica específica. Este ajuste puede corresponder a distribuciones uniformes, binomiales o multinomiales. Su objetivo es comparar las frecuencias que tiene una muestra con las frecuencias esperadas, evaluando si es que los datos siguen una distribución teórica establecida. La ecuación 2 expresa la fórmula de la prueba Chi-Cuadrada, que se representa de la siguiente manera. Dónde: O_i : valor observado y E_i : valor esperado.

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (\text{Ecuación 2})$$

3.3.6.2 Validación cruzada K-fold

El método de validación cruzada K-fold (KCV), consiste en utilizar todo el conjunto de datos para crear conjuntos de entrenamiento y prueba. Esta técnica permite obtener estimaciones más confiables del error del modelo a través de múltiples evaluaciones, dado que cada observación se incluye en el conjunto de prueba una vez, mientras que forma parte del conjunto de entrenamiento en varias ocasiones, según la cantidad de pliegues establecidos. Para aplicar la validación cruzada K-fold, primero se realiza una división del conjunto de datos en K grupos disjuntos de tamaños similares. Posteriormente, en cada uno de los K intentos de validación cruzada, se seleccionan K-1 de estos grupos como datos de entrenamiento, reservando el grupo restante para la evaluación del modelo obtenido (Ziggah et al., 2019)

3.3.6.3 Muestreo estratificado

El muestreo estratificado es un enfoque que consiste en segmentar una población en grupos homogéneos, conocidos como estratos, que se definen por características comunes como edad, género o nivel socioeconómico. Para realizar esta técnica, se identifican los estratos que conforman la población objetivo y se extraen muestras de cada uno de ellos. Esta estrategia asegura que los distintos subgrupos estén adecuadamente representados en la muestra general. Al dividir la población, compuesta por “N” individuos, en “x” subpoblaciones, se seleccionan tamaños de muestra específicos que reflejan la importancia

de cada estrato en el estudio. Esta metodología se emplea con el fin de mejorar la precisión de las estimaciones y minimizar la variabilidad en los resultados obtenidos (Otzen & Manterola, 2017).

3.4 Recolección y gestión de datos

La recopilación de datos se entiende como un proceso de medición que constituye una condición previa indispensable para adquirir conocimiento científico. Es fundamental tener en cuenta los métodos, técnicas e instrumentos como componentes que garantizan la base empírica de la investigación. Asimismo, la aplicación de técnicas para recolectar información es una fase en la que los datos se examinan y procesan con el propósito de extraer información relevante, lo que permite generar conclusiones y apoyar la toma de decisiones (Hernández & Duana, 2020).

3.4.1 Principales datos empleados en los modelos de predicción de empleabilidad

3.4.1.1 Demográficos

Los datos demográficos son un conjunto de información utilizada para analizar las características de las poblaciones humanas, enfocándose en su tamaño, composición, evolución y rasgos generales. Su estudio se realiza con la intención de adquirir un enfoque cuantitativo, para poder observar características clave como sexo y edad, además de aspectos educativos, sociales, étnicos, culturales y económicos. Este tipo de datos permiten medir variables esenciales que definen la estructura y el comportamiento de las sociedades humanas, ofreciendo un análisis que va más allá de lo biológico y abarcando también dimensiones sociales y económicas (CEPAL, 2014).

3.4.1.2 Rendimiento académico

El rendimiento académico se entiende como el conjunto de todos los elementos relacionados con el desempeño estudiantil en las instituciones de educación superior. Uno de los principales desafíos que enfrentan es mejorar las notas finales de los alumnos para garantizar una educación de mayor calidad. El nivel de calidad educativa puede medirse por medio del éxito académico de los estudiantes. El bajo rendimiento, que a menudo resulta en la desaprobación de cursos, es un problema recurrente que las universidades deben tomar cartas en el asunto (Menacho, 2017).

3.4.1.3 Experiencia profesional

La experiencia permite adquirir conocimientos sobre el mercado laboral y así poder desarrollar habilidades vinculadas con la planificación y toma de decisiones. Este recorrido previo, favorece para desarrollar la capacidad de gestionar recursos, diseñar estrategias, coordinar actividades y aprovechar oportunidades de manera efectiva. Además, permite entender la importancia del trabajo en equipo, aprender a colaborar con objetivos comunes y formar parte de grupos eficientes (González et al., 2017).

3.4.1.4 Competencias profesionales

Las competencias profesionales hacen referencia a las responsabilidades y atribuciones vinculadas a una profesión, englobando las acciones, resultados y metas que se exigen una persona que realiza un rol específico en una empresa. En este sentido, las competencias reflejan aptitudes y destrezas que se deben desarrollar mediante una formación adecuada. Estas capacidades son el fruto de un proceso de cualificación, lo que significa que alguien debe ser "capaz de" o "estar preparado para" desempeñar una tarea. (Gómez, 2015).

3.4.1.5 Mercado laboral

El mercado laboral se refiere al conjunto donde se encuentran personas que buscan trabajo y organizaciones que requieren trabajadores para cumplir con su objetivo, misión o proceso. Con el pasar de los años, las organizaciones han experimentado transformaciones significativas en la forma en que gestionan a su gente. Este cambio ha hecho que las empresas asuman un rol más preponderante en la relación con sus colaboradores (Jiménez, 2015).

La conexión entre la formación académica y el entorno laboral, así como el rol que este último juega en el desarrollo de competencias de los graduados, se refleja en su desempeño profesional. El mercado laboral establece el nivel de calidad, adecuación y suficiencia del perfil de los egresados, en un contexto caracterizado por desafíos constantes. Estas oportunidades se concretan a través de la creación de empleos y la preparación de los profesionales (Jaramillo, 2015).

3.4.2 Métodos de recolección y manejo de datos para predecir empleabilidad

3.4.2.1 Encuestas

Son procedimientos para la recopilación de información que obtienen datos de una muestra del universo investigado. Se llevan a cabo para disponer de información actualizada y detallada sobre aspectos particulares (INEGI, 2024).

3.4.2.2 Bases de datos institucionales

Las bases de datos de las instituciones se han diseñado para poder optimizar la evaluación de procesos institucionales, recopilando información exhaustiva sobre publicaciones, monitorizar internamente las acciones de los departamentos, y mejorar la divulgación y visibilidad del conocimiento generado por la institución educativa. Con estas bases se pueden resaltar actividades científicas que van más allá de la publicación convencional (De Filippo et al., 2011).

3.4.2.3 Revisión literaria

Se entiende como un resumen que compila diversas investigaciones y publicaciones para proporcionar una visión del estado actual del tema a investigar. En este proceso se adhiere una evaluación crítica de estudios previos sobre un tema específico, facilitando situar el asunto en su contexto adecuado. Nos acerca a comprender un asunto y representa la fase inicial del proceso investigativo, ya que facilita la identificación de lo que se sabe y lo que permanece desconocido sobre el tema de interés (Guirao, 2015).

3.4.2.4 Escala Likert

La escala Likert es una herramienta que se utiliza en psicometría donde los participantes expresan su grado de acuerdo si comparten o no ciertas afirmaciones o ítems, utilizando una escala estructurada de forma lineal. Estos instrumentos constan de ítems que presentan posturas a favor y en contra de la actitud evaluada. Cada uno es calificado de acuerdo a una escala ordinal que tiene un punto neutro al centro y opciones de respuesta que van de 1 a 5, reflejando niveles de desacuerdo a acuerdo. (Matas, 2018).

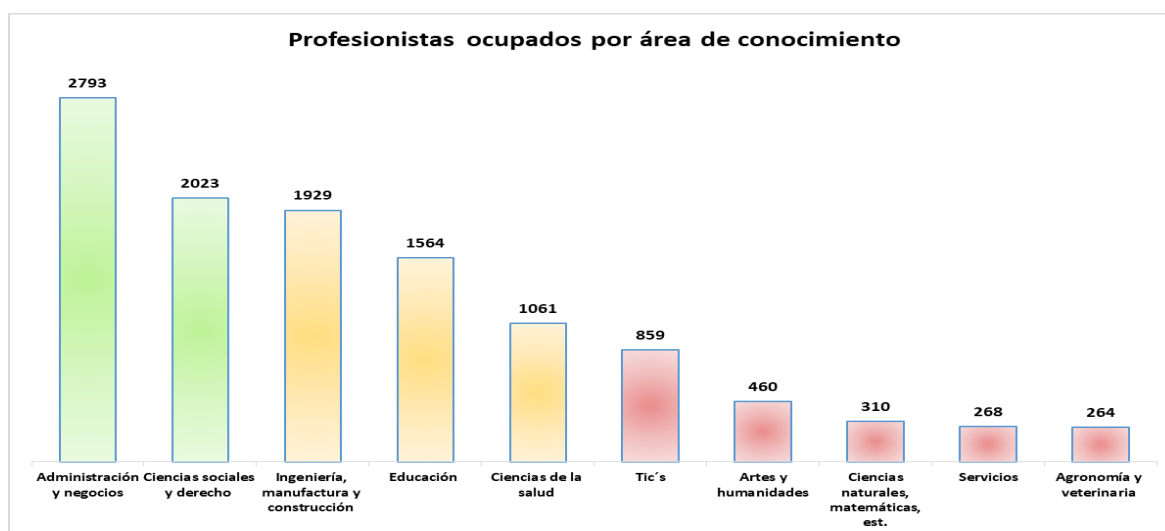
3.5 Adaptación y tendencias del mercado laboral

El hecho de que constantemente existan cambios económicos y sociales genera que el mercado de trabajo sufra diversas transformaciones, creando un ambiente difícil e incierto para conseguir empleo. Además, los avances tecnológicos, y en particular, el crecimiento de las redes sociales, han introducido otras maneras de buscar trabajo y en cómo las personas se presentan ante los procesos de selección. En este escenario, es esencial que los individuos se

diferencien de otros competidores, poniendo especial énfasis en la imagen personal que desean construir y proyectar (López & Urraco, 2018).

Para abordar el desempleo estructural, es fundamental considerar la implementación de reformas en el ámbito laboral. El incremento de este tipo de desempleo en diversos países se debe a alteraciones en la demanda de trabajo, producto de recientes transformaciones en la estructura industrial. Actualmente, algunas ocupaciones que solían tener una alta demanda han visto reducida su relevancia, y en casos extremos, ciertos puestos podrían desaparecer a causa de los avances tecnológicos y la automatización en la industria (Cerrato et al., 2016).

La conformación empresarial e industrial resulta esencial para examinar la dinámica laboral de una localidad o zona, pues facilita identificar, de algún modo, las exigencias de personal y los tipos de ocupaciones que requiere la economía (Gómez et al., 2016). En la Figura 3 se ilustran las tendencias de empleo profesional en México. Se puede observar que la ingeniería ocupa el tercer lugar en demanda, precedida por las ciencias sociales en segundo lugar y por administración y negocios, que es el campo más solicitado.



3.6 Políticas educativas de licenciatura para ingeniería

Figura 3. Tendencias de empleo modificada de (modificada de OLA, 2024)

Las transformaciones provocadas por los avances tecnológicos y científicos, debido a su carácter sistémico, afectan todos los aspectos de la sociedad. Esto genera que el entorno educativo se encuentre en una situación crítica, ante la falta de políticas educativas adecuadas y la insuficiente coordinación y retroalimentación. Hoy en día, es necesario reconsiderar y

observar de manera diferente los fenómenos que emergen y coexisten en la educación, la cual debe adaptarse a las demandas del contexto global, nacional y local para comprender e interpretar las relaciones y conexiones que se desarrollan en la vida cotidiana, laboral y profesional (Castro & Gúzman, 2021).

Las áreas laborales y las habilidades requeridas por los ingenieros evolucionan rápidamente, obligando a que los profesionales se busquen adaptar continuamente para mantener una competitividad constante en un entorno laboral muy volátil. En este contexto de transformación, todas las instituciones de educación, respaldadas por políticas educativas adecuadas, deben promover y facilitar estos cambios, donde exista un equilibrio evidente entre el aprendizaje teórico y su aplicación práctica. Las universidades enfrentan nuevos retos, debido a que se deben adaptar a fin que sus planes y políticas de estudio permitan que sus estudiantes cuenten con una formación y competencias que respondan a las crecientes exigencias del mercado laboral actual (Albert et al., 2017).

La formación en ingeniería debe lograr un balance entre las competencias generales y específicas, alineadas con los perfiles de egreso y las exigencias del mercado laboral. Esto requiere que universidades y empresas establezcan colaboraciones estratégicas que permitan identificar y resolver necesidades comunes, fomentando la creación de espacios de interacción donde los profesionales puedan compartir y aplicar conocimientos clave en áreas de desarrollo. El plan de estudios en ingeniería se orienta a formar personas emprendedoras y competitivas, con la capacidad de ajustarse a entornos cambiantes, complejos y de alta incertidumbre (Marín et al., 2018).

3.6.1 Modelo educativo basado en competencias

Se busca que la educación superior tenga como principal objetivo fortalecer la colaboración con el entorno laboral y anticipar las necesidades de la sociedad. Es así que, el modelo educativo basado en competencias surge como una solución a esta demanda. Este enfoque educativo busca responder a los retos del mercado laboral actual, y así los estudiantes estén preparados para adquirir las habilidades necesarias que les permitan satisfacer esas exigencias profesionales y adaptarse a las expectativas del mundo del trabajo (Gatica & Rubí, 2021).

3.6.2 Modelo de educación dual

La educación dual se basa en la identificación de dos escenarios principales: el centro educativo y el entorno empresarial, con una fuerte colaboración entre ambos. Este modelo permite fusionar el conocimiento técnico con la práctica, uniendo reflexión con acción y aprendizaje lineal con situaciones específicas. La empresa resulta esencial como espacio formativo, ya que solo en ese contexto es posible adquirir experiencia directamente en situaciones reales (Rojas & Lachner, 2019).

El enfoque práctico que se le da al proceso de preparación de un ingeniero resulta esencial para aplicar el conocimiento científico y aprovechar la tecnología disponible. Este proceso va de la mano con las exigencias sociales y los recursos naturales, que se ven beneficiados por los resultados. En consecuencia, cuando los ingenieros en formación se enfrentan a situaciones reales, analizan sus capacidades y limitaciones, y desarrollan soluciones de mejora, como lo permite el modelo dual, se asegura un aprendizaje profundo y significativo (Medina et al., 2020).

La Figura 4 muestra la relación entre la institución educativa y la empresa, representando un sistema dual que integra ambos entornos en el proceso de formación. En esta figura se evidencian los distintos vínculos y flujos de información que permiten una colaboración efectiva entre la educación y el ámbito laboral.

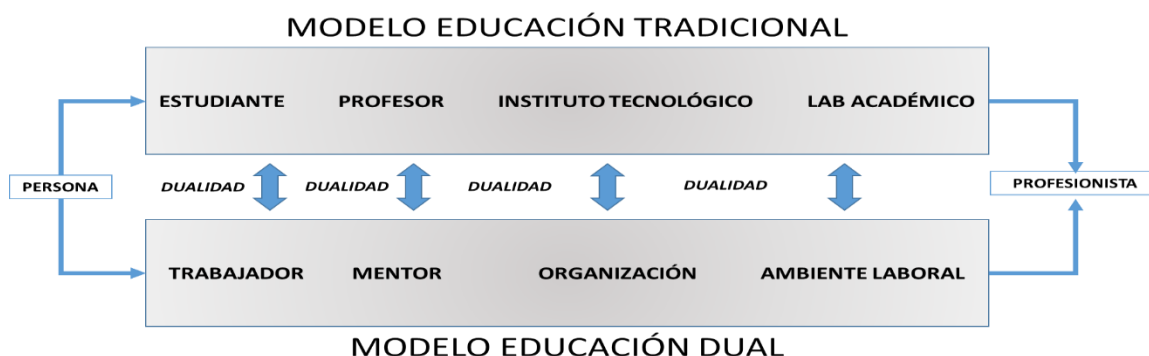


Figura 4. Formación dual (Argüello et al. 2015)

IV Planteamiento del problema

El proceso de inserción laboral para los recién egresados de licenciatura, especialmente en el campo de la ingeniería, se ha convertido en un desafío significativo en México. Durante el

ciclo escolar 2023-2024, se registraron en el país un total de 982,072 egresados de licenciatura, de los cuales 163,610 pertenecieron a las áreas de ingeniería, manufactura y construcción (ANUIES, 2023).

De acuerdo con la Encuesta Nacional de Egresados (2020), el promedio de edad para egresar de la licenciatura en México es de 26.7 años. Este fenómeno genera una gran dificultad para los recién egresados, quienes deben enfrentarse a una alta competencia con profesionales más experimentados que ya ocupan posiciones relevantes dentro de las empresas. Además, gran parte de la industria está dominada por personas dentro del rango de 25 a 34 años, lo que limita las oportunidades de los egresados más jóvenes, ya que las empresas prefieren candidatos con experiencia. Esto dificulta aún más el acceso de los nuevos egresados al mercado laboral

Particularmente, la falta de modelos predictivos específicos que evalúen cómo es que variables como el rendimiento académico, las habilidades blandas y técnicas, el nivel de inglés, y la experiencia previa impactan la empleabilidad de estos profesionales, representa una brecha de conocimiento que necesita ser abordada. Si bien estudios previos han abordado la relación entre el rendimiento académico y la empleabilidad, pocas investigaciones han examinado en profundidad el papel de la experiencia previa y el dominio del inglés en la inserción laboral de los egresados de ingeniería.

Esto pone de manifiesto la urgencia de desarrollar un modelo que integre de manera sistemática los diversos factores que dificultan la inserción de los recién egresados en el mercado laboral. Bedoya et al. (2019) destacan que a pesar de que las universidades se esfuerzan por capacitar a los jóvenes con las habilidades necesarias para el mundo laboral, la realidad del desempleo, la inestabilidad en el primer empleo y la creciente competencia por vacantes han llevado a estas instituciones a profundizar en el análisis de las causas que originan esta situación.

De acuerdo con datos estadísticos provenientes del INEGI, la población desempleada que se registró en México fue de 1.7 millones de personas con una TD del 2.8%, donde se mostró un incremento respecto al año 2023. De igual manera otros estudios dictan que tan solo un

5.1% de egresados actualmente empleados, están dentro del rango de edad de 20-24 años (ENOE, 2024).

El estado de Querétaro registró como primer lugar en hombres matriculados a las licenciaturas de ingeniería, manufactura y construcción (15,176) mientras que en mujeres matriculadas fueron la tercera (7,532); y a pesar de eso, el estado cuenta con una tasa de desempleo del 2.65% (Secretaría de economía, 2024).

En este contexto, al no tener un registro preliminar dentro de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) que haga hincapié en el desarrollo de un modelo estadístico que no solo identifique los factores que influyen en la empleabilidad, sino que también brinde información útil para ajustar los programas educativos, se torna fundamental. Este proyecto busca llenar el vacío existente en la literatura al proponer un modelo predictivo enfocado a egresados de licenciatura en ingeniería Industrial de la UAQ que no solo evalúe el impacto del rendimiento académico, sino que también integre las variables anteriormente mencionadas, permitiendo una comprensión más integral de la empleabilidad de los ingenieros en México.

V Justificación

A lo largo de los años, la sociedad se ha encargado de considerar el empleo, como el mayor logro y satisfacción de una persona después de concluir su formación académica y que da paso a la realización de este ser humano tanto en un ámbito profesional como personal. (Bascón, 2023).

De acuerdo con Contreras & Gonzalez (2020), el proceso de transición que enfrenta un ingeniero recién egresado para integrarse al mercado laboral es un desafío crítico, tanto para los estudiantes como para las instituciones educativas. La falta de oportunidades o la escasez de empleo afectan significativamente los planes futuros de los egresados, problema que puede estar relacionado con la ausencia de herramientas adecuadas para alinear la formación académica con las demandas del mercado. En este contexto, decidir participar en el mercado laboral no solo representa un costo de oportunidad para los graduados, sino también para la sociedad. Por ello, una política educativa eficiente debe identificar las oportunidades

laborales y ajustarlas estratégicamente a la oferta formativa, contribuyendo así a mejorar la empleabilidad y reducir los obstáculos para los nuevos profesionistas.

Según la última encuesta de empleabilidad realizada por QS World University Rankings (2022), solo dos universidades de México lograron posicionarse en el top 100 a nivel mundial: el Tecnológico de Monterrey en el lugar 26 y la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) en el puesto 83. La situación resalta la necesidad urgente de implementar un modelo predictivo que pueda identificar y analizar los factores que influyen en la inserción laboral de los graduados en México, mejorando así su competitividad en el mercado laboral. Esta preocupación no solo afecta a los estudiantes, sino también a las instituciones educativas que deben adaptarse a las demandas del mercado laboral actual.

En el informe de La Ola (2024), se presentan tres grupos conformados por diversas ramas de la ingeniería. El Grupo 1 incluye las ingenierías industrial, mecánica y metalúrgica, con un total de 160,244 profesionistas ocupados. El Grupo 2 está compuesto por ingeniería mecatrónica, electrónica y tecnología, con 516,821 profesionistas ocupados. Finalmente, el Grupo 3 corresponde a la ingeniería química, con 214,040 profesionistas ocupados. De estos tres grupos, el Grupo 1 es el que presenta el menor número de profesionistas ocupados.

Al contrastar estos datos con los publicados por la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (2024), se observa que la ingeniería industrial, con una población ocupada de 994,000 personas, tiene un 93.3% de ocupación formal. De esta población, solo 52.9% se encuentra en el rango de edad de 25 a 34 años, resaltando que un gran porcentaje de la población que son recién egresados compiten por las mismas oportunidades. Un panorama similar se presenta en la ingeniería mecánica, que cuenta con un total de 31.5 mil profesionistas ocupados, de los cuales 29.7 mil son formales, y 47.05% de ellos se encuentra dentro del mismo rango de edad. Demostrando que el porcentaje más grande de personas ocupadas informalmente tienen la formación de ingeniería industrial, lo que da pie a reflexionar porque dicha población es la menor empleada en su área de especialidad con 6.1 mil personas a diferencia de la mecánica con únicamente 1.8 mil personas.

Es importante resaltar que la Encuesta Nacional de Egresados (2020) revela que el promedio de edad para egresar de la licenciatura en México es de 26.7 años. Este fenómeno genera una

gran dificultad para los recién egresados, quienes deben enfrentarse a una alta competencia con profesionales más experimentados que ya ocupan posiciones relevantes dentro de las empresas. Además, gran parte de la industria está dominada por personas dentro del rango de 25 a 34 años, lo que limita las oportunidades de los egresados más jóvenes, ya que las empresas prefieren candidatos con mayor desarrollo, dificultando aún más el acceso de los nuevos egresados al mercado laboral

México muestra cifras duras para la empleabilidad de recién egresados, y el desempleo de estos es capaz de generar un impacto psicológico relevante en la transición al mercado laboral. Se reconoce que el estar desempleado puede tener consecuencias en la salud mental, lo que, en un contexto más amplio, puede influir en la capacidad de los egresados para encontrar empleo, suscitando al cuestionamiento de su valor personal y su capacidad para reintegrarse en el mercado laboral, afectando profundamente su confianza y perspectiva sobre su futura empleabilidad (Rey & Moreno, 2017).

En la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), aún no se ha llevado a cabo un estudio que evalúe de forma crítica los aspectos que influyen en la empleabilidad de los recién egresados de Ingeniería Industrial. Esto sugiere que es importante identificar si los estudiantes están recibiendo la formación necesaria para satisfacer las demandas actuales del mercado laboral o se deben implementar nuevas estrategias (Galdeano & Valiente, 2010). Por lo tanto, anticipar los factores determinantes de la empleabilidad se vuelve esencial para ajustar los programas educativos y orientar adecuadamente la formación profesional de los estudiantes.

El desarrollo de un modelo estadístico capaz de predecir la empleabilidad en función del campo de estudio permitirá identificar los factores clave del éxito en el mercado laboral. Este enfoque fundamentará la toma de decisiones para una planificación académica más efectiva y la creación de políticas que faciliten una inserción laboral adecuada. La relevancia de este proyecto radica en su capacidad para influir en decisiones estratégicas tanto a nivel institucional como individual.

VI Hipótesis

Por medio de modelos estadísticos multivariantes, se determinará que la capacidad de dominar competencias duras (hard skills) y el tener una visión estratégica sobre hacia que sector industrial dirigirse, serán factores dominantes en la probabilidad de emplearse rápidamente, estimando que estas competencias aseguran hasta en un 45% más la inserción temprana al mundo laboral, en comparación con otras métricas.

VII Objetivos

7.1 Objetivo general

Desarrollar y validar modelos estadísticos que permitan estimar la probabilidad de empleabilidad de los recién egresados de la licenciatura en ingeniería industrial de la UAQ, integrando un análisis complejo de los factores más influyentes (habilidades blandas y técnicas, inglés, experiencia laboral, GPA, etc) asociados con el cumplimiento de los objetivos institución que determinan la decisión de contratación.

7.2 Objetivos específicos

- Analizar datos de recién egresados universitarios de ingeniería industrial de la UAQ en el periodo 2014-2024, centrándose en las variables de rendimiento académico, habilidades técnicas y blandas, nivel de inglés y experiencia profesional y relacionarlas a los objetivos institucionales y atributos de egreso
- Realizar la limpieza de datos y aplicar modelos estadísticos de regresión logística y regresión lineal para identificar tendencias clave que impacten en la empleabilidad de los egresados.
- Ajustar las ecuaciones multivariantes con referencia a siete vectores dependientes de la empleabilidad, aislando coeficientes de cambio y ventajas probabilísticas que estén relacionadas con el perfil de entrada de los egresados de ingeniería.
- Medir el grado de significancia de los objetivos educacionales de la carrera de ingeniería industrias, mediante la validación de ecuaciones solidez que otorguen criterios de información y pruebas de significancia individual.

VIII Metodología

Como se presenta en la Figura 5, la metodología comienza con la Fase 1 “Recolección de datos” conformada por la selección de la población objetivo y el tamaño de la muestra a utilizar, definición de atributos de egreso y objetivos institucionales relacionados con las variables a analizar, definición de indicadores para cada una de las variables, diseño de instrumento de evaluación (encuesta) para posteriormente ser distribuida entre la población a analizar. La Fase 2 “Análisis estadístico de datos” consiste en la evaluación y segmentación de los datos para proceder a su análisis y modelado. Esta fase se dividió en dos pequeñas etapas, la primera fue en hacer un análisis cuantitativo y cualitativo de la base de datos para entender el comportamiento de los egresados y aquellas tendencias las cuales tenían más repercusión en ellos. La segunda etapa de este análisis fue estrictamente la elaboración de los modelos matemáticos mediante Rstudio, utilizando principalmente regresión lineal y en algunos casos regresión lineal múltiple. Para esto se seleccionaron siete variables dependientes las cuales se relacionaron con otras variables para entender diversos comportamientos

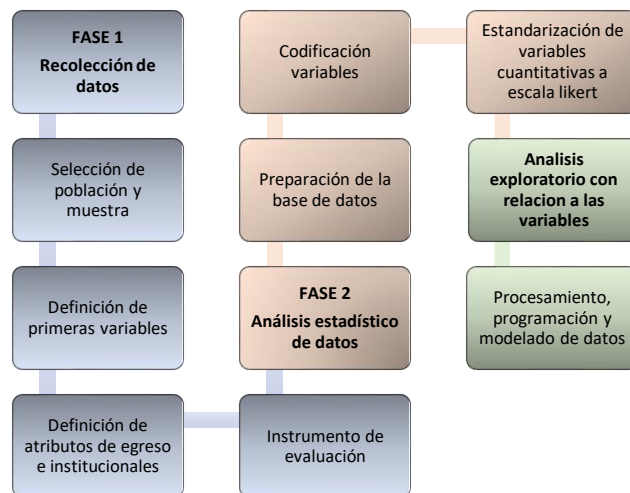


Figura 5. Diagrama general metodología. (Autoría propia)

8.1 Fase 1: Recolección de datos

8.1.1 Selección de población y muestra

La población objetivo de este estudio está constituida por los egresados de la licenciatura en ingeniería industrial de la UAQ, que hayan concluido sus estudios en los últimos 10 años (2014-2024) y estudiantes cursando los últimos semestres de la licenciatura. Esta población abarca a egresados que actualmente se encuentran insertos en el mercado laboral, así como aquellos que no han logrado emplearse

Para efectos de este estudio, se seleccionó una muestra de 98 personas, los cuales se tomaron mediante un muestreo aleatorio simple. La muestra incluyó a egresados de la UAQ, carrera de ingeniería industrial, con el propósito de garantizar la representatividad de la muestra y reducir posibles sesgos.

8.1.2 Definición de variables

Mediante la selección y lectura de diversos artículos de investigación, se determinó añadir seis primeras variables al instrumento de evaluación, que se consideran influyentes en la empleabilidad de los egresados de licenciaturas en ingeniería, Estas variables se dividen en dos categorías: independientes y dependientes.

8.1.2.1 Variables independientes

- **Habilidades Técnicas:** Se evaluó el impacto de los conocimientos específicos adquiridos en la carrera de ingeniería. Un alto nivel de habilidades técnicas se espera que aumente la competitividad de los egresados en el mercado laboral.
- **Habilidades Blandas:** se incluirán las competencias interpersonales y de comunicación para medir la importancia de estas. Con esto se analizó si son cruciales para el trabajo en equipo y la adaptación a entornos laborales, y si realmente aumentan las oportunidades de empleo.
- **Nivel de Inglés:** el inglés se consideró un factor determinante, con el cual se observará si los egresados con un buen dominio del idioma tienen o no más oportunidades de acceder a posiciones que requieren comunicación e interpretación de resultados.
- **Experiencia Laboral:** Esta variable permitió explorar cómo la experiencia profesional en la industria influye en la empleabilidad de los ingenieros. Un factor común, indica que la experiencia laboral, ya sea a través de prácticas o empleos previos, será un factor positivo en el proceso de búsqueda de trabajo.

- Rendimiento Académico: Se medirá mediante el promedio de calificaciones obtenidas durante la carrera.

8.1.2.2 Variable dependiente

Empleabilidad: Esta variable se agregó al instrumento de evaluación primeramente para entender cuál era la situación laboral actual de los egresados, determinando si están empleados o desempleados. Esto fue clave para analizar cómo las variables independientes impactan esta condición.

La selección de estas variables independientes y la consideración de la empleabilidad como variable dependiente, fue la primera aproximación sobre las respuestas que se buscaba encontrar al realizar la encuesta, la cual al final ligo preguntas relacionadas a estas vertientes, objetivos institucionales y atributos de egreso

8.1.3 Definición de atributos de egreso y objetivos institucionales

En el marco de formación de los ingenieros industriales de la UAQ, los egresados deben tener ciertos atributos de egreso que define la institución en conjunto por lo establecido en el Consejo de Acreditación de la Enseñanza para la Ingeniería (CACEI). Para asegurar que las variables utilizadas para el estudio muestran concretamente el perfil esperado de egreso, se realizó un mapeo de relación entre los atributos y variables.

A continuación, en la Tabla 4 se muestra la relación entre cada variable y los atributos de egreso que los estudiantes deben tener que son valorados por empleadores. Estos atributos se incluyen con la finalidad de relacionar la información hacia los estudiantes de últimos semestres, para así poder evaluar las competencias de formación asegurando que los indicadores están alineados con los objetivos institucionales y con el diseño del modelo predictivo de empleabilidad.

Tabla 4. Atributos de egreso vs Variables

	Habilidades técnicas	Habilidades blandas	Nivel de ingles	Experiencia laboral	Rendimiento académico
Conocimientos de ingeniería					
Análisis del problema					
Diseño / Desarrollo de soluciones					
Investigación					

Uso de herramientas					
El ingeniero y el mundo					
Ética					
Trabajo en equipo individual y colaborativo					
Comunicación					
Gestión de proyectos y finanzas					
Aprendizaje durante toda la vida					

Por otra parte, el instrumento de evaluación contempló los objetivos institucionales para aquellas personas ya egresadas y serán la base para medir lo que ha hecho el egresado y como se relaciona con lo que la institución apporto en su persona. A continuación, la tabla 5 muestra aquellos lineamientos que considera la institución educativa como objetivos primordiales a cumplir después de que la persona termino el programa educativo.

Tabla 5, Objetivos institucionales

Objetivos educacionales de ingeniería industrial y manufactura	OE-IIM1	Liderar proyectos de diseño, instalación, control y mejora de sistemas industriales, implementando prácticas disruptivas, sostenibles y socialmente responsables que promueven la innovación, eficiencia y equilibrio con el entorno
	OE-IIM2	Aportar soluciones para mejoras en la calidad y productividad, logrando resultados que contribuyen al éxito organizacional, participando de manera proactiva en la evaluación estratégica de proyectos y resolución de problemas
	OE-IIM3	Dirigir equipos mediante la colaboración interdisciplinaria, trabajo intercultural y manejo asertivo de conflictos para la solución de problemas y el logro de objetivos organizacionales de alcance estratégico
	OE-IIM4	Ser agente de cambio comprometido con el desarrollo personal y profesional, buscando oportunidades de crecimiento y aprendizaje continuo, generando un impacto significativo en el entorno social

8.1.4 Instrumento de evaluación

La recopilación de datos se llevó a cabo por medio de una encuesta estructurada que abarco las variables definidas anteriormente en la Tabla 5 con relación a los atributos y objetivos de egreso.

La Tabla 6 contiene las variables esenciales del estudio, organizadas en columnas clave. En la columna de sección, se encuentran los datos demográficos, habilidades técnicas y blandas,

nivel de inglés, experiencia laboral, rendimiento académico y estado de empleabilidad. La columna de contenido cuenta con información como la edad, universidad de egreso, licenciatura, competencias, nivel de inglés y experiencia en el sector, detallando el tiempo y tipo de experiencia adquirida. La columna de rendimiento académico está enfocada en el promedio de calificaciones obtenidas, mientras que la columna de estado de empleabilidad define esta variable como binaria (empleado/desempleado). En la columna de objetivo, se establece la finalidad de cada sección, como la recopilación de datos, identificación de competencias y medición del desempeño. Todos estos datos fueron totalmente anónimos para cuidar la anonimidad de todos los egresados

Tabla 6. Datos estructurados para encuesta

Sección	Contenido	Objetivo
Datos demográficos	- Edad - Universidad de egreso - Carrera de ingeniería	Proporcionar contexto para la interpretación de resultados.
Habilidades técnicas	- Conocimientos generales - Conocimientos de ingeniería	Identificar las competencias técnicas.
Habilidades blandas	- Competencias interpersonales - Competencias de comunicación	Medir habilidades blandas.
Nivel de inglés	- Competencias en lengua extranjera (ingles).	Establecer el nivel en inglés.
Experiencia laboral	- Tiempo laboral - Tipo de experiencia laboral	Recopilar información sobre experiencia laboral.
Rendimiento académico	- Promedio de calificaciones	Medir el desempeño académico.
Empleabilidad	- Estado laboral (empleado /desempleado)	Determinar la empleabilidad.

En la Figura6, se muestra la convocatoria de la encuesta aplicada, dirigida a egresados de ingeniería industrial de la UAQ donde se obtuvieron variables vistas desde el mundo exterior y se buscó encontrar la relación y cumplimiento de los objetivos educacionales en relación con lo puesto en práctica en la industria y con ayuda de su experiencia ver factores influyentes en su empleabilidad.

Estudio de la situación laboral actual de egresados de Ingeniería Industrial y manufactura

Objetivo: Evaluar la situación laboral y los logros obtenidos por parte de los egresados después de un tiempo en el mercado laboral, donde se busca estimar la probabilidad de empleabilidad de recién egresados de licenciaturas en Ingeniería Industrial y Manufactura dentro del periodo de 2014 a 2024.

Responsable: Ing. Alejandro Zapata Freeman

URL: <https://forms.office.com/r/uAuMabixyj>

Esta información recopilada será anónima y tratada de manera confidencial, ya que forma parte de una investigación de la Maestría en Ingeniería de Calidad y Productividad de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) y contribuirá a una mejor comprensión de los factores que influyen en la empleabilidad.



Figura 6. Convocatoria encuesta virtual (Autoría propia)

8.2 Fase 2 Análisis estadístico de datos

Con el fin de asegurar una adecuada trazabilidad del análisis y buscando eliminar cualquier sesgo posible con relación al seguimiento estadístico que se explica a los largo de todo el apartado (8.2 Análisis estadístico de datos), este proceso se revisó y realizo mediante una construcción iterativa. Se ejecutó una ruta que permite asegurar que cada paso realizado sea totalmente entendible, auditable y replicable (Hair et al, 2019). La tabla 7, muestra esta evolución y construcción del modelo estadístico:

Tabla 7. Codificaciones variables independientes (Autoría propia)

#	Acción	Objetivo
1	Unificación muestra (n=96)	Buscar la integridad de la muestra
2	Limpieza base de datos (texto y normalización)	Codificación de datos
3	Tratamiento de variables Y1(dicotómica, Y2-Y7 (dependientes secundarias), A-D (Independientes)	Robustez estadística
4	Clasificación variables por bloques	Aislamiento de variables
5	Ajuste de modelos regresión log y lin.	Medición de significancia (Odds ratios)

8.2.1 Preparación de la base de datos

Al concluir la recolección de datos por medio de la encuesta, los datos obtenidos se exportaron, generando registros individuales en una matriz unificada. La base de datos fue

sometida a un estudio exhaustivo y depurando todas aquellas respuestas que agregaban valor a la investigación, esto se ejecutó mediante el desarrollo estadístico en Rstudio y Python. El tratamiento de las variables fue el siguiente:

Estandarización de campos cualitativos: todas aquellas variables que fueron de texto libre cualitativo fueron aisladas. Las relacionadas con las dinámicas de la industria (C1 y C7), aquellas que hablaban de habilidades tecnológicas o de competencias (DQ, D2, D3) y las relacionadas a la evaluación de su formación profesional dentro de la Universidad (E1, E2, E3). Estas variables sufrieron de una normalización para evitar variaciones en la ortografía, y fueran más precisas al momento de hacer conteos semánticos.

Valores ausentes: en aquellas variables de tipo cuantitativo continua como el promedio (A4) y el salario (Y2) se auditaron los registros vacíos, corriéndolos mediante imputación matemática por el medio del vector.

Segmentación de variables: para asegurar la buena visibilidad de la matriz, la matriz con los 96 datos registrados se dividió en segmentos afines al orden en que se querían ir analizando las variables, estos sectores fueron separados por bloques de antecedentes demográficos, factores de influencia, competencias y atributos de egreso, todas aquellas variables de respuesta de empleabilidad.

8.2.2 Variables independientes (Diccionario)

Con el objetivo de salvaguardar la integridad de los datos y mantener una adecuada transparencia metodológica, se estructuro mediante una nomenclatura técnica la base de datos que sirvió para operar durante el estudio. En la tabla 8, se observa de manera clara las variables predictoras independientes que fueron sacadas de la matriz. Esta tabla se divide en 3 columnas: la codificación en R, la dimensión analística que abarca la variable, a que se refiere cada variable específicamente y el tipo de variable de acuerdo con cómo se catalogó para su estudio

Tabla 8. Codificaciones variables independientes (Autoría propia)

Código en R	Dimensión Analítica	Variable Independiente / Reactivo del Instrumento	Tipo de Variable
A1	Sociodemográfica	Año de egreso de la licenciatura	Cualitativa Ordinal

A2	Sociodemográfica	Institución de egreso universitaria	Cualitativa Nominal
A3	Sociodemográfica	Género del egresado encuestado	Cualitativa Binaria
A4	Académica	Promedio final acumulado de la licenciatura (GPA)	Cuantitativa Continua
A7	Contextual Industrial	Sector industrial de inserción o desempeño laboral	Cualitativa Nominal
A9	Contextual Industrial	Distancia de traslado de casa al centro de trabajo	Cuantitativa Continua
B2	Factores de Ingreso	Influencia percibida: Habilidades técnicas	Cualitativa Ordinal
B3	Factores de Ingreso	Influencia percibida: Habilidades blandas	Cualitativa Ordinal
B4	Factores de Ingreso	Influencia percibida: Dominio del (inglés)	Cualitativa Ordinal
B5	Factores de Ingreso	Influencia percibida: Rendimiento académico (Promedio)	Cualitativa Ordinal
B6	Factores de Ingreso	Influencia percibida: Experiencia laboral previa	Cualitativa Ordinal
B7	Factores de Ingreso	Jerarquización de importancia de factores de desarrollo	Cualitativa Ordinal
B8	Objetivos institucionales	Cantidad de proyectos escolares de ingeniería desarrollados	Cuantitativa Discreta
C1	Objetivos institucionales	Descripción abierta de mejoras o proyectos en planta	Cualitativa Abierta
C3	Objetivos institucionales	Frecuencia de aplicación de metodologías de mejora continua	Cualitativa Ordinal
C5	Objetivos institucionales	Experiencia en puestos de liderazgo	Cualitativa
C6	Objetivos institucionales	Influencia en la resolución de problemas dentro de un equipo de trabajo	Cualitativa Ordinal
C7	Objetivos institucionales	Descripción abierta del cumplimiento de objetivos mediante el trabajo en equipo	Cualitativa Abierta
C8	Objetivos institucionales	Tiempo dedicado al desarrollo personal	Cualitativa Ordinal
C9	Objetivos institucionales	Mejoras que hayan generado impactos positivos en la industria	Cualitativa Binaria
D1	Objetivos institucionales	Explicación de mejores o proyectos implementados que agregaran valor	Cualitativa Abierta
D2	Objetivos institucionales	Habilidades técnicas, mas solicitadas o valoradas em lá industria	Cualitativa Abierta
D3	Objetivos institucionales	Habilidad técnica que da ventajas competitivas	Cualitativa Abierta
D4	Competencias CACEI	Capacidad para tener una comunicación acertada	Cualitativa Ordinal
D5	Competencias CACEI	Capacidad para trabajar en equipo	Cualitativa Ordinal
D6	Competencias CACEI	Capacidad para ser un líder	Cualitativa Ordinal
D7	Competencias CACEI	Capacidad para desarrollar soluciones de problemas	Cualitativa Ordinal
D8	Competencias CACEI	Capacidad para adaptarte a cualquier entorno	Cualitativa Ordinal

D9	Competencias CACEI	Capacidad para aplicar pensamiento analítico	Cualitativa Ordinal
E1	Evaluación Curricular	Descripción abierta de habilidades blandas menos desarrolladas	Cualitativa Abierta
E2	Evaluación Curricular	Descripción de la experiencia significativa para la inserción laboral	Cualitativa Abierta
E3	Evaluación Curricular	Propuesta de modificación al plan de estudios o mejoras aplicadas	Cualitativa Abierta

8.2.3 Codificación variables dependientes

Una vez completada la limpieza de datos y definición de variables, la literatura nos dice no reducir el termino empleabilidad a únicamente estas o no estas ocupado. Fue por esto que, en la investigación, de la base de datos se procedió a seleccionar de manera justificada, siete variables dependientes con el fin de evaluar las diferentes facetas de la empleabilidad del ingeniero industrial desde un entorno laboral real.

La selección de la variable Y1 (Situación laboral actual) como variable dependiente, está fundamentada en análisis previos donde se utiliza como una variable binaria para identificar relaciones con algunas otras variables independientes mediante el uso de regresión logística (Mohd-Halid & Khalid, 2022). Por otro lado, Cuba (2018), utiliza variables relacionadas al capital humano como el salario, tiempo de empleo para entender la relación categórica de estas variables con el hecho de ejercer una profesión y alcanzar el éxito y estabilidad profesional. Otras aptitudes para considerar son todas aquellas que tienen relación con la gestión de personal y exposición a nuevos proyectos, siendo habilidades que permiten desarrollar un abanico amplio de posibilidades futuras (Syed & Choudhury, 2023). A continuación, la tabla 9, resume aquellas variables seleccionadas:

Tabla 9. Codificaciones variables dependientes (Autoría propia)

Código en R	Criterio de Empleabilidad Evaluado	Tipo de Variable
y1	Situación laboral	Cualitativa Binaria
y2	Situación económica (salario)	Cuantitativa Continua

y3	Tiempo en lograr emplearse	Cuantitativa Continua
Y4	Relación empleabilidad con la primera experiencia (prácticas profesionales)	Cualitativa Binaria
Y5	Liderazgo alcanzado en proyectos de planta	Cualitativa Ordinal
Y6	Implementación de mejoras en procesos productivos	Cualitativa Ordinal
Y7	Contribución percibida respecto al cumplimiento de objetivos laborales	Cuantitativa Discreta

8.2.4 Estandarización de variables cuantitativas a escala Likert

Para poder garantizar una matemática adecuada en los modelos de probabilidad, se realizó una matriz estándar mediante el uso de una escala Likert que se adecuaba a las características de las respuestas de cada una e las preguntas. Al ser una encuesta que se conformó por variables cuantitativas y cualitativas, fue de suma importancia unificar las respuestas bajo una misma métrica que va del 1 al 5.

De acuerdo con Matas (2018), la homologación de las variables nos permitió mantener un mismo estándar que facilitó la lectura de los algoritmos de regresión y el cálculo de los Odds ratios, debido a que, el 1 representó lo mínimo o la ausencia de algún atributo, mientras que el 5, fue el máximo nivel o el más esperado. La tabla 10, muestra de manera clara, cuáles fueron las variables que se utilizaron en una escala Likert previo al estudio estadístico, y como es que cada una de ellas fue compuesta con los criterios numéricos del 1-5.

Tabla 10. Variables cuantitativas en Escala Likert (Autoría propia)

Código	Concepto Evaluado	Opción 1	Opción 2	Opción 3	Opción 4	Opción 5
B2 a B6	Factores que influyeron en la entrada a la industria	Nada influyente	Poco influyente	Medianamente influyente	Muy influyente	Totalmente influyente
B8	Cantidad de proyectos liderados en sistemas industriales	Ninguno	Pocos	Algunos	Varios	Muchos
C3	Frecuencia de aplicación de metodologías de análisis de proyectos	Nunca	Rara vez	Ocasionalmente	Frecuentemente	Siempre
C5	Ocupación o experiencia en puestos de liderazgo	Muy bajo	Bajo	Medio	Alto	Muy alto
C6	Influencia en la resolución de conflictos	Nada influyente	Poco influyente	Medianamente influyente	Muy influyente	Totalmente influyente
D4 a D9	Habilidades técnicas desarrolladas en la licenciatura	Nada determinante	Poco determinante	Moderadamente determinante	Muy determinante	Totalmente determinante
Y5	Atributos CACEI aplicados para ser líder en proyectos laborales	Nunca	Rara vez	Ocasionalmente	Frecuentemente	Siempre
Y6	Cantidad de mejoras implementadas con un impacto medible	Ninguno	Pocos	Algunos	Varios	Muchos
Y7	contribución al logro de objetivo laborales	Nada influyente	Poco influyente	Medianamente influyente	Muy influyente	Totalmente influyente

8.2.5 Relación de las variables y análisis exploratorio

En esta fase, se realizó un análisis exploratorio para identificar la conexión entre las variables independientes y las dependientes (Y). La literatura desde varios artículos de investigación comenta la importancia de realizar una relación entre variables, previo al modelo logístico, debido a que permite justificar la veracidad de las variables posteriores a obtener. (Izquierdo et al, 2025)

8.2.5.1 Al hacer el análisis, la primera relación que se realizó entre variables fueron las relacionadas con la educación y habilidades adquiridas por los egresados. De acuerdo con Becker (1964), variables como habilidades técnicas, dominio del inglés y adquirir diversas competencias son relevantes para aumentar la productividad del egresado. Debido a esto, se decidió relacionarlas con criterios de éxito como el salario, liderazgo o exposición laboral y el conocimiento fijo de implementar mejoras, lo que nos cuantifica el retorno que le da el egresado a la inversión que hace la empresa en su persona.

8.2.5.2 Otra relación que se realizó fue la referente a atributos en la educación, de acuerdo con Succi & Canovi, 2020, las empresas catalogan el promedio (A4) y el realizar diversos proyectos (B8) como puntos a favor del egresado con relación a la adaptación llega a tener en diversos ambientes. De acuerdo con lo dicho, se decidió relacionar las variables Y3 y Y4, asumiendo la interpretación que se tiene con relación a estos indicadores de predicción.

8.2.5.3 Por ultimo las variables Y6, Y7 al ser consideradas respuestas a problemas complejos que los ingenieros industriales son capaces de resolver, se utilizaron en el mismo modelo relacionado a variables independientes como la B3, D6, D7 por el alto impacto que llegan a tener en los resultados de una planta de producción.

La figura 7, muestra las relaciones utilizadas entre variables dependientes (Y) con variables independientes (x) con las que se formularon todos los análisis estadísticos:

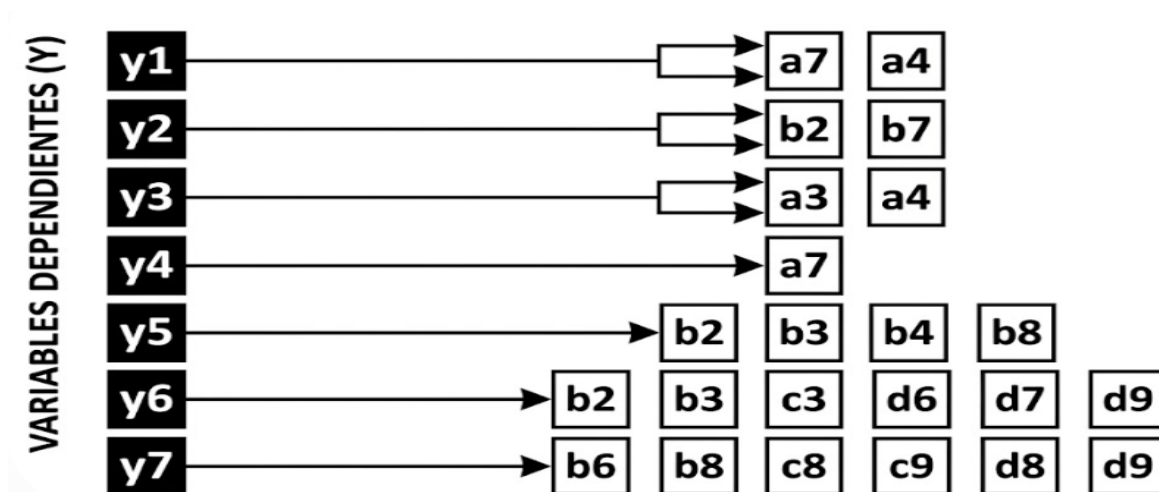


Figura 7. Relaciones variables dependientes (Y) con independientes(x). (Autoría propia)

8.2.6 Procesamiento, programación y modelo estadístico de datos

La investigación se basó en someter datos $n=96$ egresados de ingeniería a un análisis tanto cualitativo como cuantitativo. Esto permitió analizar el comportamiento de un fenómeno como lo es la empleabilidad con relación a objetivos y atributos de egreso que otorga la universidad. Este análisis se basó en dos partes que se analizaron desde puntos y herramientas distintas

8.2.6.1 Análisis de la base de datos y minería

Como primer paso, se realizó una depuración y caracterización de los datos, lo cual ya se explicó en la parte metodológica 8.2.2, donde se evaluaron tendencias sin recurrir a correr modelos estadísticos matemáticos ni gráficos complicados

8.2.6.1.1 Tipificación demográfica y rendimiento académico

Se codificaron las distribuciones donde se identificó la composición de la muestra en relación con el género con un total de 58 hombres y 38 mujeres. Posterior se calculó el promedio de calificaciones que obtuvieron en la licenciatura de ingeniería industrial. Con este aislamiento, se realizó un análisis cruzado donde se identificó la tendencia de género y promedio de la población

8.2.6.1.2 Situación laboral, ingresos y tendencias de ocupación

Se llevó a cabo una clasificación compuesta por seis categorías relacionadas a su ocupación actual después de egresar. Con dicha información, se realizó una matriz para comprender la relación entre este estatus y su condición económica salarial, así como los sectores de manufacturan que predominan en los encuestados.

8.2.6.1.3 Análisis cualitativo de las variables

En este segmento, se llevó a cabo una minería de datos cualitativa, donde se buscaron conectores de palabras clave. Con este filtro, se lograron filtrar y contabilizar las palabras más reiteradas en las respuestas de los egresados, encontrando las tendencias principalmente entre las habilidades técnicas y blandas más fuertes y que aún tiene área de oportunidad.

8.2.6.2 Modelos matemáticos y multivariable

Llevado a cabo el análisis descriptivo de la muestra, se realizaron ajustes analíticos de las ecuaciones multivariantes mediante el software de R Studio, en este sentido, se segmentaron los tipos de algoritmos realizados de acuerdo con la escala de cada criterio dependiente.

8.2.6.2.1 Modelos regresión lineal múltiple

Se predijeron un par de modelos mediante el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), el cual tiene el siguiente modelo lineal:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \text{ (Ecuación 3)}$$

Con el algoritmo, fue posible encontrar los coeficientes de cambio marginal de los siguientes modelos, Y2 determinando la relación entre el salario y las habilidades técnicas, priorización de habilidades adquiridas durante la estancia universitario; y el modelo Y3 evaluando el tiempo en que logran emplearse los egresados a partir de factores como el género y rendimiento escolar.

Para elaborar el Modelo Y1-Y4, se revisó la probabilidad de ocupación y condición de empleabilidad vs los sectores industriales que podían ingresar y su rendimiento escolar. De igual manera, se evaluaron las variables del sector industrial y la relación que puede llegar a tener un egresado de continuar en la empresa donde realizó sus prácticas profesionales. (Ver figura 8)

```

1 #
2 # Models regression y1 - y4.csv
3 #
4 pkgs <- c("tidyverse", "nnet", "broom", "openxlsx", "ggplot2")
5 new_pkgs <- pkgs[!(pkgs %in% installed.packages[, "Package"])]
6 if(length(new_pkgs) > 0) install.packages(new_pkgs, dependencies = TRUE)
7 lapply(pkgs, library, character.only = TRUE)
8
9 dat <- read.csv("dat20.csv", stringsAsFactors = FALSE, check.names = FALSE)
10 trim_text <- function(x) trimws(gsub("\\u00A0", " ", as.character(x)))
11 dat <- dat %>% mutate(across(where(is.character), trim_text))
12 dat <- dat %>% mutate(
13   Y1 = factor(Y1), A7 = factor(A7), A3 = factor(A3), A4 = as.numeric(A4),
14   Y2_num = as.numeric(gsub("[$,]", "", as.character(Y2))),
15   Y3 = as.numeric(Y3), Y4 = as.numeric(Y4),
16   B2 = as.numeric(B2), B3 = as.numeric(B3), B4 = as.numeric(B4),
17   B5 = as.numeric(B5), B6 = as.numeric(B6),
18   # B7 aparece como cadena tipo "1.5.3.2.4": se extrae el primer valor.
19   B7_likert = as.numeric(stringr::str_extract(as.character(B7), "\\d+"))
20 )
21
22 m1 <- nnet::multinom(Y1 ~ A7 + A4, data = dat, trace = FALSE)
23 m2 <- lm(Y2_num ~ B2 + B3 + B4 + B5 + B6 + B7_likert, data = dat)
24 m3 <- lm(Y3 ~ A3 + A4, data = dat)
25 m4 <- glm(Y4 ~ A7, data = dat, family = binomial(link = "logit"))
26
27 m1 <- broom::tidy(m1, conf.int = TRUE, exponentiate = TRUE) %>% mutate(modelo="Y1 ~ A7 + A4", tipo_modelo="Logística multinomial", escala_efecto="Coeficiente")
28 m2 <- broom::tidy(m2, conf.int = TRUE) %>% mutate(modelo="Y2 ~ B2-B7", tipo_modelo="Lineal OLS", escala_efecto="Coeficiente")
29 m3 <- broom::tidy(m3, conf.int = TRUE) %>% mutate(modelo="Y3 ~ A3 + A4", tipo_modelo="Lineal OLS", escala_efecto="Coeficiente")

```

Figura 8. Instrucciones Rstudio Modelo (Y1-Y4). (Autoría propia)

8.2.6.2.2 Modelos regresión logística

Para poder cumplir con el alcance de este estudio, con relación a lo realizado en los modelos mencionados en el apartados 8.2.6.2.1, la variable Y1 en particular, fue utilizada como variable binaria, es decir que para su modelado, fue principalmente utilizada por medio de la función Logit. Este ejercicio permitió obtener los OR con intervalos del 95% de confianza. Con este criterio, las demás variables (Y5-Y7), fueron directamente asociadas a las competencias atribuidas y evaluadas en CACEI.

Para evaluar variables dependientes de naturaleza dicotómica, cualitativa u ordinal, se llevó a cabo un ajuste mediante la función logit:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (\text{Ecuación 4})$$

Aunado a esta función, se realizó una exponenciación e^β con la intención de buscar transformar los estimadores en Odds Ratios y buscar intervalos de confianza al 95%

Con relación al modelo Y5, se buscó correlacionar como el egresado es capaz de tomar el liderazgo en proyectos tomando como relaciones variables como B2, B3, B4 y B8 que son básicamente requisitos que te hacen diferente dentro del entorno industrial. (Ver figura 9)

```

1 # Regresión logística ordinal para Y5 con predictores likert
2 # Modelo: Y5 ~ f(B2, B3, B4, B8) + e
3 # Archivo esperado: dat20.csv en el directorio de trabajo
4 # Salidas: gráfica PDF/PNG y tabla Excel de resultados
5 #
6 paquetes <- c("MASS", "ggplot2", "dplyr", "readr", "tidyr", "openxlsx", "scales")
7 instalar <- paquetes[!paquetes %in% rownames(installed.packages())]
8 if(length(instalar) > 0) install.packages(instalar, dependencies = TRUE)
9 invisible(lapply(paquetes, library, character.only = TRUE))
10 # 1. Cargar datos
11 datos <- readr::read_csv("dat20.csv", show_col_types = FALSE)
12 # 2. Seleccionar y preparar variables
13 vars <- c("Y5", "B2", "B3", "B4", "B8")
14 datos_modelo <- datos |>
15   dplyr::select(dplyr::all_of(vars)) |>
16   dplyr::mutate(dplyr::across(dplyr::everything(), as.numeric)) |>
17   tidyr::drop_na()
18 # Y5 ordinal tipo likert: 1 muy bajo, 2 bajo, 3 medio, 4 alto, 5 muy alto
19 datos_modelo$Y5 <- ordered(
20   datos_modelo$Y5,
21   levels = c(1, 2, 3, 4, 5),
22   labels = c("muy bajo", "bajo", "medio", "alto", "muy alto")
23 )
24 # Los predictores likert se usan como escala ordinal-numérica para estimar tendencia lineal.
25 # Si se desea tratarlos como factores ordinales, puede usarse factor(B2, ordered=TRUE), etc.
26 # 3. Ajustar regresión logística ordinal
27 modelo <- MASS::polr(Y5 ~ B2 + B3 + B4 + B8,
28   data = datos_modelo,
29   method = "logistic",
30   Hess = TRUE)

```

Figura 9. Instrucciones R studio Modelo (Y5). (Autoría propia)

Por último, en los modelos Y6, Y7 se analizaron la capacidad que tienen los egresados de sobresalir dentro de la industria mediante implementación de proyectos, mejoras que generen impacto significativo y agreguen valor a la compañía. Esto vinculado a variables de influencia directa a la inserción laboral como habilidades técnicas, blandas, experiencia laboral previa en conjunto con la relación de atributos y objetivos formalizados en el perfil de la persona. (Ver figuras 10, 11)

```

1 # 
2 # Regresión logística ordinal para Y6 ~ f(B2,B3,C3,D6,D7,D9) + e
3 # Archivo esperado: dat20.csv en el mismo directorio de trabajo
4 # Escala likert: 1 = muy bajo, 2 = bajo, 3 = medio, 4 = alto, 5 = muy alto
5 # 
6 # 1) Paquetes -----
7 paquetes <- c("MASS", "dplyr", "ggplot2", "broom", "writexl", "readr", "scales", "tidyr")
8 instalar <- paquetes[!paquetes %in% rownames(installed.packages())]
9 if (length(instalar) > 0) install.packages(instalar, dependencies = TRUE)
10 invisible(lapply(paquetes, library, character.only = TRUE))
11 # 2) Lectura y preparación de datos -----
12 datos <- readr::read_csv("dat20.csv", show_col_types = FALSE)
13 vars <- c("Y6", "B2", "B3", "C3", "D6", "D7", "D9")
14 d <- datos |>
15   dplyr::select(dplyr::all_of(vars)) |>
16   tidyr::drop_na() |>
17   dplyr::mutate(
18     Y6 = ordered(Y6, levels = 1:5,
19                 labels = c("muy bajo", "bajo", "medio", "alto", "muy alto")),
20     dplyr::across(c(B2, B3, C3, D6, D7, D9), as.numeric)
21   )
22 # Nota metodológica: Y6 es ordinal tipo Likert. Por ello se usa una
23 # regresión logística ordinal de odds proporcionales. Los predictores
24 # Likert se modelan como puntuales ordinales 1-5 para estimar una tendencia
25 # lineal por incremento de una categoría en cada predictor.
26 # 3) Modelo -----
27 modelo <- MASS::polr(Y6 ~ B2 + B3 + C3 + D6 + D7 + D9,
28                      data = d, method = "logistic", Hess = TRUE)
29 # 4) Tabla de resultados -----
30 coefs <- coef(summary(modelo))

```

Figura 10. Instrucciones R studio Modelo (Y6). (Autoría propia)

```

1 # 
2 # Regresión ordinal para respuesta Likert:
3 # Y7 ~ f(B6, B8, C8, C9, D8, D9) + e
4 # 
5 # 1) Paquetes -----
6 required <- c("readr", "dplyr", "ggplot2", "MASS", "broom")
7 new_pkgs <- required[!(required %in% installed.packages()[, "Package"])]
8 if (length(new_pkgs) > 0) install.packages(new_pkgs, dependencies = TRUE)
9 library(readr)
10 library(dplyr)
11 library(ggplot2)
12 library(MASS)
13 library(broom)
14 # 2) Lectura y preparación de datos -----
15 # dat20.csv en el mismo directorio donde ejecuta este script.
16 dat_raw <- read_csv("dat20.csv", show_col_types = FALSE)
17 # Homologar nombres
18 names(dat_raw) <- toupper(names(dat_raw))
19 vars <- c("Y7", "B6", "B8", "C8", "C9", "D8", "D9")
20 dat <- dat_raw |>
21   dplyr::select(all_of(vars)) |>
22   mutate(
23     Y7 = ordered(Y7, levels = sort(unique(Y7))), # Likert ordinal
24     B6 = as.integer(B6),
25     B8 = as.integer(B8),
26     C8 = as.integer(C8),
27     C9 = factor(C9, levels = c(0, 1), labels = c("C9_0", "C9_1")),
28     D8 = as.integer(D8),
29     D9 = as.integer(D9)
30   )

```

Figura 11. Instrucciones R studio Modelo (Y7). (Autoría propia)

Con el fin de asegurar la relación que se debe de tener entre la academia y el desempeño en la industria por medio de la estadística, esta metodología tomó un argumento con relación a los conceptos básicos del modelo de regresión. Estrictamente, Montgomery et al. (2021), nos habla del requerimiento que se tiene por parte de estos modelos, para asegurar un cumplimiento de condiciones base (lineal, normal. Independiente de residuos), con las cuales

se logró validar la robustez del análisis. Con este proceso metodológico, permitió tener la información estructurada de la siguiente manera (Tabla 11):

Tabla 11. Variables cuantitativas en Escala Likert (Autoría propia)

Fase de modelo	Puntos de análisis	Objetivo
Perfil ingreso	Atributos de egreso y objetivos institucionales	Corroborar las competencias impartidas
Análisis estadístico	Modelos matemáticos y correlaciones	Medir influencia de lo enseñado en el mercado
Desempeño en la industria	Indicadores de empleabilidad (Y1 a Y7)	Validación de la curricular de enseñanza con entrega de resultados laborales

La investigación trascendió de manera significativa, ya que entiende la relación causa- efecto entre el proceso académico y el producto resultante, la empleabilidad del egresado. El esquema permitió identificar elementos importantes con relación a lo solicitado en la industria y lo que ofrece la academia, impactando en el capital humano y agregando valor a las posibilidades de emplearse de un ingeniero recién egresado (Becker, 1964). De acuerdo a Succi & Canovi (2020), relacionar estas habilidades con la demanda real, es importante para obtener un mayor porcentaje de eficacia educativa con relación al potencial que se le da al estudiante para obtener una mayor baraja de opciones de oportunidades laborales prontas.

IX Resultados y discusión

9.1 Resultados del análisis descriptivo base de datos

El análisis de base de datos arrojó una población conformada por 58 egresados hombres (60.42%) y 38 egresadas (39.58%). Estos obtuvieron un promedio de rendimiento escolar de 9.1 puntos, al hacer este análisis cruzado por género, las mujeres alcanzan un promedio de 9.1 pts. y los hombres un promedio de 9 pts., mostrando una población femenina menor, pero con un mayor rendimiento académico impulsando una disciplina más argumentada. La figura 12 muestra la distribución de personas encuestadas por género, mientras que en la figura 13, se puede observar el target de promedio entre ambos géneros en comparación con cada uno de ellos.

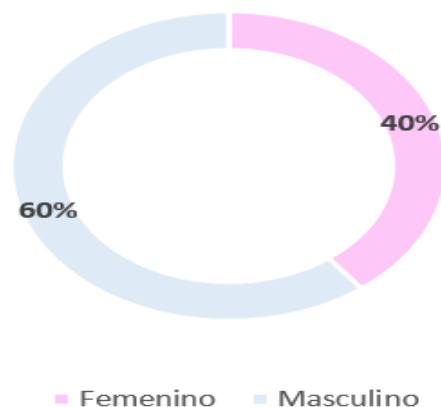


Figura 12. Distribución población por género. (Autoría propia)

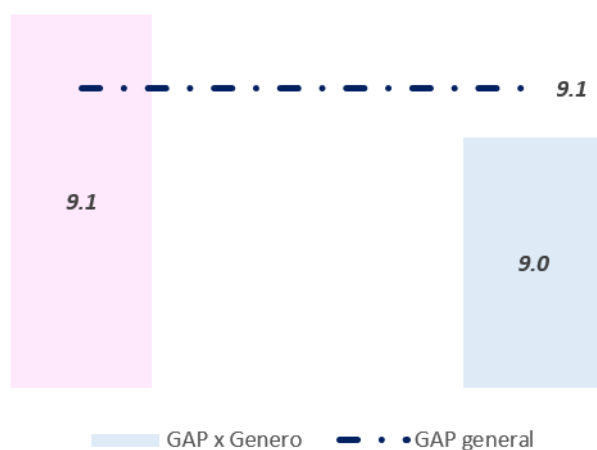


Figura 13. Distribución del promedio (GAP) por género. (Autoría propia)

En relación a la situación laboral e inserción de los egresados, en la figura 14, podemos observar las 6 categorías distribuidas, constituida mayormente por personas empleadas en relación a la ingeniería (33.33%), seguido de personas que no han logrado emplearse y no realizan alguna otra actividad compuesto por 20 personas que representa un 20.83%. Sumando todas las categorías, de los 96 encuestados, un 79.17% mantiene una actividad ya sea laboral o académica.

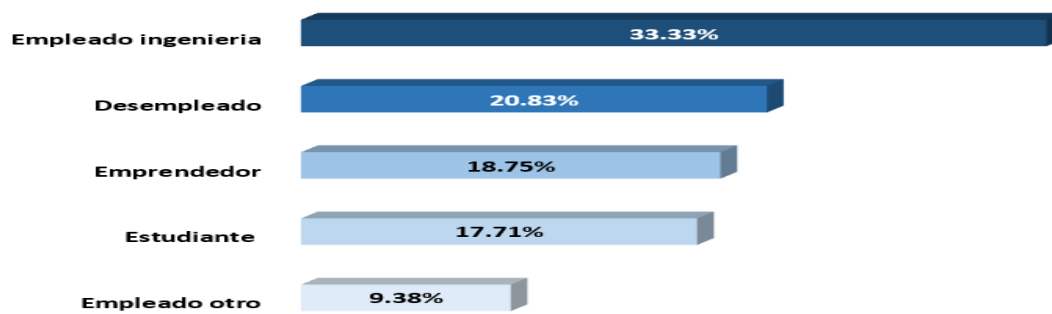


Figura 14. Estatus situación laboral egresados. (Autoría propia)

Por otro lado, en la figura 15, se observa en análisis con relación al ingreso salarial de los egresados y el sector industrial al que pertenecen. De acuerdo con el análisis, el salario promedio está en \$20,148.89 mensuales, siendo el sector femenino quien está por arriba del masculino en este rubro, \$21,066.18 vs \$19,547.90 respectivamente. Aunando al sector con más oportunidades registradas se encuentran la electrónica y automotriz con un 19.79% y un 18.75%. Sin embargo, no es el rubro que muestra el salario más competitivo, el sector aeronáutico/aeroespacial lleva mano con un promedio superior a los \$24k mensuales, sin embargo, es el sector que presenta menos población dentro del rubro

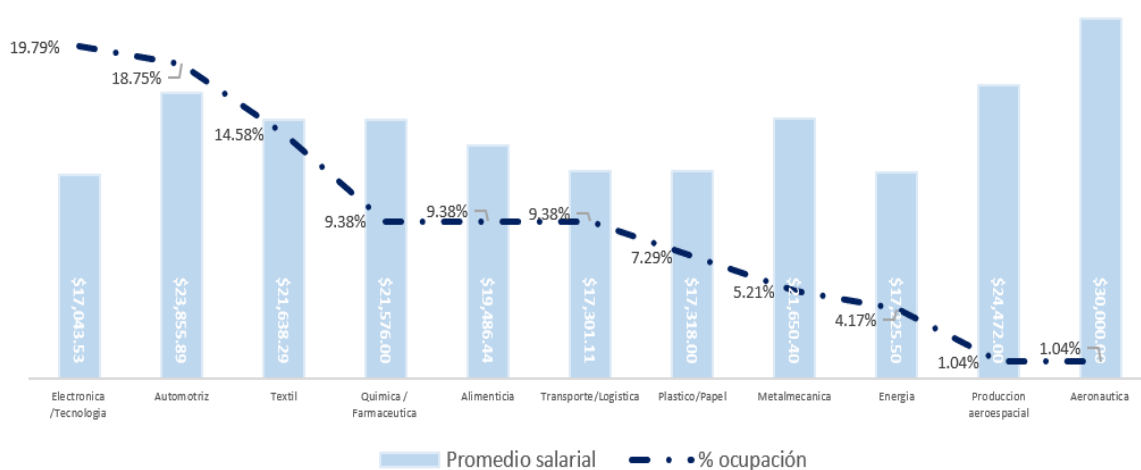


Figura 15. Volumen de egresados vs Salario medio (Autoría propia)

Con relación a un análisis cualitativo, en la figura 16 se presenta los resultados de palabras más predominantes que escribieron los egresados en las variables C1 y C7, resumiéndolo a la parte de proyectos que han realizado durante su participación dentro de la industria y como han trabajado en equipo para contribuir a la realización de los objetivos que marca la empresa



Figura 16. Tendencia cualitativa (Autoría propia)

Desde la perspectiva de atributos de egreso, la figura 17 representa aquellas herramientas las cuales a los egresados le han sido más valiosas para su inserción al campo laboral, predominando una habilidad blanda como la comunicación efectiva y habilidades técnicas como programas como minitab, excel y herramientas de mejora continua (lean six sigma). Por otro lado, la figura 18, muestra la tendencia de aquellas habilidades técnicas que le han dado una ventaja competitiva antes los demás contendientes, agregando valor totalmente a las necesidades de la compañía y sobresaliendo sobre otros egresados de otras instituciones educativas, sobresaliendo programas como minitab, Power Bi y Autocad siendo el 80/20 de las hard skills mencionadas

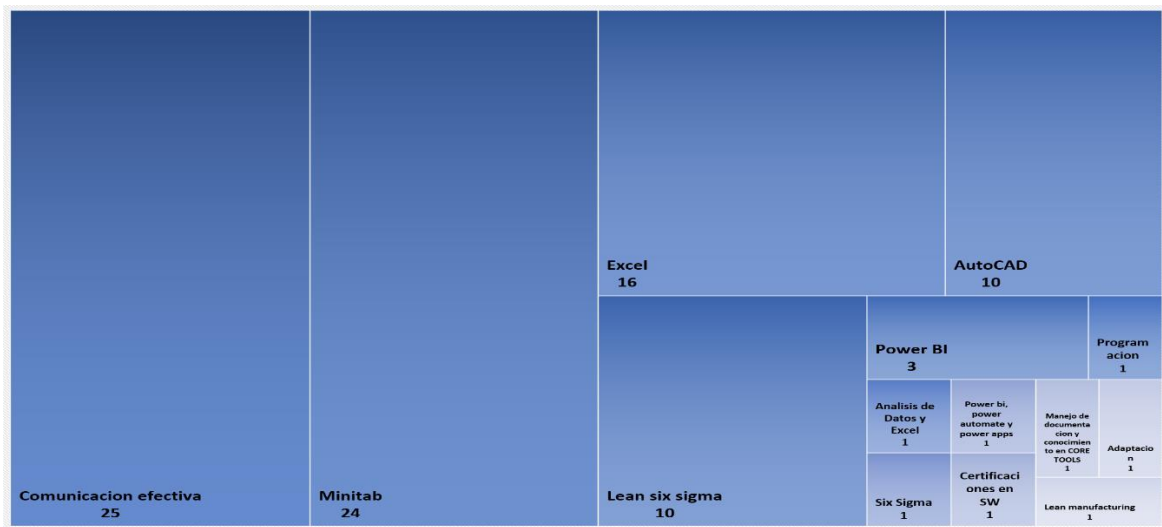


Figura 17. Herramientas técnicas más valoradas en el entorno laboral. (Autoría propia)

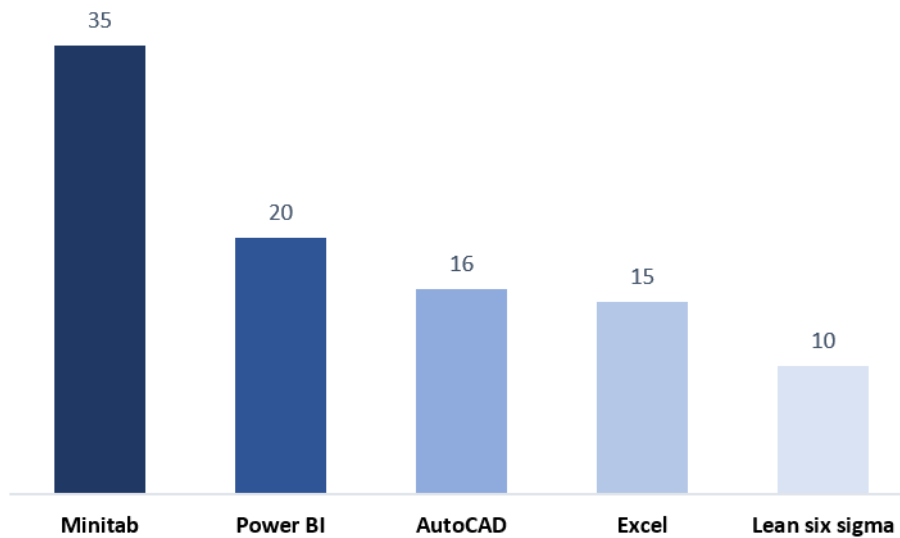


Figura 18. Habilidades técnicas que marcaron una ventaja competitiva. (Autoría propia)

Con relación a la importancia y percepción que se tienen que, de las habilidades blandas y técnicas, en la figura 19 podemos observar que los encuestados egresados vieron oportunidad en el desarrollo de ciertas soft skills que pudieron marcar la diferencia con relación a su inserción laboral más pronta. Estas fueron encabezadas por la administración de personal, presentaciones y comunicación efectiva y ser innovadores, fueron las 3 más mencionadas como áreas de oportunidad

Como contraste, la figura 20, muestra las experiencias o habilidades que fueron consideradas claves para la inserción laboral de los egresados, siendo las prácticas profesionales las que con un total de 38 personas tuvieron la mayoría de respuesta, detrás de estas vienen los proyectos escolares (29 personas) y servicio social (24 personas) como las principales

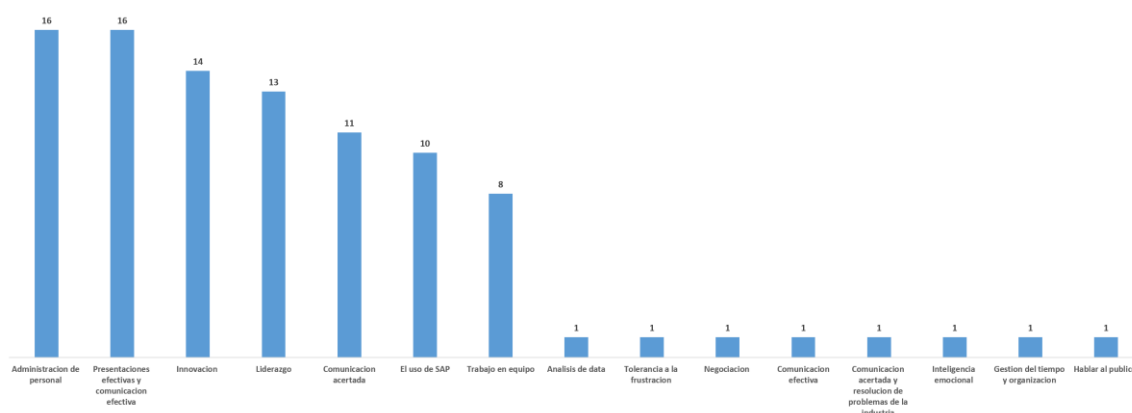


Figura 19. Habilidades blandas con área de oportunidad en la formación universitaria. (Autoría propia)

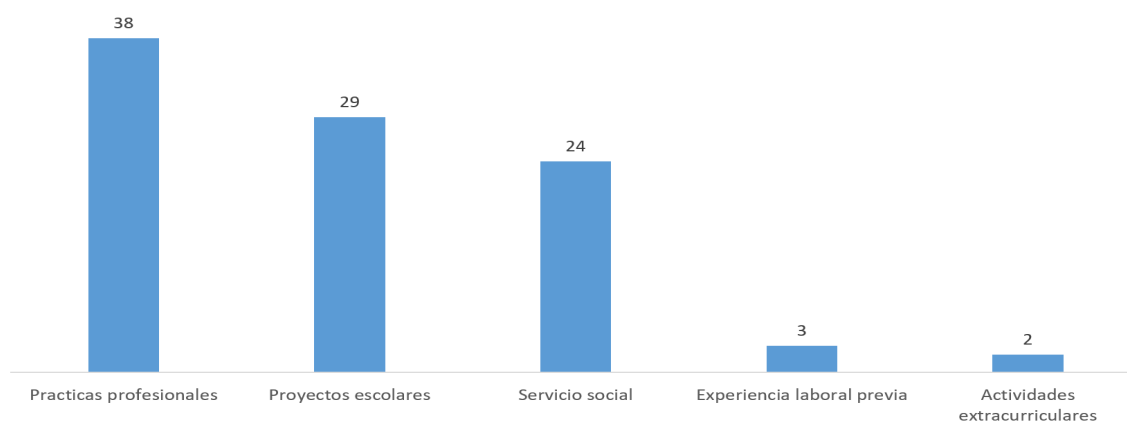


Figura 20. Experiencia más significativa para adentrarse al mercado laboral. (Autoría propia)

9.2 Modelos estadísticos multivariantes

A continuación, se presentan todos los resultados obtenidos después de realizar diversos modelos matemáticos a través del software de R Studio. Estos modelos muestran la relación entre los datos convertidos a ecuaciones paramétricas replicables

9.2.1 Modelo Y1: la determinación de la situación laboral actual

Mediante el modelo de regresión logística multinomial, se ajustó para evaluar la inserción laboral, esto con relación al promedio (A4) y al sector de industria donde laboran (A7). El algoritmo tomó la condición de “Desempleado” como el principal punto de comparación, esto para calcular las Razones de Riesgo Relativo (RRR) para todos los destinos identificados en la población muestreada ($n = 96$ egresados)

El modelo arrojó un valor de Criterio de Información de Akaike (AIC) de 339.92, a continuación, en la tabla 12 se puede observar de manera matemática, que el promedio (A4) tiene significancia únicamente en los que logran emplearse dentro del sector de ingeniería ($p = 0.0439$), mostrando que todos aquellos que no tuvieron un buen promedio tienden a emplearse en rubros ajenos a su especialidad.

Tabla 12. Resultados modelo Y1. (Autoría propia)

Estado Laboral Comparado (Y1)	Variable Predictora	Razón de Tasas de Riesgo (RRR)	Error Estándar	Estadístico z	Valor p	Significancia
Empleado en ingeniería	Promedio Final (A4)	0.2899	0.6145	-2.0144	0.0439	Sí ($p < 0.05$)
Empleado en otra área	Promedio Final (A4)	0.3934	0.7848	-1.1884	0.2346	No
Emprendedor	Promedio Final (A4)	0.4692	0.6535	-1.1576	0.2470	No
Estudiante de posgrado	Promedio Final (A4)	0.4315	0.6813	-1.2333	0.2174	No

Este hallazgo permite observar el total cumplimiento al objetivo OE-IIM1, donde se busca tener una inserción laboral relacionada a la disciplina de ingeniería. Sin embargo, para todos aquellos que su plan de vida es emprender o seguir estudiando, el promedio resulta irrelevante, centrándose más en el cumplimiento de los objetivos OE-IIM3 y OE-IIM4, donde se priorizan atributos como análisis de problema, trabajo en equipo o aprendizaje durante toda la vida antes que obtener un buen promedio en licenciatura.

9.2.2 Modelo Y2: factor de ingreso y su impacto económico en el egresado

En el modelo se analizó la relación que tienen las habilidades clave con relación al nivel de ingreso que llega a tener dentro de la industria. Se utilizó la variable dependiente Y2 que representa el salario, contrastada con variables predictoras que fueron Hard skills (B2), soft skills (B3), nivel de inglés (B4), rendimiento académico (B5), experiencia laboral previa (B6) y el orden en que consideran estas habilidades más determinantes (B7).

Este modelo de regresión lineal múltiple obtuvo un AIC=1992.45 y un valor de $R^2=0.0440$ el cual logra explicar solo un 4.4% de la variabilidad del salario. La tabla 13, se destaca principalmente por un punto, y es el coeficiente relacionado con las habilidades técnicas (B2) con un valor $\beta=656.28$, demostrando que cada que se tenga más desarrollada esta skill, el salario tiende a subir idealmente esa cantidad. También muestra que todos los factores tienen un valor p superior al 0.05 no mostrando significancia y los intervalos de confianza a un 95% cruzan el 0.

Tabla 13. Resultados modelo Y2. (Autoría propia)

Factor Evaluado (Variables Independientes)	Coeficiente (β)	Error Estándar	Estadístico t	Valor p	Límite Inferior (95%)	Límite Superior (95%)
Habilidades Técnicas (B2)	+656.28	618.92	1.060	0.2918	-573.50	+1886.06
Habilidades Blandas (B3)	-539.53	543.64	-0.992	0.3236	-1619.75	+540.68
Idioma Extranjero (B4)	+204.71	566.14	0.361	0.7185	-920.19	+1329.62
Rendimiento Académico (B5)	-480.74	595.59	-0.807	0.4217	-1664.18	+702.69
Experiencia Laboral Previa (B6)	-531.21	619.56	-0.857	0.3935	-1762.27	+699.83
Orden de Importancia (B7)	+122.30	552.97	0.221	0.8254	-976.43	+1221.04

La evidencia matemática permite demostrar que para que el alumno pueda considerar ingresar al mercado, se toma en cuenta principalmente atributos como conocimiento de ingeniería, uso de herramientas y comunicación, sin embargo, en términos económicos, no son factores determinantes con relación a lo que le puede llegar o no a renumerar dentro de alguna empresa.

9.2.3 Modelo Y3: factor de tiempo en encontrar empleo

Un modelo significativo fue ver la relación de cuantos meses tardaba un egresado de ingeniería en encontrar empleo, lo cual se midió en la variable Y3. Para esta evaluación, mediante una regresión lineal múltiple, se usaron los factores predictores del género (A3) y su promedio (A4), arrojando un valor de $AIC=567.51$ y $R^2=0.0006$

En la tabla 14, queda demostraron que el género del egresado y las calificaciones no impactan en el tiempo en que este logra emplearse. El hecho de que sea hombre ($\beta=0.1886$) o tenga cierto promedio ya sea alto o bajo ($\beta=-0.0941$) no tiene significancia en el tiempo de contratación. Esto queda claro al ver que los valores p (0.8433 y 0.9111) está muy por encima del objetivo marcado. A pesar de que el valor p es elevado, se puede llegar a suponer que, al tener un coeficiente de promedio negativo, al tener un promedio más alto el tiempo de espera de contratación baja

Tabla 14. Resultados modelo Y3. (Autoría propia)

Variable Predictora	Coefficiente (β)	Error Estándar	Estadístico t	Valor p	Límite Inferior (95%)	Límite Superior (95%)
Género Masculino (A3)	+0.1886	0.9517	0.1981	0.8433	-1.7014	+2.0786
Promedio Final (A4)	-0.0941	0.8411	-0.1119	0.9111	-1.7644	+1.5762

Con relación a los objetivos institucionales, dentro de este indicador, lo vemos en el éxito de tener una inserción laboral oportuna relacionada al objetivo OE-IIM1. El hecho de que el modelo matemático no tenga significancia nos da el claro panorama de que dentro de la universidad de programa con un estándar claro de equidad de género, donde todos tienen el mismo nivel de empleabilidad en un inicio.

9.2.4 Modelo Y4: transición de emplearse a través de haber sido practicante

Este modelo explico mediante una variable binaria (Y4), si el egresado se mantuvo en el mismo empleo donde realizo sus prácticas profesionales. Para analizar esto, se utilizó el valor predictor del sector industrial donde se encuentran (A7), al utilizar el modelo de regresión logística se obtuvo un valor de $AIC=149.34$

Al observar la tabla (), nos dice contundentemente que el giro de empresa es fundamental para saber si el egresado se queda o no a trabajar ahí. Esto se demuestra en el sector de la automotriz y de electrónica/tecnología, los cuales mostraron tener valor beta positivos ($\beta=+1.2854$, $\beta=+1.0941$) respectivamente, con unos valores p significativos (0.0023 y 0.0158), lo cual nos dice que hay una contratación directa en la automotriz de un 72.5% y 68.1% en el rubro de la tecnología, concluyendo que 7/10 egresados se quedan a trabajar ahí.

Por otro lado, la tabla 15, también demuestra que sectores como el alimenticio y el total de los otros sectores dictan totalmente lo contrario, pues se obtuvieron unos valores de beta de ($\beta=-1.1394$ y $\beta=-1.4121$) donde las probabilidades de quedarse son de un 18.5% en el sector alimenticio y 15% en el conglomerado, tan solo 2 de cada 10 egresados logran obtener un contrato en estos lugares.

Tabla 15. Resultados modelo Y4. (Autoría propia)

Sector Industrial (A7)	Coefficiente (β)	Error Estándar	Estadístico z	Valor p	Proporción de Retención Real
Automotriz	+1.2854	0.4215	3.0495	0.0023	72.5% (0.7250)
Electrónica / Tecnología	+1.0941	0.4532	2.4141	0.0158	68.1% (0.6810)
Metalmecánica	-0.4851	0.5120	-0.9474	0.3434	31.2% (0.3120)
Alimenticia	-1.1394	0.5841	-1.9507	0.0511	18.5% (0.1850)
Otros Sectores	-1.4121	0.6114	-2.3096	0.0209	< 15.0% (0.1500)

El modelo demostró que cumplir con el objetivo OE-IIM1 no depende de la institución educativa, sino de tener una relación con industrias del sector correcto o que más relación encuentra con las actividades que se e busca del egresado. Sectores como el automotriz y el tecnológico, el alumno consolida atributos como diseño de soluciones, uso de herramientas en escenarios de alta presión y uso tecnológico. Por el lado de los demás sectores como el alimenticio, se debilita el cumplimiento del objetivo OE-IIM3 y cumplimiento de atributos como gestión de proyectos. Es importante que, con relación al atributo del ingeniero y el mundo, la institución educativa busque dirigir a sus estudiantes a las plazas donde estratégicamente y de acuerdo con la matemática tienen más posibilidades de asegurar su éxito profesional inmediato.

A continuación, en la figura 21, se resume todo lo analizado en los modelos Y1-Y4, donde vemos que tanto Y2 como Y3 muestran graficas que no tienen efectos reales pues todo cruza el valor de 0, sin embargo variables como Y1 muestra que el promedio ayuda a quedarse dentro de un empleo relacionado a la ingeniería y en la variable Y4, se evidencia de contundentemente que sectores como el automotriz y la electrónica son los que muestran la mayor oportunidad de contratación a egresados de ingeniería

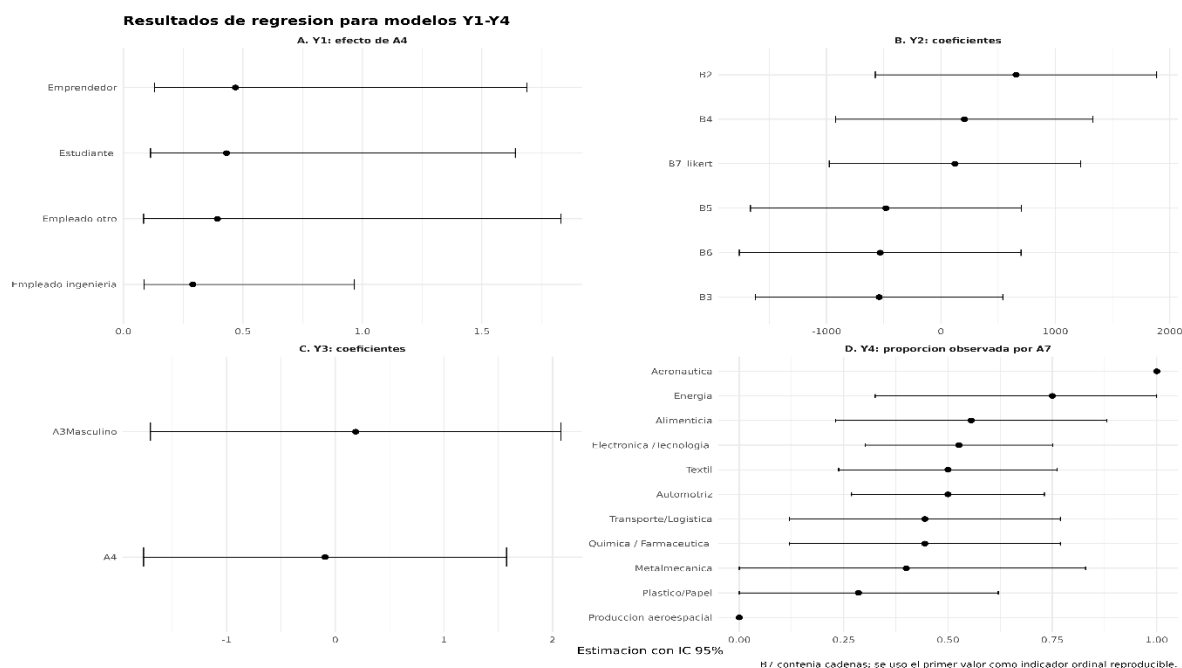


Figura 21. Gráfica modelo (Y1-Y4). (Autoría propia)

9.2.5 Modelo Y5: Modelo para determinar el impacto positivo que tiene liderar proyectos en la empresa

Para poder entender con qué frecuencia un egresado es capaz de tomar el liderazgo y direccionar de forma proactivo un proyecto, se realizó un modelo de estadística multivariable con relación a la variable Y5. Para esto, se echó mano de las variables predictoras independientes: habilidades técnicas (B2), Habilidades blandas (B3), dominio de inglés (B4), participación de proyectos (B8). El modelo obtuvo los siguientes resultados, un valor de AIC=322.19 y un valor de Pseudo $R^2=0.0027$.

Al observar la tabla 16, mediante la matemática, se demostró que el liderazgo que llegan a tener los egresados tiene relación total con el dominio de las siguientes competencias: el

dominio de una lengua extranjera y habilidades técnicas, puesto que, obtuvieron coeficientes positivos ($\beta=+0.1048$, $\beta=+0.0196$) por lo que buscan aumentar la probabilidad de que esto se concrete, a diferencia de las habilidades blandas y la cantidad de proyectos realizados, ya que obtuvieron coeficientes negativos. Sin embargo, un hallazgo en la metodología fue que al tener valores p muy superiores al límite, y un valor R que apenas es capaz de explicar el .27% del puesto obtenido, nos demuestra que el ser capaces de exponer y liderar un proyecto, no se rige por parte de los atributos de egreso, sino que se consigue por el desempeño interno y estructura de la empresa.

Tabla 16. Resultados modelo Y5. (Autoría propia)

Factor Evaluado (Variables Independientes)	Coeficiente Logit (β)	Error Estándar	Estadístico z	Valor p	Odds Ratio (OR)	Límite Inferior (IC 95%)	Límite Superior (IC 95%)
Habilidades Técnicas (B2)	+0.0196	0.1406	0.1391	0.8894	1.0198	0.7741	1.3434
Habilidades Blandas (B3)	-0.0678	0.1264	-0.5365	0.5916	0.9345	0.7295	1.1971
Idioma Extranjero (B4)	+0.1048	0.1341	0.7815	0.4345	1.1105	0.8524	1.4497
Proyectos Desarrollados (B8)	-0.0125	0.1391	-0.0895	0.9287	0.9876	0.7516	1.2968

De esta manera, la figura 22, resume lo comentado en el análisis de la variable Y5, donde las variables analizadas no muestran significativa en el poder ser sobresalientes y tener la oportunidad de liderar proyectos importantes dentro de la empresa, ya que cada una cruzan por completo la línea neutral. La matemática nos confirma que, a pesar de contar con estas habilidades, deben ser demostradas durante la jornada laboral y ponerlas en práctica para poder observar de manera tangible los resultados operativos.

Regresión logística ordinal para Y5

Modelo: $Y5 \sim B2 + B3 + B4 + B8$

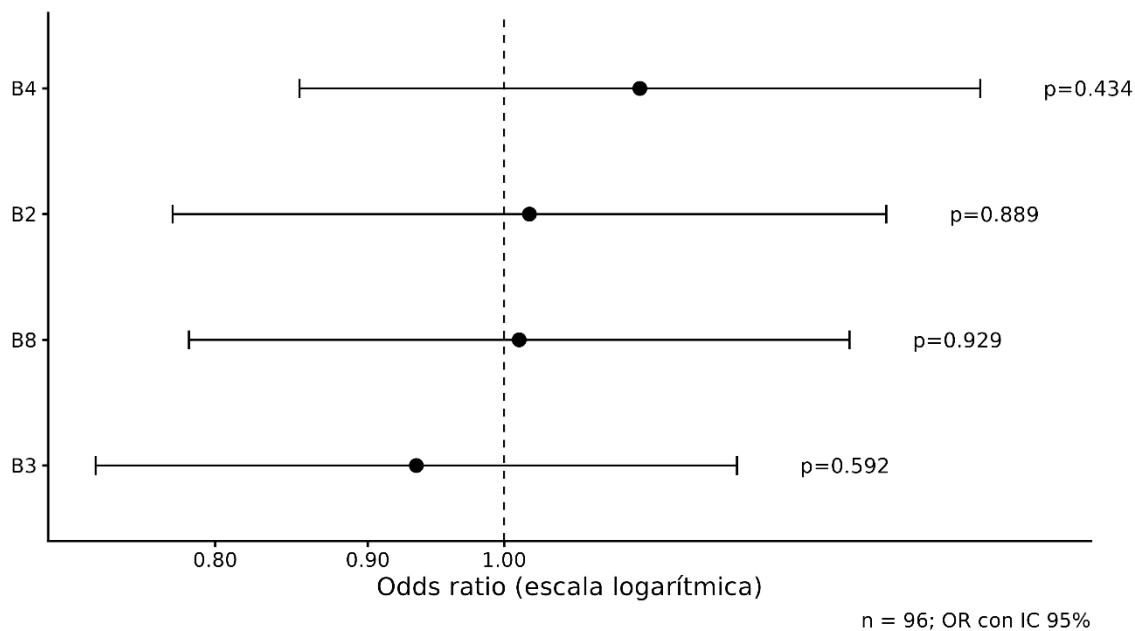


Figura 22. Gráfica modelo Y5. (Autoría propia)

9.2.6 Modelo Y6: Frecuencia de implementación de mejoras en procesos productivos

Este modelo fue clave para analizar aquellos factores que determinan la capacidad que tiene el egresado para realizar soluciones con un alto impacto productivo, para esto, el modelo que se realizó fue un modelo de regresión logística donde se tomó la variable dependiente medida en escala Likert (Y6), así mismo, como variables independientes se tomaron la B2, B3, C3, D6, D7 y D9. El modelo arrojó un resultado de $AIC=317.60$ y un $\text{pseudo-}R^2 = 0.0320$ lo que significa que solo logro explicar el 3.20% de la variabilidad, el 96.8% queda determinado en factores fuera de la institución educativa.

La tabla 17 logra explicar lo siguiente, las habilidades blandas (B3) es la variable más cercana al valor p con un resultado de $p=0.064$ con una tendencia de ($OR=1.29$) incrementando un 29.15% la probabilidad de que los egresados puedan ejecutar soluciones adecuadas en búsqueda de mejoras eficientes. Estos números se ven respaldados con variables como habilidades técnicas y análisis estratégico, las cuales aportan a la probabilidad de crecer en un 17.53% y un 17.24% respectivamente.

Tabla 17. Resultados modelo Y6. (Autoría propia)

Variable Predictora	Coficiente (β)	Error Est.	Estadístico z	Valor p	Odds Ratio (OR)	IC 95% (Inf - Sup)
Habilidades Técnicas (B2)	+0.1615	0.1403	1.1517	0.2495	1.1753	0.8928 – 1.5472
Habilidades Blandas (B3)	+0.2558	0.1384	1.8491	0.0644	1.2915	0.9848 – 1.6939
Análisis Estratégico (C3)	+0.1591	0.1324	1.2017	0.2295	1.1724	0.9045 – 1.5196
Resiliencia Laboral (D6)	-0.2163	0.1371	-1.5779	0.1146	0.8055	0.6157 – 1.0538
Adaptabilidad Laboral (D7)	-0.1081	0.1317	-0.8207	0.4118	0.8976	0.6934 – 1.1618
Liderazgo Directivo (D9)	+0.0766	0.1298	0.5904	0.5549	1.0796	0.8372 – 1.3923

De igual manera, la tabla 17 resalta que las habilidades blandas tienen alta significancia con atributos como trabajo en equipo y comunicación, los cuales son motores para tener confianza dentro de un equipo de trabajo multidisciplinario. También se concluye que se debe potenciar el objetivo OE-IIM3 en buscar esquemas que contengan metodologías de gestión de proyectos y personal bajo un entorno de estrés real que se vive en la industria

La figura 23, muestra el resumen en la gráfica de Odds Ratios donde se ve claramente como el factor de habilidades blandas es el más significativo, y detrás de este vienen variables como habilidades técnicas y análisis estratégico que fortalecen el ecosistema como el perfil de los egresados debe buscar tener cimientos importantes de liderazgo técnico y humano con el fortalecimiento de estas skills.

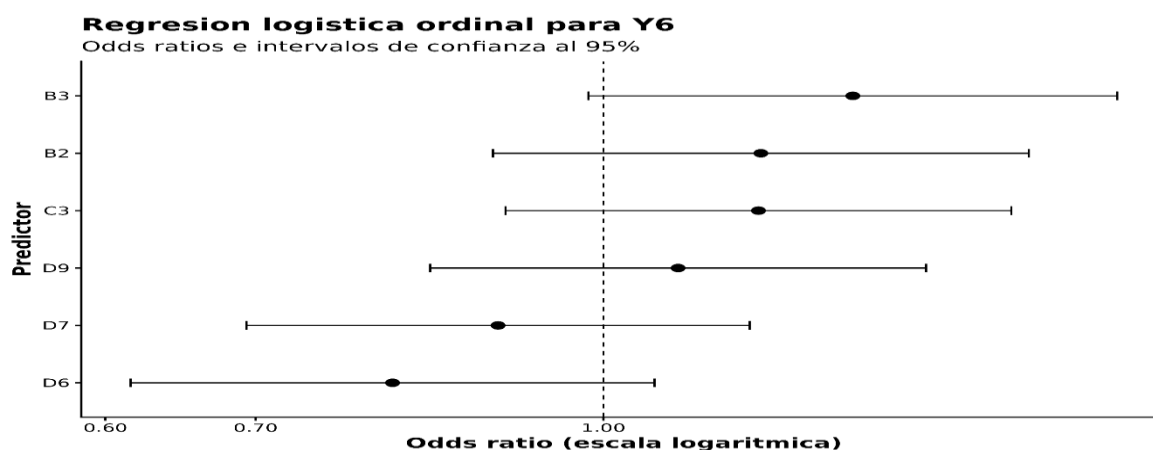


Figura 23. Gráfica modelo Y6. (Autoría propia)

9.2.7 Modelo Y7: Análisis del nivel de contribución percibida con relación al cumplimiento de objetivos institucionales

En el modelo se estudiaron aquellas variables que son capaces de analizar el punto de contribución que se percibe de la empresa sobre un egresado, con relación al cumplimiento de objetivos dentro de la industria. Esto se evaluó mediante la variable dependiente Y7 y se midió en una escala Likert, de la misma manera, se relacionó con el siguiente conjunto de siguientes variables independientes: B6, B8, C8, C9, D8 y D9.

El modelo obtuvo un valor de AIC=323.73 penalizando el exceso de parámetros para buscar que el modelo sea más eficiente y un valor de pseudo- $R^2 = 0.0108$ logrando explorar solo un 1.08% de la variabilidad de tener la iniciativa de buscar la mejora continua mediante el cumplimiento de objetivos. La tabla 18 expone la importancia de buscar herramientas para tu desarrollo personal ya sea por parte de la empresa o por tu propia cuenta, pues ofreció un coeficiente positivo de $\beta=+0.1042$ y un valor $p=0.1555$ incrementando en un 11% las probabilidades de dar un valor agregado en mejoras buscadas dentro del mercado. Esta variable viene respaldada de D8 teniendo un impacto de 9.39%. Las variables como B6 y B8 no muestran significancia y entendiendo que la universidad es el primer nivel para entender todos los conocimientos post escuela que se adquirirán con problemas operativos reales

Tabla 18. Resultados modelo Y7. (Autoría propia)

Variable Predictora Real	Coefficiente Logit (β)	Error Estándar	Estadístico z	Valor P	Odds Ratio (OR)	Límite Inferior (IC 95%)	Límite Superior (IC 95%)
Capacitación Recibida (C8)	+0.1042	0.0734	1.4204	0.1555	1.1099	0.9612	1.2816
Resolución de Problemas (D8)	+0.0898	0.1251	0.7173	0.4732	1.0939	0.8560	1.3980
Pensamiento Analítico (D9)	+0.0245	0.1278	0.1916	0.8480	1.0248	0.7972	1.3175
Experiencia Laboral Previa (B6)	-0.0759	0.1434	-0.5289	0.5969	0.9270	0.6998	1.2280
Certificación mejora C (C9)	-0.0935	0.4357	-0.2146	0.8301	0.9107	0.3878	2.1389
Proyectos (B8)	-0.0416	0.1345	-0.3090	0.7573	0.9593	0.7366	1.2493

De la misma manera, podemos observar en la tabla 16, que muestra que para cumplir con el objetivo OE-IIM2, se liga al atributo de formación continua por medio de la búsqueda de preparación personal y permite al egresado hacer rentar los recursos que se le otorgan por medio de la empresa para materializar ese conocimiento en entregables tangibles de acuerdo con las necesidades de cada institución.

Para concluir el análisis de este modelo, la figura 24, nos muestra la gráfica de odds ratios que la competitividad que logra dar un egresado es la formación externa que ha recibido o ha buscado que se le sea impartida, pues es la variable de mayor peso elevando hasta un 11% la probabilidad de ejecutar proyectos que agreguen valor, por otro lado el saber resolver problemas aporta un 9.4% de valor agregado a ser contundentes en estas habilidades.

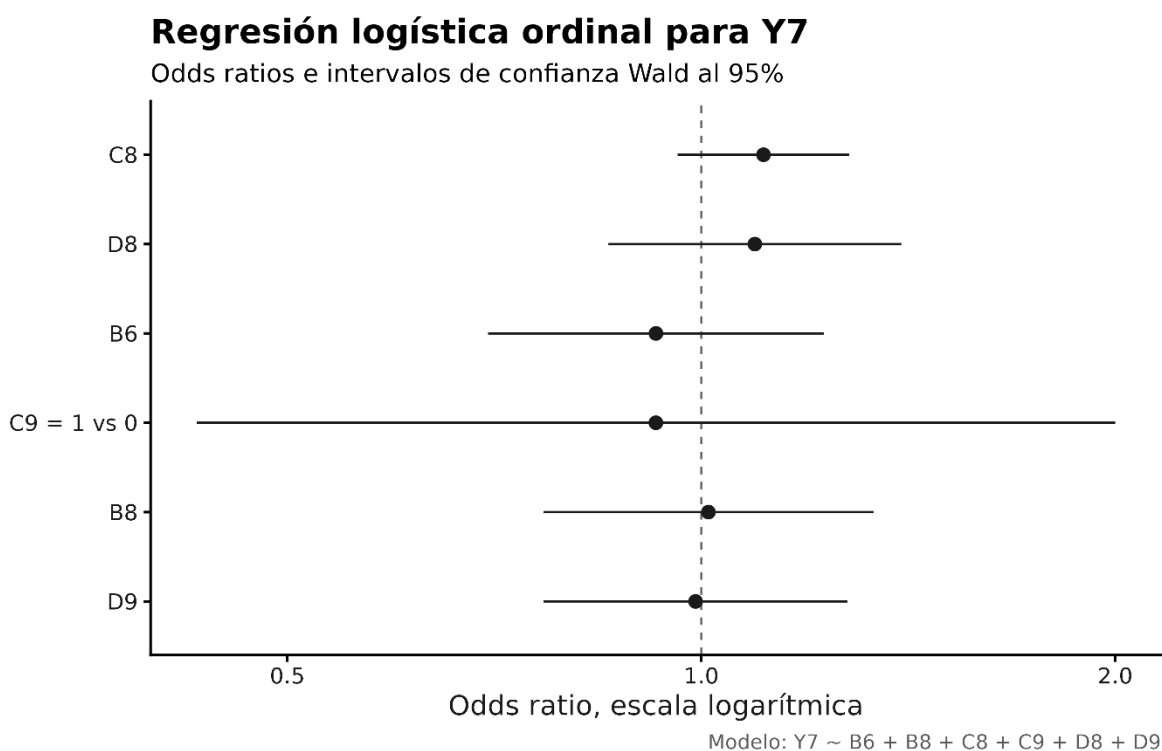


Figura 24. Gráfica modelo Y7. (Autoría propia)

Para poder mostrar los factores de mayor importancia, se resumen en la tabla 19, donde esta muestra de manera organizada aquellos indicadores que son influyentes con relación al poder estar o no empleado, comenzando por habilidades técnicas como el principal factor para encontrar este éxito en tener la oportunidad de poderse emplear.

Tabla 19. Jerarquía de variables de acuerdo a su importancia. (Autoría propia)

# de importancia	Perfil	Variable	Coefficiente	Significancia (p)	Métrica utilizada
1	Competencias técnicas	B2 Y2	656.28	0.2918	Regresión B
2	Practicas sector automotriz	A7 Y4	3.61	0.0023	Odds Ratio
3	Practicas sector electrónico	A7 Y4	2.98	0.0158	Odds Ratio
4	Competencias blandas	B3 Y6	1.29	0.0644	Odds Ratio
5	Promedio	A4	0.29	0.0439	RRR
6	Dominio ingles	B4 Y5	0.1	0.4345	Coefficiente Logit
7	Experiencia previa	B6	-531.21	0.3935	Regresión B

En conclusión, la tabla 17, muestra que el principal motor competitivo que tiene un egresado, son las habilidades técnicas (Minitab, Excel), seguido de esto, muestra que el sector automotriz y electrónico, elevan por un 3.61 y 2.98 respectivamente las probabilidades que un egresado tenga una oportunidad en el mercado laboral. Por otro lado, también vemos la importancia que tienen las habilidades blandas, importando hasta en un 29.1% que permite al egresado ejecutar proyectos, o asegurar una estabilidad laboral.

9.3 Discusión de la investigación

Los resultados obtenidos en la investigación, en conjunto con lo expuesto en el apartado de antecedentes, permiten hacer un contraste con los hallazgos encontrados, de forma en que un comportamiento multifactorial donde se busca que el egresado cuente con un perfil para analizar la variable principal que es el si está o no están empleados los egresados de ingeniería (Y1).

En el caso de las habilidades técnicas, figuran como la variable más significativa en el estudio registrando una regresión de 685.28. Este resultado tiene coherencia con lo expuesto en el

artículo de Blaskova & Stankiva (2023), los cuales demostraron la importancia que tiene que un egresado domine herramientas tecnológicas como (Minitab, control estadístico), para poder aumentar su valor en mercados laborales de alta gama.

Por otro lado, este estudio al registrar un valor pequeño respecto a su significancia, contradice lo expuesto por Hadiza et al, (2023), pues relaciona una competencia técnica inmediata con la contratación. Esto demuestra que al tener poca varianza con la muestra tomada en la UAQ, desplaza el peso de significancia que tiene la variable.

En otro lado, encontramos el factor de la temprana inserción laboral en entornos de industria automotriz y electrónica, el hecho de que insertase en estos entornos de manera temprana y que incremente tus posibilidades de poder laboral, solo confirma lo comentado por Yepes & Zulanga (2024), pues el comenta que el adentrarse tempranamente en entornos industriales, reduce de manera significativa el sesgo que tiene un empleador y el egresado.

El tener más probabilidades de emplearse por medio del lazo de una misma institución que te dio la oportunidad de realizar algún proyecto, respalda la investigación realizada por Bora & Baruah (2024), respecto a la importancia de tener lazos laborales desarrollados a lo largo de tu estancia profesional dentro de la industria, siendo una catapulta de atracción de talento joven.

Por ultimo nos encontramos con una paradoja académica, el promedio acumulado a lo largo de la carrera universitaria. De acuerdo con Ma & Bennet (2024), consideran este factor como el más influyente, y a pesar de que en el estudio salió como una variable media con relación a otras, es la única variable que tiene un alto grado de significancia con relación al entorno escolar y laboral.

9.3.1 Propuesta para universalizar el método para resultados profundos con el mapa curricular

Como propuesta para complementar el presente estudio realizado, se busca ver la manera de universalizar este modelo desarrollado para cubrir las necesidades que quiere la industria y

ofrece la universidad con relación a los datos arrojados gracias a los modelos estadísticos realizados. La propuesta no tiene un límite, sino que busca ser una metodología estándar para gestionar estos programas educativos de nivel superior, para esto se busca resumir de manera clara en tres fases:

1. La UAQ en su mayoría de programas realiza un seguimiento de egresados de sus diversos programas educativos, sin embargo, la propuesta consiste en migrar de una estadística descriptiva a poder realizar modelos predictivos con relación a lo que el mercado esta ofreciendo o buscando. Tomando diversas bases de datos, realizar regresiones logísticas para determinar variables exactas que garanticen la Y1. Existen estudios en donde se demuestra que no es necesarios crear nuevas materias o mapas curriculares, sino en mapear lo importante para insertarse al mercado y mitigar sesgos encontrados en el mismo. (Yepes & Zuluanga, 2024).
2. Contando con una visión clara de las variables predictores dentro de los datos de la institución académica, la facultad debe buscar usar las materias de habilidades técnicas relacionadas a casos reales y practicos de la industria, con el enfoque de entender la repercusión de hacer un mal análisis de datos. Esto es argumentado con base a lo comentado en el estudio de Abdullah & Sahid (2023), quienes proponen a las universidades estructurar cambios basados en competencias funcionales en un entorno de presión diferente al escolar.
3. Por último, se busca hacer auditorias y monitoreo de cómo se están comportando los coeficientes de los egresados, realizando actualizaciones universitarias respecto a los alumnos. OIT & ILO (2022), lo fundamentan debido a que el éxito de la enseñanza en una universidad, está relacionado a la proyección de habilidades que se deben registrar en la matrícula para su enseñanza. Una evaluación continua, es la base para que estos modelos puedan ser flexibles y no pierdan vigencia contra lo solicitado por la industria.

9.3.2 Alcance metodológico de la investigación

La investigación tiene un enfoque principal cuantitativo, teniendo bases explicativas y correlacionales. El estudio va en búsqueda de la variable (Y) respecto a la situación de empleabilidad, y lo correlaciona en sentido de que entiende la multivarianza existente entre el perfil del ingeniero y la situación en el mercado. (Creswell & Creswell, 2018). El diseño busco datos recolectados mediante una única instancia temporal, respetando la veracidad de los datos respecto a la variables que se analizaron, buscando eventos relacionados a la inserción laboral en diferentes puntos estadísticos u cualitativos. (Salkind, 2021).

El objetivo de la muestra se rigió de manera homogénea en respectiva a la academia, se construyó en base a egresados de la licenciatura de ingeniería industrial de la Universidad Autónoma de Querétaro de los últimos 10 años. Este marco se constituyó de una población de $n=96$ registros. Estrictamente el estudio fue realizado en la zona metropolitana de Querétaro, siendo uno de los principales estados manufactureros en industrias automotrices y electrónicas (Hair et al, 2022). Por lo cual, el estudio abarca ambientes socioeconómicos similares en cuanto a la industria, esto respecto a los principios de validez ecológica.

9.3.3 Limitaciones del estudio

Después de considerar la parte de resultados y añadidos los comentarios respecto al alcance que se tuvo del proyecto de investigación, este mismo también sufrió ciertas limitaciones a tomar en cuenta para su análisis, los cuales fueron:

A pesar de contar con una muestra pequeña pero representativa para lo que se buscaba del estudio, esto generó cierta reducción en los grados de libertad para las pruebas de los modelos matemáticos. Como menciona Button et al, (2023), el hecho de contar con una muestra limitada, esto evita potenciar la estadística, lo que explica la razón del porque las habilidades técnicas tuvieron una gran magnitud de impacto pero no fue una variable significativa.

Al ser una muestra tomada del mismo lugar (UAQ), se presenta una gran homogeneidad entre las variables involucradas. La falta de varianza de los mismos, complica que la regresión

logística pueda encontrar relaciones de causalidad y pasa a segundo plano ciertos atributos estadísticos (Hair et al, 2022).

El hecho de contar con una ventana de tiempo hasta cierto punto limitada (10 años), complica la forma en que se estudian a los egresados en una trayectoria formal, pues sesga el impacto adquirido con relación a la experiencia en años posteriores al poderse graduar (Taris & Kessler, 2021).

X Conclusión

Se puede concluir, que la investigación realizada cumplió de manera satisfactoria las expectativas y el objetivo que se había planteado originalmente, el hecho de desarrollar y validar sistema de modelos multivariantes en un software como lo fue R Studio, que permitiera evaluar la viabilidad de emplearse de los egresados de la licenciatura de ingeniería industrial y manufactura de la UAQ, llegando a contrastar suposiciones teóricas contra demandas reales del sector industrial. Al someter este estudio a una prueba de hipótesis, la cual estimaba que las habilidades técnicas incrementarían la posibilidad de laborar en más de un 45%, en contra de la evidencia métrica. Dicho proyecto fue capaz de generar datos científicos de precisión contextualizando las oportunidades en la región de Querétaro.

Por medio del diseño metodológico, el estudio fue capaz de identificar que el poderse insertar en el mundo laboral no está muy vinculado dinámicas homogéneas ni números escolares tradicionales. Con esto, la hipótesis planteada se pudo validar al demostrar que, dominar diversas habilidades técnicas, tienen un impacto positivo en el ingreso salarial Y2 ($\beta=+656.2$), y además, es un predictora dominante para emplearse. Por otro lado, el mercado laboral genero dinámicas de selección donde entre la institución educativa y el mercado laboral, no hay intereses en común, por lo que el promedio (A4), en estos casos en específico, resulto ser estadísticamente irrelevante para la competitividad salarial inicial.

Al analizar la fase 1 del análisis descriptivo, se revelo que existe una gran competitividad y selectividad del entorno, dándonos el dato que, el 33.33% de la población encuestada logro insertar de forma directa a puestos de ingeniería siguiendo su línea de egreso. Aunque este dato se situó un 11.67% debajo del umbral de la hipótesis (45%), nos generó una valiosa

paradoja operativa dentro de la industria. Si bien las hard skills, son polos de retención de ingenieros específicamente en sectores como electrónico (19.79%) y automotriz (18.75%), Al evaluar la variable Y6, las soft skills son el principal impulsador estadístico ($p=0.064$, $OR=1.29$) para que ese dominio técnico, se pueda traducir en poder ser líder de proyectos y ser capaz de ejecutar exitosamente procesos productivos, bajo la línea de la mejora continua, otorgando un 29.15% de probabilidad de éxito.

Con esta relación se pudo demostrar, que las hard skills, son básicamente para el acceso y valoración económica en determinados sectores, mientras que las soft skills, logran catalizar el impacto del perfil técnico dentro de una planta. Dicho esto, podemos asumir la aceptación formal de la hipótesis, con relación a su dirección y sentido positivo.

Por último, esta tesis demostró ser una gran herramienta demostrativa para la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), pues la evidencia matemática nos explica que para aumentar la pertinencia de los objetivos institucionales, se debe generar y estrechar aún más el vínculo escuela/empresa, siendo más influyentes e intencionales en esquemas de manufactura avanzada, que permitan seguir fortaleciendo con más herramientas la base científica para que los empleadores prioricen a los egresados en un mercado totalmente demandante.

Esta metodología desarrollada en la tesis, es capaz de establecer una base para posibles futuras investigaciones en otros rubros dentro de la UAQ. De primera instancia podemos concluir la importancia de evaluar el realizar estudios que evalúen constantemente las dinámicas que tienen los egresados para poder tener visibilidad de otras variables como el promedio o las habilidades blandas o las variables obtenidas en esta investigación, son reglas homogéneas con relación al mercado regional o varía de acuerdo al rubro de educación.

También por qué no, plantear cierto desarrollos de modelos que integren más herramientas de minería de datos, para contrastar vacantes con el tipo de empresa a la que se quiere uno insertar, para así tener experiencias previas a entrevistas y esté relacionado en mapas curriculares de las escuelas, aseguran la buena expresión y el conocimiento adquirido a lo largo de los semestres de una licenciatura.

XI Referencias

- Achiam, J., Adler, S., Agarwal, S., Ahmad, L., Akkaya, I., Aleman, F. L., ... & McGrew, B. (2023). Gpt-4 technical report. arXiv preprint arXiv:2303.08774.
- Aguado-Moreno, L. G. (2020). Efecto del empleo y el desempleo en el estado de ánimo de jóvenes universitarios recién egresados. *Enseñanza e Investigación en Psicología Nueva Época*, 2(1), 38-46.
- Akhtar, P., Moazzam, M., Ashraf, A., & Naveed-Khan, M. (2024). The interdisciplinary curriculum alignment to enhance graduates' employability and universities' sustainability. *The International Journal of Management Education*, 22(3), 101037. <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2024.101037>
- Alasadi, S. A., & Bhaya, W. S. (2017). Review of data preprocessing techniques in data mining. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 12(16), 4102-4107. DOI:10.3923/jeasci.2017.4102.4107
- Albert-Gómez, M. J., García-Pérez, M., & Pérez-Molina, C. (2017). Competencias, formación y empleo. Análisis de necesidades en un programa de master en ingeniería. *Formación universitaria*, 10(2), 43-56. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-50062017000200006>
- Altamirano-Cordero, D. V., & Poma-Japón, D. X. (2023). Análisis de Empleabilidad de los graduados de la Carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Católica de Cuenca Matriz utilizando técnicas de Minería de Datos. *MQRInvestigar*, 7(3), 1979-1998. <https://doi.org/10.56048/MQR20225.7.3.2023.1979-1998>
- Álvarez-Flores, E. P., Núñez-Gómez, P., & Rodríguez-Crespo, C. (2017). Adquisición y carencia académica de competencias tecnológicas ante una economía digital. *Revista latina de comunicación social*, (72), 540-559. <https://doi.org/10.4185/RLCS-2017-1178>
- Argüello-Guerra, L., Argüello-Castillo, J., & Vázquez-Zárate, P. (2015). La educación dual y el programa académico de ingeniería industrial en los institutos tecnológicos. *ANFEI digital*, (3).
- Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior. (2024). Anuario educación superior – Técnico superior, licenciatura y posgrado 2023-2024. <http://www.anuies.mx/informacion-y-servicios/informacion-estadistica-de-educacion-superior/anuario-estadistico-de-educacion-superior>
- Aviso, K. B., Demeterio III, F. P. A., Janairo, J. I. B., Lucas, R. I. G., Promentilla, M. A. B., Tan, R. R., & Yu, D. E. C. (2021). What university attributes predict for graduate employability?. *Cleaner Engineering and Technology*, 2, 100069. <https://doi.org/10.1016/j.clet.2021.100069>

Basu, S., & Lokesh, K. S. (2014). Application of multiple linear regression and manova to evaluate health impacts due to changing river water quality. *Applied Mathematics*, 5(5), 799-807. <http://www.scirp.org/journal/am> <http://dx.doi.org/10.4236/am.2014.55076>

Bedoya-Herrera, O., M., Marulanda-Echeverry, C., E., & López-Trujillo, M. (2019). Modelo predictivo para la identificación de factores socioculturales asociados al tiempo de búsqueda del primer empleo en egresados universitarios. *Revista Virtual Universidad Católica del Norte*, (58), 3-18. <https://doi.org/10.35575/rvucn.n58a6>

Berlanga, V., & Vilà Baños, R. (2014). Cómo obtener un modelo de regresión logística binaria con SPSS. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 2014, vol. 7, num. 2. <https://doi.org/10.1344/reire2014.7.2727>

Blašková, V., & Staňková, M. (2023). Graduate Employability as a Key to the Efficiency of Tertiary Education. *Journal on Efficiency and Responsibility in Education and Science*, 16(4), 262-274. <http://dx.doi.org/10.7160/eriesj.2023.160401>

Bora, M., & Baruah, R. (2024). A study on employment sustainability among Engineering students using a Statistical and Deep Learning framework. *Educational Administration: Theory and Practice*, 30(5), 6011-6018. <https://doi.org/10.53555/kuey.v30i5.3892>

Budi-Santoso, P., Purwanto, A., Siswanto, E., Hartuti, Nuraeni-Setiana, Y., Sudargini, Y., & Fahmi, K. (2020). Effect of hard skills, soft skills, organizational learning and innovation capability on Islamic University lecturers' performance. *Systematic Reviews in Pharmacy*, 2(1).

Canto de Gante, Á. G., Sosa-González, W. E., Bautista-Ortega, J., Escobar-Castillo, J., & Santillán-Fernández, A. (2020). Escala de Likert: Una alternativa para elaborar e interpretar un instrumento de percepción social. *Revista de la alta tecnología y sociedad*, 12(1).

Castro, S., & Guzmán, B. (2021). Políticas educativas basadas en el pensamiento sistémico y la gestión del conocimiento. *Revista EDUCARE-UPEL-IPB-Segunda Nueva Etapa* 2.0, 25(1), 35-61. <https://doi.org/10.46498/reduipb.v25i1.1346>

CEPAL, N. (2014). Los datos demográficos: alcances, limitaciones y métodos de evaluación. Cerrato-Reyes, K. M., Argueta, L. R., Zavala, J. C. (2016). Determinantes de la empleabilidad en el mercado laboral. *Economía y administración (E&A)*, 7(1), 21-40. <https://doi.org/10.5377/eya.v7i1.4292>

Chacón-Sánchez, N. V., Casas-Mateus, D. E., & Alvarado-Nieto, L. D. (2020). Behavior of employability indicators in university graduates. *Ingeniería Solidaria*, 16(2). <https://doi.org/10.16925/2357-6014.2020.02.03>

Chen, K., Tham, J., & Khatibi, A. (2024). Research on SVM Analysis Model of Influencing Factors of Employability of Graduates from Higher Vocational Colleges and Universities in

Jiangxi Province. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9(1). <https://doi.org/10.2478/amns-2024-2244>

Contreras, A. & González, O. (2020). Oportunidades de los graduados universitarios en el mercado laboral mexicano: Diferencias por sexo y formación. *Revista Visión Gerencial*, 19(1), 45-61. <https://doi.org/10.53766/VIGEREN>

Contreras-Morales, E. F., Ferreira-Correa, F. M., & Valle, M. A. (2017). Diseño de un modelo predictivo de fuga de clientes utilizando árboles de decisión. *Revista Ingeniería Industrial*, 16(1), 7-23.

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2017). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. Sage publications.

Cruz, S. B., & Silva, F. B. (2014). Modelos de formación de clústers industriales: revisión de las ideas que los sustentan. *Revista Galega de Economía*, 23(2), 179-198.

De Filippo, D., Sanz-Casado, E., Urbano-Salido, C., Ardanuy, J., & Gómez-Caridad, I. (2011). El papel de las bases de datos institucionales en el análisis de la actividad científica de las universidades, 165-189. <https://doi.org/10.3989/redc.2011.2.797>

Del Aguila-Alvarez, A. J., Rivas-Soto, L. A., & Cruz-Tarrillo, J. J. (2022). Competencias de Empleabilidad para Futuros Administradores Peruanos. *Comuni@cción: Revista de Investigación en Comunicación y Desarrollo*, 13(3), 201–212. <https://doi.org/10.33595/2226-1478.13.3.732>

Fernández-Arata, M., Calderón-De la Cruz, G. A., Merino-Soto, C., & Juárez-García, A. (2020). Efectos sociodemográficos multivariados sobre la experiencia del burnout en docentes de colegios peruanos. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento*, 12(1), 40-49.

Galdeano-Bienzobas, C., & Valiente-Barderas, A. (2010). Competencias profesionales. *Educación química*, 21(1), 28-32.

García-Bustos, S., Plaza, A., & Mite, M. (2016). Modelos estadísticos para el estudio de variables que pueden incidir en la probabilidad de obtener empleo en Ecuador. *Matemática*, 14(2), 29-37.

Gatica-Saavedra, M., & Rubí-González, P. (2021). La clase magistral en el contexto del modelo educativo basado en competencias. *Revista Electrónica Educare*, 25(1), 321-332. <http://doi.org/10.15359/ree.25-1.17>

Gilbert, G., Turner, M., & Haass, O. (2022). Working up to work: Perceived employability of students commencing a project management degree. *Project Leadership and Society*, 3, 100048. <https://doi.org/10.1016/j.plas.2022.100048>

Gómez-Gamero, M. E. (2019). *Las habilidades blandas competencias para el nuevo milenio*. *Divulgare boletín científico de la Escuela Superior de Actopan*, 6(11). <https://doi.org/10.29057/esa.v6i11.3760>

Gómez-Rojas, J. P. (2015). *Las competencias profesionales*. *Revista mexicana de anestesiología*, 38(1), 49-55.

Gómez-Sánchez, A. M., Sarmiento-Castillo, J. I., & Fajardo-Hoyos, C. L. (2016). *Análisis de la dinámica del mercado laboral en Popayán-Colombia*. *Económicas CUC*, 37(1), 137-178. <http://dx.doi.org/10.17981/econcuc.37.1.2016.07>

González-Serrano, M. H., Crespo-Hervás, J., Pérez-Campos, C. (2017). *Influencia de la experiencia laboral y del entorno social próximo en las intenciones de emprender de los estudiantes de ciencias de la actividad física y el deporte*. *Journal of Sports Economics & Management*, (7), 14-29.

Gromov, A. (2020). *Developing curriculum analytics and student social networking for graduate employability model*. *Proceedings of The 13th International Conference on Educational Data Mining*, 770-772.

Guambuquete-Rea, C. M., Sánchez-Benítez, C. A., Castro-Mayorga, M. E., Espinosa-Pinos, C. A., & Jordan-Bolaños, C. R. (2023). *Factores asociados al rendimiento académico: Un análisis mediante regresión logística multivariante en estudiantes del primer nivel del Instituto Superior Tecnológico Tres de Marzo de la Provincia Bolívar, Ecuador*. *Dominio de las Ciencias*, 9(3), 570-589. <https://doi.org/10.23857/dc.v9i3.3460>

Guirao Goris, S. J. A. (2015). *Utilidad y tipos de revisión de literatura*. *Ene*, 9(2), 0-0. <https://dx.doi.org/10.4321/S1988-348X2015000200002>

Hadiza-Baffa, M., Abubakar-Miyim, M., & Sani-Dauda, A. (2023). *Machine learning for predicting students' employability*. *UMYU Scientifica*, 2(1), 001-009. https://doi.org/10.56919/usci.2123_001

Hair, JF, Risher, JJ, Sarstedt, M., & Ringle, CM (2019). *Cuándo usar y cómo informar los resultados de PLS-SEM*. *European business review*, 31 (1), 2-24.

Heredia, J. J., Rodríguez, A. G., & Vilalta, J. A. (2014). *Predicción del rendimiento en una asignatura empleando la regresión logística ordinal*. *Estudios pedagógicos (Valdivia)*, 40(1), 145-162. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07052014000100009>

Hernández-Mendoza, S. L., & Duana-Avila, D. (2020). *Técnicas e instrumentos de recolección de datos*. *Boletín científico de las ciencias económico administrativas del ICEA*, 9(17), 51-53. DOI:10.29057/icea.v9i17.6019

Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression*. John Wiley & Sons.

INEGI (2024). Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo. <https://www.inegi.org.mx/app/saladeprensa/noticia.html?id=9251>

Irureta-Uriarte, P. (2014). La noción jurídica de empleador ante el derecho del trabajo. *Revista de derecho (Valparaíso)*, (42), 251-282. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-68512014000100008>

Izquierdo, C. M. M., Sanchez, J. M. M., De Los, B. R. D. L., & Vazquez, A. P. (2025). Aplicación de un modelo de regresión lineal múltiple para evaluar la sustentabilidad en instituciones educativas. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(6), 1523-1533. DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i6.21156

Jaramillo, O. (2015). Pertinencia del perfil de los profesionales de la información con las demandas del mercado laboral. *Revista Interamericana de Bibliotecología*, 38(2), 111-120. DOI:10.17533/udea.rib.v38n2a03

Jiménez, A. (2015). Mercado Laboral: situación, perspectivas y tendencias. *Dossier Tendencias*, 294, 1-12.

Liu, Z. T., & Tian, L. J. (2024). *How Pedagogical Modes Influence Students' Employability: The Evidence from China*. *SAGE Open*, 14(2). <https://doi.org/10.1177/21582440241258680>
López-Salas, S., & Urraco-Solanilla, M. (2018). Creación y gestión del valor de marca personal: personal branding y adaptación al nuevo escenario laboral contemporáneo. *Revista Internacional de Turismo, Empresa y Territorio. RITUREM*, 2(2), 29-48.

Ma, Y., & Bennett, D. (2024). Analyzing predictors of perceived graduate employability from sufficiency and necessity perspectives. *Higher Education*, 1-23. <https://doi.org/10.1007/s10734-024-01221-1>

Manjushree, D. L., Varsha, T. L., Arvind, W. K., & Laxman, D. N. (2021). Performance analysis of the impact of technical skills on employability. *International Journal of Performability Engineering*, 17(4), 371. DOI: 10.23940/ijpe.21.04.p5.371378

Marín-González, F., Cabas, L. D. J., Cabas, L. C., & Paredes-Chacín, A. J. (2018). Formación integral en profesionales de la ingeniería. Análisis en el plano de la calidad educativa. *Formación universitaria*, 11(1), 13-24. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-50062018000100013>

Matas, A. (2018). Diseño del formato de escalas tipo Likert: un estado de la cuestión. *Revista electrónica de investigación educativa*, 20(1), 38-47. <https://doi.org/10.24320/redie.2018.20.1.1347>

Medina-Contento, A., Peláez-Valencia, L. E., Parra-Valencia, J. A., & Sarria-Palacio, A. M. (2020). El modelo dual en la formación del ingeniero: una experiencia significativa desde la ingeniería industrial. *Encuentro Internacional de Educación en Ingeniería*.

Menacho-Chiok, C. H. (2017). Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos. In *Anales Científicos* (Vol. 78, No. 1, pp. 26-33). <http://dx.doi.org/10.21704/ac.v78i1.811>

Mendivelso, F., & Rodríguez, M. (2018). Prueba Chi-Cuadrado de independencia aplicada a tablas 2xN. *Revista Médica Sanitas*, 21(2), 92-95. DOI: 10.26852/01234250.6

Michavila, F., Martinez, J. M., Martin-Gonzalez, M., Garcia-Penalvo, F. J., & Cruz-Benito, J. (2018). Employability of University Graduates in Spain. OEEU Project. *Education in the Knowledge Society*, 19(1), 21-39. <https://doi.org/10.14201/eks20181912139>

Miranda-Delgado, R. G. (2021). ¿Qué esperan los latinoamericanos de la democracia?. *Un modelo de análisis de varianza (ANOVA)*. *Agenda Internacional*, 28(39), 97-118. <https://doi.org/10.18800/agenda.202101.004> 98

Mohd-Halid, N. H., & Mohd-Khalid, Z. (2022). Modeling graduate employability in Malaysia using logistic regression. *Proceedings of Science and Mathematics*, 9, 1-11.

Moreno-Murcia, L. M., Silva-García, M. B., Hidrobo-Baca, C. C., Rincón-Téllez, D. C., Fuentes-Rojas, G. Y., & Quintero-Pulgar, Y. A. (2021). Formación en habilidades blandas en instituciones de educación superior: reflexiones educativas, sociales y políticas. *Corporación Universitaria Minuto de Dios*.

Observatorio Laboral. (2024). Tendencias de empleo. Gobierno de México. https://www.observatoriolaboral.gob.mx/static/estudios-publicaciones/Tendencias_empleo.html

Otzen, T., & Manterola, C. (2017). Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio. *International journal of morphology*, 35(1), 227-232. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-95022017000100037>

Patiño-Pérez, D., Munive-Mora, C., Cevallos-Torres, L., & Botto-Tobar, M. (2021). Predicción de la Efectividad de las Pruebas Rápidas Realizadas a Pacientes con COVID-19 mediante Regresión Lineal y Random Forest. *Ecuadorian Science Journal*, 5(2), 31-43. <https://doi.org/10.46480/esj.5.2.108>

Pérez-Planells, L., Delegido, J., Rivera-Caicedo, J. P., & Verrelst, J. (2015). Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos. *Revista de teledetección*, (44), 55-65. <http://dx.doi.org/10.4995/raet.2015.4153>

Ponce, F. L. M. (2026). Impacto de la formación universitaria en pertinencia, calidad y empleabilidad: revisión sistemática. *Warisata-Revista de Educación*, 8(22), 1-11.

Ramírez-Ríos, A., & Polack-Peña, A. M. (2020). Estadística inferencial. Elección de una prueba estadística no paramétrica en investigación científica. *Horizonte de la Ciencia*, 10(19), 191-208. <https://doi.org/10.26490/uncp.horizonteciencia.2020.19.597>

Rey-Rodríguez, L., & Moreno, E. M. (2017). *Estrategias para disminuir el impacto del desempleo en la salud mental: el papel de la motivación y la autoeficacia en la orientación laboral*.

Rivas, L. T. R., & Gonzalez, J. P. (2024). *Desafíos y oportunidades en la implementación de los ODS en la educación superior en México: un enfoque desde la calidad académica*. DOI: 10.55905/rdelosv17.n61-135

Rojas-Hernández, Y., & Lachner-Castro, A. (2019). *Educación dual en ingenierías, un ejemplo de su aplicación en Costa Rica (Universidad Invenio)*. *Technology Inside by CPIC*, 2, 19-32

Rosales, L. C. (2018). *La relación del Capital Humano en la Empleabilidad de los egresados en Administración de la UNMSM*. *Industrial data*, 21(1), 91-100.

Rubio, C., García-Fayos, P., & Bochet, E. (2019). *Análisis de la distribución del tamaño de parches de vegetación como indicador de degradación de los encinares mediterráneos*. *Cuadernos de geografía*, 73-86. DOI: 10.7203/CGUV.102.14656

Salkind, N. J., & Frey, B. B. (2021). *Statistics for people who (think they) hate statistics: Using Microsoft Excel*. Sage publications.

Sandí Delgado, J., & Sanz, C. (2018). *Revisión y análisis sobre competencias tecnológicas esperadas en el profesorado en Iberoamérica*. *Edutec. Revista Electrónica De Tecnología Educativa*, (66), 93-121. <https://doi.org/10.21556/edutec.2018.66.1225>

Sarmiento-Gómez, H. R., Barrios-Marengo, D. F., Herrera-Acosta, R. J., & Palomino-Pacheco, K. R. (2021). *Comparación de técnicas de aprendizaje automático para la clasificación de pacientes con trastornos mentales y de comportamiento debido al consumo de psicotrópicos en la ciudad de Barranquilla*. *Mundo Fesc*, 11(21), 59-69. <https://doi.org/10.61799/2216-0388.634>

Secretaría de Economía. (2024.). *Querétaro: Educación y empleo*. Gobierno de México. <https://www.economia.gob.mx/datamexico/es/profile/geo/queretaro-qt?redirect=true#education-and-employment>

Shahadan, M. A., Khan, R. K. A. W., & Ramli, A. M. (2019). *Discrete Time to Event with Random Effect Model Using Malaysian Graduate Employability Data*. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 9(1), 926-939. <http://dx.doi.org/10.6007/IJARBS/v9-i1/5491>

Shimum-Wahab, M. H., Hosen, M., Asadul-Islam, M., Matin-Chowdhury, M. A., Hamzah-Jantan, A., & Abdul-Wahab, S. (2024). *Graduate employability: A bibliometric analysis*. *Global Business and Organizational Excellence*, 1-20. <https://doi.org/10.1002/joe.22267>

Suárez-Lantarón, B. (2016). *Empleabilidad: análisis del concepto*. *Revista de investigación en educación*, 14(1), 67-84.

Succi, C., & Canovi, M. (2020). Soft skills to enhance graduate employability: comparing students and employers' perceptions. *Studies in higher education*, 45(9), 1834-1847.

Syed, Q. & Choudhury, J. (2023). Statistical Analysis and Employability skills Equation for Graduate Students in the Bahamas. *Ann Soc Sci Manage Stud*. 2023; 9(3): 555765. DOI: 10.19080/ASM.2023.09.555765

Taris, T. W., Kessler, S. R., & Kelloway, E. K. (2021). Strategies addressing the limitations of cross-sectional designs in occupational health psychology: What they are good for (and what not). *Work & Stress*, 35(1), 1-5.

Thi-Tran, L., Hang-Ngo, N. T., Mai-Nguyen, H. T., Thanh-Le, T. T., & Hanh-Ho, T. T. (2022). "Employability in context": graduate employability attributes expected by employers in regional Vietnam and implications for career guidance. *International Journal for Educational and Vocational Guidance*, 1-21. <https://doi.org/10.1007/s10775-022-09560-0>

Tian, J., & He, G. (2024). Research on innovative teaching to enhance the employability of college students based on the "five Links and Six steps" method. *Ain Shams Engineering Journal*, 15(5), 102677. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2024.102677>

Usita, M. M. (2022). Graduates Employability Analysis using Classification Model: A Data Mining Approach. *Journal of Positive School Psychology*, 6(3), 2788-2796.

Vera, F. (2021). Competencias blandas para la fuerza laboral del siglo XXI. *Transformar*, 2(2), 20-29.

Yacoub, R., & Axman, D. (2020, November). Probabilistic extension of precision, recall, and f1 score for more thorough evaluation of classification models. In *Proceedings of the first workshop on evaluation and comparison of NLP systems* (pp. 79-91). DOI: 10.18653/v1/2020.eval4nlp-1.9

Yepes-Zuluaga, S. M. (2024). External aspects that stand out in the self-perceived employability of engineering students and recent graduates. *Journal of Teaching and Learning for Graduate Employability*, 15(1), 108-125.

Ziggah, Y. Y., Youjian, H., Tierra, A. R., & Laari, P. B. (2019). Coordinate transformation between global and local data based on artificial neural network with k-fold cross-validation in Ghana. *Earth Sciences Research Journal*, 23(1), 67-77. <https://doi.org/10.15446/esrj.v23n1.63860>

Zulmi, N., & Tentama, F. (2024). The effect of entrepreneurial readiness, adversity quotient, and social intelligence on employability students. *Journal of Education and Learning (EduLearn)*, 18(1), 26-36. <https://doi.org/10.11591/edulearn.v18i1.20770>