

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas

Análisis Descriptivo y Correlacional del uso de la plataforma de *LinkedIn*

Learning en la comunidad politécnica

MATE – 197

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Ingeniera en Estadística

Presentado por:

Ana Gabriela De la Torre Bohórquez

Guayaquil - Ecuador

Año: 2024

Dedicatoria

Quiero dedicar este trabajo a mi padre Dios, quien ha sido mi fuente de amor, fortaleza y motivación cuando las mías se han acabado; a mi mamá, que siempre confió en mí y ha estado apoyándome durante todo este proceso. A mis mejores amigos, Génesis, Gina, Joel, Johan, Jeanpi, y Adri gracias por escucharme reír y llorar y darme palabras de aliento para nunca darme por vencida. A los amigos que hice durante mi carrera, Josías, Moisés, Sebastián, Christian, Santiago, y Geovanny, con quienes estudié y me desvelé y me explicaron más de una vez temas que no entendía, hicieron de esta experiencia algo memorable. No habría podido hacerlo sin su apoyo, por eso esto es para ustedes también. Gracias a todos ustedes, porque le dieron un mayor sentido y significado a este largo camino.

Agradecimientos

Agradezco profundamente a Andrea García, quien ha sido una de mis mayores inspiraciones en la carrera de Estadística por su innegable conocimiento y pasión por su profesión, gracias por su paciencia y por ser mi tutora. A ESPOL, AEFCNM, y todas las autoridades de mi facultad, quienes me ayudaron y me regalaron la oportunidad de ser parte del compromiso de la representación estudiantil. Al DATA Club, porque me permitió conocer y crear más cultura estadística. Mis más sinceros agradecimientos a toda la formación académica y extracurricular que me brindaron.

Declaración Expresa

Yo, Ana Gabriela De la Torre Bohórquez acuerdo y reconozco que:

La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores.

La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por mí/nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que me/nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de mi/nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique al/los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 11 de septiembre del 2024.



Ana Gabriela De la Torre Bohórquez

Evaluadores

Sandra Lorena García Bustos
Profesor de Materia

Andrea Cristina García Angulo
Tutor de proyecto

Resumen

El presente estudio aborda la importancia de las habilidades blandas en la educación y el mercado laboral, con un enfoque particular en la Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL). A pesar de que los estudiantes de ESPOL son reconocidos por sus competencias técnicas, tradicionalmente han mostrado deficiencias en habilidades interpersonales e intrapersonales, cruciales para su éxito profesional. Desde 2019, ESPOL ha ofrecido acceso gratuito a LinkedIn Learning para complementar su educación técnica con el desarrollo de habilidades blandas. Sin embargo, la falta de un análisis exhaustivo de los datos sobre el uso de esta plataforma ha impedido evaluar su impacto real. Este trabajo propone la creación de un visualizador de datos para analizar el uso de LinkedIn Learning desde 2019 hasta 2024, con el objetivo de medir la efectividad de esta iniciativa y guiar mejoras en los programas de desarrollo de competencias. La metodología incluye la recolección y preparación de datos, la clasificación de habilidades en blandas y duras, y la construcción de un dashboard interactivo para la visualización de resultados. Los resultados buscan ofrecer una visión clara sobre la participación en cursos, las habilidades adquiridas y las tendencias de uso, facilitando una toma de decisiones más informada y la mejora continua de las estrategias educativas de ESPOL.

Palabras clave: habilidades, blandas, duras, *LinkedIn Learning*, dashboard.

Abstract

This study explores the significance of soft skills in education and the labor market, with a specific focus on the Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL). While ESPOL students are well-known for their technical skills, they have traditionally shown deficiencies in interpersonal and intrapersonal skills, which are crucial for professional success. Since 2019, ESPOL has provided free access to LinkedIn Learning to complement technical education with the development of soft skills. However, a thorough analysis of the data regarding the platform's usage has been lacking, hindering the assessment of its real impact. This research proposes the creation of a data visualization tool to analyze LinkedIn Learning usage from 2019 to 2024, aiming to measure the effectiveness of this initiative and guide improvements in competency development programs. The methodology includes data collection and preparation, classification of skills into soft and hard categories, and the development of an interactive dashboard for result visualization. The findings aim to provide clear insights into course participation, acquired skills, and usage trends, facilitating informed decision-making and continuous enhancement of ESPOL's educational strategies.

Keywords: *skills, soft, hard, LinkedIn Learning, dashboard.*

Índice general

| | |
|--|----|
| Índice general | 8 |
| Capítulo 1..... | 15 |
| 1. Introducción | 16 |
| 1.1 Descripción del problema | 17 |
| 1.2 Justificación del problema..... | 18 |
| 1.3 Objetivos | 19 |
| Objetivo General | 19 |
| Objetivos Específicos | 20 |
| 1.4 Marco Teórico..... | 20 |
| Correlación entre habilidades y grupos académicos..... | 20 |
| Correlación entre el Porcentaje de Avance y el Puntaje Obtenido | 21 |
| Promedio de estudiantes que finalizan los cursos..... | 21 |
| Tipos de Habilidades más Demandadas | 22 |
| Estado del arte | 23 |
| Capítulo 2..... | 25 |
| 2. Metodología | 26 |
| 2.1 Recolección y Preparación de Datos | 26 |
| 2.2 Clasificación de usuarios de la comunidad politécnica | 27 |
| 2.3 Identificación y Clasificación de Habilidades en Soft y Hard..... | 27 |
| 2.4 Clasificación de Habilidades según los Resultados de Aprendizaje (SO) | 28 |
| 2.5 Visualización de datos..... | 30 |

| | |
|--|----|
| 2.5.1 Construcción del Dashboard de LinkedIn Learning | 31 |
| 2.6 Justificación Metodológica y Decisiones de Diseño | 36 |
| 2.7 Consideraciones Éticas y Legales..... | 37 |
| Capítulo 3..... | 38 |
| 3. Resultados y Análisis | 39 |
| 3.1 Número de participantes y registros | 41 |
| 3.2 Contenido más popular..... | 42 |
| 3.3 Distribución de Tipo de Contenido | 44 |
| 3.4 Frecuencia por Grupos Académicos de ESPOL..... | 44 |
| 3.5 Frecuencia de Habilidades más Populares..... | 46 |
| 3.6 Mapa de Calor de la Proporción de Habilidades por Tipo y Grupo Académico | 49 |
| 3.7 Distribución del Estatus de Cursos..... | 51 |
| 3.8 Frecuencia del Tipo de Habilidades | 53 |
| 3.8 Correlación entre Cursos Completados y Evaluaciones Completadas | 55 |
| 3.9 Frecuencia de Estudiantes de Grado por Facultad..... | 58 |
| 3.10 Proporción de Habilidades por Tipo y Facultad..... | 60 |
| 3.11 <i>Skills</i> más Populares por Tipo | 61 |
| 3.12 Distribución de Resultados de Aprendizaje por Habilidades..... | 63 |
| Capítulo 4..... | 65 |
| 4. Conclusiones y Recomendaciones..... | 66 |
| 4.1 Conclusiones | 66 |
| 4.2 Recomendaciones | 68 |

Referencias70

Anexos73

Abreviaturas

| | |
|--------|--|
| ESPOL | Escuela Superior Politécnica del Litoral |
| SO | Student Outcomes (Resultados de Aprendizaje) |
| FCNM | Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas |
| AEFCNM | Asociación de Estudiantes de la Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas |

Simbología

- C1 Critical Thinking and Analytical Skills
- C2 Lifelong Learning and Information Management
- C3 Value Creation and Entrepreneurship
- C4 Strategic Knowledge Management
- C5 Ethical Citizenship for Sustainability
- C6 Teamwork and Leadership

Índice de Ilustraciones

| | |
|--|----|
| Ilustración 1. Captura de pantalla de la selección de año en el Dashboard..... | 40 |
| Ilustración 2. Correlación entre Skills y Grupos Académicos (2019 - 2024) | 41 |
| Ilustración 3. Comparación Contenido más Popular (2021-2024)..... | 43 |
| Ilustración 4. Comparación Distribución Tipo de Contenido (2021 - 2024) | 45 |
| Ilustración 5. Comparación Frecuencia por Grupos ESPOL (2021 – 2024)..... | 46 |
| Ilustración 6. Comparación Skills más Populares (2021 - 2024)..... | 48 |
| Ilustración 7. Comparación Mapa de Calor Proporción de Habilidades por Tipo y Grupo Académico..... | 50 |
| Ilustración 8. Comparación de Distribución de Estatus de Cursos (2021 - 2024) | 52 |
| Ilustración 9. Comparación de Frecuencia del Tipo de Habilidades (2021 - 2024)..... | 54 |
| Ilustración 10. Comparación Correlación entre Curso Completado y Evaluaciones Completadas (2021 - 2024)..... | 57 |
| Ilustración 11. Comparación Frecuencia por Facultad (2021 - 2024)..... | 59 |
| Ilustración 12. Proporción de Habilidades por Tipo y Facultad (2021 - 2024)..... | 61 |
| Ilustración 13. Comparación Top Skills por Tipo (2021 - 2024) | 63 |
| Ilustración 14. Distribución de habilidades únicas por Resultado de Aprendizaje (2021 - 2024) | 64 |

Índice de Tablas

| | |
|--|----|
| Tabla 1. Número de participantes y registros en LinkedIn Learning (2021-2024)..... | 41 |
| Tabla 2. Palabras Clave para Clasificación de Hard y Soft Skills | 81 |
| Tabla 3. Palabras clave para la clasificación de Resultados de Aprendizaje..... | 90 |

Capítulo 1

1. Introducción

En las últimas décadas, el concepto de habilidades blandas ha ganado una relevancia significativa en el ámbito educativo y profesional. Tradicionalmente, el énfasis en la formación académica y profesional se centraba en las habilidades duras o técnicas, aquellas competencias específicas y cuantificables que se enseñan en las aulas y se aplican directamente en el entorno laboral. Sin embargo, con el avance de la globalización, la digitalización y los cambios constantes en los entornos de trabajo, las habilidades blandas han emergido como un componente crucial para el éxito profesional y personal.

Las habilidades blandas, también conocidas como "*soft skills*", incluyen una amplia gama de competencias interpersonales, sociales y de gestión del tiempo, tales como la comunicación efectiva, el trabajo en equipo, la adaptabilidad, la resolución de conflictos y la inteligencia emocional. Estas habilidades no solo facilitan interacciones armoniosas y productivas en el lugar de trabajo, sino que también potencian la capacidad de los individuos para adaptarse y prosperar en un mundo en constante cambio (Doe, 2021).

Diversos estudios y análisis de mercado laboral han subrayado la importancia creciente de las habilidades blandas. Un informe revela que los empleadores valoran cada vez más estas competencias, considerando que son fundamentales para el desempeño efectivo en roles diversos y dinámicos (Smith & García, 2019). Además, la creciente automatización y la adopción de tecnologías avanzadas están desplazando la demanda hacia habilidades que las máquinas no pueden replicar fácilmente, como la creatividad, la empatía y el liderazgo, (Brown & White, 2020).

En el contexto educativo, la integración de las habilidades blandas en los currículos académicos se ha convertido en una prioridad. Instituciones educativas del mundo reconocen que, para preparar a los estudiantes para el futuro, no basta con proporcionar conocimientos técnicos; es esencial dotarlos de habilidades que les permitan navegar por interacciones humanas y desafíos organizacionales (Patel, 2020). Esta tendencia refleja un cambio paradigmático en la educación, donde se busca formar individuos completos y versátiles, capaces de enfrentar retos multidimensionales con eficacia y resiliencia. El marco de competencias digitales DigComp 2.1 describe los niveles de competencia que son esenciales para el aprendizaje continuo y la adquisición de habilidades técnicas y blandas (Carretero, Vuorikari, & Punie, 2017).

Como se dijo antes, las empresas tienen mayor interés en las habilidades blandas, por lo que este cambio responde a la necesidad de adaptarse a entornos de trabajo más colaborativos y dinámicos, donde interactuar y desenvolverse positivamente con los demás es fundamental para el éxito organizacional.

1.1 Descripción del problema

En este contexto, la comunidad politécnica de la Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL), se enfrenta a un desafío particular. Los politécnicos son reconocidos por sus sólidas habilidades técnicas y su capacidad para abordar problemas complejos con soluciones innovadoras, pero, tradicionalmente han mostrado carencias en habilidades blandas, especialmente en inteligencia interpersonal. Esta brecha puede limitar sus oportunidades en su trayectoria laboral, donde las capacidades comunicacionales son cada vez más valoradas y tomadas en cuenta.

La implementación de tecnología en la educación, como LinkedIn Learning, representa un cambio hacia el uso de inteligencia artificial para mejorar el aprendizaje (Selwyn, 2020). Por

esto, la decisión de ESPOL de ofrecer certificaciones gratuitas es un paso estratégico para abordar esta necesidad, donde, al dar acceso a cursos que fortalecen habilidades técnicas y blandas, la universidad busca equipar a sus estudiantes, profesores y personal administrativo con competencias más equilibradas y completas. Por lo tanto, la mejora en habilidades blandas no solo complementará las, ya robustas habilidades técnicas de los politécnicos, sino que también potenciará su desempeño en entornos laborales diversos.

Desde 2019, la ESPOL ha ofrecido a su comunidad estudiantil un beneficio exclusivo: el acceso gratuito a LinkedIn Learning, una plataforma digital con más de 16.000 cursos diseñados para fortalecer competencias y habilidades como complemento de la educación recibida en cada carrera. Este acceso incluye la posibilidad de obtener certificados digitales al completar los cursos.

Sin embargo, por años, los datos sobre el uso de *LinkedIn Learning* por parte de los estudiantes han sido almacenados en una base de datos y la falta de tratamiento y análisis exhaustivo de la información ha dificultado la evaluación del uso y el impacto de la plataforma en la comunidad politécnica. Como resultado, no se ha podido determinar con precisión si esta iniciativa educativa está cumpliendo con los objetivos y expectativas planteados por ESPOL al ofrecer este beneficio.

1.2 Justificación del problema

El crecimiento del aprendizaje en línea ha sido documentado, indicando un aumento en la inscripción de estudiantes en plataformas como LinkedIn Learning (Allen & Seaman, 2017). Para evaluar adecuadamente el éxito del proyecto, es crucial analizar y tratar los datos almacenados para extraer información valiosa sobre la participación de los estudiantes, las competencias adquiridas y la relevancia de los cursos completados en relación con sus estudios y

carreras profesionales. Solo así será posible medir el verdadero impacto de LinkedIn Learning en el desarrollo académico y profesional de los estudiantes de ESPOL y justificar la inversión en esta herramienta educativa.

LinkedIn Learning ofrece al administrador de la cuenta un visualizador que incluye métricas básicas del uso de la plataforma por parte de los usuarios, sin embargo, no llega a resumir la información requerida para responder a la necesidad específica de ESPOL. Para abordar esta necesidad, se propone la creación de un visualizador de datos que permita presentar la información de manera más atractiva y manejable. Este visualizador facilitará la comprensión de los datos almacenados sobre el uso de *LinkedIn Learning* por parte de la comunidad politécnica, donde, la presentación visual de los datos permitirá identificar patrones, tendencias y áreas de mejora de forma intuitiva, beneficiando tanto a los estudiantes, como a los administradores y docentes de ESPOL.

La justificación de este estudio radica en la necesidad de cerrar la brecha de habilidades blandas en los estudiantes de ESPOL y medir el impacto de las certificaciones digitales en su preparación profesional. Al analizar los datos almacenados sobre el uso de *LinkedIn Learning*, este trabajo pretende ofrecer información valiosa que puede guiar futuras decisiones educativas y mejorar los programas de desarrollo de competencias en la universidad. Además, el visualizador de datos permitirá una toma de decisiones más informada y eficiente, potenciando el valor de la iniciativa educativa de ESPOL.

1.3 Objetivos

Objetivo General

Evaluar el impacto del acceso gratuito a *LinkedIn Learning* en el desarrollo de habilidades blandas y técnicas de los estudiantes de la Escuela Superior Politécnica del Litoral

mediante la creación de un visualizador de datos para la mejora continua de decisiones y propuestas educativas.

Objetivos Específicos

Seleccionar las variables más representativas de los datos almacenados sobre los cursos de *LinkedIn Learning* para el análisis descriptivo y correlacional del uso de la plataforma por parte de la comunidad politécnica.

Analizar el nivel de participación de la comunidad politécnica en los cursos de *LinkedIn Learning* ofrecidos por ESPOL por medio de medidas de tendencia visualizadas en gráficos creados con librerías de Python.

Desarrollar un visualizador de datos que facilite la presentación de la información de manera atractiva y manejable para una mejor comprensión y análisis.

1.4 Marco Teórico

Correlación entre habilidades y grupos académicos

El análisis de la correlación entre las habilidades desarrolladas en los cursos de *LinkedIn Learning* y los diferentes grupos de estudiantes (grado, posgrado, profesores) es fundamental para entender la efectividad de estas capacitaciones.

Estudios anteriores han identificado notables diferencias en las habilidades que estudiantes de diversos grupos demográficos buscan adquirir mediante cursos en línea. Por ejemplo, estudiantes de pregrado tienden a enfocarse en habilidades técnicas y profesionales, mientras que estudiantes de posgrado y profesores prefieren cursos relacionados con investigación y pedagogía (Veletsianos & Shepherdson, 2016).

La correlación se puede evaluar utilizando el coeficiente de correlación de Pearson, que mide la fuerza y dirección de la relación lineal entre dos variables:

$$r = \frac{n (\Sigma xy) - (\Sigma x)(\Sigma y)}{\sqrt{[n \Sigma x^2 - (\Sigma x)^2][n \Sigma y^2 - (\Sigma y)^2]}}$$

Donde,

- n es el número de pares de datos,
- x representa las habilidades aprendidas,
- y representa los grupos demográficos.

Determinar la correlación entre las habilidades aprendidas y los grupos demográficos permitirá identificar qué tipos de cursos son más efectivos para cada grupo, ayudando a personalizar las recomendaciones de las certificaciones adquiridas en los cursos.

Correlación entre el Porcentaje de Avance y el Puntaje Obtenido

Para analizar la correlación entre el porcentaje de avance en los cursos y el puntaje obtenido, se puede utilizar nuevamente el coeficiente de correlación de Pearson. Este análisis ayudará a entender si existe una relación significativa entre el progreso del estudiante en el curso y su desempeño en términos de calificaciones.

Promedio de estudiantes que finalizan los cursos

La proporción de estudiantes que completan cursos en línea es un indicador clave de su efectividad y atractivo. Según un estudio de la Universidad de Pennsylvania, aproximadamente el 4% de los estudiantes que se inscriben en cursos en línea gratuitos completan el curso (Perna, y otros, 2014). Es fundamental determinar las tasas específicas de inicio, progreso y finalización

para distintos grupos, ya que esto proporciona una visión más detallada de la dinámica de participación.

Para calcular el promedio de inicio, avance y finalización, se usarán las siguientes fórmulas:

$$Tasa\ de\ inicio = \frac{Número\ de\ estudiantes\ que\ comienzan}{Número\ de\ estudiantes\ que\ se\ inscriben} \times 100$$

$$Tasa\ de\ avance = \frac{Número\ de\ estudiantes\ con\ avance\ significativo}{Número\ de\ estudiantes\ que\ se\ inscriben} \times 100$$

$$Tasa\ de\ finalización = \frac{Número\ de\ estudiantes\ que\ finalizan}{Número\ de\ estudiantes\ que\ se\ inscriben} \times 100$$

Conocer las tasas de inicio, avance y finalización, permitirá identificar áreas de mejora en el apoyo de los cursos, para aumentar la retención y el éxito de los estudiantes.

Según (Chuang & Ho, 2016), los MOOCs de *HarvardX* y *MITx* reportaron una tasa de certificación promedio de alrededor del 36% entre los participantes que accedieron al menos a la mitad del contenido del curso (*Vice Provost Advances Learning*) (Harvard Gazette).

Tipos de Habilidades más Demandadas

El análisis de las habilidades más demandadas puede realizarse mediante la clasificación de los cursos más populares y las habilidades que estos promueven. Según el reporte de *HarvardX* y *MITx*, las áreas de ciencias de la computación y *STEM* son particularmente populares, atrayendo a una gran cantidad de estudiantes jóvenes y de diversas nacionalidades (*Vice Provost Advances Learning*).

Implementar un visualizador de datos o dashboard con estas métricas proporcionará una herramienta efectiva para monitorear y analizar el impacto de los cursos de LinkedIn Learning en el desarrollo de habilidades de los estudiantes de ESPOL. Este análisis permitirá tomar decisiones informadas para mejorar la oferta educativa y maximizar los beneficios de la inversión en estos recursos de aprendizaje en línea.

Estado del arte

Los cursos masivos abiertos en línea (MOOCs) han transformado la educación al proporcionar acceso a contenidos educativos de gran escala. Universidades e instituciones líderes han desarrollado estos cursos que atraen a una audiencia global diversa, generando un gran interés en el análisis de datos de participación y rendimiento (Chuang & Ho, 2016). Por otro lado, el desempeño de los estudiantes en MOOCs se mide a través de métricas como el porcentaje de avance y las calificaciones obtenidas. Estos mismos autores, reportaron tasas de certificación promedio entre el 5% y el 15%, y destacaron la importancia de la correlación entre el avance en el curso y el rendimiento final. Sin embargo, la participación en los mismos varía significativamente según la demografía. Es por esto por lo que, ellos indicaron una gran diversidad en los participantes, con una representación notable de estudiantes jóvenes y profesionales de mitad de carrera.

Asimismo, el análisis de la participación y retención en MOOCs ha sido extensamente investigado. Perna et al. (2014) encontraron que la mayoría de los participantes no completan los cursos, mientras que Hone & El Said (2016) identificaron que factores como el diseño del curso y la motivación del estudiante son cruciales para la retención. Aunque los MOOCs tienen el potencial de democratizar la educación, mejorar las tasas de retención y mantener el compromiso de los estudiantes sigue siendo un desafío clave.

Las habilidades que se desarrollan en el aprendizaje en línea en los MOOCs podrían clasificarse en dos grandes grupos: habilidades fuertes y blandas. Las habilidades fuertes son también llamadas técnicas y las habilidades blandas son también llamadas interpersonales e intrapersonales; diferenciar entre ellas puede ayudar a mejorar la comprensión de la transferencia de formación y de cómo facilitarla (Hendarman & Canter, 2018).

Desde hace algunos años, los MOOCs han demostrado ser efectivos para el desarrollo de habilidades, especialmente en áreas técnicas. Veletsianos & Shepherdson (2016) realizaron una síntesis de la literatura empírica, destacando mejoras significativas en habilidades técnicas y profesionales a través de estos cursos. Las estrategias de aprendizaje autorregulado son predictoras clave del comportamiento del usuario en plataformas de aprendizaje como LinkedIn Learning (Kizilcec, Pérez-Sanagustín, & Maldonado, 2017).

Capítulo 2

2. Metodología

Este capítulo describe con detalle la metodología utilizada para analizar los datos proporcionados por la plataforma LinkedIn Learning desde 2019 hasta 2024. La metodología abarca desde la recolección y preparación inicial de los datos, pasando por un proceso exhaustivo de clasificación de usuarios y competencias, hasta el desarrollo y aplicación de funciones específicas diseñadas para extraer *insights* significativos del conjunto de datos. Se explica cómo se manejaron los formatos de datos, las estrategias de clasificación de grupos y habilidades, y la justificación detrás de cada decisión metodológica. Además, se discuten las consideraciones éticas y legales tomadas para asegurar la integridad y confidencialidad de los datos. Este enfoque estructurado y detallado garantiza que los resultados del estudio sean reproducibles y confiables, proporcionando una base sólida para las conclusiones y recomendaciones posteriores.

2.1 Recolección y Preparación de Datos

Para iniciar la investigación, se obtuvieron datos de la plataforma *LinkedIn Learning*, cubriendo un periodo desde el año 2019 hasta el 2024, los cuales incluyeron un total de más de 142,000 registros. Los datos fueron procesados utilizando *pandas* para su limpieza y normalización (McKinney, 2010). Se utilizaron gráficos interactivos creados con *Plotly* para visualizar las tendencias (Plotly Technologies Inc., 2015). El proceso de limpieza de datos fue esencial; se seleccionaron variables libres de valores nulos o no aplicables para evitar complicaciones en el análisis posterior. Mediante el empleo de algunas librerías en *Python*, tales como *Pandas*, *Matplotlib* y *Seaborn*, las variables inicialmente presentadas se convirtieron en formatos de caracteres a formatos adecuados como fechas y porcentajes, además de normalizar algunas variables. Este paso aseguró la homogeneidad de los datos y preparó el terreno para análisis estadístico.

2.2 Clasificación de usuarios de la comunidad politécnica

La segmentación del conjunto de datos en categorías significativas se llevó a cabo mediante funciones personalizadas en *Python*. La clasificación de los usuarios en grupos basados en su membresía actual requirió manipulación de caracteres, dado que la columna correspondiente presentaba nombres de grupos compuestos separados por comas. Se diseñó una función que identificaba palabras clave para diferenciar entre categorías como 'Grado' y 'Postgrado'. Esta meticulosa clasificación, que incluía la división de estudiantes de grado por facultades y carreras, fue fundamental para el análisis subsiguiente, reflejada en las nuevas columnas '*Group Categoría*' y '*Facultad*' añadidas al conjunto de datos. Los grupos identificados son: Estudiantes de Grado, Estudiantes de Postgrado, Alumni, Mentores, Profesores, Servidores y Especialidades o Programas Específicos, y es necesario mencionar que, dentro del grupo 'Especialidades y Programas Específicos', están algunos usuarios de la comunidad politécnica que pertenecen a colecciones de Arte y Humanística, pero no pertenecen a la clasificación de 'Estudiantes de Grado' o 'Servidores'. Todos estos grupos son excluyentes, es decir que un mismo usuario no puede pertenecer a más de un grupo.

Para la clasificación de 'Estudiantes de Grado', se crearon listas de las ocho facultades con un listado de las carreras correspondientes a cada una, teniendo en cuenta las carreras existentes y algunas que ya no se encuentran activas en la universidad, con el fin de analizar los datos por 'Facultad'.

2.3 Identificación y Clasificación de Habilidades en Soft y Hard

Para entender mejor el impacto educativo de los cursos en las habilidades de los usuarios de la plataforma, fue crucial identificar y clasificar las competencias impartidas. La clasificación se basó en diferenciar contenido cuya temática se centra en habilidades y conocimientos

técnicos, que será clasificado como “*hard*” mientras que el contenido cuya temática se centra en habilidades intrapersonales e interpersonales será clasificado como “*soft*” (Hendarman & Canter, 2018). Pese a que se clasifican las habilidades en estos dos grupos, existen cursos que le permiten al usuario desarrollar ambas habilidades, tanto técnicas como blandas, para esos casos, se colocó una categoría denominada ‘*both*’.

Se utilizó como base un listado de *hard skills* disponible en un archivo de texto de un repositorio de acceso abierto (LastZactionHero, n.d.), sin embargo, este listado fue complementado con otras palabras clave, ya que el archivo de texto no lograba clasificar todas las habilidades técnicas, mientras que para las *soft skills*, así como para aquellos cursos que integraban ambos tipos de habilidades, se desarrolló una lista propia de palabras clave que facilitaban la clasificación automática. En el visualizador, para los contenidos donde se crearon gráficos estadísticos que muestren los cursos que estaban asociados con un tipo de habilidad que puede ser tanto Soft, como Hard, se consideró la clasificación *Both*. No obstante, al momento de crear gráficos donde solo se tomen en cuenta las habilidades que los usuarios, de manera general, han querido desarrollar, sin asociarlas al contenido, solo se muestra la clasificación de *Hard* y *Soft skills*. Este enfoque permite evaluar cómo la plataforma contribuye al desarrollo de habilidades relevantes para los usuarios, además de servir para la propuesta de gráficos que muestren en qué habilidades los usuarios se enfocan más en desarrollar, y lograr verlo también por clasificaciones de grupos de interés de ESPOL.

2.4 Clasificación de Habilidades según los Resultados de Aprendizaje (SO)

En el marco de este proyecto de tesis, fue fundamental estructurar y evaluar las habilidades desarrolladas por los usuarios en la plataforma de LinkedIn Learning. Para ello, se realizó una clasificación basada en los *Student Outcomes (SO)*, que responden a las competencias

clave que un profesional debe adquirir. Esta clasificación no solo contribuyó a organizar el aprendizaje de manera más clara, sino que también facilitó la identificación de las áreas donde se pudo observar mayor interés y desarrollo, así como aquellos que requerían un mayor enfoque.

Los resultados de aprendizaje, basados en principios establecidos de formación académica, se agruparon en seis categorías, cada una enfocada en diferentes competencias. Esta agrupación no fue arbitraria, cada grupo fue cuidadosamente diseñado para abarcar habilidades complementarias que, en conjunto, representan una formación integral.

- **C1: Interacción y Comunicación (SO3a, SO3b)**

La comunicación efectiva es esencial en la ingeniería, ya que de ella depende la capacidad de transmitir ideas y resultados a diversos públicos. En este grupo, se incluyó la habilidad de comunicarse de manera efectiva tanto en español, como en inglés, lo que es crucial en un mundo cada vez más globalizado.

- **C2: Aprendizaje Permanente y Gestión Crítica de la Información (SO7)**

La ingeniería es un campo en constante evolución. El aprendizaje no termina con la obtención de un título; debe ser continuo. Aquí se agrupan las habilidades relacionadas con la capacidad de adquirir y aplicar nuevos conocimientos, adaptándose a los cambios tecnológicos y de la industria.

- **C3: Creación de Valor (SO2, SO8)**

Una parte esencial de la formación es el diseño de soluciones que respondan a necesidades específicas, teniendo en cuenta factores como la salud pública, la seguridad, el impacto ambiental y el bienestar social. Este grupo incluye la capacidad de crear soluciones que no solo resuelvan problemas, sino que también generan un valor único para los interesados.

- **C4: Gestión Estratégica del Conocimiento (SO1, SO6)**

Este grupo incluye habilidades relacionadas con la identificación, formulación y resolución de problemas complejos, así como la capacidad de analizar datos y extraer conclusiones basadas en experimentación rigurosa.

- **C5: Ciudadanía Ética para la Sostenibilidad (SO4)**

Las decisiones de ingeniería no ocurren en un vacío. Es vital que los profesionales reconozcan y asuman sus responsabilidades éticas, considerando siempre el impacto de sus soluciones en el contexto global, económico, ambiental y social.

- **C6: Liderazgo y Autoagencia**

Finalmente, en este grupo se destacan las habilidades de liderazgo y trabajo en equipo.

Un profesional no solo debe ser capaz de colaborar, sino también de liderar, fomentando un entorno inclusivo y asegurando que se cumplan los objetivos del equipo.

Esta clasificación no solo sirvió para organizar el aprendizaje, sino también para guiar la evaluación de los resultados obtenidos durante el desarrollo del proyecto. Al categorizar las habilidades de esta forma, se pudo hacer un seguimiento más preciso del desarrollo de competencias, permitiendo identificar fortalezas en diferentes áreas.

Esta estructura fue clave para alinear el proyecto con los estándares educativos y profesionales, garantizando que los resultados reflejen una formación completa y relevante para el contexto actual de la comunidad politécnica.

2.5 Visualización de datos

Como se ha indicado, la visualización clara de los datos es fundamental para la toma de decisiones (Cairo, 2019). Debido al volumen y complejidad de los datos que se han recolectado

desde el año 2019 hasta el 2024, fue necesario emplear herramientas de visualización que permitieran identificar patrones y tendencias de manera más clara. Los gráficos estadísticos ofrecen una manera eficiente de presentar resultados de forma que facilite su interpretación.

2.5.1 Construcción del Dashboard de LinkedIn Learning

El desarrollo del Dashboard fue una de las partes más importantes en la visualización de los datos obtenidos, ya que, gracias a la creación de este, se pudo presentar la información de manera interactiva y comprensible. Para su construcción, se utilizaron las siguientes librerías: “*Dash*” y “*Plotly*” para la creación de la interfaz y gráficos interactivos; y “*pandas*” para la manipulación de datos.

2.5.1.1 Herramientas Utilizadas. El Dashboard fue desarrollado utilizando un enfoque modular basado en Python, específicamente con las siguientes librerías:

Dash: Esta librería facilitó la creación de un entorno web interactivo, donde los usuarios pueden explorar los gráficos de manera dinámica.

Plotly: Se seleccionó Plotly para generar gráficos interactivos debido a su capacidad para integrarse fácilmente con Dash y proporcionar una experiencia visual atractiva.

Pandas: La manipulación de los datos se realizó principalmente con pandas, que permitió limpiar, transformar y estructurar la información.

2.5.1.2 Creación de los gráficos estadísticos. El desarrollo de los gráficos siguió un proceso iterativo en el que se consideraron los objetivos del proyecto y la necesidad de ESPOL de evaluar el impacto del uso de la plataforma en su comunidad. Uno de los principales puntos de partida fue tomar como referencia el *Dashboard de LinkedIn Learning*, pero con el objetivo

de aportar mayor valor al incluir gráficos específicos y clasificaciones personalizadas relevantes para mi investigación.

El visualizador incluyó la creación de diversos gráficos que permiten explorar y analizar los datos de forma dinámica e interactiva. Para lograr esto, se implementó una serie de visualizaciones que complementan y enriquecen la estructura de los *dashboards* ya existentes, como el, ya mencionado, de LinkedIn Learning, pero con un enfoque más detallado y adaptado a las necesidades específicas de ESPOL. A continuación, se describen los gráficos implementados y su justificación:

2.5.1.3 Filtros y Selección de Años. Uno de los primeros elementos interactivos del dashboard es un botón que permite seleccionar un año específico entre 2019 y 2024. Este filtro es clave, ya que todos los gráficos dentro del *dashboard* se actualizan dinámicamente para mostrar la información correspondiente al año seleccionado. La selección del periodo afecta todos los gráficos estadísticos, incluyendo dos cuadros de texto que muestran lo siguiente:

- **Registros totales:** Cada vez que un usuario se inscribe en un curso.
- **Participantes únicos:** El número de usuarios distintos que han accedido a los cursos, basado en emails únicos.

Estos cuadros son importantes, ya que permiten diferenciar entre el número total de inscripciones (donde una persona puede haber tomado varios cursos) y el número real de individuos que han accedido a la plataforma.

2.5.1.4 Gráficos de Cursos Populares y Tipos de Contenido.

- **Top 10 de Cursos más Populares:** Para visualizar los cursos más demandados, se creó un gráfico de barras que muestra el top 10 de los cursos con mayor cantidad de registros. Este gráfico permite a los usuarios identificar rápidamente qué cursos han sido más populares en el año seleccionado.
- **Distribución de Tipos de Contenido:** Se utilizó un gráfico de pastel para representar la proporción, en términos de porcentaje, de cursos individuales (*Course*) frente a cursos que forman parte de rutas de aprendizaje o programas (*Path*). Esto es fundamental para distinguir entre quienes buscan cursos específicos y aquellos que siguen un programa más extenso de aprendizaje.

2.5.1.5 Clasificación por Grupos de ESPOL. Para reflejar el acceso a la plataforma de aprendizaje por diferentes grupos dentro de ESPOL, se incluyó un gráfico de barras que muestra el número de usuarios registrados según su categoría: estudiantes de grado, postgrado, alumni, profesores, mentores, servidores, y personas de especialidades o programas específicos. Este gráfico permite visualizar el compromiso de distintos grupos con los recursos de aprendizaje.

2.5.1.6 Visualización de Habilidades.

- **Top 5 de Habilidades más Frecuentes:** Este gráfico de barras muestra las cinco habilidades más demandadas por los usuarios de la plataforma. Aquí se reflejan aquellas competencias que más interesan a los estudiantes, destacando las tendencias actuales en el desarrollo de habilidades.
- **Mapa de Calor de Habilidades por Grupo:** Se implementó un mapa de calor que muestra la proporción de usuarios que se enfocan en desarrollar *hard skills*, *soft skills* o

ambas, en función del grupo al que pertenecen (estudiantes, profesores, etc.). Esto permite entender las preferencias de desarrollo de habilidades entre diferentes categorías de usuarios.

2.5.1.7 Estado de los Cursos y Tipos de Habilidades.

- **Distribución del Estatus de los Cursos:** Un gráfico de barras horizontales visualiza el estado de los cursos tomados por los usuarios (completados, no iniciados o en progreso). Este gráfico es clave para evaluar el nivel de compromiso de los usuarios con los recursos de la plataforma.
- **Distribución de Soft, Hard y Both Skills:** Para representar la cantidad total de *soft skills*, *hard skills* y habilidades combinadas han querido desarrollar los usuarios, se incluyó un gráfico de barras con tres columnas que muestran el número de cada tipo de habilidad en el año seleccionado.

2.5.1.8 Correlaciones y Distribuciones por Facultad.

- **Correlación entre Cursos Completados y Evaluaciones:** Se implementó un gráfico de dispersión para analizar la relación entre los cursos completados y las evaluaciones también completadas por los usuarios. Este gráfico ayuda a identificar posibles correlaciones entre el éxito en los cursos y la realización de evaluaciones.

- **Distribución de Estudiantes por Facultad:** Un gráfico de barras muestra cuántos estudiantes de cada facultad se han registrado en la plataforma en el año seleccionado, permitiendo visualizar la participación por facultades.

2.5.1.9 Gráficos por Facultad y Clasificación de Habilidades.

- **Top 10 de Cursos más Populares por Facultad:** Para cada una de las ocho facultades de la ESPOL, se creó un gráfico que muestra los 10 cursos más populares dentro de esa facultad. Esto ofrece un enfoque más específico sobre los intereses académicos de cada facultad.
- **Top 5 de Soft y Hard Skills:** Se generaron dos gráficos de barras que muestran las habilidades más frecuentes en *soft skills* y *hard skills*, destacando las habilidades más valoradas por los usuarios en cada área.

2.5.1.10 Mapas de Calor y Clasificación de Habilidades según Student Outcomes.

1. **Mapa de Calor de Habilidades por Facultad:** Este gráfico muestra la proporción de *hard*, *soft* y habilidades combinadas desarrolladas por estudiantes de cada facultad. El uso de un mapa de calor facilita la identificación de patrones en el desarrollo de habilidades dentro de cada facultad.
2. **Distribución de Habilidades según Student Outcomes:** Por último, se incluyó un gráfico que clasifica las habilidades adquiridas de acuerdo con los *Student Outcomes* (C1, C2, C3, etc.). Este gráfico permitió ver cuántas habilidades se han desarrollado en cada categoría de resultado de aprendizaje.

2.6 Justificación Metodológica y Decisiones de Diseño

Es importante destacar que, para la creación de todas las visualizaciones presentadas en el *dashboard*, se utilizaron diversas herramientas y librerías que automatizan gran parte del procesamiento de datos y la generación de gráficos. Estas permiten realizar cálculos internos de manera eficiente, facilitando la creación de gráficos interactivos sin la necesidad de implementar manualmente cada fórmula de frecuencia o cálculo de proporciones.

Por ejemplo, los gráficos como los *heatmaps* o mapas de calor que visualizan la proporción de habilidades (*hard, soft, both*), por facultades o grupos de ESPOL, fueron generados por el algoritmo subyacente de las librerías mencionadas. El algoritmo calcula las proporciones de manera interna, tomando en cuenta la cantidad de usuarios de cada categoría y asignando un rango de colores en función de estas proporciones, lo que facilita la representación visual clara y efectiva.

Del mismo modo, otros gráficos como el de la correlación entre cursos completados y evaluaciones, así como las distribuciones de participantes por facultad y las frecuencias de habilidades más demandadas, utilizan algoritmos que realizan estos cálculos a partir de los datos proporcionados. Esto asegura que los gráficos reflejan de manera precisa los patrones y tendencias presentes en los datos sin necesidad de intervención manual en los cálculos numéricos.

Aunque el proceso detrás de estas visualizaciones está automatizado, su selección y configuración fueron cuidadosamente diseñadas para responder a las necesidades de esta investigación, lo que garantiza que las representaciones gráficas sean coherentes y útiles para el análisis de datos. La automatización ofrecida por estas herramientas permite centrar los esfuerzos

en la interpretación y análisis de los resultados en lugar de en la implementación manual de cálculos estadísticos.

Cada paso metodológico fue escogido para alinearse con los objetivos del estudio, garantizando la precisión en la identificación de patrones y comportamientos dentro de los datos. La utilización de Python no solo facilitó la manipulación eficiente de un gran volumen de datos, sino que también aseguró que las transformaciones y clasificaciones fueran replicables y transparentes, esenciales para la validez del estudio.

2.7 Consideraciones Éticas y Legales

Durante todo el proceso de investigación, se mantuvieron rigurosas normas éticas y legales en el manejo de los datos. Se tomaron medidas para asegurar la anonimización de la información personal y se cumplió con las regulaciones de privacidad y confidencialidad, subrayando el compromiso ético del estudio.

Capítulo 3

3. Resultados y Análisis

En esta sección, se presentan los resultados obtenidos del análisis de los datos extraídos de la plataforma LinkedIn Learning. La plataforma fue lanzada en 2019, sin embargo, los años 2019 y 2020 fueron considerados como periodos de prueba y aprendizaje. En 2019, la plataforma fue introducida de manera gratuita para todos los usuarios de la institución como parte de un programa piloto, y en 2020, los usuarios comenzaron a familiarizarse con las funcionalidades y el contenido disponible.

Por lo que estos dos primeros años no reflejan un uso consolidado de la plataforma, se ha decidido enfocar el análisis en los datos correspondientes a los años 2021 en adelante, cuando la adopción de LinkedIn Learning fue más estable y representativa del comportamiento de los usuarios. A partir de 2021, se observan patrones de uso más consistentes, lo que permite extraer conclusiones más relevantes para los objetivos de esta investigación.

Además, para realizar la clasificación de las *hard skills* y *soft skills*, se utilizó un listado de palabras clave (*keywords*) que se encuentra en el Anexo 1 de este documento y que fueron previamente obtenidas de un repositorio de *GitHub* y complementadas a lo largo de este proyecto. Estas palabras clave fueron seleccionadas para identificar de manera precisa las competencias que los usuarios buscaban desarrollar en la plataforma. Dado que el listado es extenso, se ha decidido incluirlo en los anexos de este trabajo para facilitar su consulta y mantener la fluidez del texto principal.

Adicionalmente, los gráficos incluyen un botón interactivo que permite la selección del año que el usuario desea analizar. Como se puede observar en la Ilustración 1, este botón

actualiza dinámicamente los gráficos para mostrar la información correspondiente al año seleccionado, lo que facilita la comparación entre distintos periodos.

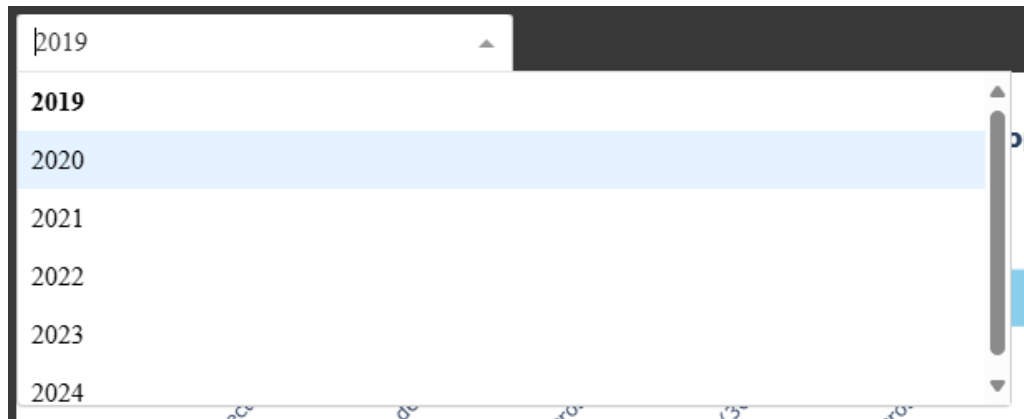


Ilustración 1. Captura de pantalla de la selección de año en el Dashboard

Adicionalmente, la correlación mostrada en el *heatmap* entre *Skills* y *Group Category* de la Ilustración 2, revela un coeficiente de correlación muy bajo (-0.02), lo que indica que no existe una relación lineal significativa entre estas dos variables en el conjunto de datos. Este valor cercano a cero sugiere que los grupos académicos no están fuertemente correlacionados con las habilidades desarrolladas por los usuarios en la plataforma de LinkedIn Learning.

Debido a que esta correlación no ofrece información relevante sobre el comportamiento de los grupos en relación con las habilidades, se decidió no incluir estos resultados en el análisis principal del Dashboard de LinkedIn Learning. En cambio, se optó por centrarse en variables que proporcionarían *insights* más significativos, como las tendencias de participación por facultad y la distribución de habilidades entre hard y soft skills. Esto permitió un enfoque más útil para evaluar el impacto del acceso gratuito a LinkedIn Learning en la comunidad académica de ESPOL.

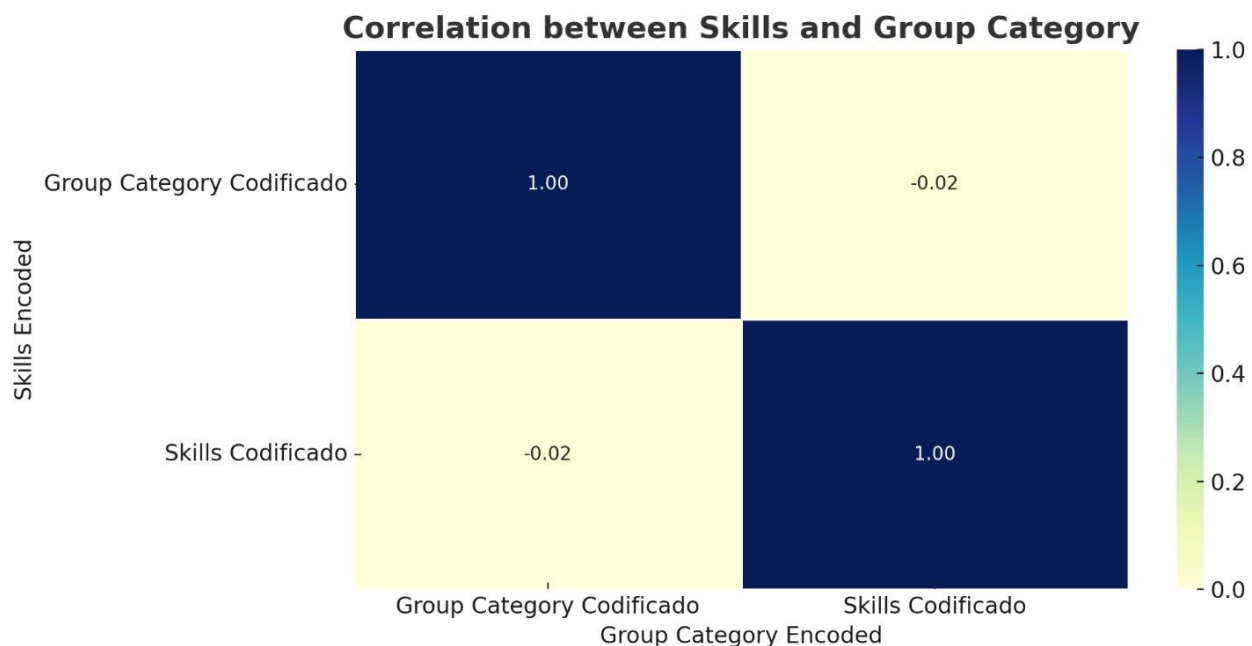


Ilustración 2. Correlación entre Skills y Grupos Académicos (2019 - 2024)

3.1 Número de participantes y registros

En la Tabla 1 se presenta el número de participantes y registros en la plataforma LinkedIn Learning entre los años 2021 y 2024. Estos datos permiten visualizar la adopción progresiva de la plataforma a lo largo de este periodo.

| Año | Número de Participantes | Número Total de Registros |
|------|-------------------------|---------------------------|
| 2021 | 4617 | 30362 |
| 2022 | 5027 | 39277 |
| 2023 | 6151 | 41376 |
| 2024 | 3467 | 30732 |

Tabla 1. Número de participantes y registros en LinkedIn Learning (2021-2024)

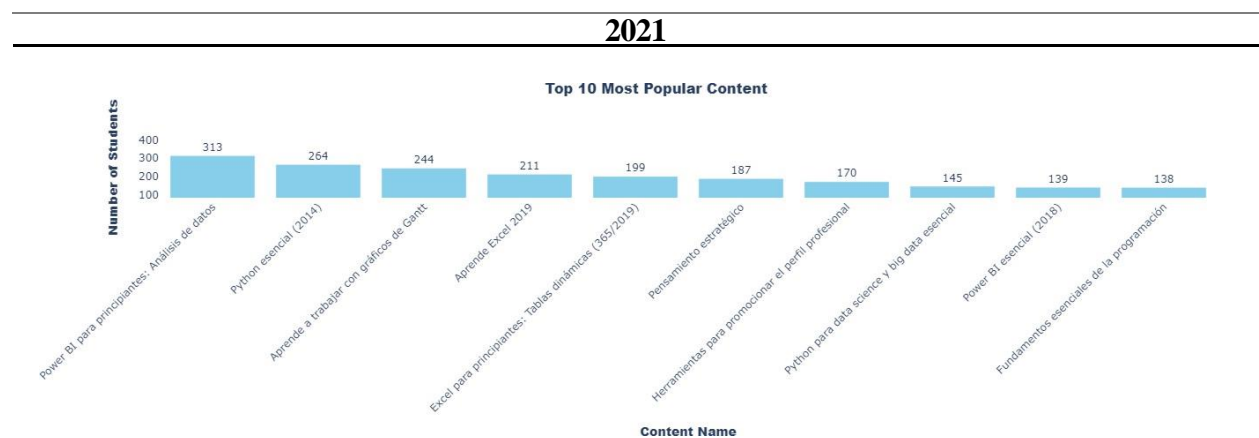
Como se puede observar en la Tabla 1, en el año 2021 hubo 4617 participantes y 30362 registros. Ambos números han demostrado un crecimiento, alcanzando un máximo de 3467

participantes y 30732 registros hasta mayo del 2024, lo que puede demostrar que estos valores serán mayores al final del periodo actual. Este crecimiento sugiere un aumento en la confianza y familiaridad de los usuarios con la plataforma, así como una mayor relevancia en la oferta e interés de los cursos. Es importante mencionar que, el colocar ambos valores o tener en cuenta estos dos totales de números, indica que hay personas realizando más de un curso en la plataforma.

3.2 Contenido más popular

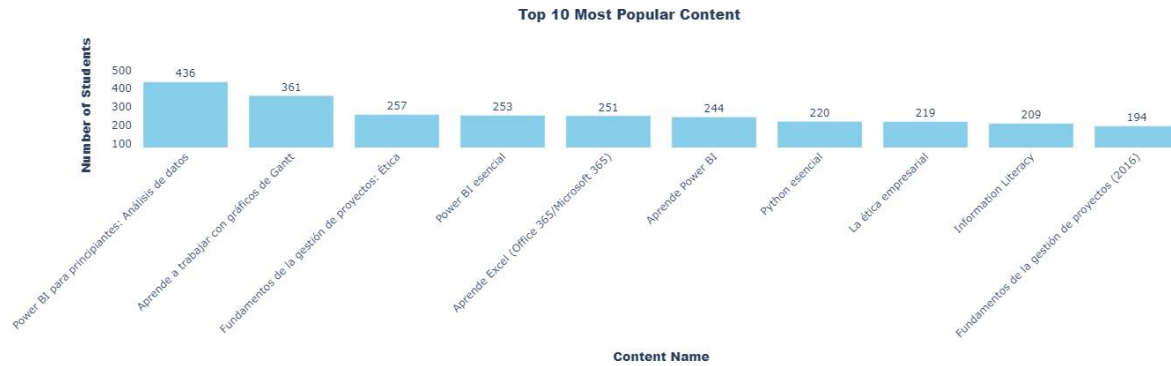
En la Ilustración 3, se muestran los gráficos que representan el contenido más popular en la plataforma LinkedIn Learning durante los años 2021, 2022, 2023 y 2024. A continuación, se presenta un análisis de las tendencias observadas en cada año.

Tal como se observa en la Ilustración 3, durante los años 2021, 2022 y 2023, se muestran entre los cursos más populares, contenidos asociados al análisis de datos, esto puede deberse a lo popular que se volvió en estos años la ciencia de datos junto con la programación y los aplicativos de inteligencia de negocios, mientras que en los principios del 2024 (enero - mayo) se observa que hay más contenido relacionado con el mindfulness y la meditación.



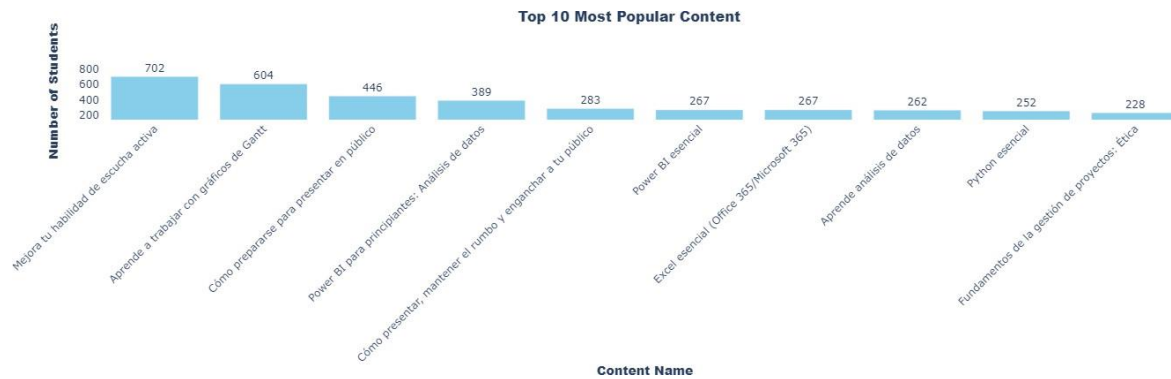
A. Top 10 Contenido más popular (2021)

2022



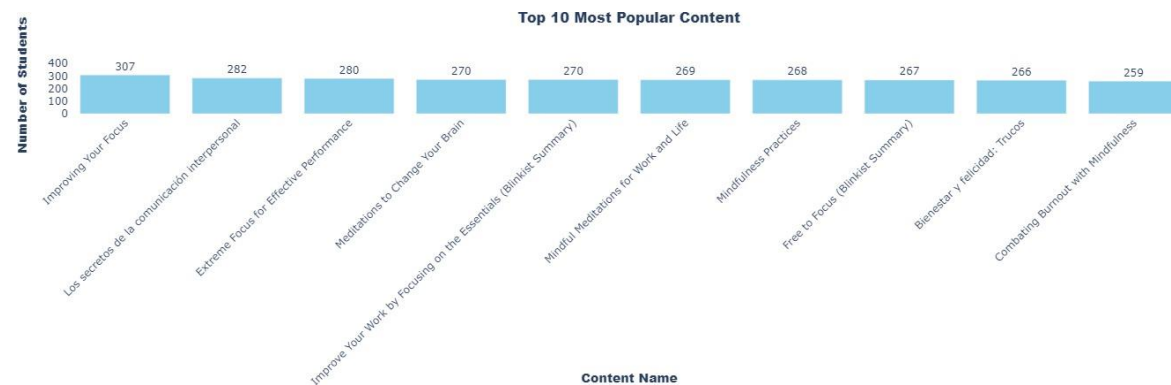
B. Top 10 Contenido más Popular (2022)

2023



C. Top 10 Contenido más Popular (2023)

2024



D. Top 10 Contenido más Popular (2024)

Ilustración 3. Comparación Contenido más Popular (2021-2024)

3.3 Distribución de Tipo de Contenido

La Ilustración 4 presenta la distribución de los tipos de contenido disponibles en la plataforma de LinkedIn Learning durante el período comprendido entre los años 2021 y 2024. Estos contenidos se dividen en dos categorías: *Course* y *Path*. Los *Course* son unidades educativas individuales que no forman parte de una serie de cursos que conduzca a un certificado de grupo. Por otro lado, los *Path* son secuencias de cursos diseñados para que el usuario obtenga un conjunto de habilidades específicas o un certificado.

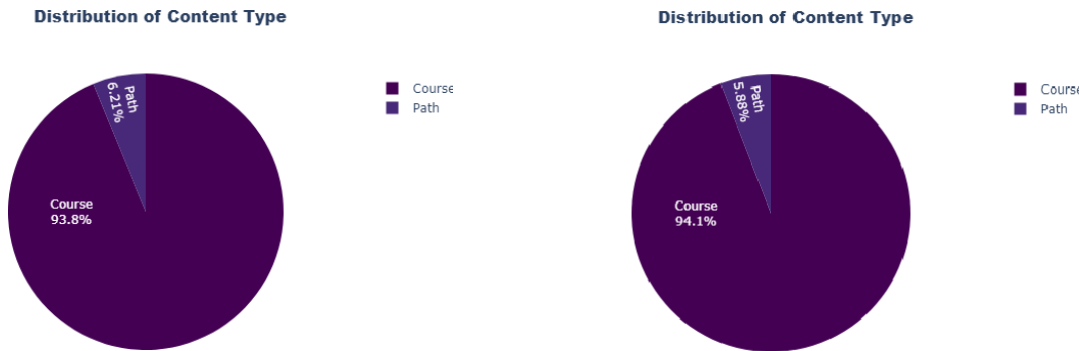
A continuación, se muestran gráficos de pastel que visualizan la proporción entre ambos tipos de contenido durante este periodo, demostrando tendencias que permiten comprender cómo ha evolucionado la oferta educativa de la plataforma en términos de estructura de contenido.

Como es posible notar en la Ilustración 4, durante todos los años, se observa una misma tendencia, más del 90% de los cursos tomados por los usuarios de la plataforma, en este caso, las personas que pertenecen a la comunidad politécnica optan más por cursos individuales que por los llamados “*Paths*”, sin embargo, en el año 2021 es dónde las personas han demostrado un interés mayor por cursos del tipo *Path*, para la complementación de su educación.

3.4 Frecuencia por Grupos Académicos de ESPOL

En la Ilustración 5, se presentan los gráficos correspondientes a las frecuencias absolutas de los grupos de ESPOL que fueron previamente clasificando a los usuarios de la comunidad, con el fin de poder observar comportamientos por grupos de interés para la universidad.

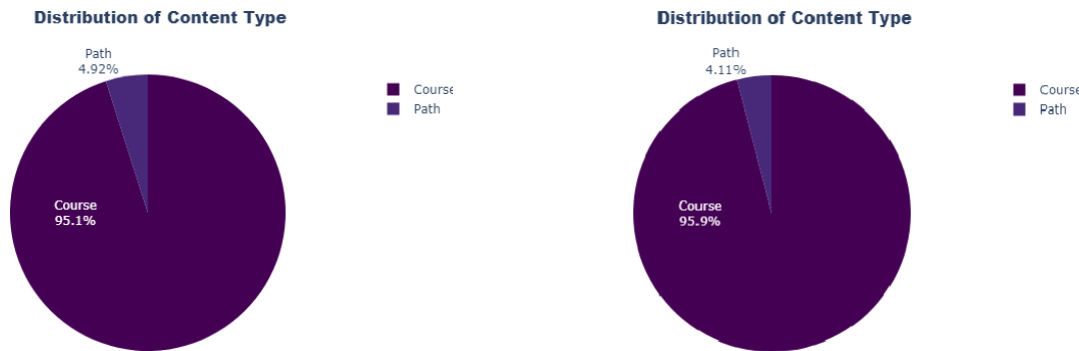
2021 **2022**



A. Distribución de Tipo de Contenido (2021)

B. Distribución de Tipo de Contenido (2022)

2023 **2024**



C. Distribución de Tipo de Contenido (2023)

D. Distribución de Tipo de Contenido (2024)

Ilustración 4. Comparación Distribución Tipo de Contenido (2021 - 2024)

En los gráficos que se muestran en la Ilustración 5, se puede apreciar que el grupo más grande de ESPOL es Estudiantes de Grado, en todos los años, desde el 2021 a 2024, mientras que el grupo más pequeño o con menos integrantes es Mentores, en los años 2021 y 2022 existen más de 3000 estudiantes de grado registrados en la plataforma de *LinkedIn Learning*, mientras

que en el año 2023 hay más de 4000 y al momento, es decir, hasta mayo del 2024 se registran 2330 estudiantes de grado, y se esperaría que este número vaya incrementando de acuerdo con la tendencia de los años anteriores.

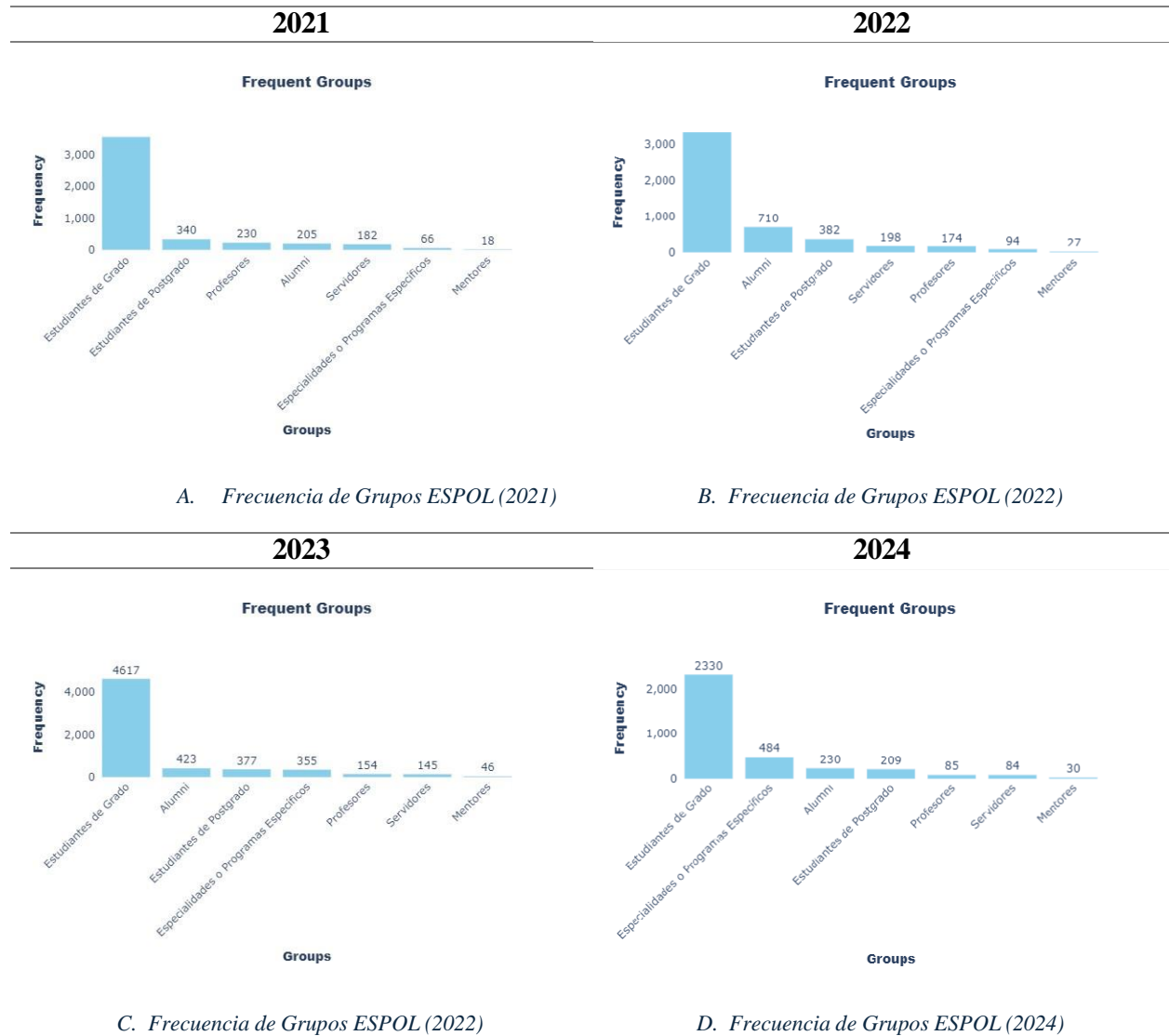


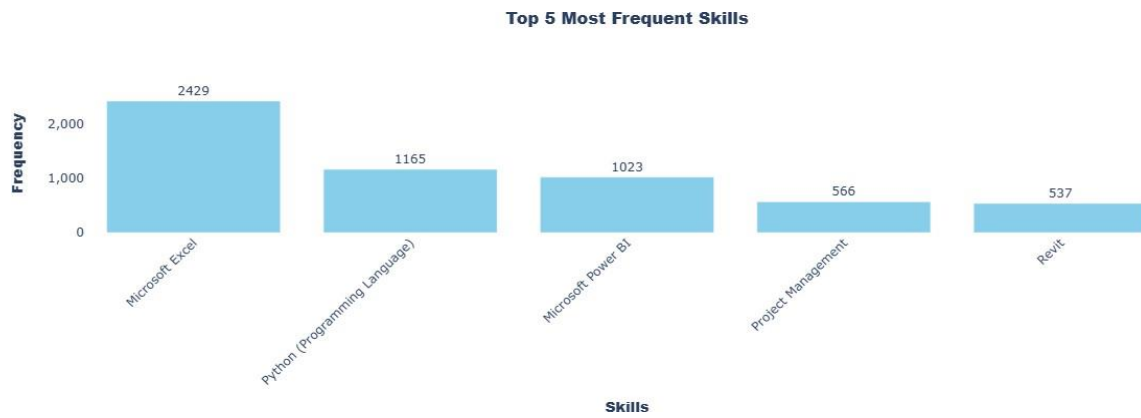
Ilustración 5. Comparación Frecuencia por Grupos ESPOL (2021 – 2024)

3.5 Frecuencia de Habilidades más Populares

En relación con las *skills* más populares, se presentan cuatro gráficos, organizados en la Ilustración 6, que representan la evolución de las habilidades más demandadas desde 2021 hasta 2024. Cada gráfico corresponde a un año específico y muestra las *hard* y *soft skills* más

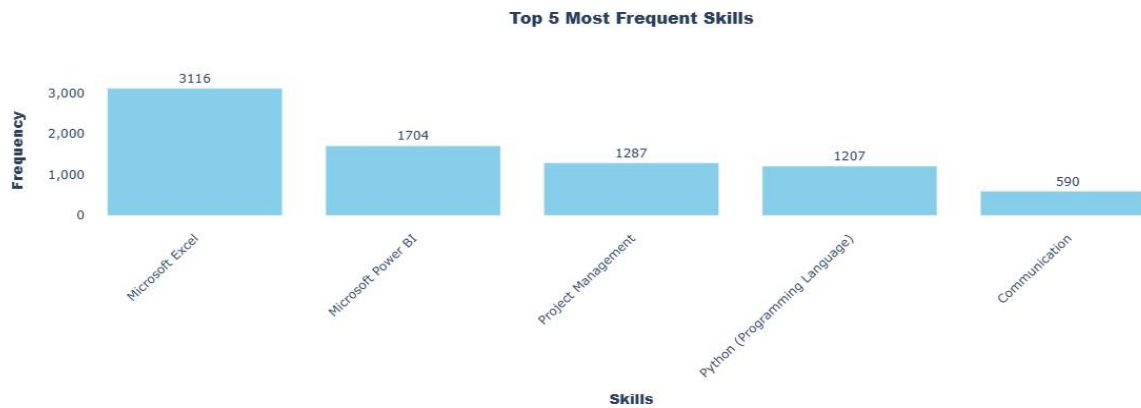
frecuentes entre los usuarios de la plataforma durante dicho periodo. Esta visualización permite observar cómo han variado las preferencias de aprendizaje a lo largo de los años, facilitando un análisis comparativo de las tendencias en el desarrollo de habilidades.

2021



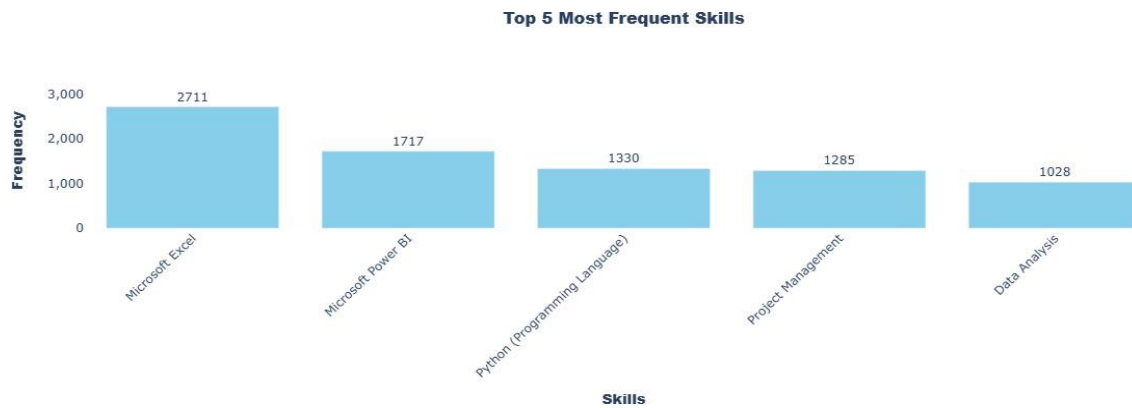
A. Top 5 Skills Más Populares 2021

2022



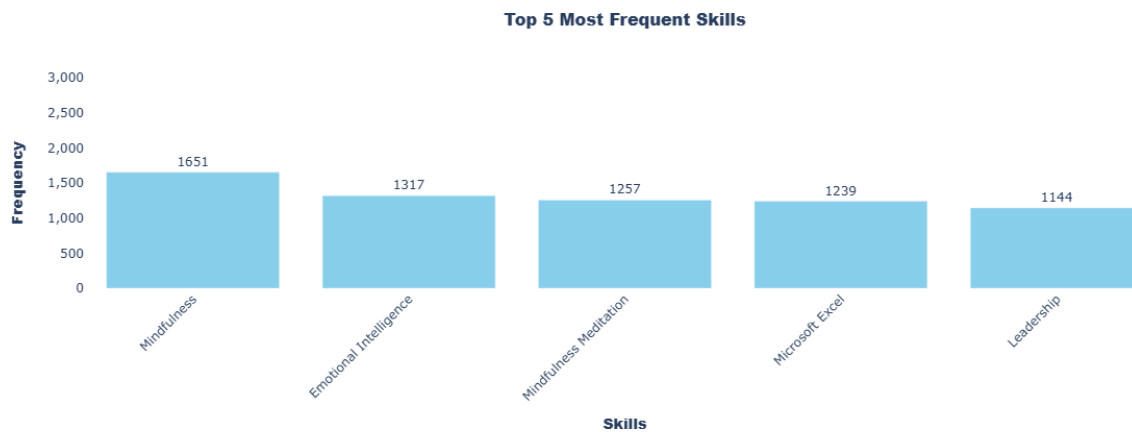
B. Top 5 Skills Más Populares 2022

2023



C. Top 5 Skills Más Populares 2023

2024



D. Top 5 Skills Más Populares 2024

Ilustración 6. Comparación Skills más Populares (2021 - 2024)

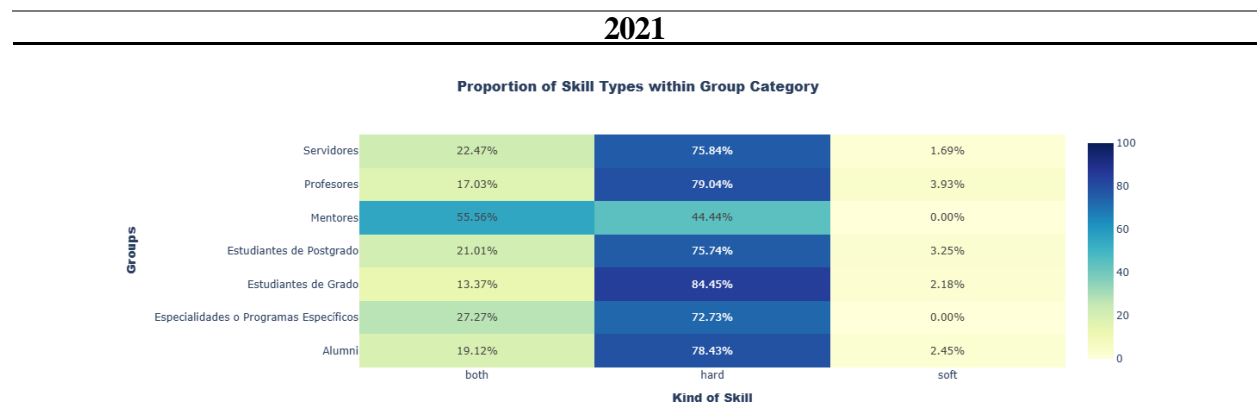
Los gráficos de la Ilustración 6 muestran que durante los años del 2021 al 2023, las *skills* más populares entre los usuarios de la plataforma de *LinkedIn Learning* son de tipo *hard* y se relacionan más con el análisis y manipulación de datos en programas, como: Microsoft Excel y Power BI o lenguajes de programación, como Python, seguido de Project Management, una disciplina enfocada en planificar, organizar, ejecutar y supervisar un proyecto con el fin de

alcanzar objetivos específicos optimizando tiempo y recursos, y también Revit, un *software* de modelado de información de construcción, mientras que en el año 2024 hay más *skills* asociadas a las prácticas de mindfulness, liderazgo e inteligencia emocional, más *soft skills* que en los años anteriores, exceptuando que en el año 2022 se puede observar la *skill* ‘*Communication*’, una habilidad blanda muy popular y esencial tanto en el ámbito académico, como laboral.

3.6 Mapa de Calor de la Proporción de Habilidades por Tipo y Grupo Académico

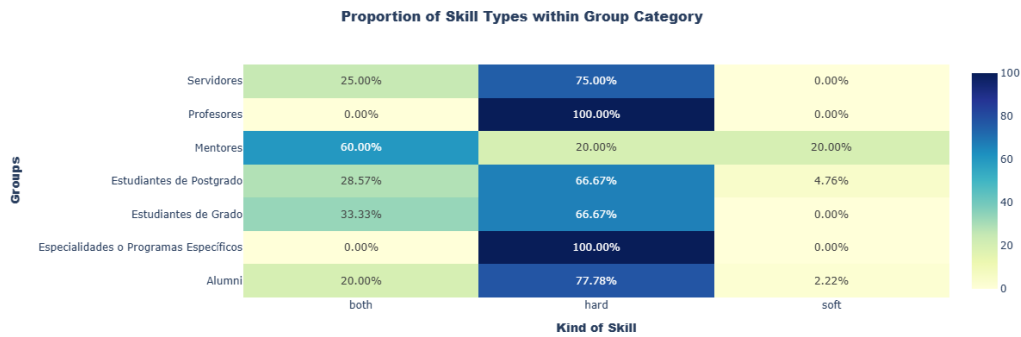
En el análisis de la distribución de habilidades por tipo y grupo académico, se utilizó un mapa de calor para visualizar las proporciones de *soft* y *hard skills* dentro de cada grupo. Los gráficos de la Ilustración 7 permiten identificar de manera clara las diferencias en el enfoque de los distintos grupos académicos hacia el desarrollo de habilidades técnicas y blandas.

Los porcentajes mostrados en los mapas de la Ilustración 7, revelan cómo cada grupo prioriza habilidades técnicas o *hards skills*, y es posible verlo mediante este análisis comparativo entre grupos.



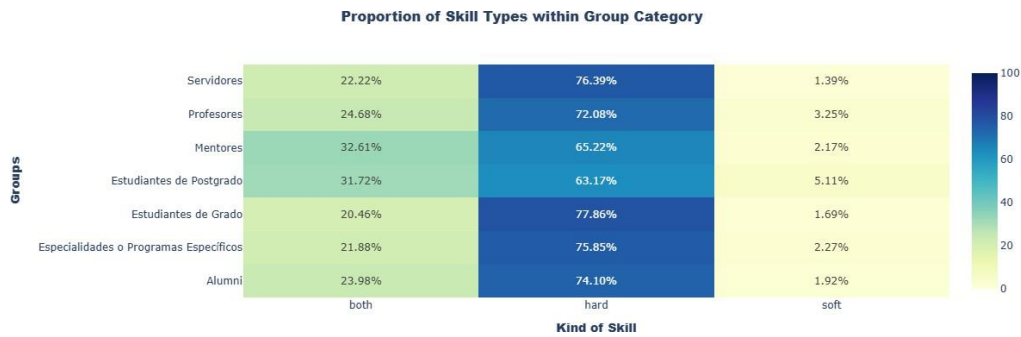
A. Mapa de calor de la Proporción de Habilidades y Grupo Académico (2021)

2022



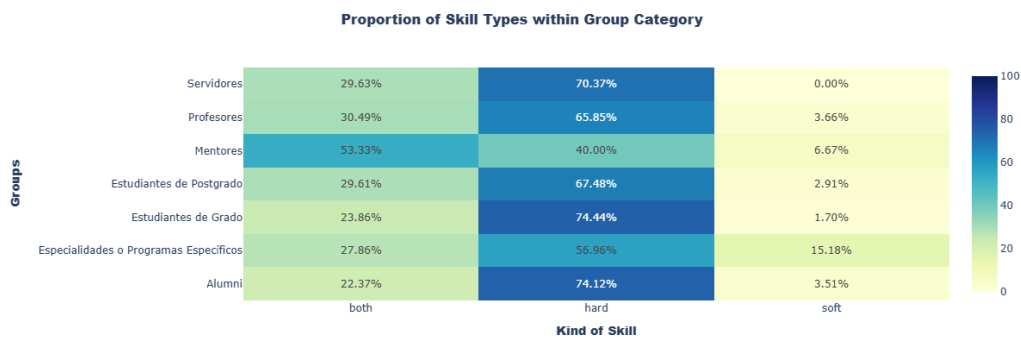
B. Mapa de calor de la Proporción de Habilidades y Grupo Académico (2022)

2023



C. Mapa de calor de la Proporción de Habilidades y Grupo Académico (2023)

2024



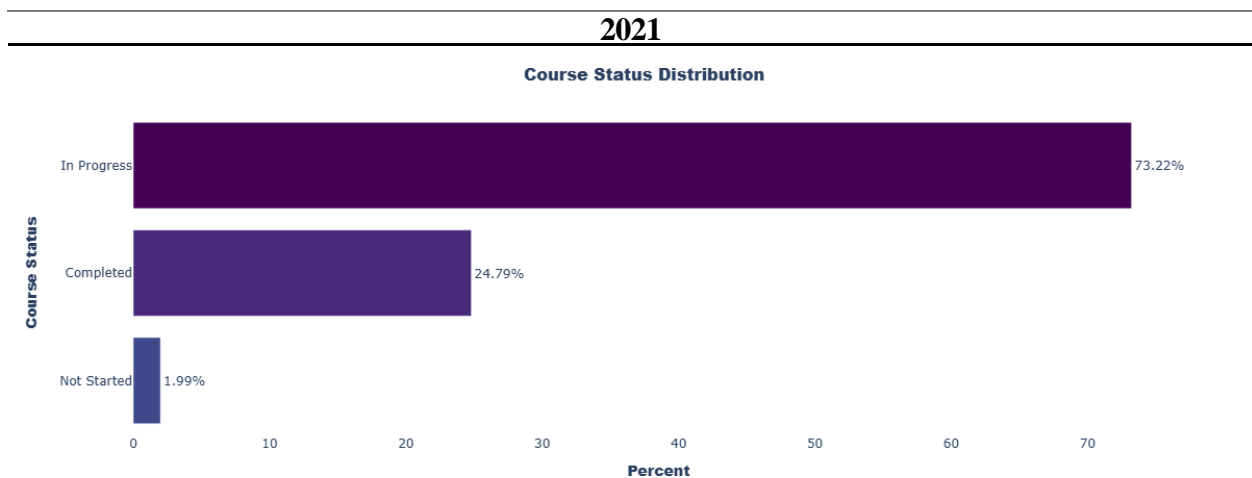
D. Mapa de calor de la Proporción de Habilidades por Tipo y Grupo Académico (2024)

Ilustración 7. Comparación Mapa de Calor Proporción de Habilidades por Tipo y Grupo Académico

Esta visualización también ofrece un panorama general sobre qué grupos presentan una mayor inclinación hacia las hard skills o las soft skills, y en este caso, los estudiantes de grado tienen más interés por desarrollar sus habilidades duras, mientras que los mentores les dan más importancia a los cursos que les permiten mejorar sus soft skills, lo que puede estar relacionado con las necesidades específicas de su formación académica o en el caso de los mentores, su carrera profesional.

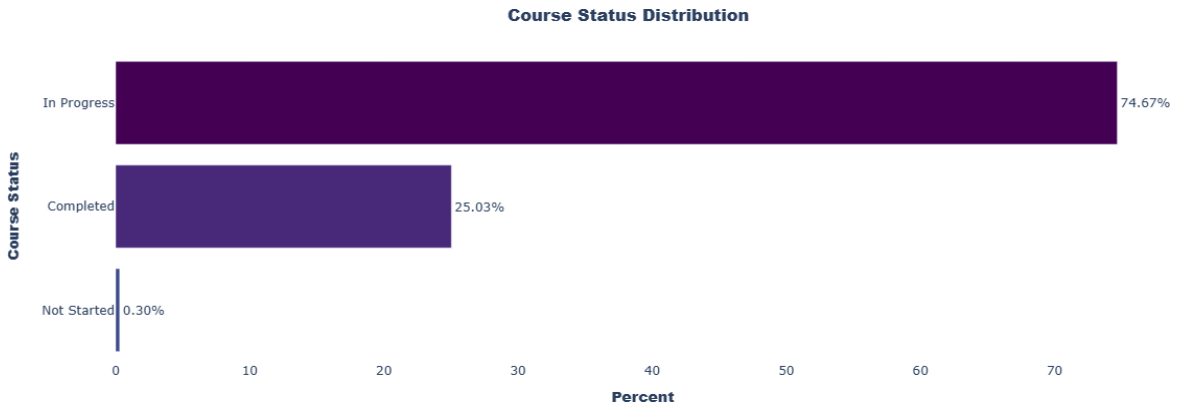
3.7 Distribución del Estatus de Cursos

En la Ilustración 8, se presenta la distribución del estatus de los cursos completados, en progreso y no iniciados por parte de los usuarios de la plataforma. Este análisis permite visualizar la proporción de cursos que han sido completamente terminados frente a aquellos que aún están en proceso o no han sido comenzados.



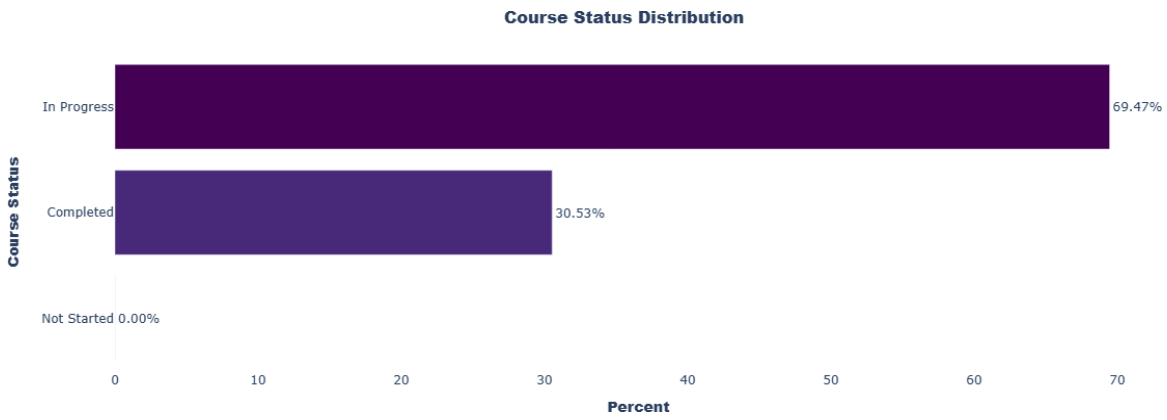
A. Distribución del Estatus de Cursos (2021)

2022



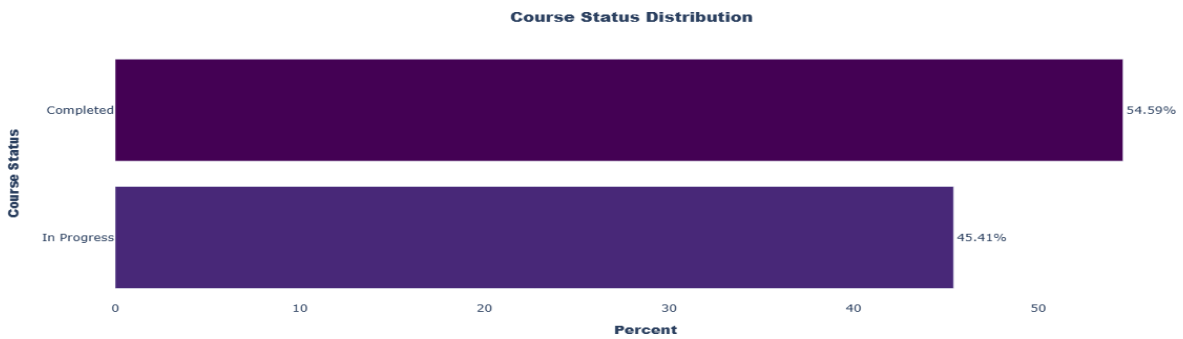
B. Distribución del Estatus de Cursos (2022)

2023



C. Distribución del Estatus de Cursos (2023)

2024



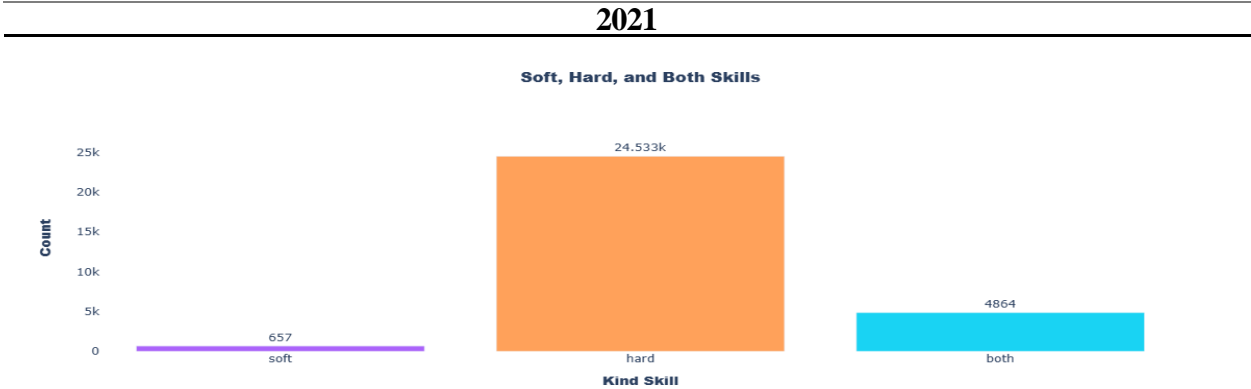
D. Distribución del Estatus de Cursos (2024)

Ilustración 8. Comparación de Distribución de Estatus de Cursos (2021 - 2024)

Los resultados mostrados en la Ilustración 8, permiten ver patrones de comportamiento en el uso de la plataforma, destacando que, en general los usuarios no están aprovechando las oportunidades de formación hasta la finalización de los cursos, sino que la mayoría se encuentra en progreso y un porcentaje menor apenas inicia el curso, y no muestra un avance, excepto en el 2024, donde se ve que un mayor porcentaje de los usuarios de la plataforma completan los cursos y ninguno lo deja en un estatus de no iniciado. Además, esta distribución es clave para comprender que el grado de compromiso de los usuarios con su aprendizaje ha ido aumentando con el paso de los años, ya que un mayor porcentaje de cursos completados podría indicar un mayor nivel de participación y motivación hacia el desarrollo de nuevas habilidades.

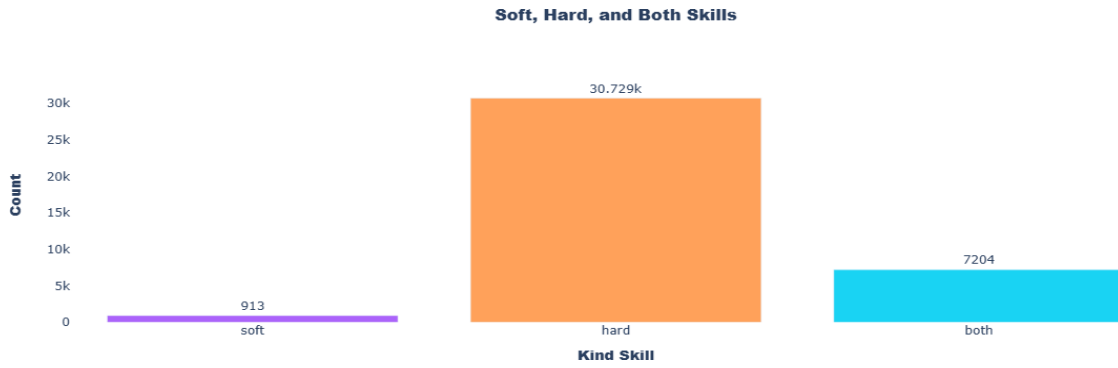
3.8 Frecuencia del Tipo de Habilidades

En la Ilustración 9, se presentan los gráficos que muestran la frecuencia de los diferentes tipos de habilidades (*hard*, *soft* y combinadas) desarrolladas por los usuarios a lo largo del periodo de estudio. Estos gráficos permiten visualizar cuál es el tipo de habilidades que prefieren desarrollar entre los participantes y qué tipo han sido priorizadas.



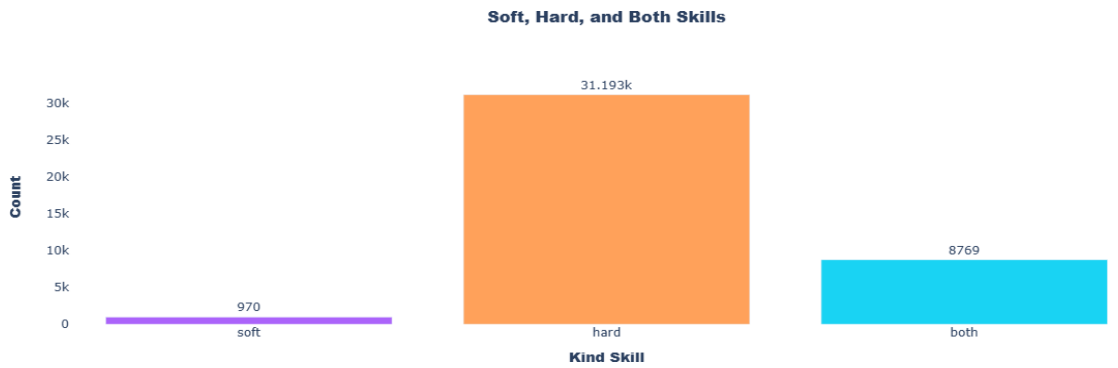
A. Frecuencia del Tipo de Habilidades (2021)

2022



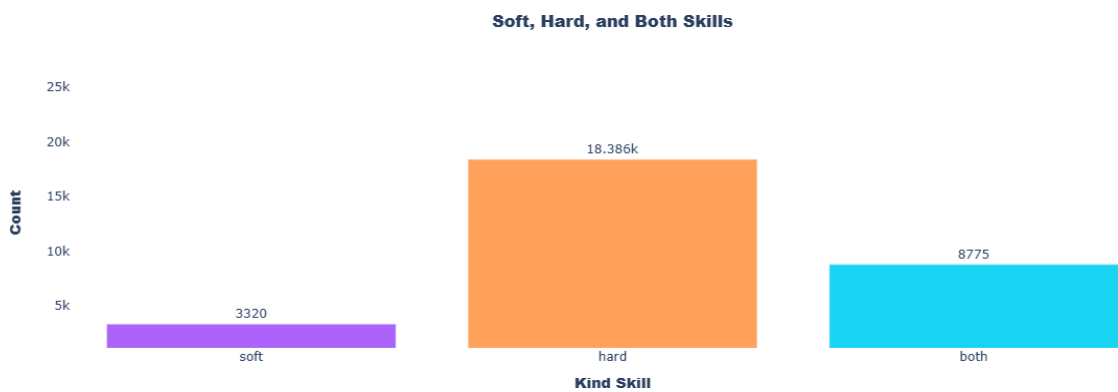
B. Frecuencia de Tipo de Habilidades (2022)

2023



C. Frecuencia de Tipo de Habilidades (2023)

2024



D. Frecuencia del Tipo de Habilidades (2024)

Ilustración 9. Comparación de Frecuencia del Tipo de Habilidades (2021 - 2024)

El análisis de comparación de los gráficos de la Ilustración 9, las frecuencias proporcionan una visión general del perfil de los usuarios en su desarrollo profesional, destacando la prevalencia de habilidades técnicas frente a las habilidades blandas, o la combinación de ambas. Esta información es clave para entender las tendencias en el aprendizaje y la formación de los usuarios, así como su alineación con las demandas del mercado laboral.

3.8 Correlación entre Cursos Completados y Evaluaciones Completadas

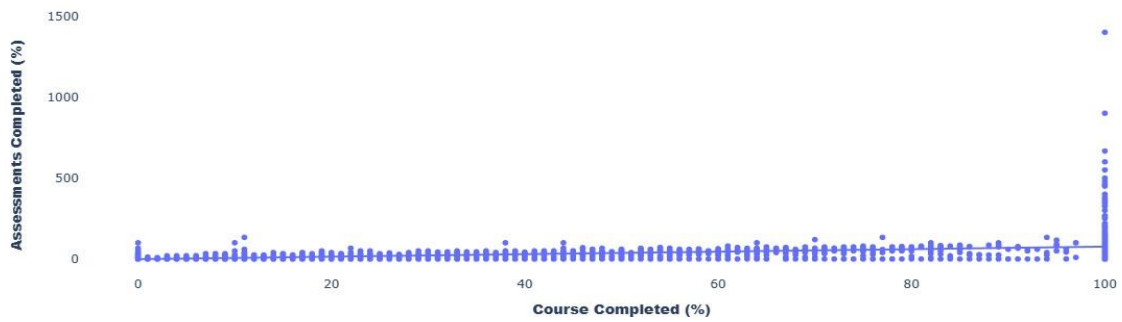
A continuación, se presentan los gráficos de la Ilustración 10, que muestran la correlación entre los cursos y las evaluaciones completados por los usuarios. Este análisis busca identificar si existe una relación significativa entre el número de cursos que los usuarios finalizan y las evaluaciones que completan al término de cada curso. La visualización de esta correlación es clave para entender si el progreso académico y el compromiso con las evaluaciones están alineados, lo que puede ser un indicador del nivel de aprendizaje y de la calidad de los cursos ofrecidos en la plataforma. Una correlación positiva podría sugerir que los usuarios no solo completan los cursos, sino que también participan activamente en las evaluaciones, lo que refleja un mayor compromiso con el proceso de aprendizaje.

En los gráficos de la Ilustración 10, se puede observar que, en general, existe una tendencia lineal con una concentración notable en dos áreas:

Cursos parcialmente completados (0-80%): En este rango, se observa una gran dispersión de los datos, con una alta frecuencia de usuarios que completan entre el 0% y el 80% de los cursos, pero que no necesariamente completan las evaluaciones en la misma proporción. La cantidad de evaluaciones completadas es bastante variable, lo que sugiere que muchos usuarios no están completando las evaluaciones incluso si han avanzado en los cursos.

2021

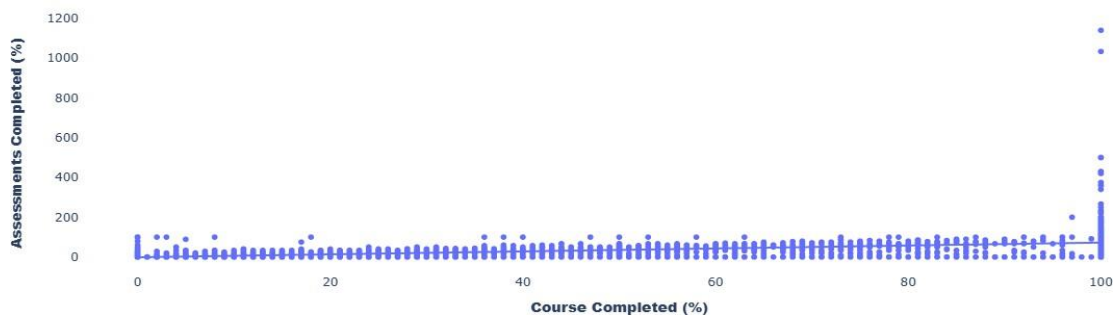
Correlation between Course Completed and Assessments Completed



A. Correlación entre Curso Completado y Evaluaciones Completadas (2021)

2022

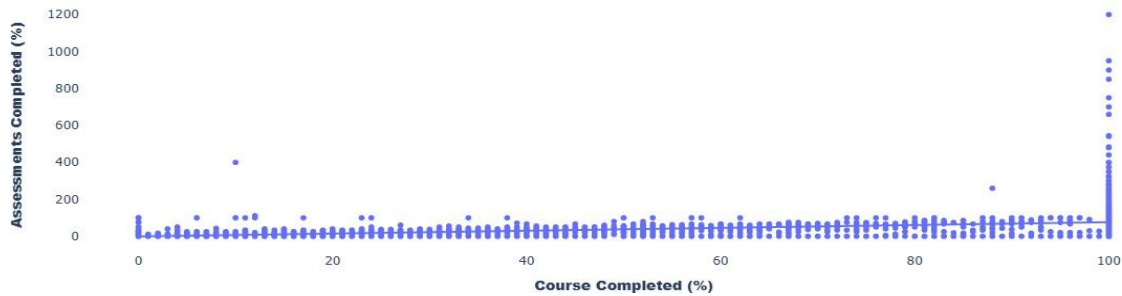
Correlation between Course Completed and Assessments Completed



B. Correlación entre Curso Completado y Evaluaciones Completadas (2022)

2023

Correlation between Course Completed and Assessments Completed



C. Correlación entre Curso Completado y Evaluaciones Completadas (2023)



D. Correlación entre Curso Completado y Evaluaciones Completadas (2024)

Ilustración 10. Comparación Correlación entre Curso Completado y Evaluaciones Completadas (2021 - 2024)

1. **Cursos completados en su totalidad (100%):** En todos los gráficos se ve una clara concentración en el extremo derecho (cerca del 100%), donde los usuarios que completan el curso al 100% tienden a realizar más evaluaciones. Sin embargo, incluso en este punto, no todos los usuarios realizan todas las evaluaciones, lo que sugiere que algunos usuarios finalizan los cursos sin completar todas las evaluaciones requeridas.

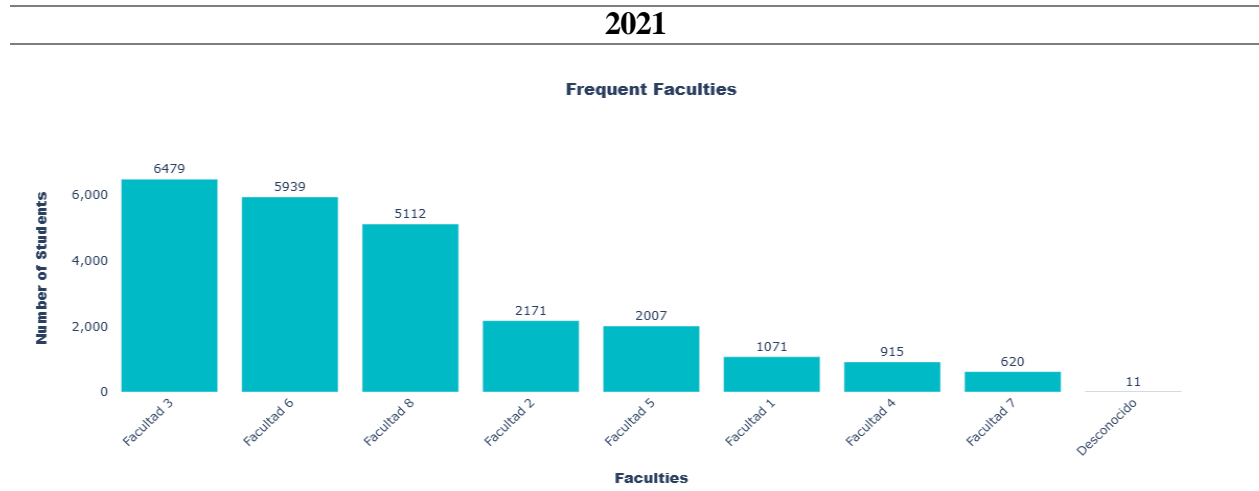
A medida que los años avanzan, se nota una tendencia a una mayor dispersión en las evaluaciones completadas por aquellos usuarios que han finalizado los cursos. Esto podría indicar una mayor variedad de enfoques hacia la finalización de evaluaciones en los últimos años.

En los primeros gráficos (años iniciales), la cantidad de evaluaciones completadas para usuarios que han completado el 100% del curso parece estar más contenida. Sin embargo, en los últimos gráficos, algunos usuarios han completado un número significativamente mayor de

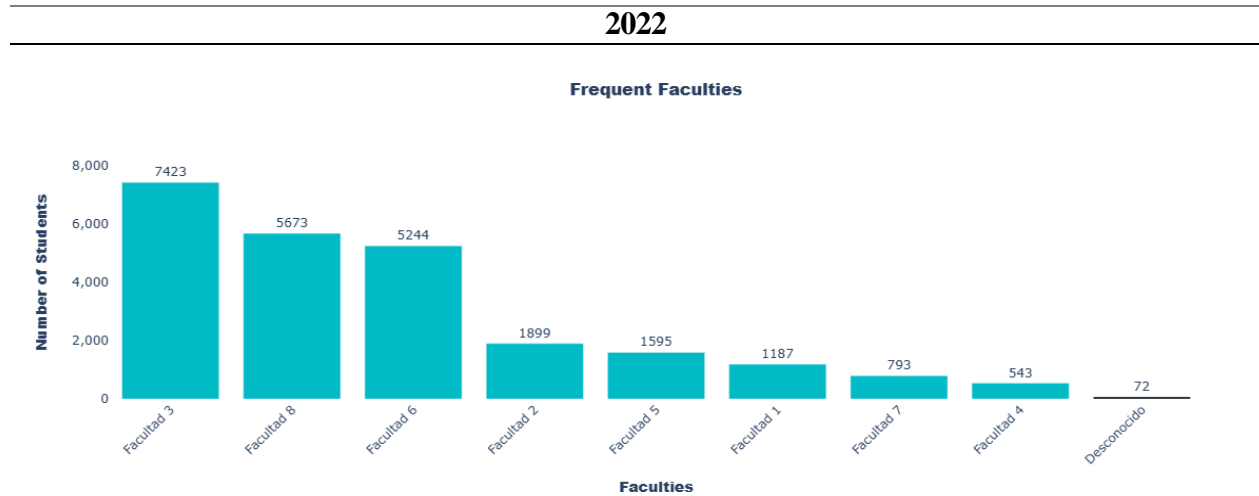
evaluaciones, lo que podría sugerir que los cursos ofrecieron más evaluaciones o que los usuarios fueron más diligentes en los años recientes.

3.9 Frecuencia de Estudiantes de Grado por Facultad

En la Ilustración 11, se presentan los gráficos que muestran la frecuencia de estudiantes de grado por cada facultad.

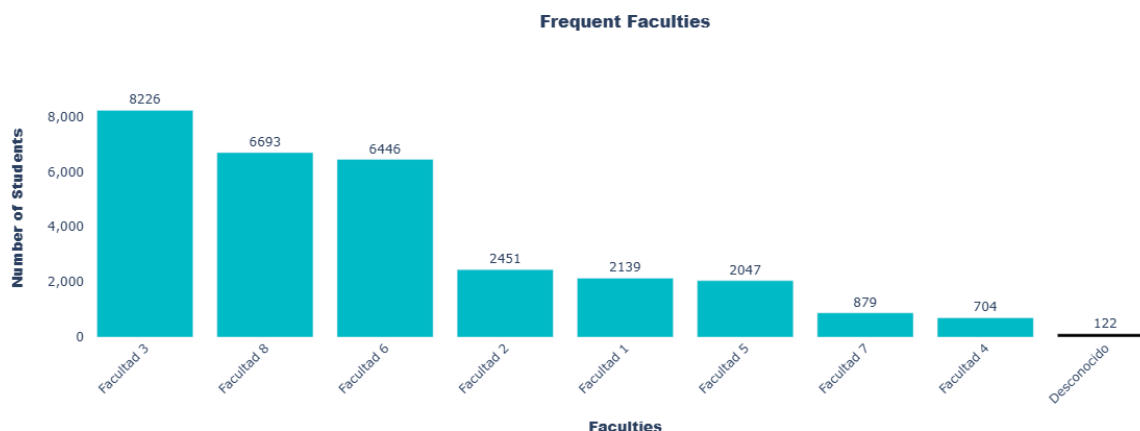


A. Frecuencia por Facultad (2021)



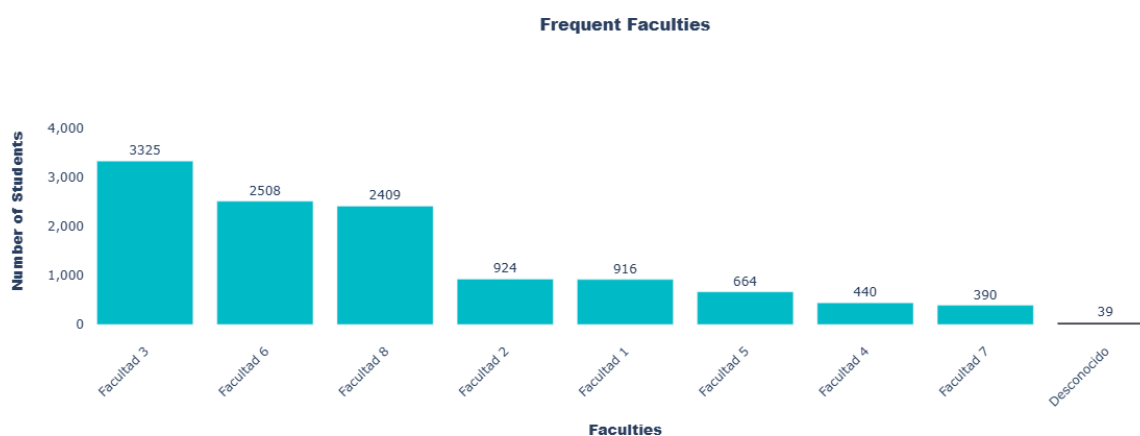
B. Frecuencia por Facultad (2022)

2023



C. Frecuencia por Facultad (2023)

2024



D. Frecuencia por Facultad (2024)

Ilustración 11. Comparación Frecuencia por Facultad (2021 - 2024)

Este análisis permite visualizar cómo se distribuyen los estudiantes en las diferentes facultades, destacando aquellas con mayor participación en la plataforma. La representación gráfica facilita la identificación de las facultades con mayor y menor presencia en el uso de los cursos disponibles, lo que puede relacionarse con las áreas académicas que tienen mayor interés en los contenidos ofrecidos.

En los gráficos de frecuencia de estudiantes por facultad de la Ilustración 11, se puede observar que la Facultad 3 es consistentemente la que presenta el mayor número de estudiantes en los cuatro periodos analizados, con una cifra que oscila entre los 3,325 y los 8,226 estudiantes. Le siguen la Facultad 6 y la Facultad 8, que también mantienen cifras altas de participación, aunque con ligeras variaciones de un año a otro.

Por otro lado, las facultades con menor número de estudiantes son la Facultad 7 y la Facultad 4, con cantidades notablemente más bajas en todos los periodos.

Este análisis sugiere que la Facultad 3 es la que tiene una mayor participación en la plataforma, mientras que otras facultades, como la Facultad 7 y 4, muestran una participación significativamente menor, lo que podría estar relacionado con el enfoque académico o la oferta de cursos específicos a los intereses de estas facultades.

3.10 Proporción de Habilidades por Tipo y Facultad

En la Ilustración 12, se muestra un mapa de calor que representa la proporción de tipos de habilidades dentro de diferentes facultades, agrupadas en cuatro categorías: *both* (ambas), *hard* (habilidades duras), *none* (habilidades que no se asocian con *soft* ni *hard*), y *soft* (habilidades blandas).

Es posible observar cómo la mayoría de las facultades destacan por una predominancia de habilidades duras, como es el caso de la Facultad 6, que tiene un 84.30% en esta categoría. En contraste, los porcentajes más bajos se encuentran en la categoría *none*, lo que indica que la gran mayoría de los usuarios en estas facultades poseen algún tipo de habilidad registrada que pertenece a las demás clasificaciones. Esta visualización ofrece una perspectiva clara sobre la

distribución de habilidades entre las facultades, ayudando a identificar posibles áreas de mejora en el desarrollo de habilidades blandas.

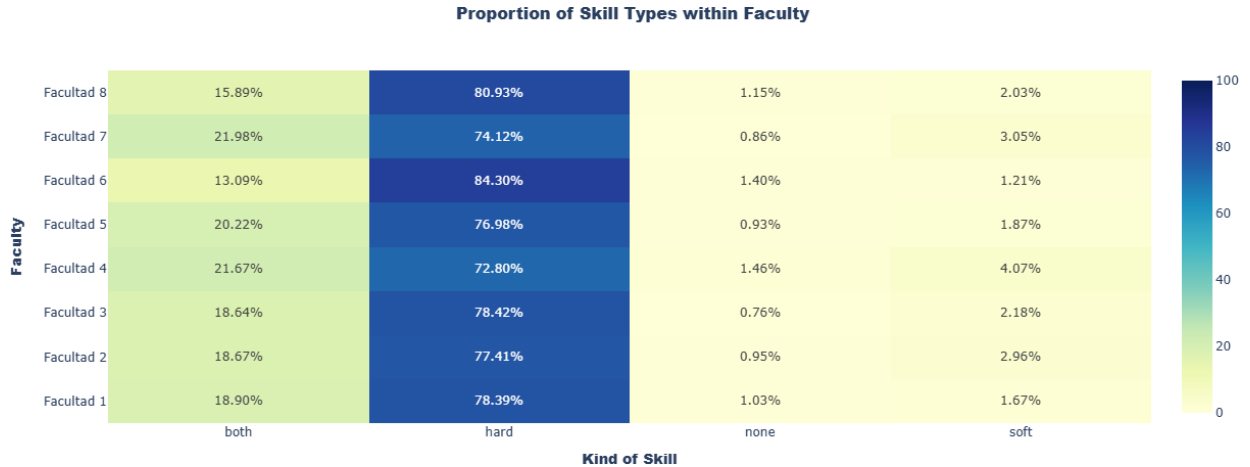


Ilustración 12. Proporción de Habilidades por Tipo y Facultad (2021 - 2024)

3.11 Skills más Populares por Tipo

Los gráficos de la Ilustración 13 muestran un análisis de las habilidades más demandadas en la plataforma LinkedIn Learning por los usuarios de la ESPOL entre los años 2021 y 2024, separadas en dos categorías: *soft skills* y *hard skills*.

En el caso de las *soft skills*, se destacan habilidades como *Mindfulness*, *Emotional Intelligence* y *Leadership*, siendo *Mindfulness* la más frecuentemente desarrollada por los usuarios. La alta demanda de estas habilidades refleja una tendencia hacia el bienestar emocional y el liderazgo dentro de los entornos de trabajo y estudio.

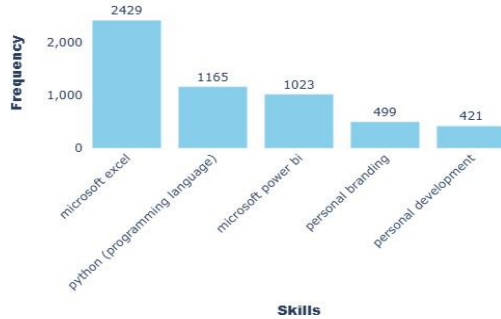
En cuanto a las *hard skills*, las más recurrentes incluyen *Microsoft Excel*, *Microsoft Power BI* y *Python*, con *Excel* como la habilidad técnica más desarrollada, lo que sugiere un énfasis en herramientas de análisis de datos y gestión empresarial.

2021

Hard

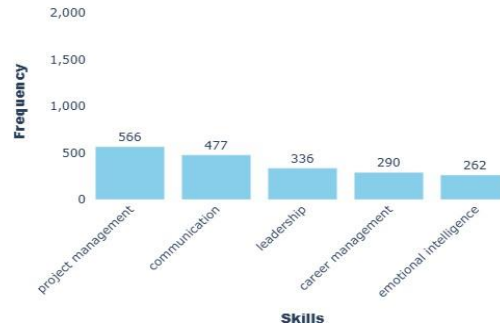
Soft

Top 5 Hard Skills



A. Top 5 Hard Skills 2021

Top 5 Soft Skills



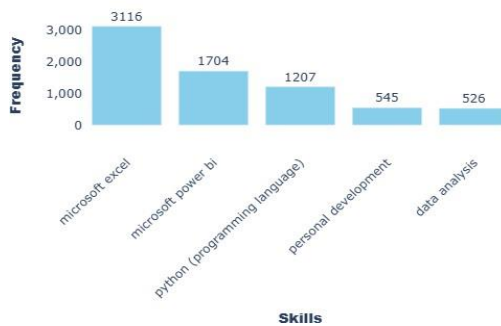
B. Top 5 Soft Skills 2021

2022

Hard

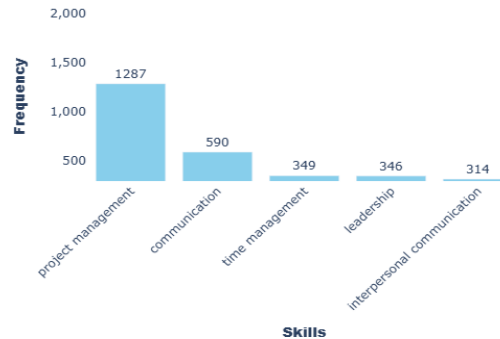
Soft

Top 5 Hard Skills



C. Top 5 Hard Skills 2022

Top 5 Soft Skills



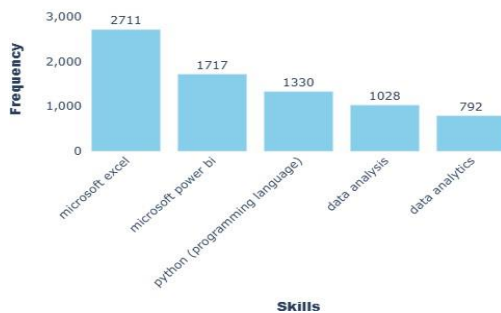
D. Top 5 Soft Skills 2022

2023

Hard

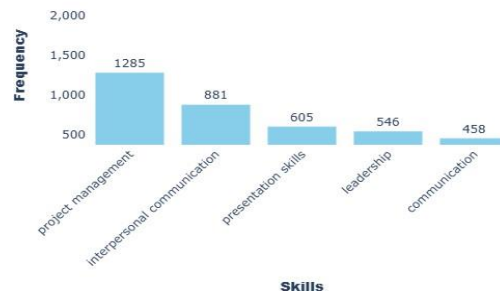
Soft

Top 5 Hard Skills



E. Top 5 Hard Skills 2023

Top 5 Soft Skills



F. Top 5 Soft Skills 2023

2024

Hard

Soft

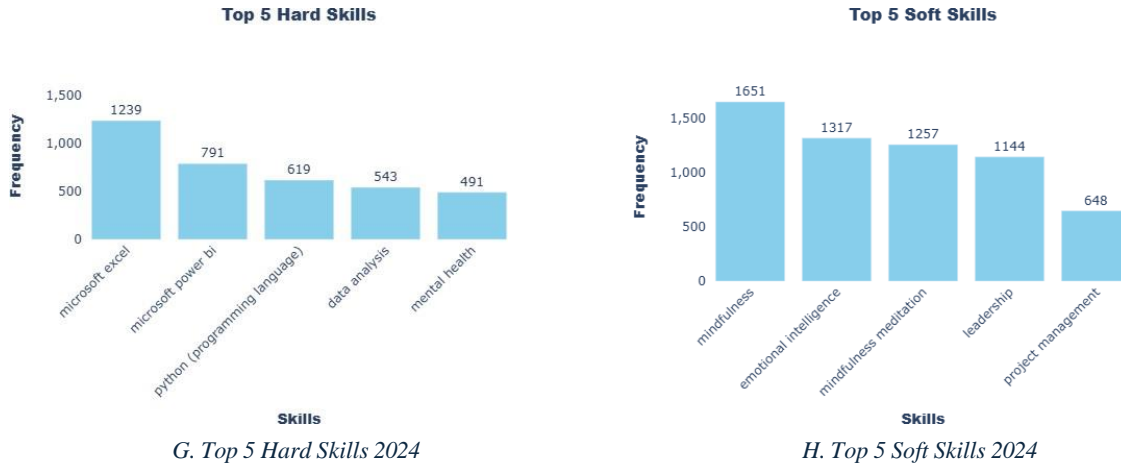


Ilustración 13. Comparación Top Skills por Tipo (2021 - 2024)

El crecimiento en el aprendizaje de *Python* también subraya el interés en la programación y la automatización de procesos.

Estos gráficos permiten observar de manera clara cuáles son las habilidades tanto blandas como técnicas que están en auge entre los estudiantes y profesionales de ESPOL, ayudando a identificar las áreas clave de desarrollo dentro de la comunidad.

3.12 Distribución de Resultados de Aprendizaje por Habilidades

La ilustración 14, muestra la distribución de habilidades únicas por grupo en la plataforma.

Se observa una predominancia significativa en el resultado de aprendizaje C4: *Strategic Knowledge Management*, con 1811 habilidades únicas, lo que indica que los usuarios han priorizado el desarrollo de competencias relacionadas con la gestión estratégica del conocimiento. En contraste, los SO asociados a la clasificación C5: *Ethical Citizenship for*

Sustainability cuenta con la menor cantidad de habilidades únicas, con solo 25, lo que sugiere que hay un menor enfoque en esta área. Otros grupos como C3: *Value Creation* y C2: *Lifelong Learning and Critical Information Management* también presentan una cantidad considerable de habilidades desarrolladas, con 265 y 109 respectivamente, resaltando áreas clave en la formación de los usuarios.

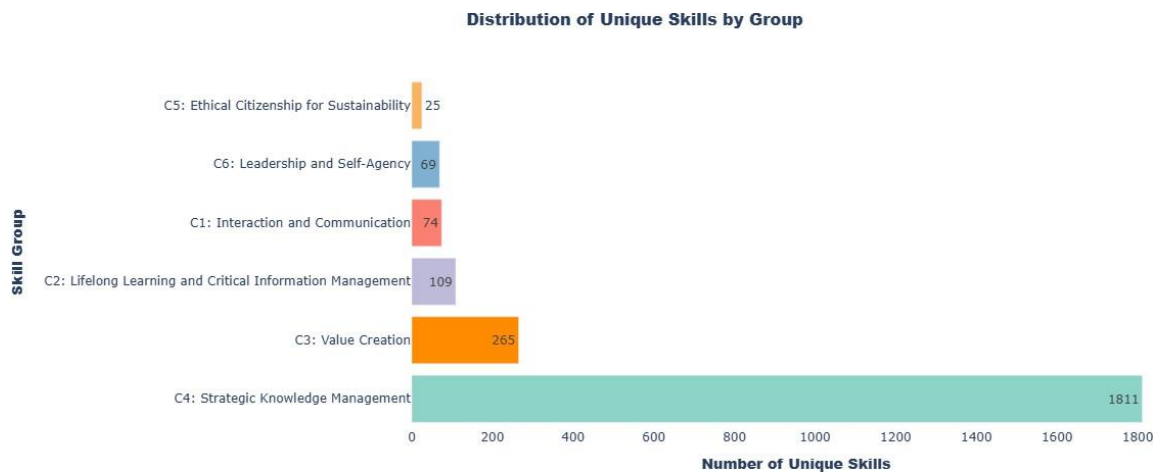


Ilustración 14. Distribución de habilidades únicas por Resultado de Aprendizaje (2021 - 2024)

Capítulo 4

4. Conclusiones y Recomendaciones

4.1 Conclusiones

Al inicio de este proyecto, se llevó a cabo un proceso exhaustivo de selección de variables representativas para el análisis de los datos provenientes de LinkedIn Learning. Las variables seleccionadas incluyeron aquellas relacionadas con los grupos de usuarios de ESPOL, como estudiantes de grado y posgrado, así como el estatus de los cursos (no iniciados, en progreso y completados). También se consideraron las habilidades desarrolladas por los estudiantes, clasificadas en *hard skills* y *soft skills*, con un enfoque adicional en la clasificación según los resultados de aprendizaje (representados por los grupos C1, C2, C3, C4, C5 y C6). Esta clasificación permitió analizar las habilidades no solo desde la perspectiva técnica o blanda, sino también dentro de un marco más amplio de competencias profesionales y académicas. Además, se integraron variables para agrupar a los estudiantes por facultad y grupos académicos, lo que permitió un análisis más detallado del interés por los cursos según las áreas de estudio.

El análisis descriptivo y correlacional mostró hallazgos relevantes sobre el comportamiento de los usuarios. Una tendencia clara fue que la mayoría de los usuarios no completan los cursos en los que se inscriben. Entre aquellos que sí logran completar los cursos, un porcentaje significativo no completa las evaluaciones correspondientes, lo que sugiere que, aunque muchos estudiantes adquieren conocimientos a través de la plataforma, no siempre finalizan el proceso completo de evaluación y certificación. Esto puede deberse a una variedad de razones, incluyendo la falta de tiempo o motivación para completar las evaluaciones, o la percepción de que estas no son estrictamente necesarias para obtener el conocimiento deseado.

El desarrollo de un dashboard interactivo en Python fue una herramienta clave en este proyecto, ya que permitió la visualización de estas tendencias de manera clara y comprensible. Este

dashboard facilitó el análisis de los datos a través de gráficos interactivos que mostraban la evolución de la participación de los estudiantes a lo largo del tiempo. A medida que los datos de los años 2021 a 2024 fueron procesados, se observó una disminución en los cursos no iniciados y un aumento en el número de cursos completados. Esto sugiere una mejora en la participación y compromiso de los estudiantes con la plataforma, especialmente después del periodo de prueba y adaptación en los años 2019 y 2020.

Otro hallazgo significativo fue la participación destacada de los estudiantes de grado, quienes mostraron un mayor interés en los cursos ofrecidos por LinkedIn Learning en comparación con los estudiantes de posgrado. Este hecho puede estar relacionado con la necesidad de los estudiantes de grado de adquirir habilidades técnicas que refuercen sus conocimientos académicos, mientras que los estudiantes de posgrado tienden a estar más enfocados en el desarrollo de habilidades específicas a sus áreas de investigación o el mercado laboral.

Un aspecto interesante que se reveló a través del análisis es que, aunque inicialmente la comunidad se enfocaba más en desarrollar hard skills, tales como programación, análisis de datos y gestión de proyectos, en 2024 se observó un creciente interés en las soft skills, como la inteligencia emocional, el liderazgo y las prácticas asociadas al mindfulness. Este cambio en las preferencias sugiere una toma de conciencia por parte de los estudiantes sobre la importancia de equilibrar las habilidades técnicas con las competencias interpersonales, necesarias para destacar en un entorno laboral competitivo y cambiante.

En conclusión, este proyecto ha permitido evaluar de manera integral el impacto del acceso gratuito a LinkedIn Learning en la comunidad estudiantil de ESPOL. Se lograron identificar tendencias clave en el desarrollo de habilidades y se evidenció la importancia de

contar con herramientas interactivas como el dashboard para facilitar la toma de decisiones informadas.

4.2 Recomendaciones

A pesar del aumento en el interés por las soft skills, los datos siguen mostrando que las habilidades técnicas continúan siendo una prioridad para la mayoría de los usuarios. Esto indica que el enfoque educativo en ESPOL debería equilibrar mejor el desarrollo de ambos tipos de habilidades. Aunque LinkedIn Learning fue implementado con la intención de fomentar el desarrollo de habilidades blandas, los estudiantes siguen mostrando mayor interés en mejorar sus habilidades técnicas. Este patrón plantea la necesidad de que ESPOL reflexione sobre los resultados y realice ajustes en sus propuestas educativas. Podría ser beneficioso diseñar programas que incentiven aún más la importancia de las soft skills, destacando su relevancia en el desarrollo profesional y personal, y en la preparación para roles de liderazgo en el futuro.

A partir de estos resultados, ESPOL puede implementar nuevas estrategias educativas que apoyen tanto el crecimiento técnico como el interpersonal de sus estudiantes, promoviendo una formación más holística y adaptada a las demandas del siglo XXI.

Una de las recomendaciones más destacables para este estudio sería que se enlace la información obtenida con bases de datos internas de ESPOL que contengan detalles más específicos sobre el total de usuarios por cada grupo académico. Esto permitiría realizar un análisis más preciso al trabajar con frecuencias relativas en lugar de frecuencias absolutas, logrando así representar de manera más significativa la participación real de los diferentes grupos. Utilizando esta metodología, los gráficos propuestos podrían mostrar el impacto proporcional que LinkedIn Learning tiene en cada grupo académico, evitando distorsiones que podrían surgir al no considerar el tamaño total de los grupos.

Adicionalmente, sería recomendable que ESPOL implemente un seguimiento continuo de los datos obtenidos hasta ahora, permitiendo evaluar si alguna decisión tomada por la institución tiene un efecto directo en la participación y el desarrollo de habilidades a través de la plataforma. Este seguimiento también podría extenderse a los perfiles de los estudiantes, para identificar si los cursos completados han tenido un impacto positivo en sus trayectorias académicas y profesionales. Mediante este análisis longitudinal, sería posible medir el valor añadido que LinkedIn Learning aporta al desarrollo de los estudiantes y ajustar las estrategias educativas en función de los resultados observados.

Con estas recomendaciones, se podrá optimizar la utilización de la plataforma, obtener datos más significativos y promover un mejor aprovechamiento de los recursos de formación que ofrece ESPOL.

Referencias

- Allen, I. E., & Seaman, J. (2017). *Digital Learning compass: Distance education enrollment report 2017*. Babson Survey Research Group. Retrieved from <https://www.bayviewanalytics.com/reports/digitallearningcompassenrollment2017.pdf>
- Brown, R., & White, L. (2020). Soft skills in the modern workforce. *International Journal of Human Resource Management*, 31(4), 567-589.
- Cairo, A. (2019). *The truthful art: Data, charts, and maps for communication*. New Riders. Retrieved from <https://www.newriders.com/the-truthful-art>
- Carretero, S., Vuorikari, R., & Punie, Y. (2017). *DigComp 2.1: The Digital Competence Framework for Citizens with eight proficiency levels and examples of use*. Publications Office of the European Union. Retrieved from <https://ec.europa.eu/jrc/en/publication/euro-scientific-and-technical-research-reports/digcomp-21-digital-competence-framework-citizens-eight-proficiency-levels-and-examples-use>
- Chuang, I., & Ho, A. D. (2016). *HarvardX and MITx: Four years of open online courses--Fall 2012-Summer 2016*. Cambridge, MA: Harvard University.
- Doe, J. (2021). *Educación continua y desarrollo profesional en la era digital*. N/A: Academic Press.
- Hendarman, A. F., & Canter, U. (2018). Soft skills, hard skills, and individual innovativeness. *Eurasian Business Review*, 8, 139-169. doi:<https://doi.org/10.1007/s40821-017-0076-6>

- Hone, K. S., & El Said, G. R. (2016). Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study. *Computers & Education, 98*, 157-168. doi:
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.03.016>
- Kizilcec, R. F., Pérez-Sanagustín, M., & Maldonado, J. J. (2017). Self-regulated learning strategies predict learner behavior and goal attainment in Massive Open Online Courses. *Computers & Education, 104*, 18-33. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.10.001>
- LastZactionHero. (n.d., n.d. n.d.). *Script for data analysis*. Retrieved from GitHub Gist:
<https://gist.github.com/LastZactionHero/1cae1a78f3d19f0a867600b900b02b8a>
- McKinney, W. (2010). *pandas: A foundational Python library for data analysis*. Montreal: PyData Development Team. Retrieved from <https://pandas.pydata.org/>
- Patel, R. (2020). The rise of online learning and its impact on skills development. *Journal of Educational Technology, 233-245*.
- Perna, L. W., Ruby, A., Boruch, R. F., Wang, N., Scull, J., Ahmad, S., & Evans, C. (2014). Moving through MOOCs: Understanding the progression of users in massive open online courses. *Educational Researcher, 43*(9), 421-432.
- Plotly Technologies Inc. (2015). Plotly: Collaborative data science. *PyCon 2015*. Montreal, Canadá.
- Selwyn, N. (2020). *Should robots replace teachers? AI and the future of education*. Polity Press. Retrieved from https://www.politybooks.com/bookdetail?book_slug=should-robots-replace-teachers-ai-and-the-future-of-education--9781509534314

Smith, J., & García, M. (2019). The impact of globalization on skills development. *Journal of Educational Change*, 20(3), 123-145.

Veletsianos, G., & Shepherdson, P. (2016). A systematic analysis and synthesis of the empirical MOOC literature published in 2013–2015. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 17(2), 198-221. doi: <https://doi.org/10.19173/irrodl.v17i2.2448>

Anexos

Anexo 1: Palabras Clave para Clasificación de Hard y Soft Skills

| <i>Hard Skills Keywords</i> | <i>Soft Skills Keywords</i> |
|--|---|
| <p> develop maintain debug test computer programs Programming Programmer Microsoft Microsoft Excel MS Excel Microsoft Office MS Office Software Development HTML Retention SQL Modeling Modelling Analytics Apache Apache Airflow Apache Impala Apache Drill Apache Hadoop Data Certification Data Collection Datasets Business Requirements Data Mining Data Science Visualization Technical Guidance Client Analytics Programming Skills Sql Server Computer Science Statistical Modeling Applied Data Science Hiring Technical </p> | <p> leadership communication communications strategy team interpersonal emotional intelligence conflict management organizational creativity adaptability collaboration negotiation presentation critical thinking problem solving idea methodologies persuasion mindfulness adaptation allyship bullying astute body language delegation easily adaptable employee engagement wellness equity equality essays etiquette fitness gtd goal </p> |

| | |
|----------------------|--|
| Database | |
| Education | |
| R | |
| C | |
| C++ | |
| C# | |
| Ruby | |
| Ruby on Rails | |
| Weka | |
| Matlab | |
| Django | |
| NetBeans | |
| IDE | |
| stochastic | |
| Marketing | |
| Mining | |
| Mathematics | |
| Forecasts | |
| Statistics | |
| Programming | |
| python | |
| Python | |
| Microsoft Sql Server | |
| MS Sql Server | |
| NoSql | |
| No-Sql | |
| Hadoop | |
| Spark | |
| Java | |
| Algorithms | |
| Databases | |
| Numpy | |
| Pandas | |
| scikit-learn | |
| Scikit | |
| clustering | |
| classification | |
| neural networks | |
| neural network | |
| tensorflow | |
| pytorch | |
| theano | |
| keras | |
| Pig | |
| Adaboost | |
| Statistics | |

| | |
|--|--|
| Statistical analysis machine learning data mining data science data analytics data analysis regression kmeans k-means kNN Bayes Bayesian Probability Bayesian Estimation Bayesian Network Forest Random Forest Decision Tree Matrix Matrix Factorization SVD Outlier Outlier detection Regression Analysis Frequent Itemset Mining Classification Analysis Backpropagation Sample LogitBoost Time Series Stochastic Gradient Descent Gradient Descent PCA Principal Component Analysis Dynamic Dynamic programming Clustering Classification Data-driven Algorithms Analysis Analytical Analytics Analyze Data Applications Application Development Application Development Methodologies | |
|--|--|

| | |
|------------------------------------|--|
| Application Development Techniques | |
| Application Development Tools | |
| Application Programming Interfaces | |
| AWS | |
| AWS Glue | |
| Architecture | |
| AROS | |
| Ars Based Programming | |
| Aspect Oriented Programming | |
| Best Practices | |
| Browsers | |
| CASE Tools | |
| Capital management | |
| Code | |
| Coding | |
| Collaboration | |
| Components | |
| Computer Platforms | |
| Concurrent Programming | |
| Computer Science | |
| Computational complexity | |
| Constraint-based Programming | |
| Customer Service | |
| Database Management Systems | |
| DBMS | |
| Database Techniques | |
| Databases | |
| Database | |
| Data | |
| Data Analytics | |
| Data Structures | |
| Debugging | |
| Design | |
| Design Patterns | |
| Development | |
| Development Tools | |
| Distributed Computing | |
| Dimensionality Reduction | |
| Documentation | |
| Embedded Hardware | |
| Emerging Technologies | |
| Fourth Generation Languages | |
| Hardware | |
| HTML Authoring Tools | |
| HTML Conversion Tools | |
| Industry Systems | |

| | |
|--|--|
| <p>iOS Information Systems Implementation Interface with Clients Interface with Vendors Internet Languages Linux Logic MacOS Math Mobile Multimedia Multi-Tasking MXNet Object oriented programming object oriented Operating Systems Optimizing Organizational OS Programming Parallel Processing Personal Physics Planning Post Object Programming Presto Problem Solving Programming Languages Programming Methodologies Quality Control Relational Databases Relational Programming Reporting Revision Control Self-Motivation Software Structured Query Language (SQL) Symbolic Programming System Architecture System Development System Design System Programming System Testing Teamwork Technical</p> | |
|--|--|

| | |
|----------------------------|--|
| Testing | |
| Third Generation Languages | |
| Troubleshooting | |
| UNIX | |
| Use Logical Reasoning | |
| Web | |
| Web Applications | |
| Web Platforms | |
| Web Services | |
| Windowing Systems | |
| Windows | |
| Workstations | |
| API | |
| Adobe | |
| AWS | |
| .NET | |
| 3D | |
| financial | |
| Artificial | |
| Engineering | |
| AutoCAD | |
| Azure | |
| Big Data | |
| Business | |
| Development | |
| Cisco | |
| Cloud | |
| 2D | |
| Flutter | |
| OpenAPI | |
| api | |
| Spark | |
| Scraping | |
| Computer | |
| Angular | |
| Windows | |
| HTTP | |
| MySQL | |
| Systems | |
| Blockchain | |
| Pycharm | |
| MVC | |
| Autodesk | |
| iOS | |
| AWS | |
| Web | |

| | |
|---|--|
| Tableau Stata Spanish English Software Testing SAP MongoDB DB Git 5G programming software engineering machine learning deep learning data cloud azure java microsoft financial accounting networking security analytics automation development design architecture database partnerships sales marketing .js ggplot alexa business ethics php devops gantt kanban sigma google apple | |
|---|--|

| | |
|---|--|
| 5s amazon phishing animation ajax abap ableton banking altium plumbing (mep) ansible appium asana assembly language atom editing audio mixing auditing autolisp awk artificial bash bluebeam bookkeeping budgeting building envelope building ventilation dall-e dash dax debian dynamo ebook publishing endnote epub ebook wifi youtube zoom plug f# file handling finale fl studio flask fme | |
|---|--|

| | |
|---|--|
| fonts funding funnel js gemini gif gmat gns3 gpio gpt health safety hoshin houdini hubspot hugo ibm spss sap imovie image optimization itunes inkjet ipod iphone ipad iso | |
|---|--|

Tabla 2. Palabras Clave para Clasificación de Hard y Soft Skills

Anexo 2: Palabras clave para clasificación de Resultados de Aprendizaje

| SO1 | SO2 | SO3 | SO4 | SO5 | SO6 | SO7 | SO8 |
|--|--|--|---|---|--|---|--|
| develop maintain debug test computer programs programm ing programm er html sql apache apache | design architect ure visualiza tion technical guidance retention modeling modellin g business requirem ents | communi cate interperso nal audiences spanish english communi cation presentati on body language essays | ethics phishing health safety ethical profession al responsibi lities economy society equity equality allyship | managem ent partnersh ips sales marketin g budgetin g funding bookkeep ing auditing business | analytics data science data analytics data analysis data mining client analytics applied data science | critical thinkin g mindful ness easily adaptab le adaptati on idea ggplot cloud google | adaptabili ty negotiatio n persuasio n design solutions unique value stakehold ers specific needs |

| | | | | | | | |
|--------------|------------|-------------|------------|------------|------------|----------|------------|
| airflow | certificat | etiquette | bullying | financial | statistica | apple | funnel |
| apache | ion | linkedin | employee | accountin | l | amazon | optimizati |
| impala | microsof | email | engageme | g | modelin | youtube | on |
| apache | t | linkedin | nt | team | g | zoom | gatsbyjs |
| drill | microsof | talent | fitness | leadershi | statistics | acquire | keying |
| apache | t excel | insights | sustainabi | p | mathem | apply | nuke |
| hadoop | ms excel | solution | lity | collabora | atics | new | nginx |
| data | microsof | selling | lean it | tion | forecasti | knowle | aws |
| data | t office | question- | wellness | delegatio | ng | dge | aws glue |
| collection | ms office | based | employee | n | stochasti | learning | publishin |
| datasets | software | selling | handbook | emotiona | c | strategi | g |
| data | develop | soft skills | s | l | data | es | quantum |
| mining | ment | onenote | self-help | intelligen | visualiza | educati | gis |
| sql server | best | skype | gemba | ce | tion | on | help desk |
| computer | practices | gmail | kaizen | collabora | neural | strategi | implemen |
| science | case | alexa | kaizen | tive | network | es | tation |
| c | tools | alexa | paypal | inclusive | s | meditati | neo4j |
| c++ | capital | skills kit | monetizat | objective | tensorflo | on | shopify |
| c# | manage | (ask) | ion | s | w | study | hubspot |
| r | ment | | investmen | planning | pytorch | skills | |
| ruby | compone | | ts | goal | scikit- | learning | |
| ruby on | nts | | dns | conflict | learn | thinkin | |
| rails | computer | | 5s | gtd | keras | g skills | |
| weka | platform | | six sigma | agile | deep | note | |
| matlab | s | | lean six | methodol | learning | taking | |
| django | customer | | sigma | ogies | machine | endnote | |
| netbeans | service | | hoshin | leading | learning | self- | |
| ide | database | | jazz piano | meetings | outlier | help | |
| stochastic | manage | | help desk | teamwor | detectio | wellnes | |
| statistics | ment | | implemen | k | n | s | |
| python | systems | | tation | managing | frequent | moodle | |
| java | interface | | non- | meetings | itemset | study | |
| algorithms | interface | | fungible | collabora | mining | skills | |
| databases | with | | tokens | tion | classific | epub | |
| numpy | clients | | (nfts) | leadershi | ation | itunes | |
| pandas | interface | | itil | p | analysis | | |
| scikit- | with | | | piano | stochasti | | |
| learn | vendors | | | piano | c | | |
| clustering | macos | | | playing | gradient | | |
| classificati | mobile | | | staff | descent | | |
| on | organizat | | | assessme | principal | | |
| neural | ional | | | nt | compon | | |
| networks | personal | | | asana | ent | | |
| tensorflow | quality | | | gmat | analysis | | |
| pytorch | control | | | typing | clusterin | | |
| theano | self- | | | employee | g | | |

| | | | | | | | |
|---|--|--|--|--------------------------|---|--|--|
| keras pig adaboost regression kmeans knn bayes bayesian probability bayesian estimation bayesian network random forest decision tree matrix matrix factorizati on svd outlier regression analysis frequent itemset mining classificati on analysis backpropa gation logitboost time series stochastic gradient descent gradient descent pca principal component analysis dynamic programmi | motivati on system design system testing use logical reasonin g workstati ons film editing 3d animatio n 2d animatio n image editing matte painting gatsbyjs inkjet editing publishin g imovie singing animatio n painting blogging jazz piano visual thinking gif fonts visual thinking keyshot animatio n | | | handbook s ukulele | bayesian probabili ty regressio n analysis dynamic program ming decision tree logitboo st fl studio samplin g data analysis data science data analytics visualiza tion analytics statistica l modelin g study skills technical technical guidance python r stochasti c time value of money pivot tables bayesian estimati on | | |
|---|--|--|--|--------------------------|---|--|--|

| | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|---|--|--|
| ng data- driven analysis analytical application s application developme nt application developme nt methodolo gies application developme nt techniques application developme nt tools application programmi ng interfaces aws aws glue architectur e coding concurrent programmi ng computati onal complexit y constraint- based programmi ng dbms distributed computing dimension | modo matte painting video editing swifui houdini lumion visio audio mixing uxpui swiftui kontakt nikon | | | | jenkins minitab ntop qlik sense jamovi wifi | | |
|---|--|--|--|--|---|--|--|

| | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|
| ality reduction documenta tion embedded hardware emerging technologi es fourth generation languages hardware html authoring tools html conversion tools industry systems ios informatio n systems interface with clients interface with vendors languages logic linux math multimedi a multi- tasking object oriented programmi ng operating systems optimizing os | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|

| | | | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|--|--|
| programm ing parallel processing physics post object programm ing presto problem solving programm ing languages programm ing methodolo gies quality control relational databases relational programm ing revision control self- motivation software structured query language (sql) symbolic programm ing system architectur e system developme nt system design system | | | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|--|--|

| | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|
| programm ng system testing teamwork testing third generation languages troublesho oting unix web web application s web platforms web services windowin g systems windows workstatio ns api adobe aws .net artificial engineerin g autocad azure big data business developme nt cisco cloud flutter openapi api spark scraping computer | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|

| | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|
| angular http mysql systems blockchain pycharm mvc autodesk ios aws web tableau stata mongodb git sap nosql big data 5g hadoop spark kotlin os x php awk 3d animation autolisp gantt devops netops metasploit onshape it automatio n f# flask owasp 2d animation nginx neo4j ipad iphone vuex | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|

| | | | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|--|--|
| snowflake svelte vue.js hubspot joomla! quantum gis selenium help desk implement ation sass sublime text nuxt.js animation ableton live atom ipv6 xml appium opengl visual studio d3.js gns3 dynamo gpt-4 kanban ansible siemens nx shopify node.js npm hugo bash assembly language json qlik sense bluebeam unity zeplin junit | | | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|--|--|

| | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|
| devops maven uipath labview altium ubuntu indexeddb automation | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--|--|--|

Tabla 3. Palabras clave para la clasificación de Resultados de Aprendizaje