



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

**Propuesta de diseño e implantación de un
módulo de especialización basado en analítica y
manejo de datos, para una mejora al plan de
estudios 2016 de la carrera de Ingeniería
Industrial en la Facultad de Ingeniería**

TESIS

Que para obtener el título de

Ingeniero Industrial

P R E S E N T A

Tarek Henaine Brito

DIRECTOR DE TESIS

Ing. Eduardo Alejandro Hernández González



Ciudad Universitaria, Cd. Mx., 2023

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, Olga y Pablo, por mostrarme lo maravillosa que es la vida, darme la libertad de ser quien yo quise, guiarme, y darme su apoyo para realizar mis objetivos personales y perseguir mis anhelos. A mi madre por enseñarme que todo se puede lograr con amor, pasión y perseverancia. A mi padre por enseñarme a ser más fuerte ante cualquier adversidad, así como tener la tranquilidad que las cosas siempre van a estar bien. A mi hermana Tamara por siempre defenderme, acobijarme, y mostrarme que cualquier sueño es posible.

A mi compañera de carrera, y ahora de vida, Astrid, quien me ha enseñado que no existen los límites y a hacer que las cosas sucedan, por compartir tantas risas y recuerdos memorables que llevo en el corazón, así como que el trabajo en equipo es primero.

A todas mis amistades, con las cuales tuve la fortuna de cruzar camino y disfrutar aún más de los momentos, les agradezco su confianza.

A mis maestros y maestras, por la dedicación y esmero que involucra la formación de profesionistas, por motivarme a aprender y fomentar mi curiosidad. Gracias al Ing. Eduardo por la amistad, el entusiasmo por los datos y por el conocimiento.

A todas las personas que han formado parte de mi vida y de las cuales me han permitido aprender y compartir.

A la Universidad Nacional Autónoma de México, mi alma mater, por darme la oportunidad de aprender, retarme, y crecer como persona.

ÍNDICE DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	4
<i>Antecedentes</i>	4
<i>Planteamiento del problema</i>	5
<i>Objetivos</i>	6
<i>Contenido</i>	7
1. Revisión de literatura	8
1.1. Definición de ingeniería industrial	8
1.2. Evolución histórica de la ingeniería industrial	8
1.3. Ingeniería industrial moderna y a futuro.....	12
1.4. Analítica en la Ingeniería Industrial.....	14
1.4.1. Analítica en el plan de estudios de la Ingeniería Industrial	15
1.4.2. Diseño de planes de estudio para Ingeniería Industrial	18
2. Marco teórico.....	24
2.1. Ciencia de datos	24
2.1.1. Evolución del soporte de decisiones computarizado a la analítica	24
2.1.2. Componentes de la ciencia de datos	27
2.1.3. Definición de analítica e inteligencia de negocios.....	29
2.1.4. Diferencias entre analítica empresarial y analítica de datos	32
2.1.5. Papel de la ciencia de datos en la analítica empresarial y analítica de datos.....	32
2.1.6. Desafíos de la analítica empresarial	33
2.1.7. Perfil y fundamentos en la analítica empresarial	34

2.1.8. Analítica para resolver problemáticas empresariales.....	34
3. Metodología	37
3.1. Metodología de la investigación.....	37
3.2. Planeación	38
3.3. Revisión de literatura	38
3.4. Investigación documental	38
3.5. Análisis de la información	38
3.6. Resultados.....	38
4. Presencia de datos en el mundo industrial	40
4.1. Demanda del perfil.....	42
4.1.1. Nivel académico	42
4.1.2. Campo de estudio	43
4.1.3. Antecedentes laborales.....	44
4.1.4. Trabajo previo y diferente de los científicos de datos.....	45
4.2. Mercado laboral	49
4.3. Formación en ciencia de datos	50
4.4. Posiciones empresariales que trabajan con datos.....	54
4.4.1. Científico de datos.....	54
4.4.2. Arquitecto de datos	56
4.4.3. Arquitecto de big data	56
4.4.4. Ingeniero de datos.....	57
4.4.5. Analista de visualización de datos.....	58
4.4.6. Ingeniero de aprendizaje automatizado	58
4.4.7. Ingeniero de plataforma de datos.....	58
4.4.8. Analista empresarial.....	58

4.4.9. Estratega de datos	59
4.4.10. Director de datos.....	59
4.4.11. Director de seguridad de la información	60
4.5. Aplicaciones de los datos en la industria	61
4.6. Innovaciones en la industria	67
5. Diagnóstico y presencia de los datos en la carrera de ingeniería industrial	73
5.1. Perfil en la Ingeniería Industrial y oportunidad de desarrollo en analítica	73
5.2. Estado de la capacidad analítica en la Ingeniería Industrial	76
6. Diseño de la instauración de un módulo especializado en datos y análisis de impacto	83
6.1. Propuesta de módulo de analítica e inteligencia de negocios	83
6.1.1. Listado de asignaturas	88
6.2. Expectativas de agregar un módulo de especialización	90
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	94
REFERENCIAS	100

INTRODUCCIÓN

Antecedentes

Desde hace algunos años han estado sonando conceptos como la inteligencia de negocios (*business intelligence*), datos masivos (*big data*), aprendizaje automatizado (*machine learning*), analítica, entre otras, en la industria y en la academia, las cuales contribuyen a que la información proveniente de la nueva era digital tenga más aplicaciones y una mayor participación en la toma de decisiones para las personas y empresas que comprenden la utilidad de trabajar con datos y aplicarlos con un enfoque multidisciplinario a ciertos objetivos. Dichos conceptos son parte de un campo de estudio llamado ciencia de datos, que a su vez se encarga de combinar múltiples campos, como las ciencias de la computación, estadística, algoritmos y procesos, donde se pueden llevar a cabo análisis tan generales o particulares dependiendo de la cantidad de información que esté disponible de la mano con fundamentos teóricos y científicos para una respuesta óptima a cuestionamientos como el ¿Qué pasó?, ¿Por qué pasó?, y ¿Qué pasará?

La era de la información está evolucionando rápidamente y se sugiere que la mayoría de las empresas deberían actuar ahora, concentrándose en esfuerzos específicos para obtener datos, construir modelos y transformar la cultura organizacional en torno a la toma de decisiones basadas en datos o “*data driven*”. La información en sí no generará mucho valor o ventaja competitiva, pero acompañada con las tecnologías para administrarla, analizarla, y con las personas correctas que se hagan cargo de trabajar los datos y colaboren para obtener las mejores decisiones, esta continuará creciendo y cambiando, generando un flujo constante de oportunidades, terminando por convertirse en algo esencial para cualquier tipo de empresa.

La pregunta que detona el presente trabajo de investigación es ¿Qué habilidades o conocimientos se requieren para que la gente se desempeñe dentro de alguna rama de la ciencia de datos?, así como también ¿Qué puede ofrecer la ingeniería industrial al perfil? El científico de datos tiene un perfil bastante demandado en las empresas con el detalle de que no está marcado un camino específico para la formación en este campo para los individuos, así como apenas están surgiendo licenciaturas enfocadas en datos y todo lo que conlleva.

El presente trabajo busca exponer la razón por la cual, la o el ingeniero industrial egresado de la Facultad de Ingeniería, tiene un perfil que con la formación correcta se puede desarrollar en subcampos específicos de la ciencia de datos, que además le puede aportar al perfil un enfoque de procesos, calidad, mejora continua, y de entendimiento del negocio, pues la carrera de ingeniería industrial se conoce coloquialmente por formar “médicos generales” de las empresas por la amplia selección de asignaturas y áreas de profundización.

El alcance está limitado a la propuesta de un módulo de profundización en analítica e inteligencia de negocios conformado por distintas asignaturas, acompañadas cada una de un objetivo, las cuales fueron seleccionadas acorde con lo que se está enseñando en otras universidades en México y en el mundo, así como también de carreras dedicadas a los datos.

Planteamiento del problema

A medida que la transformación digital continúa influyendo en la vida diaria de las personas, se generan cantidades masivas de información en el proceso, la cuestión es que el perfil académico de las personas especializadas en manipular, transformar e interpretar los datos se continúa desarrollando y actualmente no hay un camino específico para lograr trabajar en el mundo laboral en el campo.

El ingeniero industrial tiene un perfil que cuenta con las bases matemáticas y estadísticas para interpretar la información, que, complementado con la investigación de operaciones y el énfasis en la experiencia práctica en el uso de datos, presenta un perfil robusto para laborar profesionalmente en puestos relacionados con la aplicación y análisis de datos e información orientada a negocio e industria.

Sin embargo, muchos egresados de la carrera carecen de dicha robustez, y los que la logran es porque se enfocan de maneras distintas y no sistematizadas a lo largo de su trayectoria académica o bien al terminar sus estudios.

Citando a Hernández (2023), actual director de la Facultad de Ingeniería (FI), “Increíblemente la FI se ha quedado atrás en la incursión de esta trascendental disciplina científica”, hablando de su propuesta de adicionar por lo menos una asignatura referente a ciencia de datos, aprendizaje automatizado e inteligencia artificial para todas las carreras de ingeniería.

Se requiere una formación académica adicional dentro del plan de estudios, que mejore las habilidades de obtención, manejo, procesamiento, análisis y presentación de datos, programación en computadoras, diseño de algoritmos y uso de sistemas de gestión de datos.

La versatilidad de aplicaciones que tiene la ingeniería industrial en todo tipo de industrias, sumado con la formación en inteligencia de negocios y analítica fortalecerá las aplicaciones y la toma de decisiones, además de poseer la oportunidad de desempeñar un papel de liderazgo para responder a las necesidades del mercado.

Objetivos

Objetivo principal

Diseñar y proponer la adición de un nuevo módulo de profundización en analítica e inteligencia de negocios para la carrera de Ingeniería Industrial, plan de estudios 2016 de la Facultad de Ingeniería de la UNAM, con la cual se tenga oportunidad de robustecer el perfil académico, y, por ende, adquirir una ventaja competitiva dentro de la colocación en trabajos formales para cubrir los retos que tenga la industria.

Objetivos específicos

- Analizar la demanda laboral, las habilidades, y las posiciones profesionales referentes al manejo de datos que se están buscando en México.
- Examinar las materias relacionadas con el análisis de datos e información que se están enseñando en otras facultades y universidades en México y en otros países del mundo.
- Examinar el perfil y el plan de estudios de la carrera de ingeniería industrial en la Facultad de Ingeniería (UNAM) y entender qué hace falta para una formación encaminada a la gestión y aplicación de la información.
- Proponer un listado de asignaturas junto a su respectivo objetivo formativo para cada una de las mismas que comprenderán al módulo de profundización mediante un proceso de comparación referencial.
- Emitir las recomendaciones que encaminen la enseñanza del plan 2016 a una formación en analítica de datos.

Contenido

En el siguiente documento se presenta el análisis de la investigación documental y de datos, así como también la elaboración de un módulo de profundización en temas de ciencia de datos para el plan de estudios de la carrera de ingeniería industrial en la Facultad de Ingeniería.

El capítulo 1 y 2 se enfocan en la revisión de literatura y marco teórico que permita fundamentar las bases del trabajo escrito y darle al lector un panorama acerca del tema central de la tesis, el cual abarca las definiciones y antecedentes de los temas principales, permitiendo orientar coherentemente al lector. Los temas abordados son la ingeniería industrial, ciencia de datos, analítica y diseño de planes de estudio para ingeniería industrial.

En el capítulo 3 se detalla la metodología y las actividades realizadas durante la elaboración del trabajo, así como también la manera en que se llegó al resultado obtenido.

Posteriormente, el capítulo 4 explica la importancia de los datos en la industria, así como también se analiza quienes son las personas que trabajan la información que se genera en todo el mundo y el porqué es importante que las empresas cuenten con profesionistas preparados académicamente con una formación en datos.

El capítulo 5 proporciona el análisis que muestra que las y los ingenieros industriales tienen la formación suficiente para poder ejercer profesionalmente en posiciones que trabajen con datos dentro de las compañías, siempre y cuando se mejoren las oportunidades que presenta el perfil para guiarlo hacia el análisis de y toma de decisiones con base en datos.

En el capítulo 6 se propone la instauración de un nuevo módulo de profundización en analítica e inteligencia de negocios, basado en la comparación, el diseño y análisis de licenciaturas en ciencia de datos o similares en México, mostrando así que la ingeniería industrial como parte de su versatilidad en la industria podría robustecer su perfil y aportar a las posiciones que trabajan con datos un mejor entendimiento del negocio, enfoque en mejora continua y sistemática, entre otras.

El trabajo finaliza con las conclusiones y recomendaciones para la ventaja competitiva de orientar la ingeniería industrial a un entorno de datos.

1. Revisión de literatura

1.1. Definición de ingeniería industrial

Acorde a Zandin (2005), la ingeniería industrial se ocupa del diseño, la mejora y la instalación de sistemas integrados de personas, materiales, equipos y energía. Se alimenta del conocimiento especializado y de la habilidad en las ciencias matemáticas, físicas y sociales, junto con los principios y métodos de análisis y diseño de ingeniería para especificar, predecir y evaluar los resultados que se obtendrán de esos sistemas.

1.2. Evolución histórica de la ingeniería industrial

En el siglo XIX, los sistemas productivos estaban basados en artesanos, es decir, personas que realizaban productos a mano con distintas herramientas, lo cual derivó con el paso de los años en la producción industrial masiva, en donde se gestaron las condiciones iniciales de la eficiencia y el máximo rendimiento del trabajador basado en la aplicación de método científico para resolver los problemas de la productividad que surgían en las nuevas empresas.

Como antecedente de las condiciones iniciales se encuentra la parábola de los talentos, cuyo mensaje principal se refiere a que los recursos que uno posee deben ser utilizados productivamente para generar mayor riqueza y compartirla con los que generaron esa riqueza. El concepto de esta parábola es la eficiencia y la productividad, la cual fue asumida por Frederick Taylor y se mantiene con la profesión de la ingeniería industrial que combina la administración de recursos con dirección de personas para diseñar y crear sistemas industriales, es decir, sistemas de actividad humana enfocadas a la industria con finalidades utilitarias y de resultados económicos (Acevedo, 2012).

Taylor desarrolló los cuatro elementos para la máxima eficiencia de los trabajadores y las máquinas:

- Ambiente de trabajo (organización del trabajo, estandarización de herramientas, métodos de costos).
- Operario (selección de los empleados, enseñanza del trabajo, trabajo a plena capacidad, salarios por productividad, bonos por desempeño).
- Metodología (diseño y medición de las tareas, tarjetas de instrucción, análisis del acarreo, estudio de técnicas de trabajo).

- Tiempo (análisis del trabajo, estudio de tiempos y movimientos, medición del trabajo con cronómetro, estándares de tiempo para costos de mano de obra, programación de producción y fijación de precios).

El ingeniero francés Henri Fayol fue quien divide las operaciones industriales y comerciales en técnicos, comerciales, financieros, administrativos, de seguridad y contable, así como también establece los 14 principios de la administración, que se orientan a las dimensiones de la empresa:

- Foco en la estructura: autoridad y responsabilidad, disciplina, unidad de mando, centralización, jerarquía, orden.
- Proceso: división del trabajo, unidad de dirección.
- Persona: subordinación del interés particular al interés general, remuneración del personal, equidad, espíritu de equipo.
- Cambio: estabilidad del personal, iniciativa.

En la Figura 1.1 se logra apreciar la línea del tiempo que contiene el paso del tiempo desde que Frederick Taylor y Henri Fayol plantearon a la productividad y la administración como una parte fundamental de una empresa productora, además de las principales corrientes de pensamiento orientados a negocio, que trae consigo como última cuestión adicionada en el paso del tiempo a las tecnologías de la información, llegando a la actualidad de la ingeniería industrial.

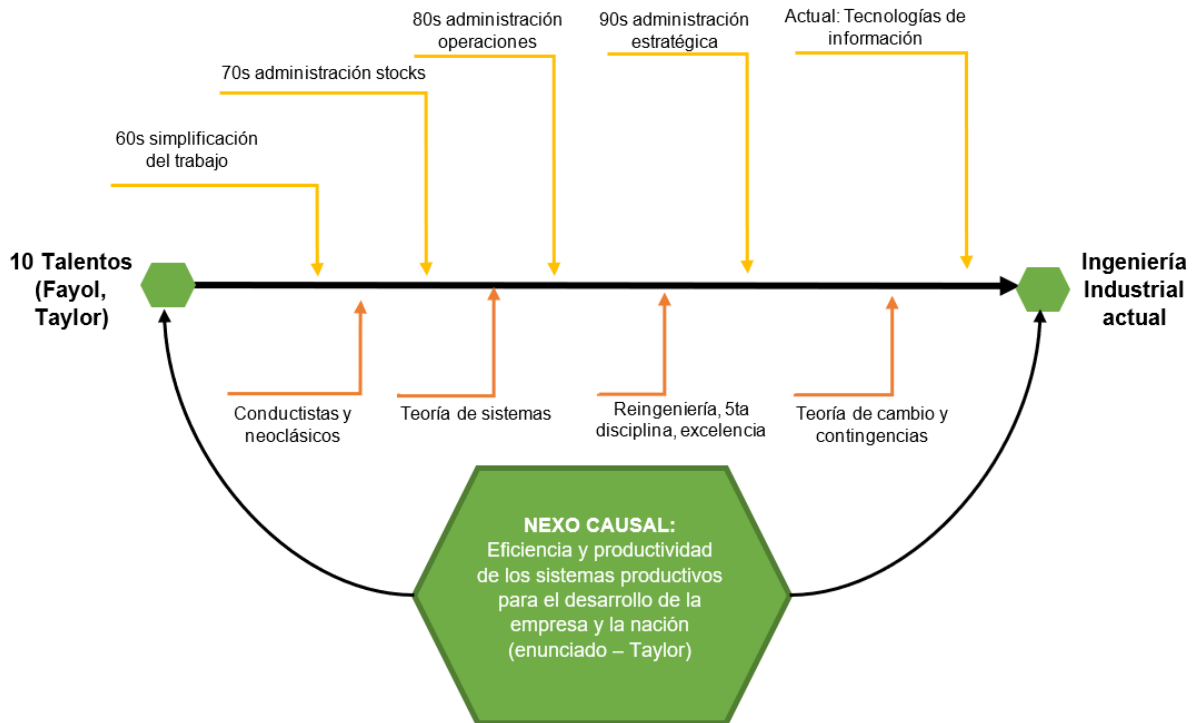


Figura 1.1: Marco histórico de la ingeniería industrial.

Fuente: Elaboración propia, basado en Acevedo (2012).

- **Hitos en el desarrollo de la ingeniería industrial**

Como parte de entender cuál será el camino que va a tomar la ingeniería industrial, es importante revisar cuál ha sido la evolución de esta, centrándose en las visiones futuristas y modernas que se presentaron a lo largo del tiempo.

- **Antecedentes y fundamentos de la administración científica**

A finales del 1800 y a comienzos de la primera década del año 1900 se acuñan dos conceptos fundamentales para sembrar las bases de la ingeniería industrial, una fue la coordinación y el control en la administración, propuesto por Henry Metcalfe, enfocado en la eficiencia; así como también la publicación de *Shop Management*, por Frederick Taylor en el año 1903, en donde propone la administración científica del trabajo, apoyado del estudio del trabajo, la programación de la producción, y productividad, teniendo como foco de estudio que siempre existe un método mejor para los procesos, así como también la fijación de estándares de tiempo para las operaciones de las personas (Acevedo, 2012).

- **Desarrollo de la administración científica**

Entre la década de 1910 y 1920 ocurren importantes hitos que marcarían la evolución de la ingeniería industrial, comenzando por la psicología industrial de Frank Gilbreth, enfocado en el análisis de operaciones de la tarea del trabajador, es decir, el estudio de micromovimientos. De igual forma Henry Ford propone la producción en serie mediante líneas de ensamblaje para mejorar la productividad de la producción en masa.

Henry Gantt propone el control de secuencia de actividades mediante gráficos de programación de actividades, y F. W. Harris desarrolla el control de inventarios mediante el modelo de lote económico en gestión de inventarios (Acevedo, 2012).

- **Enfoque humano vs. administración científica**

En la década de 1930, los autores Shewart, Dodge y Romig desarrollan una herramienta para el muestreo de inspección y tablas estadísticas de control, logrando un control estadístico de procesos, y por ende, el control de calidad, así como también otro hecho marca la fase, los Estudios Hawthorne, donde Elton Mayo propone la motivación del trabajador mediante el estudio de condiciones de trabajo (Acevedo, 2012).

- **Desarrollo de las ciencias formales en la solución de problemas de las organizaciones**

En los años de 1940 las leyes de las ciencias formales son aplicadas en organizaciones, encabezado por la programación lineal, particularmente mediante el método simplex para la solución de problemas dentro de sistemas complejos, elaborado por George B. Dantzig, así como también la investigación de operaciones donde dichas leyes científicas son aplicadas en las organizaciones mediante la simulación, teoría de colas, líneas de espera, teoría de las decisiones, programación matemática, y la técnica de evaluación y revisión de programas (PERT, por sus siglas en inglés) (Acevedo, 2012).

- **Desarrollo de las tecnologías en la solución de problemas de las organizaciones**

La década de 1970 marca dos importantes hechos históricos, el uso de las computadoras en todos los ámbitos organizacionales, enfocado en la programación, planificación de requerimientos de materiales (MRP, por sus siglas en inglés), pronósticos, gestión de

inventarios, gestión de proyectos, y por otro lado, las organizaciones de servicios, trayendo consigo a la producción masiva en el sector de los servicios mediante el proceso administrativo, principalmente en cadenas de comida rápida y comercio minorista (*retail*).

En los años de 1980, la Escuela de Negocios de Harvard propone la estrategia de producción, basado en el proceso estratégico en la creación de competitividad utilizando operaciones y la creación de ventajas competitivas, además del enfoque japonés de gestión, plasmado por Tai-ichi Ohno, Deming y Juran, empleando metodologías de Kanban, poka-yokes, el ciclo de planificar-hacer-verificar-actuar (PDCA, por sus siglas en inglés) enfocados en el control total de la calidad (TQC, por sus siglas en inglés) y justo a tiempo (JIT, por sus siglas en inglés). De igual forma, se crea la estructura de automatización del control de procesos en fábrica, es decir, el control de manufactura, llevado a cabo gracias al diseño y manufactura asistido por computadora (CAD/CAM, por sus siglas en inglés) y la robótica, finalmente, el físico Eliyahu M. Goldratt propone la manufactura sincrónica, basada en la medición de la velocidad del proceso y la tasa de transferencia efectiva (*throughput*) del sistema productivo, mediante las herramientas de la teoría de restricciones y el análisis de cuello de botella.

Fue hasta la década de 1990 que la administración de calidad total lleva consigo certificaciones, como la ISO 9000, así como también Michael M. Hammer acuña la reingeniería de procesos, rediseñando radicalmente los procesos productivos y empresariales para encontrar la máxima eficiencia; por otro lado, el internet es el medio para que se formen empresas electrónicas y empresas como SAP y Oracle consolidan sus respectivos *softwares* enfocados en la integración de flujo de información con base en redes ethernet interconectadas para las cadenas de los suministros.

A inicios del siglo XXI el internet y las telecomunicaciones toman mayor importancia empresarialmente, lo que conlleva a la creación de importantes negocios electrónicos, tales como Amazon, eBay, Yahoo!, etc., que eventualmente llevó a la venta por internet, trámites y solicitudes gubernamentales electrónicos (Acevedo, 2012).

1.3. Ingeniería industrial moderna y a futuro

Davenport y Short (1990), desde la década de los 90's, identifican en un artículo que la tecnología de la información (TI) y el rediseño de procesos comerciales (BPR, por sus siglas en inglés, *business process redesign*) como dos herramientas de información revolucionarias

que son necesarias para las organizaciones modernas, donde ambas tienen el potencial de transformar estratégicamente a las organizaciones.

La tecnología de la información, a través de sus capacidades de hardware, software y comunicación, y BPR a través de su análisis y diseño sistemático de procesos y flujos de trabajo en las organizaciones, son herramientas fundamentales para la ingeniería industrial, y esto define un nuevo tipo de ingeniería industrial, ya las TI se debe emplear exclusivamente para respaldar los procesos comerciales, y los procesos comerciales se deben diseñar teniendo en cuenta las capacidades de las TI.

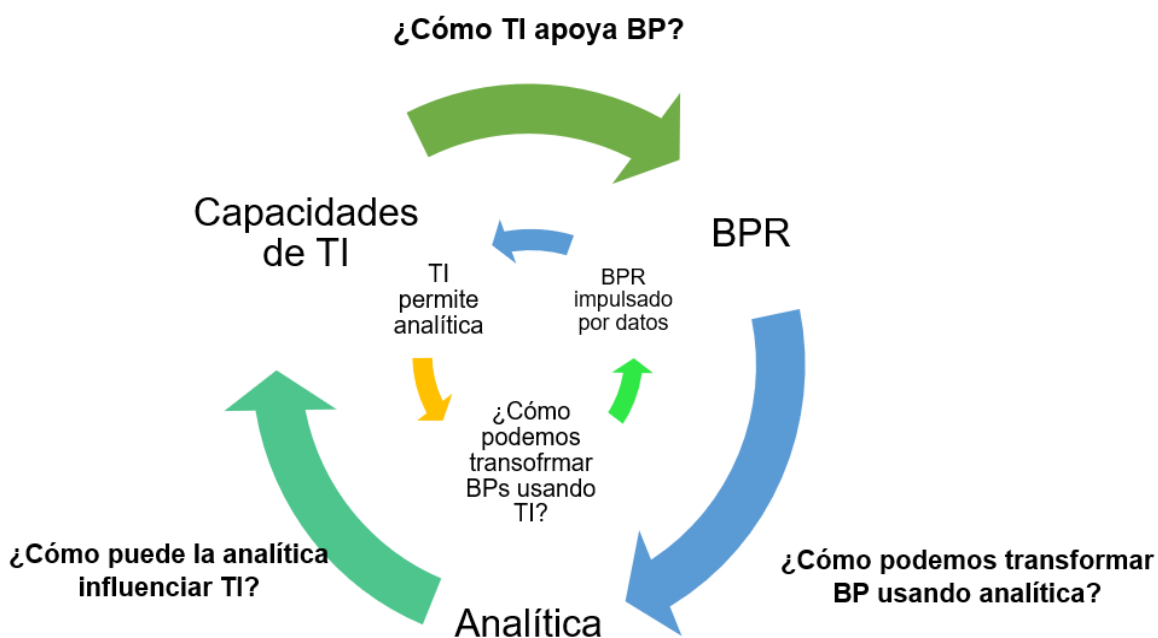


Figura 1.2: Relación entre TI, BPR y el análisis de datos.

Fuente: Elaboración propia, basado en Elhedhli et al. (2021).

La relación entre BPR y TI es relevante en el entorno empresarial actual y se complica o privilegia por la presencia de datos, en la medida en que los datos se están convirtiendo en un socio igualitario en esta relación.

La Figura 1.2 muestra cómo los datos complementan a las TI y BPR, ya que las TI permiten la recopilación, la comunicación, el procesamiento de datos, la extracción de información y es un brazo importante para implementar con éxito nuevas acciones, como también los datos son necesarios para el rediseño de los procesos, ya que a menudo son el punto de partida

para identificar cuellos de botella y áreas de mejora, así como también ofrecen una herramienta de validación de cualquier cambio (Elhedhli et al., 2021).

1.4. Analítica en la Ingeniería Industrial

La Figura 1.3 se muestra cómo la analítica de datos incorpora un conjunto de técnicas en las que los datos se diseñan y convierten para extraer información valiosa a modo de patrones y hallazgos, para posteriormente usarlos para guiar la toma de decisiones.

Los autores Elhedhli et al. (2021) opinan que la Figura 1.3 aclara la diferencia entre la analítica de datos y la ciencia de datos acorde a la relación con los tres pilares de la analítica: el análisis descriptivo, predictivo y prescriptivo; así como también sus vínculos con las disciplinas académicas de informática o ciencias de la computación, estadística e investigación de operaciones.

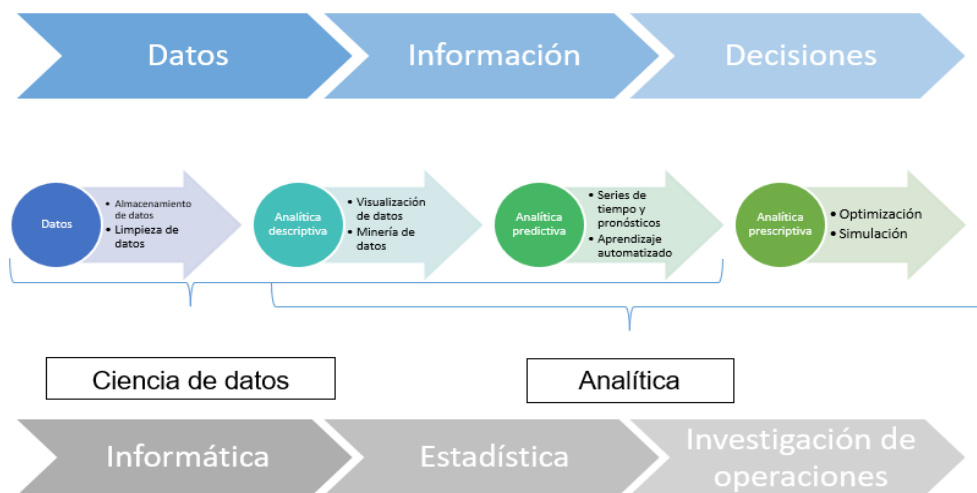


Figura 1.3: Analítica de datos vs ciencia de datos.

Fuente: Elaboración propia, basado en Elhedhli et al. (2021)

Los cursos de estadística constituyen una parte importante de los programas de ciencia de datos que se han introducido en los últimos años, y no hay duda de que las estadísticas y la ciencia de datos están motivadas por el mismo deseo de convertir los datos en conocimiento. El uso de tales conocimientos para mejorar y crear valor, como se enfatiza en la analítica, no se explora completamente en algunos programas.

1.4.1. Analítica en el plan de estudios de la Ingeniería Industrial

Los planes de estudio de la ingeniería industrial contenían a la manufactura y fabricación como componente principal, cuyo papel disminuyó a medida que se puso más énfasis en los cursos cuantitativos de estadística, probabilidad e investigación de operaciones.

Como respuesta a la conquista de los mercados estadounidenses por parte de los productos japoneses, posteriormente los programas de ingeniería industrial son diversos, dependiendo de dónde se sitúe el plan de estudios en un espectro en el que se logre hacer hincapié en la gestión, los factores humanos y los cursos de tipo empresarial, así como otro hincapié en procesos de fabricación, el diseño de ingeniería y las ciencias de la ingeniería.

La definición de ingeniería industrial dada por el Instituto de Ingenieros Industriales y de Sistemas (Zandin, 2005), sigue las definiciones de un programa de ingeniería en el sentido de que el dominio de la aplicación define los límites de la disciplina y se basa en especificar un sistema que la disciplina de ingeniería analiza y diseña. El sistema para la ingeniería industrial está compuesto por personas, materiales, información, equipos y energía. Aunque no hay una mención explícita de los datos, se incluyen implícitamente ya que la información normalmente proviene de los datos (Elhedhli et al., 2021).

ABET (2021) considera que los planes de estudio de la carrera de ingeniería industrial en distintas universidades usan un lenguaje que no refleja el cambio constante en las habilidades y conocimientos que adquiere el ingeniero industrial durante su carrera. Por lo tanto, sugieren reescribir los términos en que se describe el plan de estudios.

Por ejemplo, la descripción del plan de estudios propuesto por ABET (2021) corresponde a:

- El plan de estudios debe proporcionar amplitud y profundidad en toda la gama de temas de ingeniería y ciencias de la computación y diseño de ingeniería implícitos en el título y los objetivos del programa.
- Debe incluir el diseño, análisis, operación y mejoramiento de sistemas integrados que produzcan y/o suministren productos y/o servicios de manera efectiva, eficiente, sustentable y socialmente responsable.

- También debe utilizar experiencias del mundo real y perspectivas comerciales. El plan de estudios debe incluir las áreas temáticas de análisis de productividad, investigación de operaciones, probabilidad, estadística, ingeniería económica y factores humanos.

La adición de informática o ciencias de la computación como requisito en los planes de estudio de la ingeniería industrial está dictada por la creciente popularidad de la analítica, de igual forma, se observa que los requisitos dejan claro que los programas de ingeniería industrial deben extraer sus técnicas de la estadística y la informática, seguir un enfoque de ingeniería basado en el diseño y el análisis, y estudiar áreas de aplicación relevantes.

Los autores Aamer et al. (2017) realizaron un estudio que consistió en la identificación de los temas principales en los planes de estudio de la ingeniería industrial, y basándose diez de los mejores programas de ingeniería industrial en los Estados Unidos de América, encontraron que la investigación de operaciones, estadística, tecnología de la información, simulación y control de calidad representan el 25%, 6%, 6%, 5% y 5% de las clases impartidas, respectivamente.

Según las definiciones proporcionadas, el control de calidad, incluido el control de procesos estadísticos, el diseño de experimentos y las técnicas de muestreo, se combinaría naturalmente con las estadísticas, mientras que la simulación formaría parte de la investigación operativa o de la informática. En cualquier caso, estos tres temas supondrían el 47% del plan de estudios (Aamer, 2017). Esto confirma que los planes de estudios de la ingeniería industrial en EEUU se componen de herramientas de analítica aplicadas a áreas de aplicación destacadas, como la fabricación, la gestión de la cadena de los suministros y la logística.

La Figura 1.4 proporciona un mapeo de 12 temas, diez de los cuales están directamente adaptados de De Veaux et al. (2017) y constituyen la parte de ciencia de datos, es decir, análisis descriptivo y predictivo.

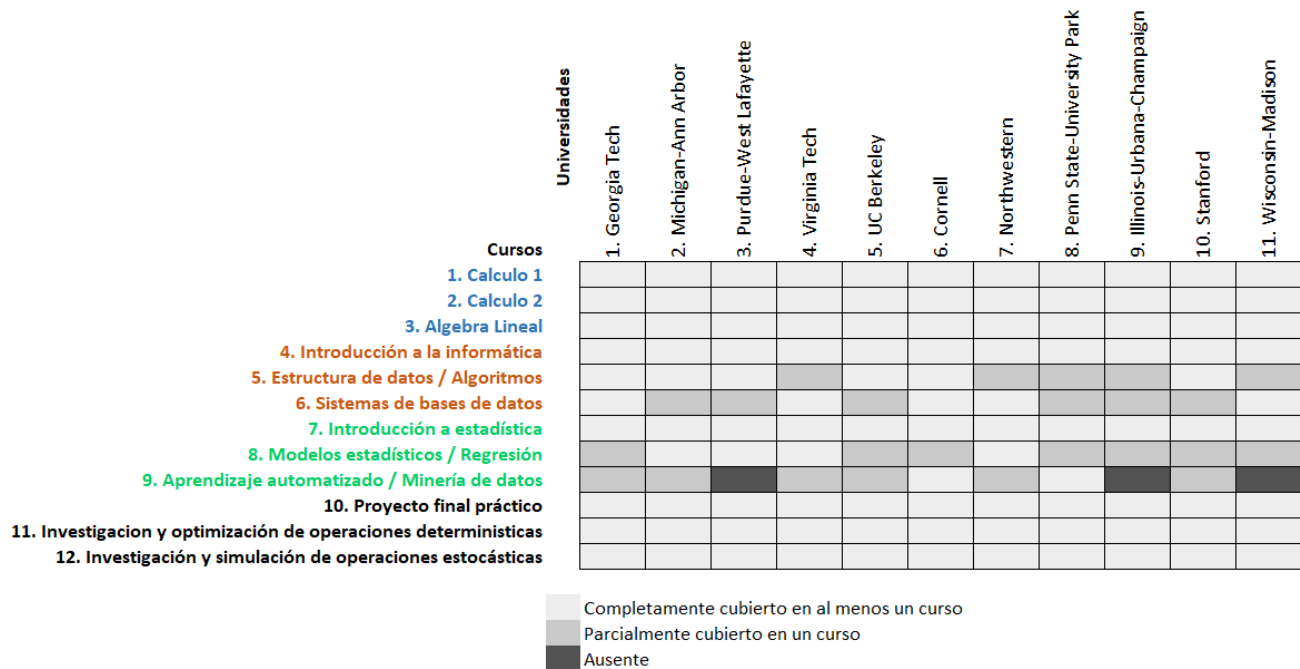


Figura 1.4: Cursos de analítica en diez programas de Ingeniería Industrial en EEUU.

Fuente: Elhedhli et al. (2021)

Como se puede observar en la Figura 1.4, hay tres cursos de matemáticas (Cálculo 1, Cálculo 2, Álgebra lineal), tres cursos de informática (Introducción a la informática, Estructuras de datos/Algoritmos, Bases de datos), tres cursos de estadística (Introducción a la estadística, Modelado estadístico/Regresión, Aprendizaje automatizado/Minería de datos), y un proyecto final práctico. Los autores Elhedhli et al. (2021) agregan a la lista cursos de análisis prescriptivo, principalmente investigación y optimización de operaciones deterministas, e investigación y simulación de operaciones estocásticas. Los doce cursos resultantes constituyen las filas de la matriz de cursos y programas en la Figura 1.4, mientras que diez programas de ingeniería industrial de universidades de EEUU constituyen las columnas.

La matriz en la Figura 1.4 muestra cómo, en la mayoría de los programas de ingeniería industrial, se satisfacen los requisitos mínimos para una especialización en ciencia de datos y, en consecuencia, analítica, resultado la informática como el contenido con mayor oportunidad, ya que apenas se cumplen en algunos programas.

Dada la importancia que está teniendo la ciencia de datos y la analítica en la formación académica como en la práctica, los autores Elhedhli et al. (2021) esperan que la comunidad

de ingeniería industrial reconozca y desempeñe un papel de liderazgo para responder a las necesidades cada vez mayores del mercado de dicho talento.

En términos de áreas de aplicación, la ingeniería industrial tiene una rica trayectoria en sectores industriales clave, como la manufactura y la logística, donde se ofrecen potentes herramientas, tales como el modelado estocástico, la optimización y la simulación, aunque un mayor enfoque en el modelado, la visualización y la validación basados en datos fortalecerá las aplicaciones, y, por lo tanto, la toma de decisiones.

Finalmente, los autores Elhedhli et al. (2021) concluyen su estudio proporcionando un conjunto de pautas para el desarrollo curricular en la ingeniería industrial, con base en los cursos de la Figura 1.4, la mayoría de los programas de ingeniería brindan la capacitación necesaria en matemáticas y estadística, lo que queda por mejorar es la programación en computadoras, el diseño de algoritmos y los sistemas de bases de datos, que es accesible con la proliferación de herramientas de software como Python y R.

1.4.2. Diseño de planes de estudio para Ingeniería Industrial

Acorde a Agrawal, Sharma y Kumar (2008), una de las principales preocupaciones de los programas de ingeniería en diversas universidades alrededor del mundo es la forma en que su plan de estudios producirá graduados listos para el empleo, además de que los programas de ingeniería aspiran a tener una alta empleabilidad.

El diseño y el desarrollo del plan de estudios son fundamentales para el éxito de los programas de ingeniería. Una faceta importante del desarrollo del plan de estudios es la rápida evolución de las demandas educativas de las organizaciones y los estudiantes (Buyurgan y Kiassat, 2017).

Se requiere un sistema dinámico de proceso de desarrollo del plan de estudios para responder a los desafíos y satisfacer las necesidades rápidamente de las industrias cambiantes (Buyurgan y Kiassat, 2017).

En la Figura 1.5 se puede observar la metodología empleada por Buyurgan y Kiassat (2017) para el desarrollo de un plan de estudios enfocado en programas de ingeniería, el cual está diseñado estratégicamente para estar equilibrado entre la ingeniería y otros programas

universitarios, además de adherirse a los requisitos para las oportunidades de empleo según la geografía.

Metodología	Demanda del empleador
	Participación y compromiso de las partes interesadas
	Tamaño del público objetivo
	Relevancia industrial y emulación de la experiencia industrial
	Inclusión y desarrollo del aprendizaje permanente
	Elevar la calidad y contribuir al desarrollo y crecimiento económico
	Otros programas relevantes en la misma institución
	Misión, visión y expectativas del programa
	Compatibilidad institucional/cultural
	Rigor en el currículo
	Requisitos de acreditación
	Modo de entrega y limitaciones
	Necesidades de instalaciones, espacio y equipo
	Antecedentes y experiencias de la facultad
	Otros recursos (técnicos de laboratorio, bibliotecas, etc.)

Figura 1.5: Metodología para el desarrollo de planes de estudio.

Fuente: Elaboración propia, basado en Buyurgan y Kiassat (2017).

Como resultado de la Figura 1.5, los autores Buyurgan y Kiassat (2017) concluyen que el plan de estudios del programa resultante es flexible, relevante y práctico, ya que los estudiantes pueden personalizar el plan de estudios para satisfacer sus necesidades.

En la Figura 1.6 se muestra el modelo de desarrollo del plan de estudios, elaborado por Buyurgan y Kiassat (2017), donde se utilizó un proceso de ingeniería de sistemas, considerando el plan de estudios del nuevo programa de ingeniería industrial como un sistema, donde los autores siguieron un proceso de ingeniería de sistemas para diseñar y desarrollar el plan de estudios, del cual se detalla a continuación cada punto relevante:

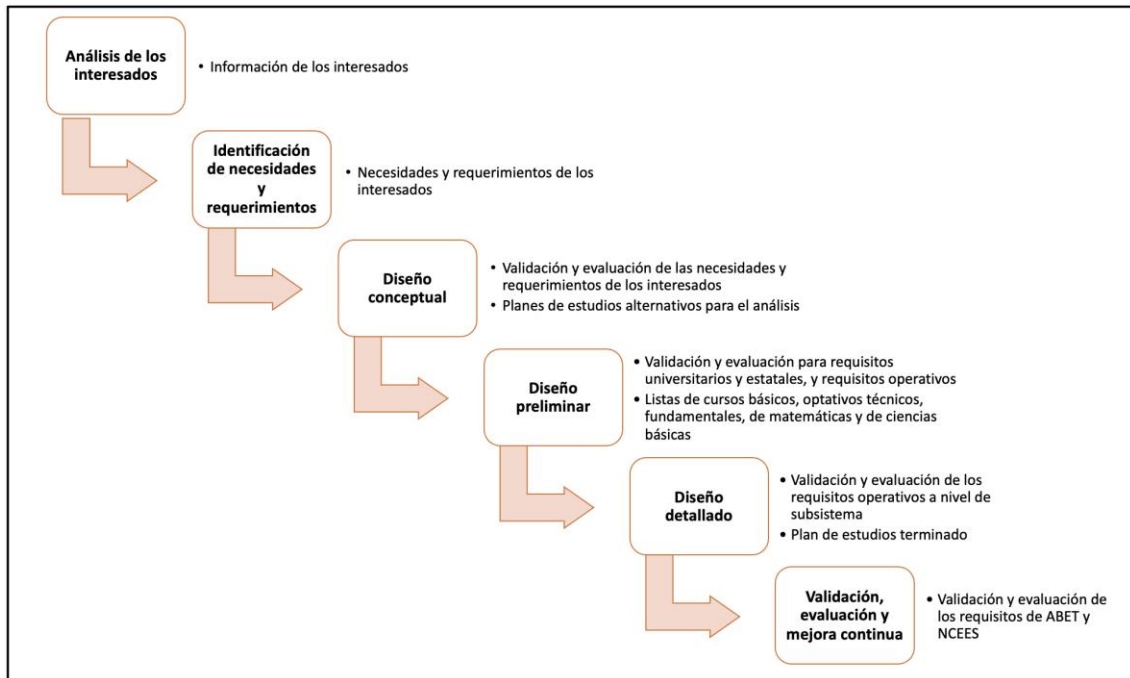


Figura 1.6: Metodología para el desarrollo de planes de estudio.

Fuente: Elaboración propia, basado en Buyurgan y Kiassat (2017).

- **Análisis de los interesados:**

El desarrollo del plan de estudios del programa de ingeniería industrial se inició con la identificación y el análisis de las partes interesadas del programa, como los empleadores, exalumnos y directivos de diferentes empresas.

- **Identificación de necesidades y requerimientos:**

El siguiente paso en el desarrollo del plan de estudios del programa de ingeniería industrial fue identificar las diferentes necesidades y requisitos de las partes interesadas del programa y realizar un análisis preliminar. Con la información recopilada en el paso anterior, se definió la posición estratégica del programa en la universidad, en la escuela y en la comunidad de ingeniería industrial, así como también se identificó un objetivo principal del programa como "convertirse en un programa de ingeniería industrial líder que eduque e inspire a los estudiantes en una comunidad de aprendizaje de ingeniería industrial de alta calidad que facilite su transformación en profesionales, líderes, ciudadanos y estudiantes de por vida".

- Diseño conceptual:

Después del análisis preliminar, el primer paso en la fase de diseño conceptual fue definir una misión de este proceso de desarrollo curricular. La misión se definió como "desarrollar un plan de estudios del programa de ingeniería industrial que brindará a los estudiantes varias oportunidades educativas y opciones profesionales flexibles al tiempo que ofrece una educación práctica contemporánea y relevante".

- Diseño preliminar

Se identificaron los criterios de evaluación a nivel de subsistema para los currículos alternativos. Los criterios se categorizaron como relacionados con el programa (p. ej., aprendizaje experimental, compromiso con una enseñanza excelente), relacionados con la escuela y la universidad (p. ej., misión de la universidad, currículo universitario), relacionados con el profesorado (p. ej., profesorado requerido, responsabilidades docentes del profesorado), relacionados con los estudiantes (p. ej., necesidades de los estudiantes, antecedentes y habilidades en matemáticas y ciencias básicas), relacionados con el plan de estudios (p. ej., contenido del curso, número de cursos obligatorios y optativos, número de cursos electivos libres), relacionados con las instalaciones (p. ej., requisitos de laboratorio y equipo) y restricciones presupuestarias.

- Diseño detallado

En la fase de diseño detallado, el plan de estudios del programa de ingeniería industrial se finalizó en función de los criterios de evaluación y las necesidades de las partes interesadas, las consideraciones de desarrollo y los requisitos operativos.

- Validación, evaluación y mejora continua

En cada fase de diseño, se puso un gran énfasis en una educación práctica, en sintonía con las necesidades de la industria en el área, con el propósito de tener estudiantes competentes que estén listos para emprender sus caminos al graduarse.

De igual forma se buscó cumplir con los requisitos de la ABET, organización no gubernamental, sin ánimo de lucro, dedicada a la acreditación de programas de educación universitaria o terciaria en disciplinas de ciencias aplicadas, ciencias de la computación,

ingeniería y tecnología, como también del Consejo Nacional de Examinadores de Ingeniería y Agrimensura (NCEES, por sus siglas en inglés), la cual es una organización estadounidense sin fines de lucro dedicada a promover la obtención de licencias profesionales para ingenieros y agrimensores (Buyurgan y Kiassat, 2017).

En conclusión, la ingeniería industrial se alimenta del conocimiento especializado y de la habilidad en las ciencias matemáticas, físicas y sociales, junto con los principios y métodos de análisis y diseño de ingeniería para especificar, predecir y evaluar los resultados que se obtendrán de esos sistemas.

La ingeniería industrial posee un enfoque dirigido a la productividad, la administración y diversas corrientes de pensamiento orientado a los negocios, de lo cual se ha tenido que ir adaptando a las necesidades de las empresas, recientemente aplicando las tecnologías de la información y BPR para la toma de decisiones, así como también para respaldar los procesos comerciales.

Los planes de estudio de la ingeniería industrial contenían como componente principal a la manufactura y a la fabricación, cuyo rol disminuyó a medida que se fue enfocando más en cursos de probabilidad, estadística, e investigación de operaciones, sin dejar de lado la gestión, los factores humanos y los cursos empresariales.

En la definición de ingeniería industrial no hay una mención explícita de los datos, aunque la adición de cursos de las ciencias de la computación como requisito en los planes de estudio de la ingeniería industrial está dictada por la creciente popularidad de la analítica, la cual se vincula con disciplinas académicas de informática, estadística e investigación de operaciones.

Acorde a las definiciones mostradas, el control de calidad, el diseño de experimentos y las técnicas de muestreo, se combinaría naturalmente con las estadísticas, mientras que la simulación formaría parte de la investigación operativa o de la informática. En cualquier caso, estos tres temas supondrían el 47% del plan de estudios (Aamer, 2017).

El 47% de los cursos ofertados dentro de la carrera de ingeniería industrial en los Estados Unidos de América son referentes a estadísticas, investigación de operaciones e informática, lo que confirma que los planes de estudios se componen de herramientas de analítica

aplicadas a áreas de aplicación destacadas, como la fabricación, la gestión de la cadena de los suministros y la logística.

Ante la creciente importancia de la ciencia de datos y la analítica tanto en la educación como en el mercado laboral, la comunidad de ingeniería industrial tiene la oportunidad de liderar y satisfacer las demandas de talento en esta área. Aunque la formación en matemáticas y estadísticas es sólida en la mayoría de los programas de ingeniería, es esencial mejorar las habilidades en programación, diseño de algoritmos y gestión de bases de datos. La disponibilidad de herramientas como Python y R facilita este proceso y permite a los ingenieros industriales adaptarse eficazmente a las necesidades cambiantes del mercado.

2. Marco teórico

2.1. Ciencia de datos

El dato es un registro que se almacena en silos y lagos de información (*data lake*), y se guardan variables como el actor que produjo una interacción, en qué momento se produjo, en qué lugar, qué características tenía dicho actor y en qué contexto sucedió (Ontiveros, 2017).

La ciencia de datos es el campo (inter/trans) disciplinario que involucra métodos científicos, procesos y sistemas para extraer conocimiento o mejor entendimiento de datos estructurados o no estructurados. Utiliza diversas disciplinas para el análisis descriptivo, predictivo, prescriptivo de datos como la estadística computacional, minería de datos y aprendizaje automatizado (*machine learning*). También se define a la ciencia de datos como "un concepto para unificar estadísticas, análisis de datos, aprendizaje automático y sus métodos relacionados para comprender y analizar los fenómenos reales" (Jiménez, 2020).

La persona que aplica el método científico y metodologías profesionales para hacer de la información hallazgos, mediante el trabajo de recolección, análisis y recomendaciones con los datos es el científico de datos. de igual manera, Jiménez (2020) lo define como aquél que sabe más de estadística que cualquier programador y que a la vez sabe más de programación que cualquier estadístico.

2.1.1. Evolución del soporte de decisiones computarizado a la analítica

La línea de tiempo en la Figura 2.1 muestra la terminología utilizada para describir la analítica desde la década de 1970, la cual se consultó en inglés, pero se tradujo para fines del trabajo. Durante la década de 1970, el enfoque principal del soporte de los sistemas de información para la toma de decisiones se centró en proporcionar informes periódicos estructurados que un gerente podría usar para la toma de decisiones, ya que las empresas comenzaron a crear reportes de rutina para informar sobre lo que había sucedido en un período determinado. Aunque era útil saber lo que había sucedido en el pasado, los gerentes necesitaban más que esto, pues necesitaban una variedad de informes en diferentes niveles de granularidad para comprender mejor y abordar las necesidades cambiantes y los desafíos del negocio, los cuales se denominaron sistemas de información gerencial (*Management Information System*, MIS, por sus siglas en inglés).

Como se aprecia en la Figura 2.1, fue a inicios de la década de 1970 cuando nace el concepto de los sistemas de soporte basados en datos (*Decision Support System*, DSS, por siglas en inglés), lo cual se refirió a la combinación de los recursos intelectuales de las personas con las capacidades de la computadora para mejorar la calidad de las decisiones, cuya actividad fue dedicarse al apoyo de los tomadores de decisiones a utilizar los datos y modelos para resolver problemas no estructurados.

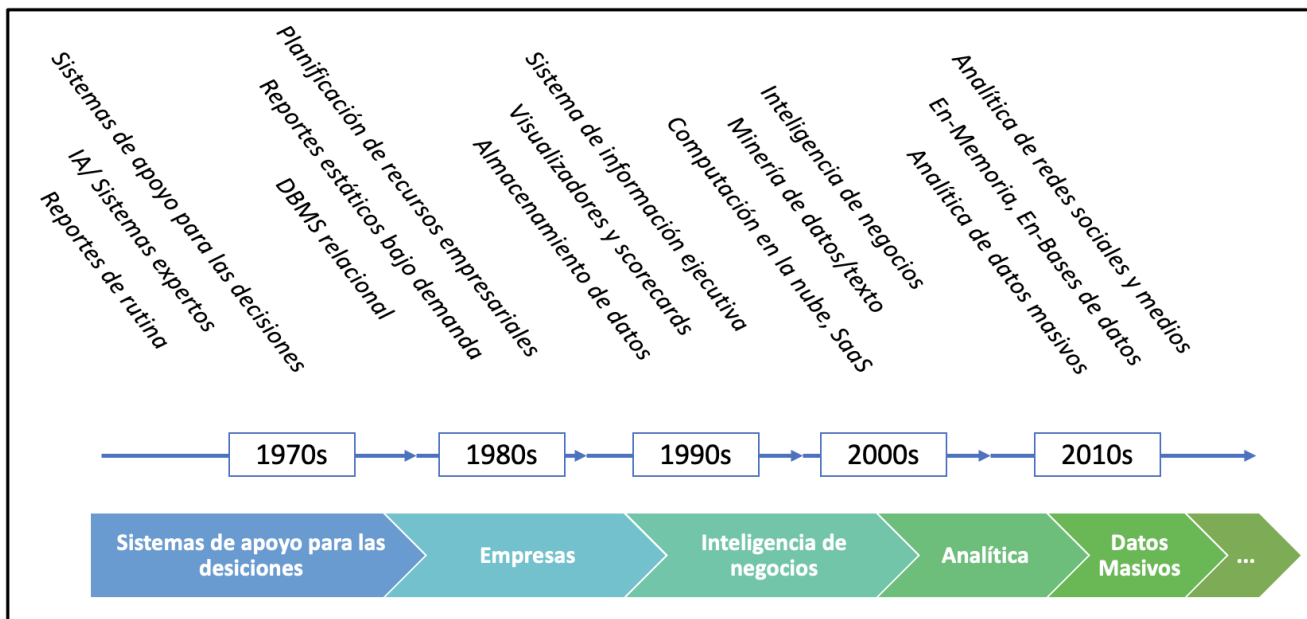


Figura 2.1: Evolución del soporte de decisiones, inteligencia de negocios y analítica.

Fuente: Elaboración propia, basado en Sharda (2018).

Durante los primeros días de la analítica, los datos a menudo se obtenían mediante procesos manuales, como las entrevistas y encuestas, para construir modelos matemáticos basados en el conocimiento y resolver problemas de optimización restringidos. Dichos modelos de apoyo a la decisión se denominaron típicamente investigación de operaciones (IDO), donde a su vez los problemas que eran demasiado complejos para resolverlos de una manera óptima (utilizando técnicas de programación matemática lineal o no lineal) se abordaron utilizando métodos heurísticos como los modelos de simulación.

A inicios de 1980 hubo un cambio significativo en la forma en que las organizaciones capturaban datos relacionados con el negocio, pues es la llegada de los sistemas de planificación de recursos empresariales o *Enterprise Resource Planning* (ERP), con lo que

todos los datos de todos los rincones de la empresa se recopilan e integran en un esquema consistente para que cada parte de la organización tenga acceso a la versión única de la verdad en el momento y lugar que sea necesario. Además de la aparición de los sistemas ERP, o quizás debido a estos sistemas, los informes comerciales se convirtieron en una práctica comercial a pedido y según sea necesario.

En la década de 1990, la necesidad de informes más versátiles condujo al desarrollo de sistemas de información ejecutiva (*Executive Information System*, EIS, por sus siglas en inglés), enfocados completamente a la toma de decisiones, los cuales fueron diseñados como tableros gráficos o visualizadores (*dashboards*) y *scorecards*, con el objetivo de que se pudiera mostrar visualmente y atractiva la información mientras se enfocaban en los factores más importantes para que los tomadores de decisiones hicieran un seguimiento de los indicadores clave de desempeño.

Para hacer posible la generación de visualizadores y tableros fue necesario crear un nivel de datos intermedio conocido como almacenamiento de datos o *data warehouse* (DW), para respaldar específicamente los informes comerciales y la toma de decisiones.

En la década de 2000, los DSS impulsados por DW comenzaron a denominarse sistemas de inteligencia de negocios o *business intelligence* (BI), pues a medida que aumentaba la cantidad de datos acumulados en los DW, también lo hacían las capacidades del hardware y el software para mantenerse al día con las necesidades cambiantes y en constante evolución de los responsables de la toma de decisiones, quienes necesitaban información actualizada en un formato muy digerible para abordar los problemas comerciales y aprovechar las oportunidades del mercado de manera oportuna.

Con los crecientes volúmenes y variedades de datos, surgieron las necesidades de más almacenamiento y más poder de procesamiento, a lo que se hizo necesario "minar" los datos corporativos para descubrir nuevos y útiles fragmentos de conocimiento para mejorar los procesos y prácticas comerciales, de ahí los términos minería de datos y minería de texto.

En la década de 2010, se vio otro cambio de paradigma en la forma en que se capturan y utilizan los datos, debido en gran parte al uso generalizado de Internet, donde fueron surgiendo nuevos medios de generación de datos, como las etiquetas de identificación por

radiofrecuencia (RFID, por sus siglas en inglés), medidores de energía digital, registros web de flujo de clics, dispositivos domésticos inteligentes, equipos portátiles de control de la salud, y las redes sociales.

El término de datos masivos o *big data* fue acuñado para resaltar los desafíos han ido generando los nuevos flujos de datos, y de igual forma, gracias a su reciente auge, las formas de recopilar y almacenar datos, como también las herramientas de software, los conocimientos basados en datos son más accesibles que nunca para los profesionales de las empresas. Por lo tanto, en medio de la competencia global, existe una gran oportunidad para tomar mejores decisiones administrativas mediante el uso de datos y análisis para aumentar los ingresos y reducir los costos al crear mejores productos, mejorar la experiencia del cliente y detectar el fraude antes de que suceda, mejorando la participación del cliente a través de orientación y personalización, todo con el poder del análisis y los datos.

Cada vez más empresas están preparando a sus empleados con los conocimientos de análisis empresarial para impulsar la eficacia y la eficiencia en sus procesos de toma de decisiones del día a día (Sharda, 2018).

2.1.2. Componentes de la ciencia de datos

Como se observa en la Figura 2.2, la ciencia de datos está conformada por diversos componentes, donde todos ellos tienen en común que requieren datos como entradas, y las salidas serán los hallazgos que permitan resolver preguntas y entender diversos problemas.

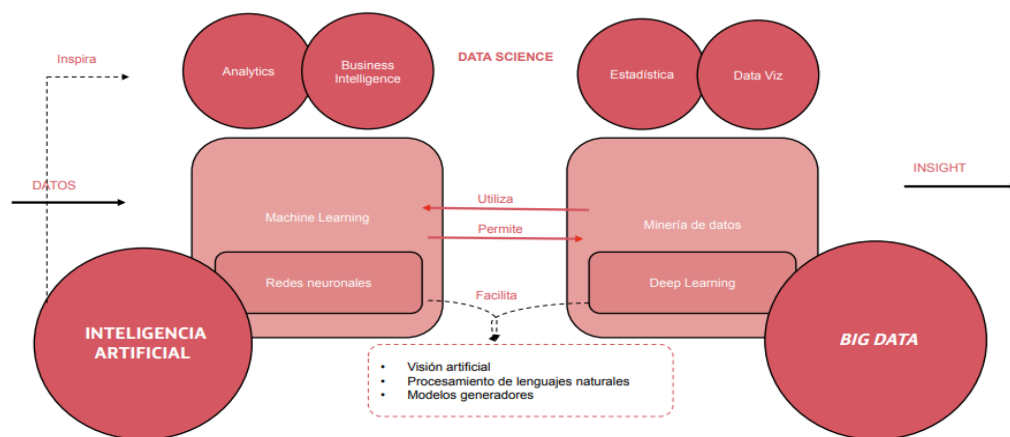


Figura 2.2: Ciencia de Datos.

Fuente: Ontiveros (2017).

Minería de datos: proceso que intenta descubrir patrones a partir de conjuntos de datos y que utiliza, por ejemplo:

- Computación
- Manejo de datos e inteligencia artificial
- Aprendizaje automatizado (*machine learning*)
- Matemáticas
- Estadística, distancias, etc.

Inteligencia artificial (IA): se refiere a sistemas o máquinas que imitan la inteligencia humana para realizar tareas y pueden mejorar iterativamente a partir de la información que recopilan. Su objetivo es mejorar significativamente las capacidades y contribuciones humanas. Eso la convierte en un activo empresarial muy valioso (Oracle, 2022). La IA se manifiesta de varias formas. Algunos ejemplos son:

- Los *chatbots* utilizan la IA para comprender más rápido los problemas de los clientes y proporcionar respuestas más eficientes.
- Los asistentes inteligentes utilizan la IA para analizar información crítica proveniente de grandes conjuntos de datos de texto libre para mejorar la programación.
- Los motores de recomendación pueden proporcionar recomendaciones automatizadas para programas de TV según los hábitos de visualización de los usuarios.

Aprendizaje automatizado (*machine learning*): campo de estudio que nace a partir de la inteligencia artificial, la cual está basada en algoritmos matemáticos y automatización (SAS, 2023). Es la ciencia que da a las computadoras la capacidad de “aprender” e ir mejorando su desempeño en una determinada tarea de manera similar como lo hace el aprendizaje humano (Mitchell, 1997).

Datos masivos (*big data*): El término hace referencia a la aparición y el aprovechamiento de grandes volúmenes de datos que, si bien algunos de ellos existían antes, nunca hasta ahora se habían contemplado como una fuente de valor para las empresas. Adicional, está

posicionado como una de las grandes revoluciones tecnológicas que están sucediendo hoy en día (Ontiveros, 2017).

Aprendizaje profundo (*deep learning*): área de la investigación del *machine learning* que utiliza datos para modelar abstracciones complejas (SAS, 2023).

Analítica de textos: proceso de examen de datos no estructurados para obtener hallazgos de negocios clave (SAS, 2023).

Visualización de datos: presentación de los datos en un formato pictórico o gráfico para que se puedan comprender con facilidad, y, por lo tanto, agilice el análisis de la información (SAS, 2023).

Reconocimiento de patrones: tecnología que reconoce patrones en datos (a menudo se usa de modo intercambiable con el machine learning) (SAS, 2023).

Preparación de datos: proceso de convertir datos crudos a otro formato de modo que se puedan consumir con mayor facilidad (SAS, 2023).

2.1.3. Definición de analítica e inteligencia de negocios

La analítica enfocada a empresas (*business analytics*) es el proceso de análisis de datos mediante métodos estadísticos y cuantitativos para tomar decisiones que contribuyan a mejorar los resultados de los negocios (Alteryx, 2022), así como también describe Sharda (2018) como el proceso de desarrollar decisiones procesables o recomendaciones para acciones basadas en conocimientos generados a partir de datos históricos.

La analítica no solamente es aplicada a negocios, sino a muchas otras instancias e inclusive existen otras áreas donde se pueda aplicar, aunque dicho trabajo vaya a estar enfocado en una cuestión de naturaleza empresarial (Escobar, 2021).

Inteligencia de negocios (*business intelligence*): se refiere al conjunto de tecnologías y herramientas empleadas para recopilar, analizar e interpretar grandes cantidades de datos dentro de una organización con el fin de facilitar la toma de decisiones informadas e impulsar el rendimiento comercial, así como también a las organizaciones le ayuda a identificar patrones, tendencias y correlaciones que pueden aprovecharse para obtener una ventaja competitiva (Ontiveros, 2017).

La distinción entre analítica e inteligencia de negocios radica en que la inteligencia de negocios se enfoca en el análisis descriptivo, que se compone del análisis de datos históricos y actuales, incluyendo estadísticas e información diversa para observar y comprender el estado actual de la situación del negocio y así decir cómo y qué hacer con los problemas (Escobar, 2021).

La inteligencia de negocios está más relacionada con la creación e interpretación de reportes que traigan consigo una entrega de conclusiones, que son compartidos con los encargados de la toma de decisiones, que, a su vez, es un subconjunto de la analítica empresarial, donde se centra en generación de informes, visualizaciones y paneles de control que ayudan a los líderes empresariales a utilizar fácilmente los datos y encontrar hallazgos (Jimenez, 2014).

La analítica responde el por qué ocurren determinados eventos, tendencias o patrones que marcan el funcionamiento del negocio. Así los expertos en analítica son proveedores de información para la coordinación, evaluación y optimización interna de la empresas, mientras que un experto en inteligencia de negocios, toma la información generada por los expertos en analítica y la convierte en decisiones estratégicas para su negocio, dicho esto, se concluye que la inteligencia de negocios muestra solamente los datos del pasado, es decir, sucesos o eventos que ya sucedieron, mientras que la analítica usa los mismos datos del pasado para predecir lo que va a suceder, permitiendo tomar decisiones que se anticipan a lo que va a ocurrir.

Quienes realizan inteligencia de negocios deben tener una comprensión profunda de la analítica, para extraer el máximo de la información. Mientras los expertos en análisis de negocios deben tener, además del conocimiento de los entretelones del negocio, la capacidad de diseñar e implementar métodos y algoritmos de programación para generar la información, considerando las proyecciones de todas las variables de datos disponibles (Escobar, 2021).

Por lo tanto, la analítica no implica una referencia a la inteligencia de negocios, aunque ambas son complementarias.

Se puede observar en la Figura 2.3 que la inteligencia de negocios incluye tanto el acceso a los datos y la generación de informes, como la analítica, donde cada uno de estos enfoques se ocupa de una gama de aspectos relativos a las actividades de negocio de la organización.

Las problemáticas que la analítica puede responder representan el extremo de este espectro de más valor y más proactivo.

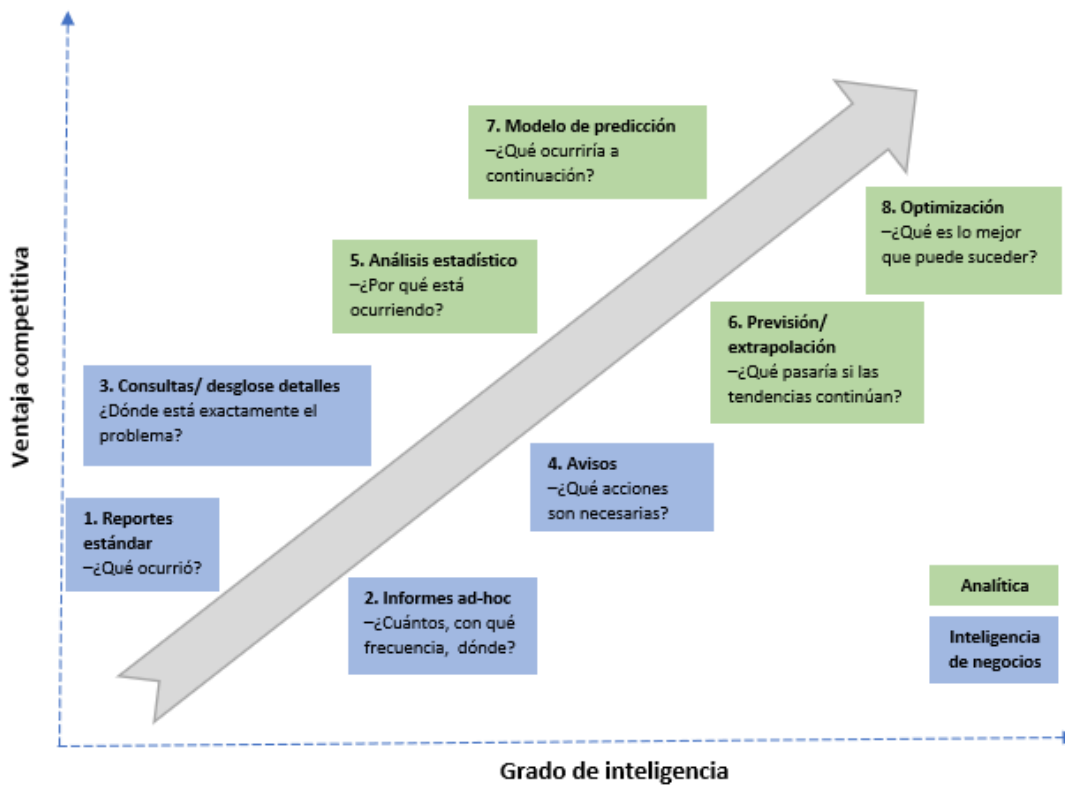


Figura 2.3: Inteligencia empresarial e inteligencia analítica.

Fuente: Elaboración propia, basado en Davenport (2007).

En la actualidad, para aplicar la analítica en los negocios, las empresas recurren a las tecnologías de la información, pues la gama de *software* de analítica parte desde herramientas estadísticas y de optimización en hojas de cálculo (como Excel), a paquetes de software estadístico (por ejemplo, Minitab), a programas complejos de inteligencia empresarial (SAS, Cognos, Business Objects), a aplicaciones de predicción sectoriales (Fair Isaac), y a los módulos de reporte y de analítica de los principales sistemas de gestión empresarial, como SAP y Oracle.

Asimismo, Davenport (2007) concluye que unas buenas aptitudes analíticas exigen también la presencia de unas buenas aptitudes para la gestión de la información que integren, extraigan, transformen, y accedan a los datos transaccionales del negocio, haciendo la distinción de que equiparar a la analítica con la tecnología constituiría un error, ya que son los

aspectos humanos y organizacionales de la competencia basada en la analítica los que son diferenciadores en la industria.

2.1.4. Diferencias entre analítica empresarial y analítica de datos

Escobar (2021) menciona que el proceso de la analítica de datos y de la analítica empresarial comparten los mismos procesos, ya que ambos utilizan métodos estadísticos y cuantitativos para obtener conclusiones. Si bien, la analítica de datos se puede utilizar en una gran variedad de situaciones, la analítica empresarial se encarga exclusivamente de mejorar los procesos y resultados comerciales.

El hecho es que ambos persiguen mejorar la operatividad de las empresas. Ambos se dedican a analizar datos brutos para convertirlos en información útil a la cual se le aplicarán métricas, y ambas orientan a tomar decisiones basadas en datos.

Sin embargo, existen diferenciadores entre ellas, ya que la analítica comercial se orienta sobre todo a usos puramente empresariales, mientras que la analítica de datos es más amplia, e incluye tanto a la inteligencia de negocios, como a la elaboración de informes de todo tipo.

2.1.5. Papel de la ciencia de datos en la analítica empresarial y analítica de datos

La ciencia de datos y la analítica empresarial comparten la actividad que implica la recopilación de datos, el modelado y la obtención de puntos relevantes a partir de los datos, pero suele suponer la formulación de preguntas más amplias y generales que no están específicamente relacionadas con la actividad comercial.

Por ejemplo, si una persona abre una cafetería, la ciencia de datos puede ayudarla a responder preguntas como las siguientes: “¿Cuál es la demografía típica del consumidor de café promedio?” y “¿En qué mes del año se vende más café?”.

Cabe mencionar que muchas personas tienden a referirse a la analítica empresarial, cuando en realidad se están refiriendo a ciencia de datos (Ontiveros, 2017). La confusión es comprensible, pues ambas disciplinas recopilan datos, elaboran modelos y sacan conclusiones, pero la principal diferencia entre ambas estriba en que el término “ciencia de

datos” es más amplio y responde a cuestiones relacionadas con las preferencias del público objetivo y otros factores externos. Por su parte, la analítica empresarial se relaciona más con asuntos estrictamente relativos al negocio, como precios, volumen, costos o beneficios. Por lo tanto, la ciencia de datos estudia datos y la analítica empresarial estudia datos empresariales (Escobar, 2021).

Barton (2012) menciona la probabilidad de que la analítica se convierta en un activo competitivo decisivo en muchas industrias y un elemento central en los esfuerzos de las empresas para mejorar el rendimiento, de igual forma menciona suponer que lo único que importa es adquirir el tipo correcto de datos masivos sería un error. También es esencial desarrollar herramientas de análisis que se centren en los resultados comerciales y que sean relevantes y fáciles de usar para todos, desde la alta dirección hasta la primera línea. Eso requiere transformar la cultura y las capacidades de su organización, no apresuradamente a la acción, sino en un esfuerzo deliberativo para integrar los datos masivos en la estructura de las operaciones diarias.

2.1.6. Desafíos de la analítica empresarial

Lograr que los equipos de liderazgo o directivos de una organización se sumen a una estrategia de analítica empresarial puede ser un desafío, por lo que es importante comunicarla y presentarla como un complemento necesario de otras estrategias, promocionando que las decisiones sean tomadas en cuenta en mayor medida con base en datos cuantitativos.

Es posible que también sea necesario convencer al departamento de tecnologías de la información (TI) de cada empresa si ésta no está dispuesta a cambiar la infraestructura tecnológica actual y abandonar las herramientas existentes.

Como requerimiento, será necesario que los usuarios finales se interesen y se comprometan a dedicar el tiempo necesario para la comprensión de las herramientas, la información, y tener el soporte por alguien con un puesto de liderazgo dentro de la compañía o una cultura empresarial que esté interesado en tomar decisiones con datos (Escobar, 2021).

2.1.7. Perfil y fundamentos en la analítica empresarial

Los analistas empresariales deben ser personas curiosas, con alta atención al detalle, que al mismo tiempo busquen apoyar a que los negocios y empresas tomen decisiones puntuales y mejores sustentadas con datos. De igual forma deben ser personas que logren entender los problemas que enfrentan y sepan solucionarlos (Jimenez, 2014).

Una buena habilidad que también debe poseer un profesional de este rubro es la comunicación efectiva, pues debe tener la capacidad de plasmar correctamente lo que se quiere solucionar, cómo se llevará a cabo, y especialmente explicar el porqué, expresando adecuadamente sus ideas y conclusiones a los encargados de la toma de decisiones y a los líderes empresariales (IBM, 2022).

Cabe mencionar que el deber ser de la analítica empresarial es comprender lo que funciona, lo que no funciona y sus motivos, para después utilizar esa información y ser capaz de definir la estrategia comercial, con el fin de obtener mejores resultados partiendo de la comprensión del problema que se desea resolver, el acceso a la información y la correcta forma de interpretarla y utilizarla analizando los datos con el método cuantitativo adecuado para llegar a una conclusión sobre cómo resolver el problema que genere resultados del negocio favorables (Escobar, 2021).

2.1.8. Analítica para resolver problemáticas empresariales

La Universidad Inesdi (2022) con sede en Madrid, España, especializada en mercado y negocios digitales, quienes cuentan con una amplia variedad de maestrías en temas referentes a la ciencia de datos, describen los principales métodos cuantitativos que son empleados para la resolución de problemas en las empresas desde una perspectiva en analítica empresarial.

La Figura 2.4 muestra los grados medibles en los que infiere la analítica para el entendimiento de eventos, tendencias y patrones que radican en los negocios, el cual se divide en dos niveles: el retrospectivo, que responde las preguntas ¿Qué ha pasado?, ¿Por qué ocurrió?, y ¿Qué pasará?, cabe mencionar que la inteligencia de negocios radica principalmente por el lado del análisis descriptivo; mientras que el segundo se debe a un enfoque de prospectiva, es decir, centrado en la decisión del ¿Qué debo hacer?.

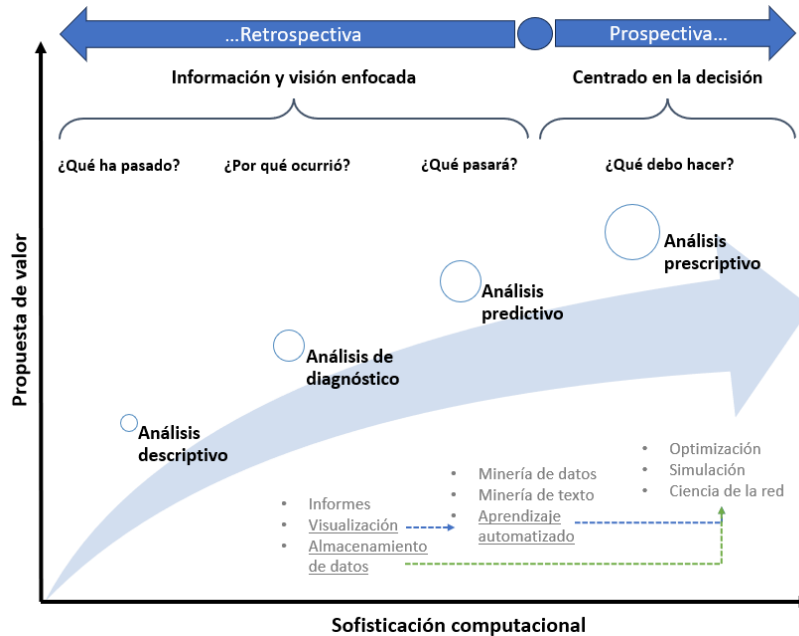


Figura 2.4: Propuesta de valor de la analítica empresarial.

Fuente: Elaboración propia, basado en Delen (2018).

- **Analítica descriptiva**

Se usa para identificar patrones y tendencias, los datos analizados son históricos e indicadores clave de rendimiento (KPI) relevantes. Permite obtener una visión general de lo ocurrido en el pasado, lo que sucede en el presente y busca comprender las tendencias a futuro (Inesdi, 2022).

- **Analítica diagnóstica**

Se enfoca en el rendimiento pasado de la empresa con el fin de identificar los elementos que influyen en las tendencias esperadas, así como también se puede llevar a cabo para hallar la causa de un problema determinado, como puede ser una disminución en el número de clics en una tienda de comercio electrónico en determinado producto (Inesdi, 2022).

- **Analítica predictiva**

Se ocupa de evaluar los resultados obtenidos por una empresa para predecir su futuro, empleando herramientas de aprendizaje automatizado, al igual que tomando los datos

previamente obtenidos mediante la analítica descriptiva, para concretar con un análisis de datos históricos y actuales para predecir resultados futuros (Inesdi, 2022).

Este tipo de analítica es común en los equipos de mercadotecnia y ventas, con lo cual logran predecir el comportamiento de los clientes o de las estrategias comerciales.

- Analítica prescriptiva

Dictamina la forma en que una empresa deberá comportarse en el futuro ante diversas situaciones, utilizando resultados predictivos y descriptivos para determinar qué acciones se deben tomar (Inesdi, 2022).

Como lo puede ser cuando el uso de un servicio disminuye, y mediante este análisis se puede sugerir un ajuste de este para revitalizarlo.

Como conclusión del segundo capítulo, se logra entender que durante la década de 1970, el enfoque predominante en sistemas de información se centraba en proporcionar informes estructurados para la toma de decisiones empresariales. A medida que las empresas creaban informes rutinarios sobre eventos pasados, surgió la necesidad de sistemas más sofisticados, mismos que con el paso de los años y el aumento de los datos, así como también del procesamiento, se introdujo la minería de datos y texto para descubrir conocimientos útiles.

En la década de 2010, la expansión del internet generó nuevos flujos de datos, dando origen al término "*big data*". Esto facilitó el acceso a datos y análisis, brindando oportunidades para mejorar la toma de decisiones y eficiencia en las empresas, haciendo que la capacitación en análisis empresarial se volviera común.

La analítica empresarial implica el uso de métodos cuantitativos y estadísticos para tomar decisiones basadas en datos históricos, mientras que la inteligencia de negocios se enfoca en análisis descriptivos y reportes. La analítica predice eventos futuros, mientras que la inteligencia de negocios se basa en eventos pasados.

La ciencia de datos y la analítica empresarial comparten la recopilación y modelado de datos, pero tienen aplicaciones más amplias. Lograr la adopción de estrategias de analítica empresarial requiere comunicación efectiva e inclusive cambios en la infraestructura tecnológica de una empresa.

3. Metodología

3.1. Metodología de la investigación

Durante el periodo comprendido de noviembre 2022 a junio 2023 se diseñó la propuesta del módulo de profundización en analítica e inteligencia de negocios para la carrera de ingeniería industrial, en la Facultad de Ingeniería. En la Figura 3.1 se puede observar la secuencia de actividades llevadas a cabo.

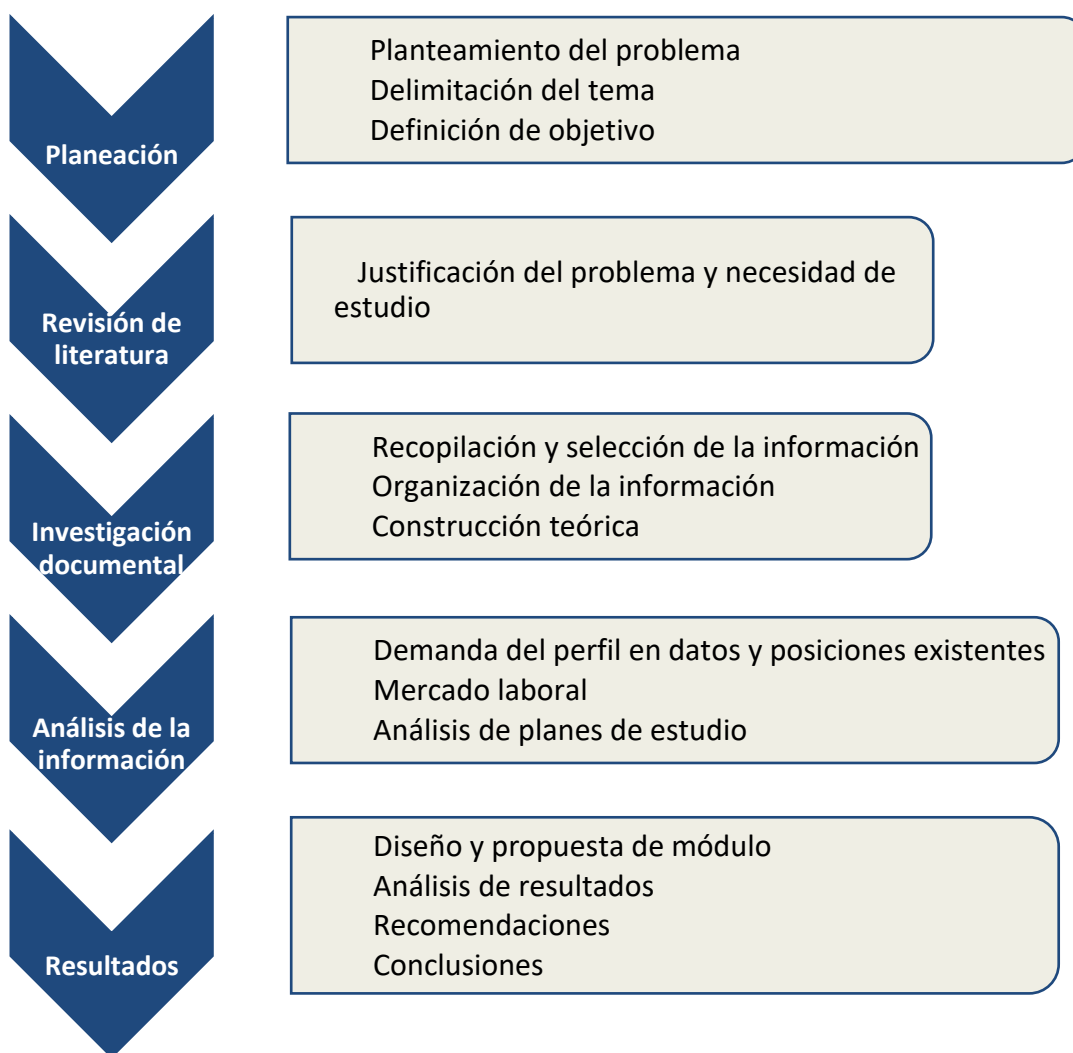


Figura 3.1: Metodología de investigación.

Fuente: Elaboración propia, basado en Hernández (2014).

3.2. Planeación

La metodología parte de cinco rubros, comenzando por la planificación, en la cual se inició identificando una oportunidad para el desarrollo académico del ingeniero industrial en el campo de la ciencia de datos, trascendiendo al planteamiento del problema, donde al mismo tiempo se delimitó el tema y se definieron los objetivos del estudio.

3.3. Revisión de literatura

Para justificar el planteamiento del problema propuesto y la necesidad del estudio, fue necesario consultar artículos científicos referentes al futuro en la formación académica de la ingeniería industrial en analítica, y acerca de la creación de planes de estudio para ingenierías, los cuales fueron consultados en Scopus (repositorio bibliográfico de resúmenes y citas de artículos de revistas científicas) mediante la extensión que la Biblioteca Digital UNAM ofrece su sitio web.

3.4. Investigación documental

Una vez justificado el planteamiento del problema con publicaciones científicas comenzó el desarrollo teórico del estudio, donde fue necesario consultar fuentes confiables y fidedignas de diferentes libros, libros electrónicos, páginas web de reconocidas empresas en la industria, blogs y publicaciones en internet, planes de estudio de diferentes universidades, entre otras.

3.5. Análisis de la información

Gracias a la selección y organización de la información, fue posible describir la demanda de los perfiles en la industria que trabajen con datos, así como también estudiar el mercado laboral para dichos perfiles, pasando por entender las oportunidades que tienen las y los ingenieros industriales trabajando con datos y qué es lo que les podría ayudar en cuanto a cursos en la carrera, donde se llevó a cabo una comparativa sobre las ofertas académicas referentes al manejo de datos en universidades de México y de otras universidades del mundo.

3.6. Resultados

Partiendo del análisis de las asignaturas en torno a los datos que son enseñadas en otras universidades y carreras, se realizó un análisis en donde se puede observar que la ingeniería industrial tiene suficientes bases matemáticas y estadísticas para comprender y llevar a cabo

asignaturas en analítica e inteligencia de negocios, lo cual permite que se haga la propuesta del diseño del módulo de profundización, el cual contiene asignaturas seleccionadas a partir de lo que es enseñado en otras universidades y licenciaturas en México.

4. Presencia de datos en el mundo industrial

Los datos han estado en un constante crecimiento en términos de valor, no quiere decir forzosamente que la información cada vez es más costosa, sino que cada vez se exploran mayores posibilidades de lo que una persona, compañía o institución pudiera hacer con ella, por lo tanto, se han estado creando e implementando herramientas y softwares para gestionar los datos, ya que se necesita generarlos, almacenarlos, limpiarlos, organizarlos, y lo más importante, analizarlos (Hernández, 2019).

Acorde a la infografía que comparte anualmente Domo, Inc., una empresa estadounidense que se especializa en software de inteligencia de negocios y visualización de datos, quienes se han dedicado los últimos 10 años a actualizar su conocida infografía “*Data Never Sleeps*” (los datos nunca duermen), y transmitir hallazgos interesantes acerca de la digitalización en el mundo, como el hecho de que se ha incrementado la aplicación de herramientas digitales para satisfacer las necesidades de las personas, así como también en el mundo empresarial.

Algunos de los datos duros que se aprecian a continuación en la Figura 4.1 comienzan con el porcentaje de personas en el mundo que tienen acceso a internet: 63%, número que llevado a cantidades absolutas serían 5 miles de millones de seres humanos, de los cuales el 93% (4.65 miles de millones) tienen usuarios en redes sociales, así que la cantidad total de datos calculada en el año 2022 es de 97 zettabytes, del cual esperan que incremente a 181 zettabytes hacia el 2025 (DOMO, 2022).

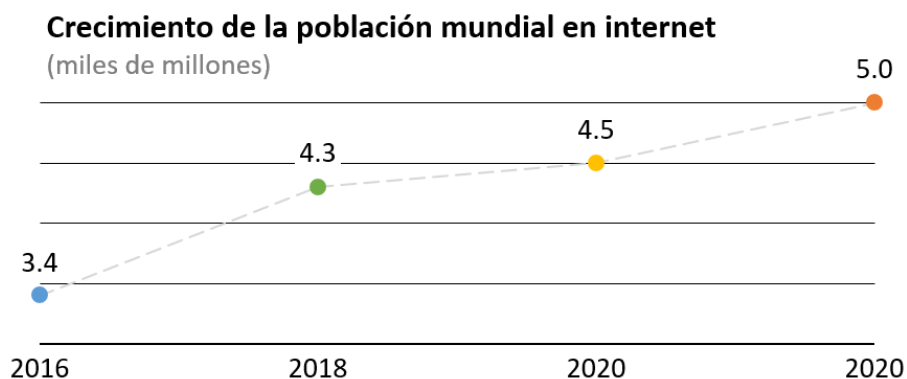


Figura 4.1: Crecimiento de la población global de internet.

Fuente: Elaboración propia, basado en DOMO (2022).

En las gráficas de la Figura 4.2 se muestra el crecimiento que ha tenido el tráfico de información en las principales redes sociales y actividades cotidianas, como el correo electrónico, del año 2013 al 2022, donde se logra resaltar que en un minuto del día se realizaron 5.9 millones de búsquedas en Google en el 2022, mientras que en el 2013 se llevaban a cabo 2 millones por minuto (DOMO, 2022).

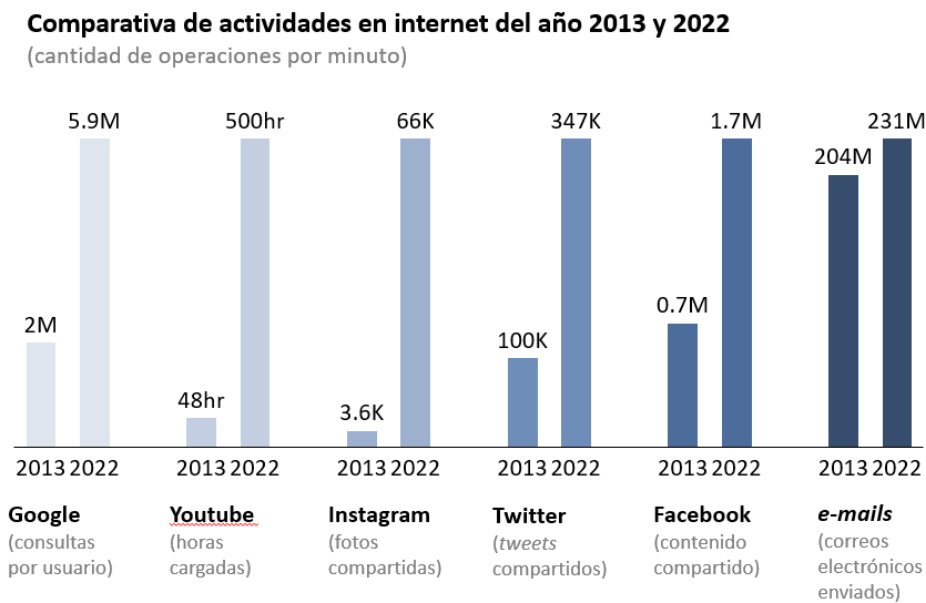


Figura 4.2: Comparativa de infografía “Los datos nunca duermen” 2013 y 2022.

Fuente: Elaboración propia, basado en DOMO (2022).

Considerando la actividad que realizan esa cantidad de personas y la frenética cantidad de datos que se están generando minuto a minuto, hace que sea necesario tener las soluciones y la infraestructura adecuada para poder almacenar y administrar toda la información generada, al igual que el requerimiento de que existan personas capacitadas que puedan llevar a cabo análisis de datos y además los puedan aplicar a la sociedad, para del mismo modo satisfacer necesidades en los próximos años.

Acumular los datos en la actualidad resulta ser una actividad sencilla, pero lo que se torna complejo es poder procesarlos para obtener hallazgos significativos para los negocios y según sea la aplicación de estos, sin embargo, hasta hace unos años no se tenía la posibilidad de compilar cantidades masivas de datos.

Existe una rama de la ciencia de datos llamada aprendizaje automatizado (*machine learning*), el cual es una forma de inteligencia artificial (IA) que permite a un sistema aprender de los datos en lugar de aprender mediante la programación explícita, el cual utiliza una variedad de algoritmos para aprender iterativamente de los datos para mejorar, describir datos y predecir resultados, y a medida que sus algoritmos ingieren más datos, le permite llevar a cabo un entrenamiento con lo que se hace más posible producir modelos más precisos, así que cada vez que alguien quiera ingresar datos de entrada en un modelo de aprendizaje automatizado recibirá una predicción basada en los datos que entrenaron al modelo (Hurwitz, 2018).

A finales de la década de los años 90's el campo del aprendizaje automatizado empezó a tomar entidad autónoma, así como también la capacidad de trabajar con cantidades inmensas de datos se hizo más asequible y la irrupción social de internet se encargó de lo demás, generando como consecuencia una democratización de estas técnicas, y con ello, altas demandas de los científicos de datos (Jiménez, 2020).

4.1. Demanda del perfil

Considerando las grandes cantidades de datos que existen y continúan generándose actualmente, significa que cada vez la necesidad de que existan perfiles de índole analíticos en cuestión de manejo de información se vuelve mayor, ya que se requieren conocimientos estadísticos que un programador no suele tener, y conocimientos informáticos que un estadístico no suele emplear (Jiménez, 2020).

En el artículo “*Where do Data Scientists Come From?*”, Lindner (2018), lleva a cabo un interesante estudio donde resume la práctica de los científicos de datos con datos, listando en dónde laboran, qué puesto laboral tienen y cuáles son sus niveles académicos.

4.1.1. Nivel académico

El autor Lindner (2018) comenzó cuestionando ¿Cuál es el nivel académico más alto alcanzado de aquellas personas que trabajan como científico de datos o posiciones similares?, resultando en que dichas posiciones incluyeron al ingeniero de datos, ingeniero de software, analista de datos, e ingeniero de aprendizaje automatizado, y que se pueden apreciar en la Figura 4.3, de los cuales se apoyaron del sitio web *indeed.com* (plataforma #1

de búsqueda de empleo de acuerdo con sus visitas totales según Comscore, empresa global de investigación de audiencias digitales, septiembre 2021) para considerarlas.

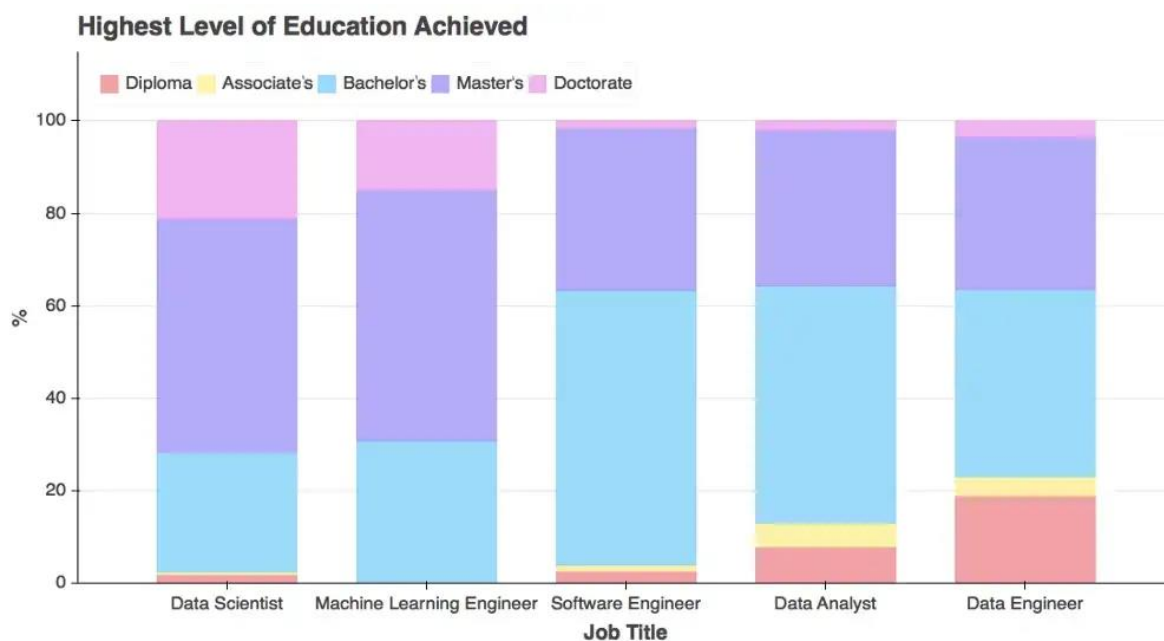


Figura 4.3: Mayor nivel de educación alcanzado (*Highest level of education achieved*).

Fuente: Lindner (2018).

Como se aprecia en la Figura 4.3, los científicos de datos (*data scientist*) poseen el promedio académico más alto, donde un poco más del 20% poseen doctorados, alrededor del 50% maestría, 25% licenciatura y 5% el resto (diplomados y cursos), aunque no es requerido tener un doctorado para ser un científico de datos; otro hallazgo interesante es que los ingenieros de aprendizaje automatizado es la única posición donde el grado mínimo es la licenciatura, en cuanto al ingeniero de software, analista de datos, e ingeniero de datos, se aprecia que el porcentaje de maestrías y doctorados son casi iguales, lo que varía en su mayoría es el porcentaje de licenciaturas, diplomados y cursos.

4.1.2. Campo de estudio

En la Figura 4.4 se muestra cómo los roles laborales en cuestión son flexibles en cuanto a sus aplicaciones, ya que son aplicables a la computación, ingeniería, negocios/economía, matemáticas/estadística, ciencias naturales, ciencia de datos, ciencias sociales, y otros.

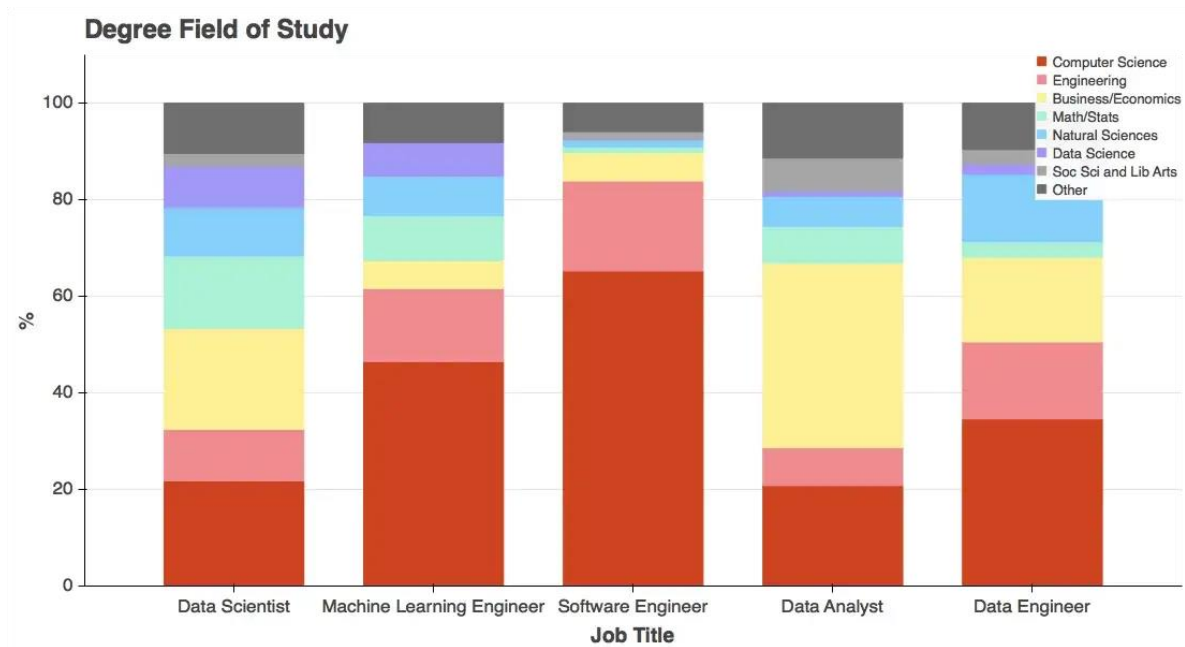


Figura 4.4: Campo de estudio del grado (*Degree field of study*).

Fuente: Lindner (2018).

Por lo que se logra apreciar en la Figura 4.4, el científico de datos es el más diverso entre la distribución de los campos de estudio, donde la mayoría labora en negocios/economía y computación, pero no existe un campo que domine como en el caso de las demás posiciones, que en su mayoría prevalece la computación, especialmente por el ingeniero de software, y salvo por el analista de datos que en su mayoría la aplicación es en negocios/economía. Otro hallazgo interesante es el hecho de que los analistas de datos, quienes tienen un historial académico más diverso, difieren del científico de datos ya que está más inmerso en negocios, economía, ciencias sociales, y menos en matemáticas, estadística y ciencias naturales (Lindner, 2018).

4.1.3. Antecedentes laborales

Respondiendo a la pregunta “¿Qué títulos empresariales tenían los científicos de datos antes de dedicarse a la ciencia de datos?”, se menciona en el artículo, que aproximadamente el 25% de la muestra tenían el mismo título en su puesto anterior que en el actual (Lindner, 2018), y de mismo modo, se logran ver los resultados en la Figura 4.5 a ese cuestionamiento.

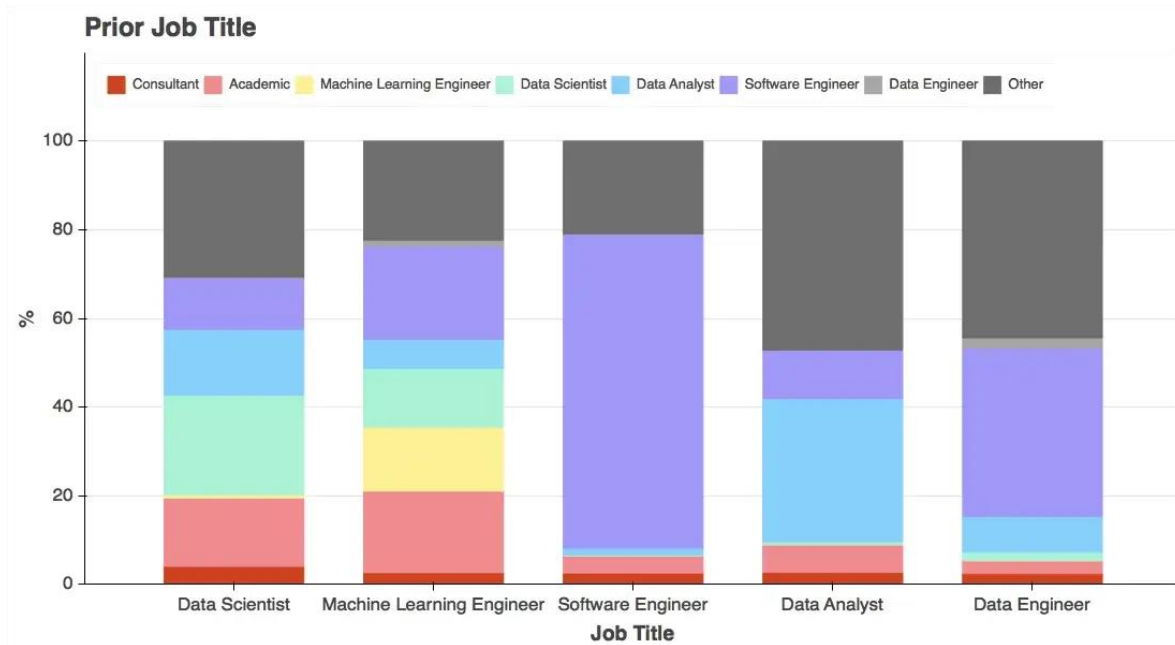


Figura 4.5: Título de trabajo anterior (*Prior job title*).

Fuente: Lindner (2018).

Acorde a la Figura 4.5, los ingenieros de software se encuentran desempeñando laboralmente con el mismo título a su empleo anterior (71%), y muy probablemente se deba a la relativa madurez del campo de la ingeniería de software en comparación con la ciencia de datos, que ni siquiera tenía su propio título hasta hace relativamente poco tiempo.

Los académicos (empleado de una universidad, o investigador en un entorno académico) tienen un buen porcentaje de participación antes de desempeñarse como científicos de datos o ingenieros de aprendizaje automatizado, ya que también es probable que los estudiantes de posgrado en particular hayan ocupado tales puestos.

La ciencia de datos es relativamente nueva, y eso posiblemente indique que en la mayoría de las posiciones hay una participación significativa en "otros".

4.1.4. Trabajo previo y diferente de los científicos de datos

En la Figura 4.6 se observa que es más probable que los científicos de datos, ingenieros de aprendizaje automatizado y los ingenieros de software comiencen directamente desde la academia. Muchos de los "otros" trabajos anteriores no están relacionados, como empleados

de tiendas y otros puestos que las personas a menudo pueden ocupar mientras completan sus títulos universitarios.

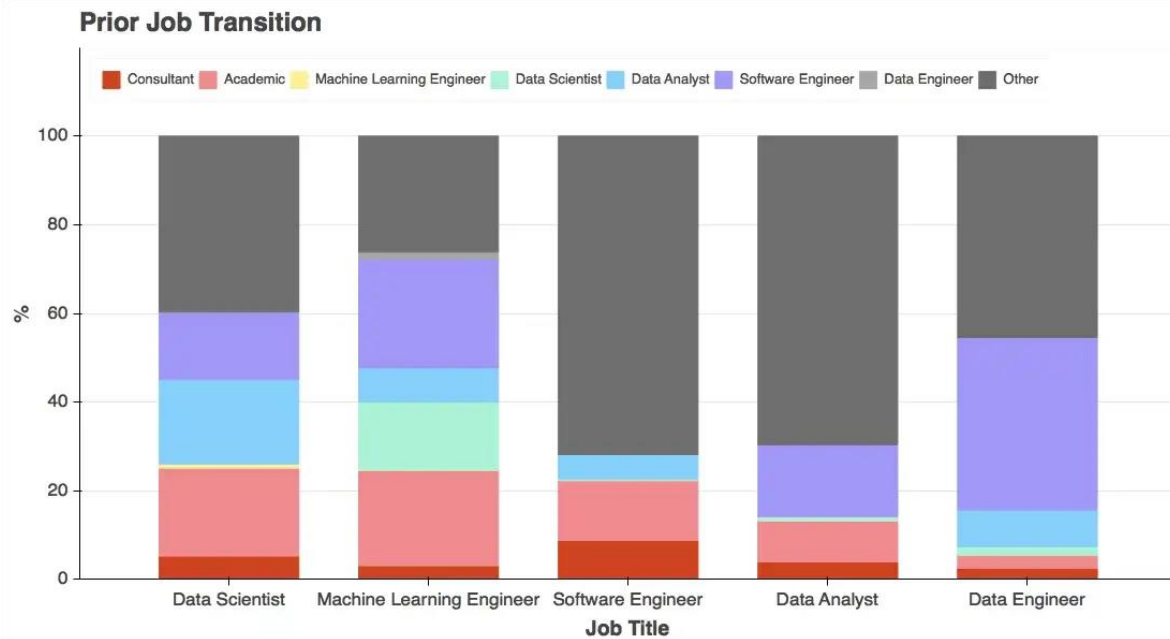


Figura 4.6: Transición laboral previa (*Prior job transition*).

Fuente: Lindner (2018).

Muchos roles hacen la transición a científicos de datos o ingenieros de aprendizaje automático, pero rara vez hay científicos de datos e ingenieros de aprendizaje automático que hacen la transición a cualquiera de los otros roles. También se observa un fenómeno interesante que habla de cómo los individuos se mueven y progresan a través de cada rol.

La conclusión más contundente del presente artículo es que los científicos de datos vienen de todas partes (académicamente hablando), aunque predominen las personas con maestrías y doctorados, hay alrededor del 25% que provienen de licenciaturas, e incluso se pueden dar casos de gente que de manera autodidacta se capacita en temas de análisis de datos mediante videos o cursos en internet. De igual forma, se observa que ningún campo de estudio parece dominar la ciencia de datos en este momento; por el contrario, vemos una gran diversidad de antecedentes para los científicos de datos, especialmente en comparación con campos como la ingeniería de software. Además, vemos una gran cantidad de personas que pasan de otras funciones tecnológicas, como la ingeniería de software y analistas de datos, a la ciencia de datos.

Si bien, los ingenieros de aprendizaje automatizado reflejan a los científicos de datos en sus niveles de rendimiento académico, parecen estar más enfocados en los antecedentes de ingeniería y es más probable que hayan dejado el rol de ingeniero de software. Los ingenieros de datos también se enfocan más en la ingeniería, pero tienden a tener niveles más bajos de grado en comparación con los otros roles del estudio.

Aquellas personas que deseen dedicarse a la ciencia de datos podrían aumentar su probabilidad de llevarlo a cabo mediante los posgrados, ya que sigue siendo la forma dominante en que los científicos de datos ingresan al campo.

Los ingenieros de software y los analistas de datos parecen hacer la transición a roles de ciencia de datos con bastante regularidad y representan una parte sustancial de los nuevos científicos de datos. Los futuros reclutadores de empleo también deberían considerar estas rutas, aunque los científicos de datos son diversos en su educación y la mayoría tiene un título avanzado de algún tipo, no hay un campo que domine el mercado laboral. Eso sí, la mayoría tiene una formación técnica, aunque el 5% proviene de ciencias sociales, y algo que llama la atención es el hecho de que hay un 9% de científicos de datos que concretamente estudiaron ese ramo, pero lo interesante es que hasta hace no mucho no habían programas universitarios en este campo (Jiménez, 2020).

Los científicos de datos tienen un perfil poco común en el mercado y requerido en casi todas las empresas. El reclutamiento de este capital humano representa un reto porque no hay muchos lugares para formarse en esta área, ya que es poca la oferta académica y la demanda de científicos de datos o afines hacen complicado el reclutamiento, además coinciden especialistas que encontrar un profesionalista con este perfil puede llevar hasta 4 meses (Hernández, 2019), por lo que se sugieren estrategias de vinculación con universidades. Dicho lo anterior, empresas como IBM mejor optan por formar a sus propios científicos de datos, cuya formación puede ir desde los 6 meses hasta el año para un nivel básico, mencionando que “es una carrera que no tiene final porque todos los días están aprendiendo, los datos se generan todos los días e implican un aprendizaje continuo” (Roldán, citado por Hernández, 2019). Igualmente la empresa BBVA, como holding bancario demanda cada vez más analistas e ingenieros de datos, así como arquitectos en *big data*, que además de las capacidades técnicas antes mencionadas también tenga un entendimiento en economía, por lo tanto,

también ha dado importantes pasos para el impulso de talento mediante capacitación interna, ya que la sede en España de la compañía aspiró a tener 2,000 analistas avanzados dentro de la organización (BBVA Communications, 2022) porque les interesa impulsar el talento especializado en áreas de analítica y ser una organización basada en datos (*data-driven*) y parte de ello fue el lanzamiento de su iniciativa “*Young Data Professionals*”, un programa diseñado para reclutar y formar talento joven especializado en analítica avanzada, que además está presente en México y América Latina, donde precisamente buscan candidatos en carreras científicas como ingeniería, matemáticas o física, así como también de posgrados en *big data* o inteligencia artificial. Por si fuera poco, el grupo desarrolló un centro global de desarrollo para la creación de capacidades de inteligencia artificial llamado “*AI Factory*”, el cual integra a científicos de datos, ingenieros y desarrolladores de software, arquitectos de datos, así como traductores de negocio, cuyo rol es servir de puente entre las capacidades analíticas y las necesidades de negocio.

La Figura 4.7 muestra las habilidades más demandadas del momento en LinkedIn, al momento que González (2023) compartió las estadísticas y un análisis de la plataforma, mostrando que siete de las diez habilidades que más buscan las empresas pertenecen directamente a subcampos relacionados con la ciencia de datos.

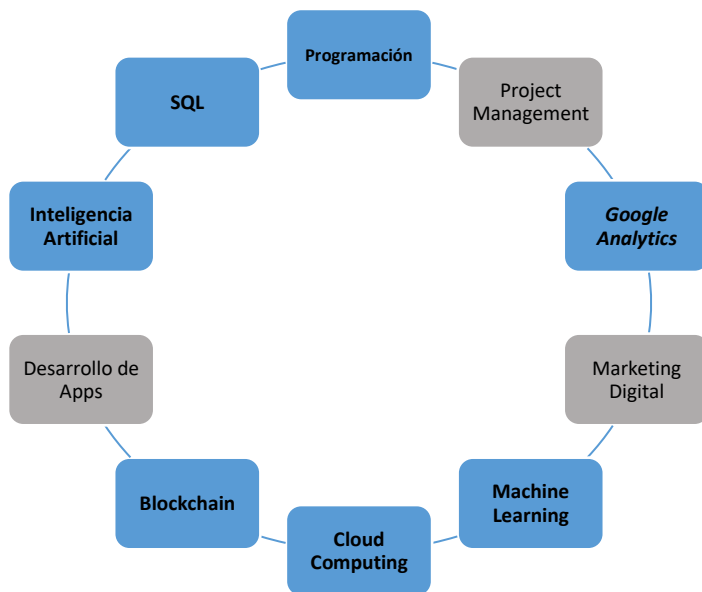


Figura 4.7: Habilidades más demandadas en LinkedIn (enero de 2023).

Fuente: González (2023).

4.2. Mercado laboral

Los sueldos, como en general en el mundo del desarrollo de software, cambian mucho dependiendo del lugar, las funciones y el empleador. Acorde al artículo elaborado por Hernández (2019) y publicado en el periódico mexicano El Economista, un científico de datos recién egresado puede ganar de \$25,000 a \$30,000 pesos mensuales (MXN), sin embargo, los ingresos mensuales de un especialista con más experiencia y certificado pueden llegar a los \$90,000, además, si ocupa un cargo como director de analítica, su sueldo puede rebasar los \$100,000 pesos.

Según el sitio Glassdor (portal de empleo en la web, donde además de consultar vacantes y acceder a ofertas laborales también se pueden explorar comentarios de los trabajadores y consultar salarios entre otros indicadores), el sueldo base promedio para un científico de datos en la Ciudad de México, corresponde a \$423,420 (MXN) al año (Glassdor, 2023), aunque puede ser que el mercado vaya madurando con el tiempo y los salarios se ajusten a la oferta y la demanda. Lo interesante es que en el “Reporte del Mercado Laboral de TI 2022” realizado por Hireline (bolsa de trabajo especializada en perfiles referentes a la tecnología) en el año 2022, menciona a este perfil como el octavo lugar de los salarios promedios más altos de la industria de la tecnología y siendo de los que tuvieron mayores incrementos salariales en el último año, pasando de \$25,521 (MXN) mensuales al cierre del año 2020 a \$40,498 (MXN) en 2021, un incremento del 57%, el cual sobrepasa el salario promedio de un profesional de la tecnología con casi una tercera parte, el cual es de \$30,247 (MXN). Otros detalles a considerar son los conocimientos y roles, ya que entre más lenguajes de programación y herramientas analíticas maneje un perfil, mayores serán sus capacidades y campos de acción, agregando más valor al perfil, ya que los expertos en Python ganan en promedio \$26,292 (MXN) netos mensuales, SQL \$29,268 (MXN) y Java \$27,130 (MXN), también resulta interesante el salario considerando el nivel de inglés que posee el individuo, ya que éste se verá afectado por su dominio, el cual mejora la competitividad laboral, partiendo de un nivel básico el salario mensual promedio es de \$17,827 (MXN) netos, pasando a intermedio con \$26,408 (MXN), y por último, avanzado \$42,208 (MXN).

El sector financiero es el que más científicos de datos contrata. Sin embargo, la analítica es útil para cualquier empresa. El análisis de información sirve para los negocios, por ejemplo, la

industria de consumo necesita científicos de datos para saber qué productos compran más los clientes, en qué regiones del país o con qué tipo de tarjeta pagan. Todo parece indicar que en el futuro se seguirán necesitando científicos de datos que sean capaces de extraer el valor de toda la información que estamos generando (Pastor, 2019).

Los científicos de datos serán cada vez más importantes en el mercado laboral. “En el mundo hay una necesidad de científico de datos. Las empresas, organizaciones y gobiernos van a tener que administrar y gestionar sus datos para fundamentar sus decisiones. Ya se tiene la necesidad e irá en incremento conforme aumente la generación de datos” (Cabero, citado por Hernández, 2019).

4.3. Formación en ciencia de datos

Hace unos años no existían programas universitarios que ofrecieran títulos en ciencia de datos, porque tampoco había un consenso firme sobre dónde podría encajar el rol de un científico de datos en una organización, o cómo lograrían agregar el mayor valor y medir su desempeño, por lo tanto, el primer paso fue comprender lo que hacen en los negocios y empresas, preguntándose ¿Qué habilidades necesitan?, ¿En qué campos se encuentran más fácilmente esas habilidades?

Más que nada, lo que hacen es hacer descubrimientos con la información, identificar fuentes de datos, las unen con otras fuentes de datos potencialmente incompletas y limpian el conjunto resultante. Por lo tanto, en un panorama competitivo donde los desafíos siguen cambiando y los datos nunca se detienen, los científicos de datos ayudan a los tomadores de decisiones a pasar del análisis ad hoc a una conversación continua con los datos.

Hablando de las habilidades, a menudo logran ser creativos mostrando información visualmente y haciendo que los patrones que encuentren sean claros y convincentes. Ellos asesoran a ejecutivos y gerentes de producto sobre las implicaciones de los datos para productos, procesos, y decisiones

La razón por la cual es un “científico” es porque es un perfil experimental, ya que, por ejemplo, los físicos, también tienen que diseñar equipos, recopilar datos, realizar múltiples experimentos y comunicar sus resultados. Dicho lo anterior, la persona designada que puede llevar a cabo toda esa operación de datos e información tiene una combinación única, ya que

es un híbrido de hacker de datos, analista de información, comunicador y asesor, siendo un rol sumamente emergente, además de que en cuanto a habilidades duras poseen una base sólida de conocimiento matemático, en estadística, probabilidad y ciencias de la computación.

Varias universidades planean lanzar programas de ciencia de datos, sin mencionar los cursos que ya se están llevando a cabo.

Con base en la experiencia de que tiene la compañía IBM reclutando científicos de datos, la escasa formación no solo es en México, y por la misma razón existe la necesidad de que las empresas sean conscientes de la importancia de sus perfiles y colaborar con las universidades en la elaboración de programas de estudios para contribuir a su formación, inclusive ya existen ejemplos de dicha colaboración, ya que empresas como SAS han trabajado con el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM), la Universidad Anáhuac y la Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP) en la formación de científicos de datos (Hernández, 2019).

Los retos de acceder y estructurar grandes datos a veces dejan poco tiempo o energía para sofisticados análisis que involucran predicción y optimización (Davenport, 2012).

A diferencia de hace unas décadas, hoy en día ya existen opciones para formarse en el mundo de los datos, como lo puede ser mediante programas de Licenciatura, Posgrados, Diplomados, Cursos, que puede incluir modalidades que son completamente por internet, así como también hay casos de personas que se forman informalmente con grupos de estudio o con tutoriales en sitios web.

La empresa desarrolladora de software en analítica implementará en México su programa SAS Academy con el que certificará a científicos de datos con un curso de seis meses, con un costo de \$160,000 pesos por persona.

También existen una serie de certificados o acreditaciones que permiten avalar los conocimientos en ciencia de datos:

- Certified Analytics Professional (CAP)
- Cloudera Certified Professional: Data Scientist (CCP:DS)
- Open Certified Data Scientist (Open CDS)
- Ofrecidos por algunas empresas, como EMC: Data Science Associate (EMCDSA)

- Cursos de SAS
- Google Certified Professional Data Engineer
- IBM Data Science Professional Certificate (disponible en Coursera)
- Microsoft Certified Azure Data Scientist Associate.

Otro tema importante es la elección del lenguaje que se va a emprender o en los cuales se va uno a especializar, ya que puede ser una elección por necesidades técnicas o bien por preferencia personal.

Acorde a Glen (2020), hay cientos de lenguajes de programación dominan el mercado de la ciencia de datos y las estadísticas, donde Python, R, SAS y SQL son los más destacados y a continuación el desglose de cada uno:

- Python: Es el mejor para la programación general, análisis de datos, *deep learning* (aprendizaje profundo), actividades que se repite; es un software de carácter libre, por lo que es gratuito; es fácil de aprender, sobre todo para los ingenieros en software; su mayor ventaja es que es fácil de utilizar, el lenguaje es de propósito general y se emplea en distintas corporaciones, mientras que su desventaja es que requiere pruebas rigurosas (Glen, 2020).
- R: Sirve para análisis estadísticos, análisis de datos, pases sencillos de data; igualmente es *open source* o código abierto, por lo que es gratuito; su curva de aprendizaje puede ser relativamente sencilla si no hay experiencia previa programando con algún lenguaje; la ventaja es que se requiere una codificación mínima para modelos estadísticos, la desventaja, que está muy orientado a estadística y no tiene un propósito general el programa (Glen, 2020).
- SAS: Sirve para análisis estadísticos y análisis de datos; es de código cerrado, por lo que hay que pagar por la licencia del software, aunque hay ediciones gratuitas para universidades; es fácil de aprender, especialmente si ya se tienen conocimientos en SQL; como ventaja es muy confiable, seguro y estable, la desventaja es que es costoso (Glen, 2020).
- SQL: Funciona para manipular bases de datos, hacer consultas con la información y extraer datos; existen versiones de paga y gratuitas; el nivel básico es fácil de aprender y se requiere cierta curva de aprendizaje para tareas más complejas; como ventaja es

muy legible, y como desventaja no cumple propósitos generales, es muy específico, así como también cuenta con una capacidad limitada (Glen, 2020).

La Figura 4.8 muestra un estudio realizado por Kaggle (comunidad de científicos de datos) y algunos de sus colaboradores en el 2018, donde la muestra fue de 18,827 respuestas, y reveló que Python, SQL y R son los lenguajes de programación más populares.

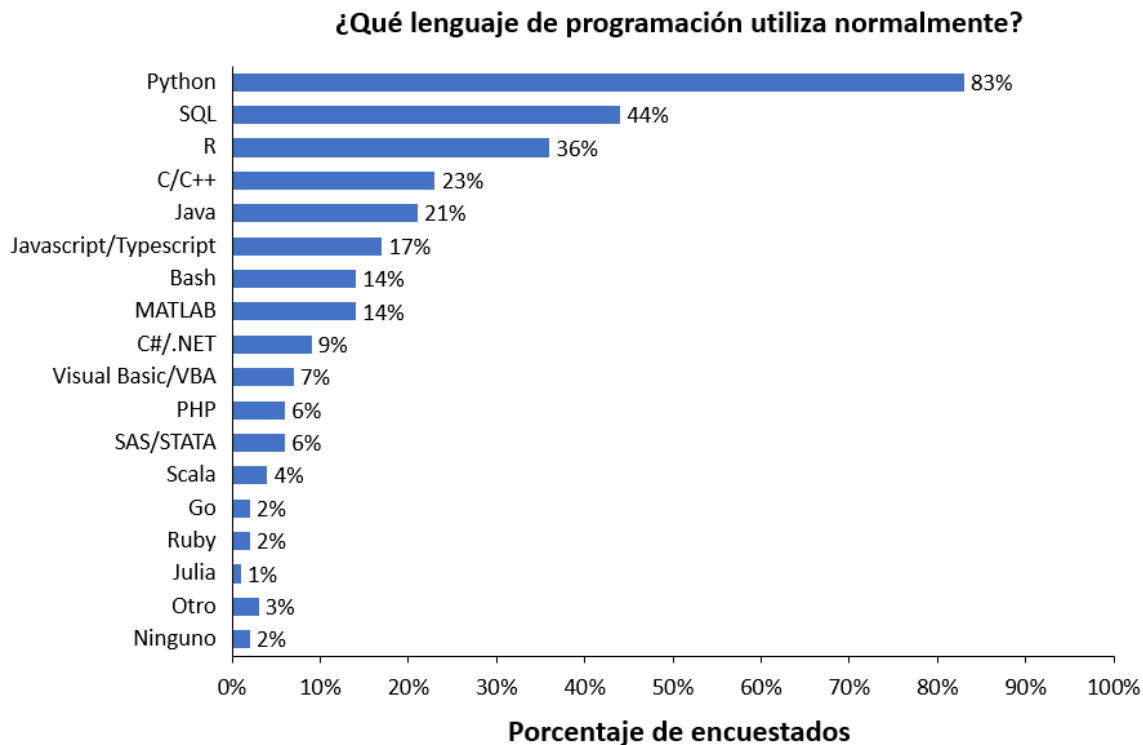


Figura 4.8: Gráfica de lenguajes de programación utilizados normalmente.

Fuente: Crawford (2018).

En la Figura 4.8 se muestra que Python es utilizado por el 83% de los encuestados de forma habitual, un 36% usa R para su trabajo usual, ya que tiene a su favor que ha sido el lenguaje estadístico por excelencia durante muchos años, así como también se logran encontrar códigos y paquetes para casi cualquier aplicación, de igual forma está SQL, empleado por el 44% de los científicos de datos, ya que es algo necesario no sólo por la inmensa cantidad de datos sino porque la mayor parte de los datos que usa un científico de datos profesional provienen de internet (Crawford, 2018). Cabe mencionar que cada uno de los lenguajes es mejor para determinadas cosas.

4.4. Posiciones empresariales que trabajan con datos

El hecho digital lo está transformando todo y, aunque cada vez estamos más familiarizados con las nuevas tecnologías, se ha abierto todo un abanico de oportunidades para la obtención de un empleo relacionado con el análisis masivo de datos en grandes corporaciones. Tareas que tradicionalmente realizaban personas con formación en ingeniería informática, matemáticas o físicas, se pueden llevar a cabo también hoy por alumnos de posgrados que imparten diferentes escuelas de negocios o empresas de formación orientadas a este ámbito. Según la consultora McKinsey, habría una demanda de millón y medio de empleos relacionados con los puestos descritos anteriormente durante el próximo lustro (Ontiveros, 2017), y como muestra de ello, los empleos vinculados con tecnología y datos fueron algunos de los más demandados en México hacia el año 2023 (Hernández, 2023).

A continuación se presenta un listado de posiciones que trabajan enfocadas en datos, algunas de ellas genéricas hasta algunas otras más particulares, cabe mencionar que son las posiciones que se encontraron en la investigación documental y que en la industria se pueden encontrar muchas más, variando en nombre y responsabilidades.

4.4.1. Científico de datos

Es una persona formada en ciencias matemáticas y computacionales con experiencia en cierta área de negocio o conocimiento que puede identificar qué algoritmos y parámetros de análisis son los adecuados según la información con la que se cuenta para lograr ciertos objetivos. Además, debe ser el enlace entre la estrategia de negocio, los métodos científicos, su interpretación y aplicación para lograr dichos objetivos (Ángeles, 2019). En pocas palabras, es el trabajador encargado de convertir importantes volúmenes de datos (generalmente, desestructurados) en información útil para la empresa, mediante técnicas de análisis avanzadas que permiten detectar y predecir el comportamiento de los consumidores, identificando qué tarea es la más conveniente y por cada tarea qué técnica es la mejor, si no existe una, entonces diseñar y programar algoritmos que se ajusten a los datos y proporcionen el modelo matemático requerido. Pueden realizar una variedad de análisis y técnicas de visualización para comprender verdaderamente los datos y, eventualmente, contar una historia, realizar predicciones o descubrir hallazgos a partir de los datos que ayuden a la empresa a tomar decisiones para mejorar la experiencia de los clientes (Ontiveros, 2017).

Entre las competencias principales del perfil se encuentra la generación de alternativas de solución a las problemáticas en el manejo de datos e información de los sectores productivos, públicos y privados, utilizando modelos analíticos, herramientas computacionales y matemáticas, así como también:

- Seleccionar, adaptar y utilizar herramientas computacionales y matemáticas pertinentes para la recolección, extracción, almacenamiento, integración y manejo de distintos tipos de datos masivos e información conducentes a la resolución del problema.
- Identificar las características de los datos para determinar y establecer criterios y métricas para la correcta evaluación de la calidad de los datos en el contexto del problema.
- Modelar la información y los datos con base en estrategias de preprocesamiento y representación de datos.
- Traducir el modelo a toma de decisiones/acciones
- Mejora continua de todo el proceso
- Dar sentido y significado a los datos que se recogen a través de los sistemas de almacenamiento de *big data*.
- Analizar estadísticamente la información y detectar comportamientos de los consumidores que generen valor para la empresa.
- Desarrollar modelos predictivos del comportamiento de los consumidores.
- Representar gráficamente grandes volúmenes de datos, crear cuadros de mando y elaborar informes que sirvan para la toma de decisiones estratégicas de la empresa.
- Extraer conocimiento de la información proporcionada por los ingenieros de datos para poder así responder a las preguntas que se le plantean en los diferentes casos de uso.
- Trabajar con diversos lenguajes de programación, como Python, R, SQL y SAS.
- Dominio de técnicas analíticas, como aprendizaje automatizado (*machine learning*), *deep learning*, y analítica de texto.
- Comunicación y colaboración con áreas de Tecnologías de la Información (TI) y de negocios.

Como menciona Ontiveros (2017), el científico de datos es probablemente el perfil más complicado de encontrar en el mercado, o de desarrollar internamente dado el caso, ya que el científico de datos es mejor en estadística que cualquier ingeniero de software, y mejor ingeniero de software que cualquier estadístico.

El científico de datos, como ya se le conoce a este papel, debe poseer, además de conocimientos de ciencia aplicada, las aptitudes necesarias de comunicación y de negocio de tal forma que sea capaz de trasladar con claridad a los responsables de la toma de decisiones los hallazgos obtenidos durante el proceso de análisis. Una parte muy importante de la comunicación tiene que ver con las capacidades de *storytelling* y visualización de datos, por lo que se suele exigir también conocimientos en herramientas de visualización (Davenport, 2012).

4.4.2. Arquitecto de datos

Verifica recursos de infraestructura, personal, tipo de integración, tipo de análisis, cantidad de datos, tiempo de respuesta, tipo de información y legislaciones que se deben cumplir según el sector. Determina qué sistemas de gestión de datos son apropiados según la estrategia de negocio y propone software, hardware, que permitan la implementación de la solución (Ontiveros, 2017).

4.4.3. Arquitecto de big data

El arquitecto de big data es el responsable de diseñar e implementar la arquitectura necesaria para dar respuesta al caso de uso concreto propuesto por el cliente. Dado que los requerimientos de los diferentes casos de uso pueden diferir en gran medida unos de otros tanto en las necesidades de velocidad de los datos (unos pueden necesitar obligatoriamente la integración de estos en tiempo real mientras que para otros casos de uso esta puede ser optativa) como en la tipología de estos (en unos casos se tratarán datos no estructurados como *tweets*, semiestructurados como *logs* o totalmente estructurados como transacciones en un sistema operacional) (Ontiveros, 2017).

Deberá tener un profundo conocimiento de las diferentes tecnologías y la relación entre ellas, con el objetivo de integrarlas y combinarlas adecuadamente y poder así solventar el problema

de negocio presentado. También será responsable de implementar las políticas de seguridad y gobierno necesarias para cumplir con las diferentes normativas.

4.4.4. Ingeniero de datos

Son los encargados de implementar la arquitectura adecuada, es decir, los encargados de seleccionar la tecnología son los responsables de construir el *software* necesario para integrar la información de los sistemas fuente en la plataforma *big data*, de manera que quede preparada para su uso por parte de los científicos de datos de forma correcta y con la máxima calidad posible para su análisis. Los ingenieros de datos a menudo luchan con problemas asociados con la integración de bases de datos y conjuntos de datos no estructurados y desordenados. Su objetivo final es proporcionar datos limpios y utilizables a quien lo requiera, generalmente un científico de datos.

Este perfil surge como necesidad a una situación que se estaba dando en el pasado (aunque se sigue dando con cierta frecuencia en la actualidad en algunas organizaciones), por la cual los científicos de datos dedicaban un 80% de su tiempo al proceso de limpieza y almacenamiento de datos (proceso conocido como *data wrangling*), perdiendo el foco en lo que debería ser su actividad principal, la analítica avanzada.

Por tanto, los ingenieros de datos deben ser conocedores de los principales lenguajes de programación utilizados en los distintos casos de uso, así como dominar las disciplinas de calidad e integración del dato, además de tener una comprensión clara de cómo es el ciclo de vida de los datos y adecuarlos para reducir el componente de error humano, además de limpiar, preparar y optimizar los datos para el consumo (Ontiveros, 2017).

Entre sus funciones, se encuentran las siguientes:

- Construir el *software* necesario para integrar la información de los sistemas fuente en la plataforma big data de la empresa, de tal forma que quede preparada para su uso.
- Extraer e integrar los datos (estructurados o no) procedentes de diversas fuentes de información (internas o externas) en grandes conjuntos de datos.
- Consolidar, limpiar y clasificar los datos para su posterior uso en informes y análisis particularizados.
- Administrar y mantener actualizada la base de datos de la empresa.

- Optimizar el rendimiento del ecosistema de *big data* de la empresa.
- Proporcionar un acceso simplificado a los datos para los usuarios de estos.
- Una vez que los datos se vuelven útiles se entregan a los científicos de datos.

4.4.5. Analista de visualización de datos

Traduce y representa datos visualmente, de manera que sean útiles tanto para los expertos en la materia como para los usuarios comerciales.

Una de sus principales funciones es adquirir conocimientos sobre las diversas herramientas y técnicas que se pueden utilizar para representar datos de forma gráfica empleando elementos visuales como cuadros, gráficos y mapas. Las herramientas de visualización de datos brindan una forma accesible de ver y comprender tendencias, valores atípicos y patrones en los datos (Ontiveros, 2017).

4.4.6. Ingeniero de aprendizaje automatizado

Implementa modelos y mecanismos de flujo de datos necesarios a escala en producción, y monitorea continuamente los modelos después de la implementación. Convierte grandes volúmenes de datos en información valiosa y procesable, comprende los marcos de programación y las herramientas de *big data* (Ontiveros, 2017).

4.4.7. Ingeniero de plataforma de datos

Respalda, administra y mantiene la infraestructura central que sustenta los servicios de producción para las cargas de trabajo de la inteligencia artificial, comprende la cadena de herramientas de *DevOps* (lo cual, acorde a IBM (2023) es el proceso de desarrollo de software y un cambio de cultura en la empresa que busca acelerar la entrega de programas computacionales de alta calidad) y conocimiento del concepto de seguridad, identidad y gestión (Ontiveros, 2017).

4.4.8. Analista empresarial

Evalúa las necesidades del cliente, ayuda a estructurar las necesidades comerciales en un marco procesable y es capaz de desarrollar el valor del caso subyacente mediante la construcción de bases sólidas de varios conceptos de ingeniería de datos, inteligencia artificial

y aprendizaje automatizado, posee habilidades para identificar, enmarcar y desarrollar soluciones a problemas comerciales clave que los datos y la información pueden resolver. De igual forma, y no menos importante, tiene la responsabilidad de traducir las necesidades del negocio a los ingenieros técnicos (Ontiveros, 2017).

4.4.9. Estrategia de datos

Planifica una estrategia de datos y análisis para las partes interesadas clave de los clientes aprovechando todas las fuentes de datos y los objetivos comerciales estratégicos. Combina múltiples elementos del ciclo de vida de la información para formar un modelo operativo de datos, define una hoja de ruta de implementación, estrategia y visión de datos, diseña, implementar inteligencia artificial y modelos de gobierno de datos (Ontiveros, 2017).

4.4.10. Director de datos

El director de datos, más conocido por sus siglas en inglés como *chief data officer* (CDO), es el máximo responsable de los equipos especialistas en *big data* dentro de la empresa.

Un director de datos tiene una serie de funciones, donde principalmente se encargan de hacer partícipes al director general y al consejo de administración de la importancia de los datos y de su gestión, definen la estrategia de datos y el modo en que apoyan a la empresa, los mantienen a salvo, los aprovechan como un activo y se aseguran de que su intercambio sea adecuado. Encabezan las iniciativas de datos y ayudan a capacitar a los empleados. Y lo que es más importante, son responsables de la calidad y la gobernanza de los datos de la organización (Kotwl, 2022).

Entre sus funciones, se encuentran las siguientes:

- Diseñar las políticas y procesos dentro de la empresa para gestionar la calidad, consistencia, uso, seguridad y disponibilidad de los datos.
- Identificar y coordinar a los responsables de la supervisión de la ejecución de dichas políticas y procesos.
- Dibujar la arquitectura de los datos y la información para estandarizar los procesos dentro de la empresa. Debe conocer cómo se genera, cómo se integra, cómo se utiliza y con qué tecnología se procesa la información de la empresa.

- Explorar y presentar a los responsables de las áreas de negocio de las empresas las posibilidades del análisis de la minería de datos que permita detectar el comportamiento de clientes, entre otros usos de la información.

Debido a la gran cantidad de datos generada hoy en día, la mayoría de las organizaciones se encuentran con el problema de gobernar esta información. En algunos casos, dichas organizaciones se han preocupado de realimentar los sistemas operacionales con los hallazgos obtenidos de la información almacenada en los *data warehouse* en relación con la calidad del dato, y actualmente dicha información satisface los estándares de calidad, pero se han despreocupado de la manera en que se manipulan, transforman o agregan posteriormente estos datos en los entornos analíticos. Todo ello puede llevar a inconsistencias que redundarían en errores en la elección de la estrategia correcta por parte de los responsables: errores que llegarían a ocasionar graves consecuencias para el negocio.

Por ello surge el papel de CDO, ejecutivo responsable de gobernar todos los datos de la empresa, y de definir las diferentes políticas de gobierno en relación con la estrategia, control y explotación eficiente de la información con el objetivo de crear valor para el negocio.

Acorde al estudio llevado a cabo por Kotwl (2022), de las 2,500 empresas mayores que cotizan en la bolsa, se encontraron 530 CDO por todo el mundo, es decir, el 21%, encabezado por Estados Unidos y Francia. De los directores de datos encuestados, el 58% son miembros de la alta dirección, igualmente cabe mencionar que casi la mitad de los directores de datos fueron nombrados a partir del 2019, concluyendo que al ritmo actual de crecimiento, la mitad de las organizaciones estudiadas podrían tener un CDO en los próximos tres años.

4.4.11. Director de seguridad de la información

El director de seguridad de la información (CISO, por sus siglas en inglés de *chief Information security officer*) es el responsable de proteger la información digital de los sistemas interconectados. Su misión consiste en diseñar y ejecutar el plan de ciberseguridad de la empresa que garantice la disponibilidad, la integridad y la confidencialidad de los datos (Ontiveros, 2017).

Entre sus funciones, se encuentran las siguientes:

- Formular planes para garantizar la disponibilidad de la información, la propiedad intelectual, el cumplimiento normativo y los archivos informáticos de la empresa.
- Clasificar y categorizar las amenazas y vulnerabilidades de la información.
- Diseñar un plan de contingencias para preparar a la empresa ante las ciber-amenazas que pueda sufrir.
- Identificar los ciberataques y responder a los mismos.

La formación académica, conocimientos y habilidades que deben reunir estos profesionales digitales son, además de las directivas, los siguientes:

- Estudios superiores en informática o telecomunicaciones, además de haber completado cursos de especialización en el ámbito de la seguridad digital y auditoría.
- Experiencia en la gestión de riesgos, en áreas de seguridad corporativa y auditoría.
- Conocimiento de las mejores prácticas de seguridad de la información.

4.5. Aplicaciones de los datos en la industria

La ciencia de datos puede ser tan sencilla o compleja según sea su necesidad en la industria, por lo tanto, las personas dedicadas a este campo deben ser capaces de emplear técnicas de programación y estadística para extraer y analizar datos y agregar valor mediante hallazgos con la información.

Prácticamente casi todos los ámbitos laborales generan información y es por lo mismo la importancia y necesidad que tienen las empresas para contratar profesionales en manejo de datos y análisis de estos, aunque la mayoría de estos perfiles los encontramos en sectores tecnológicos, industria manufacturera, área de salud, sector público, agencias de publicidad, empresas financieras, y consultorías independientes.

Para entender si una empresa requiere los servicios de un científico de datos, será necesario evaluar varios aspectos dentro de la organización, comenzando por el manejo de grandes cantidades de datos y si poseen problemas complejos que necesitan una solución, ya que las empresas que verdaderamente emplean científicos de datos cuentan con cantidades masivas de datos.

La empresa SAS (2023) afirma que contratar a un científico de datos que oriente las decisiones de la empresa con base en datos puede ser un gran salto en cuanto a las

tradiciones y costumbres de algunas organizaciones (SAS, 2023), porque es necesario que la cultura de la compañía en cuestión esté a favor de tomar decisiones con información y de la analítica, así como también debe poseer aceptación ejecutiva, con el fin de que la información ayude a implementar acciones que generen un valor agregado, que la empresa pueda cumplir sus objetivos y dar seguimiento a los hallazgos que van encontrando.

Los sectores en los que más se precisan son aquellos que tradicionalmente han basado su estrategia en la cultura del dato, y que ya cuentan con un volumen importante de ellos. Los más significativos son el financiero y el de seguros, pero también las telecomunicaciones, empresas de transporte y el sector público. De igual forma hacer la mención a la industria de contenidos, como puede ser escuchar música en la aplicación Spotify, las redes sociales, o ver series y películas en Netflix, entre otras, las cuales no serían lo mismo sin sus sistemas de recomendación, que se basan en el análisis de datos y algoritmos de aprendizaje automatizado que buscarán entender el tipo de contenido que le gusta a los usuarios, donde su valor agregado es que el contenido que aparecerá es hecho a la medida de cada individuo y por lo tanto, único.

En la Figura 4.9 se enlistan algunas aplicaciones de la ciencia de datos en diversos campos y, por ende, con diferentes objetivos.

Aplicaciones
Ciberseguridad
Finanzas
Seguros
Medicina
Industria
Mercadotecnia
Buscadores
Automatización
Energía

Figura 4.9: Aplicaciones de la ciencia de datos.

Fuente: Elaboración propia, basado en Xataka (2022).

- Ciberseguridad: identificación de ciber-amenazas

La detección se realiza a partir de los datos de acceso a los sistemas y recursos de red. Se buscan patrones y se procede a dar la alerta cuando se detectan situaciones que no respondan a un patrón predefinido.

Los datos provienen de logs de actividad, con abrumadoras cantidades de datos recopilados en archivos históricos. De ellos, se extraen patrones de actividad para usarlos como referencia.

- Finanzas: detección de fraudes

Un proceso similar se aplica en la detección de fraudes en pagos con tarjetas de crédito, por ejemplo. Aquí, los sistemas pueden cruzar datos de diferentes fuentes, como la actividad habitual de un cliente, junto con los "normales" de uso.

De esta forma, es posible identificar escenarios fraudulentos (tarjetas duplicadas/robadas o cobros indebidos/duplicados), paralizando o advirtiendo sobre una actividad irregular antes de que se produzca el daño.

- Seguros: cálculo de primas

El sector de los seguros es otro que se beneficia de la ciencia de datos. Analizando los hábitos de conducción mediante sensores, una empresa aseguradora puede calcular los riesgos de accidente de un cliente y ofrecer una cuota personalizada para él. Incluso puede introducir con conceptos variables que dependan del análisis de sus rutinas en diferentes épocas del año.

- Medicina: detección de tumores y búsqueda de tratamientos

Campos como el análisis de imagen en la identificación de enfermedades son perfectos candidatos para aplicar la ciencia de datos. Cuando se obtienen las imágenes en una tomografía axial computarizada (TAC), radiografía o ecografía, los sistemas de reconocimiento empiezan a ser mejores incluso que los propios especialistas humanos.

Para conseguir una tasa de acierto elevada, es preciso elegir y procesar decenas de miles de exploraciones para entrenar estadísticamente los sistemas de reconocimiento de imagen

basados en aprendizaje automatizado, que también es aplicado para ofrecer tratamientos personalizados.

- Industria: mantenimiento predictivo de las máquinas

El mantenimiento predictivo es un ejemplo claro de aplicación de la ciencia de datos en la industria. Las máquinas, sistemas logísticos y demás elementos de una planta industrial integran miles de sensores que recogen datos sobre temperaturas, horas de funcionamiento, velocidades, distancias, nivel de ruido, etc.

Se generan cantidades de información que hay que preparar, filtrar, limpiar e introducir en los modelos de aprendizaje automatizado o aprendizaje profundo para predecir fallos con antelación. Como consecuencia, se consiguen sustanciosos ahorros en revisiones periódicas o en compra de piezas de repuesto, ayudando a evitar que una línea de producción se pare por sorpresa.

- Mercadotecnia: clasificación de los clientes y las audiencias

Actualmente, la ciencia de datos es capaz de usar como fuentes a las redes sociales en tiempo real. De esta manera, se puede desde predecir la demanda de un producto hasta crearla a partir de ofertas segmentadas por clase social, preferencias culturales, nivel adquisitivo, género, aficiones, entre otros.

En los departamentos de mercadotecnia, estos datos ayudan a confeccionar informes previos a campañas, lanzamientos o promociones.

- Buscadores: reconocimiento de imágenes

En plataformas como Google Fotos, las fotografías e imágenes que se comparten son analizadas y clasificadas automáticamente a partir de aquellos elementos que la IA de Google es capaz de identificar, ya sean automóviles, aviones, personas, flores, comida, animales, paisajes o lugares singulares, entre otros.

La ciencia de datos interviene en la elección de estas imágenes para entrenar a los modelos de aprendizaje profundo.

- Automatización: automóviles autónomos

La automatización es uno de los territorios más ambiciosos de la ciencia de datos. No es lo mismo automatizar el aparcamiento de un coche que automatizar la conducción completa, por lo que aún queda un largo recorrido en esta vía.

- Energía: asegurando el suministro

En el sector de la energía, la ciencia de datos se aplica a diferentes áreas, como la del mantenimiento predictivo de sus instalaciones e infraestructuras y redes de distribución, o la previsión de consumo, para programar las tareas de generación energética.

La ciencia de datos es versátil en cuanto a sus aplicaciones en distintas ramas y sectores de la industria, sin mencionar sus aplicaciones académicas en las cuales se desarrollan nuevas tecnologías, entre otras actividades.

Se emplea principalmente para la toma de decisiones basadas en el manejo de grandes bases de datos, administrados e integrados por diversas fuentes de datos, mismo con lo cual se pueden diseñar sistemas de visualización de datos mediante el desarrollo de algoritmos de visualización para la correcta interpretación, manejo y análisis de la información. De igual forma, se puede complementar con otras estancias de la ciencia de datos, tales como la inteligencia artificial y el aprendizaje automatizado, que robustezcan a la empresa en cuestión con software estadístico aplicado al negocio, así como también en la construcción de modelos estadísticos predictivos, acorde a los requerimientos de las empresas o instituciones.

Inclusive, puede beneficiar al campo de la investigación y desarrollo tecnológico interno con proyectos de investigación para la generación de nuevo conocimiento y nuevas tecnologías.

La analítica empresarial es importante porque les proporciona la información necesaria a las organizaciones para mejorar los procesos y capitalizar oportunidades que se puedan observar con los análisis. Las empresas que no emplean este tipo de ventaja competitiva se arriesgan a quedarse atrás, con respecto a la competencia que utiliza la analítica comercial a su favor.

Es importante porque...

- Se obtiene mayor visibilidad del desempeño empresarial
- Capacidad de identificar tendencias y predecir resultados

- Oportunidad de tomar decisiones más rápidas y exactas
- Formas de anticipar lo inesperado y de responder a ello
- Hallazgos que fomentan un cambio positivo e innovador

Afortunadamente, las empresas en la actualidad pueden implementar tecnología que permita que el proceso de analítica comercial completo sea eficiente y sencillo, sin importar el nivel de conocimiento de los empleados con el análisis de datos.

Algunos de los beneficios destacados del análisis de datos basado en *Business Analytics* son:

- Lograr consistencia de datos en toda la empresa
- Mejor planificación y previsión
- Mejora en la calidad de la toma de decisiones
- Incrementar la eficiencia operativa reduciendo errores y fallas
- Reducción de costos
- No se requiere alto conocimiento técnico para implementar tecnología que haga efectivo y sencillo el uso de herramientas analíticas para aplicarlo en las empresas.

La empresa Alteryx (2022) cuenta con varias historias de éxito empresariales y casos de estudio reales hallados en su sitio web, en las cuales aplicaron sus servicios de soluciones empresariales y consultoría a los negocios, donde se menciona principalmente el caso de la aerolínea Southwest Airlines, donde se utilizó la analítica empresarial para ayudar a administrar los costos de la tripulación, lo que fue un verdadero desafío para cualquier aerolínea, y al mismo tiempo pronosticaron las reservas de la tripulación junto con los pronósticos de los vuelos abiertos, siendo así como pudieron anticipar el cálculo entre los vuelos de reserva y los vuelos abiertos antes de tomar decisiones con respecto a las asignaciones para el día siguiente. Por lo tanto, la aplicación de analítica empresarial para pronosticar la demanda revolucionó la forma en que Southwest Airlines administraba los costos de la tripulación.

Otros casos de estudio que Alteryx (2022) menciona en cuanto a la aplicación de la analítica comercial incluye lo siguiente:

- Big Lots Stores, Inc. (minorista estadounidense de muebles y decoración del hogar) optimizó las rutas de envío de paquetes para ahorrar tiempo y dinero.
- SEGA Games Co., Ltd. (multinacional japonesa de desarrollo y distribución de videojuegos) creó promociones de marketing personalizadas según los hábitos de juego de los usuarios y el historial de ventas.
- La Universidad de Dayton (universidad privada estadounidense ubicada en Dayton, Ohio) aprovechó los datos de sus propios registros para comprender mejor el comportamiento de los estudiantes y desarrollar programas que aborden la retención y el éxito de ellos.
- Signet Jewelers Ltd. (minorista de joyas con diamantes más grande del mundo) creó una estrategia de reapertura después del cierre debido a la pandemia del COVID-19 y, después de volver a abrir, registró un crecimiento de un 15% en el tercer trimestre del 2020.

4.6. Innovaciones en la industria

La empresa estadounidense Gartner Inc. (dedicada a la consultoría e investigación de las tecnologías de la información) es reconocida en la industria de la tecnología por diversos análisis y diagramas, uno de ellos el “Cuadrante mágico de Gartner”, que es llevado a cabo con una periodicidad anual con el fin de determinar el segmento al que las empresas en cuestión son líderes del mercado y la dirección a la que se está dirigiendo el sector acorde a la evaluación que es presentada a modo de posicionamiento en un determinado tiempo y se muestra el comportamiento en relación a los otros competidores.

La metodología para leer los resultados del “Cuadrante mágico de Gartner” consiste en interpretar dos ejes de una gráfica que está dividida en cuadrantes, tal y como se puede visualizar en la Figura 4.10, donde el eje X corresponde a la “integridad de la visión”, referente al nivel de conocimiento de los proveedores para poder aprovechar la situación del mercado, y por otro lado, el eje Y o “capacidad de ejecutar”, que muestra la habilidad de los proveedores para poder ejecutar exitosamente su visión del mercado (Hernández, 2022).



Figura 4.10: Significados del cuadrante mágico de Gartner.

Fuente: Hernández (2022).

Acorde a la Figura 4.10 se concluye que aquellas empresas que están evaluadas en el cuadrante inferior izquierdo son aquellas que demuestran la menor integridad de visión y capacidad de ejecución, así como también en el cuadrante superior derecho se encuentran las empresas más fuertes.

Jain y Chien (2022) mencionan que solo centrarse en las empresas líderes no siempre es lo mejor, ya que también hay buenas razones para considerar que las empresas que se encuentren en los demás cuadrantes pueden satisfacer las necesidades que tenga una empresa dependiendo de sus objetivos comerciales.

A continuación, en las Figuras 4.11 a 4.14 se muestra la cronología de los cuadrantes mágicos de Gartner de los movimientos de algunas empresas líderes en plataformas de inteligencia de negocios en el transcurso de los años.

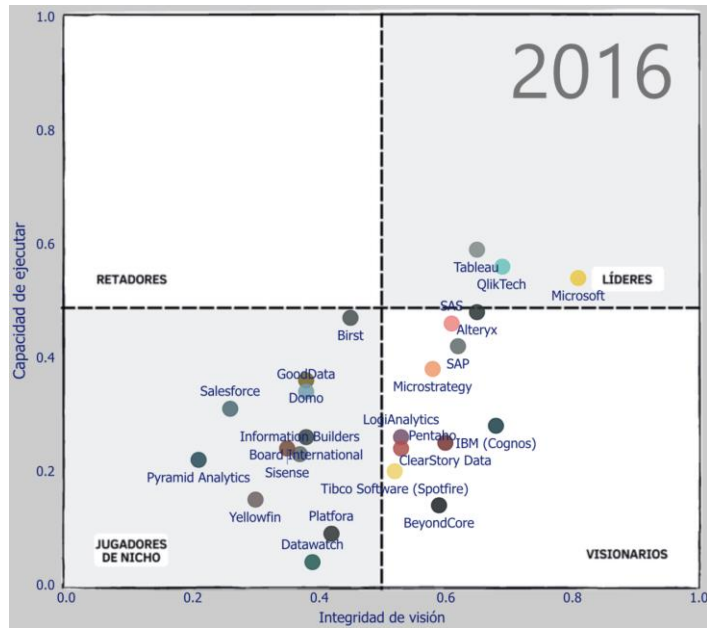


Figura 4.11: Cuadrante Gartner sobre plataformas de inteligencia de negocios (2016).

Fuente: Jain y Chien (2022).

En la Figura 4.11 se aprecia que las empresas líderes en el año 2016 en cuanto a las soluciones dentro de la inteligencia de negocios estaban Microsoft, QlikTech y Tableau, mientras que en los visionarios se encontraban SAS, Alteryx, SAP, etc. Cabe mencionar que no había ninguna empresa en el cuadrante de retadores.

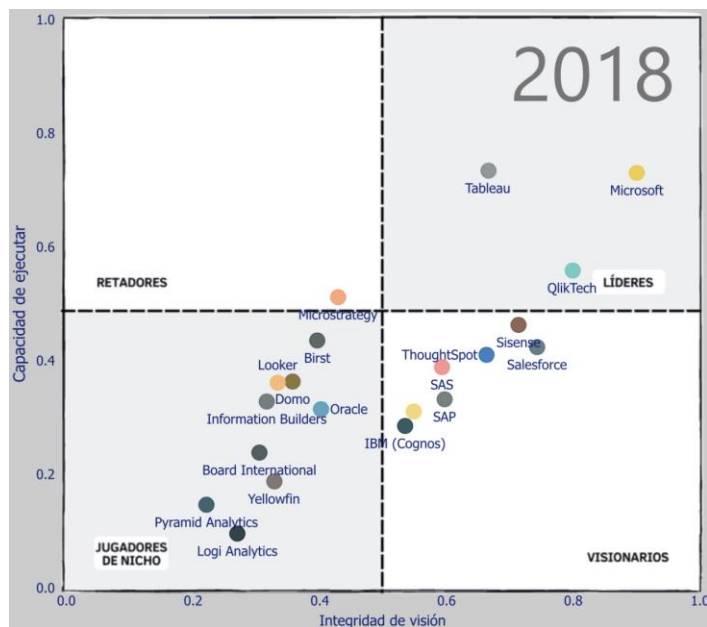


Figura 4.12: Cuadrante Gartner sobre plataformas de inteligencia de negocios (2018).

Fuente: Jain y Chien (2022).

En la Figura 4.12 se muestran las mismas empresas líderes que en la Figura 4.11, con la distinción de que se observan con mayor separación entre ellas, donde Tableau y Microsoft mejoraron su capacidad de ejecutar en el año 2018. Las empresas visionarias son menos en comparación con el año 2016 y aparece una empresa como retadora, Microstrategy, quien tiene suficiente capacidad de ejecutar para aparecer en el cuadrante mencionado y carece de suficiente integridad de visión para entrar al cuadrante con las empresas líderes.

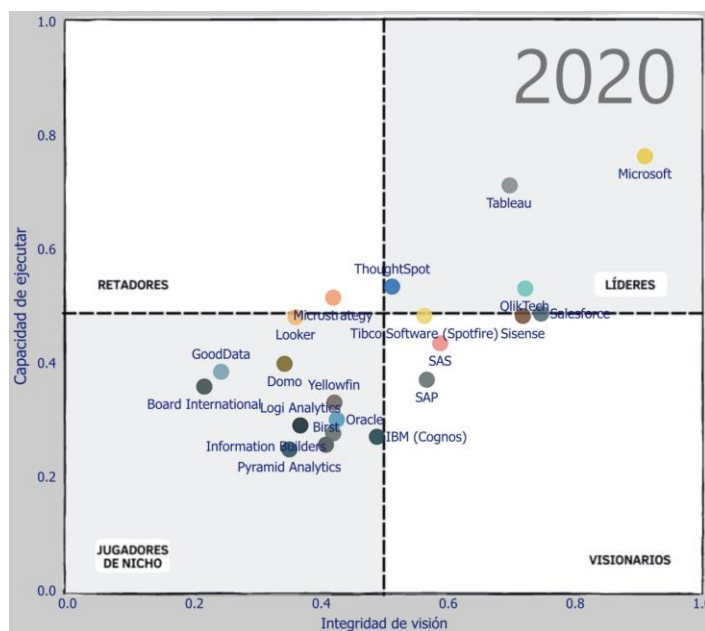


Figura 4.13: Cuadrante Gartner sobre plataformas de inteligencia de negocios (2020).

Fuente: Jain y Chien (2022).

En la Figura 4.13 se puede observar cómo el cuadrante de las empresas líderes contiene mayor cantidad de empresas que en años anteriores, donde siguen estando las mismas tres empresas que en la Figura 4.11 y 4.12, adicionándose Salesforce y ThroughgthSpot, empresas que dos años atrás estaban en el cuadrante de las empresas visionarias.

Las empresas visionarias en el año 2020 se redujeron en cantidad, quedando SAP y SAS, entre otras, mientras que el cuadrante de jugadores de nicho, donde participan empresas como Oracle y Domo, incrementa en cantidad, mientras que en el cuadrante de retadores continúa la empresa Microstrategy, al igual que en el 2018.

Como se aprecia en la Figura 4.14, las mismas empresas líderes de la Figura 4.11 continúan en el mismo cuadrante, con la variante de que Salesforce adquirió a Tableau, empresas como Oracle, SAP, SAS e IBM, entre otras, participan en el cuadrante de visionarios por sus métricas en cuanto a la integridad de visión, mientras que Domo permanece como retadora junto con Google Locker, y después de varios años Microstrategy pierde integridad de visión siendo rebajada como jugadora de nicho.

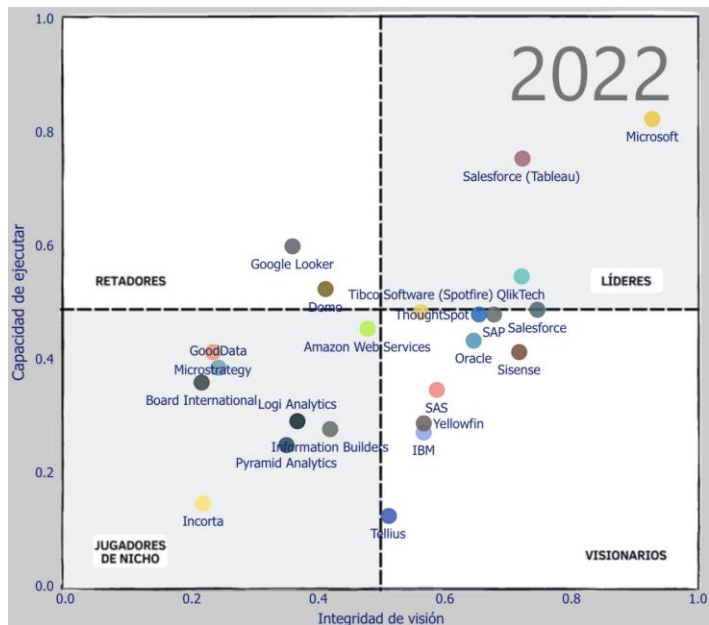


Figura 4.14: Cuadrante Gartner sobre plataformas de inteligencia de negocios (2022).

Fuente: Jain y Chien (2022).

Tal y como se mostró en las Figuras 4.11 a 4.14, a lo largo del tiempo las principales empresas líderes permanecieron en sus posiciones, mientras que hay casos particulares de empresas que fueron cambiando para cada sector, desde cambios pequeños hasta competidores que desaparecieron completamente.

La actualización constante por parte de Gartner Inc. le permite a las empresas y personas estar a la vanguardia en tecnología, al igual que proveer de indicios de hacia qué dirección va el mercado, ya que la tecnología y los datos que son procesados permiten una toma de decisiones con base en información que podría representar una ventaja competitiva. Como conclusión del cuarto capítulo, el acceso a Internet abarca al 63% de la población mundial, lo que se traduce en aproximadamente 5 mil millones de personas, de las cuales el 93% está

presente en redes sociales. En el año 2022, se calcula que la cantidad total de datos generados alcanzó los 97 zettabytes, con proyecciones de llegar a 181 zettabytes para 2025. Esta avalancha de datos exige soluciones de almacenamiento e infraestructura adecuadas, así como profesionales capacitados en análisis de datos para aplicar estos conocimientos en la sociedad.

Dada la creciente cantidad de datos y su complejidad, la demanda de perfiles analíticos especializados, como los científicos de datos, es cada vez mayor. Estos profesionales poseen un alto nivel académico, con más del 20% teniendo doctorados y alrededor del 50% con maestrías. Las habilidades relacionadas con la ciencia de datos son altamente buscadas en el mercado laboral, con siete de las diez habilidades más demandadas en LinkedIn relacionadas con este campo.

Los científicos de datos tienen uno de los salarios promedio más altos en la industria de la tecnología, con un aumento del 57% en un año, superando significativamente el promedio de otros profesionales tecnológicos. Los científicos de datos tienen antecedentes académicos diversos, con la mayoría trabajando en negocios, economía y computación.

El sector financiero es el principal empleador de científicos de datos, pero la analítica es valiosa en cualquier industria. El análisis de datos se utiliza para tomar decisiones informadas en áreas como consumo, economía y ciencias sociales.

La formación en ciencia de datos ha evolucionado con el tiempo, ya que inicialmente no existían programas universitarios específicos. Hoy en día, hay programas de licenciatura, posgrados, diplomados y cursos disponibles, algunos de los cuales son en línea. Los científicos de datos son una combinación única de expertos en matemáticas, estadísticas, informática y comunicación, y muchas universidades están lanzando programas en este campo.

En resumen, la creciente cantidad de datos y la necesidad de analizarlos han impulsado la demanda de profesionales de la ciencia de datos con habilidades avanzadas y antecedentes académicos diversos. Esta tendencia se espera que continúe en el futuro, ya que la información generada sigue aumentando en volumen y complejidad.

5. Diagnóstico y presencia de los datos en la carrera de ingeniería industrial

5.1. Perfil en la Ingeniería Industrial y oportunidad de desarrollo en analítica

La ingeniería industrial es heredera del enfoque científico de Taylor, sus conceptos iniciales se enfocaron en la mejora de la tarea productiva en busca de la máxima eficiencia y productividad en el puesto de trabajo. Posteriormente, la profesión ha ido ampliando el alcance de sus técnicas y herramientas de mejora, surgiendo modelos enfocados en la gestión del proceso productivo, en el diseño de la capacidad y estructuras de producción, en la administración de los recursos humanos, hasta la estrategia de operaciones. Las nuevas visiones y perspectivas de la carrera han enriquecido la teoría y la praxis de la ingeniería industrial y han permitido una amplia visión conceptual y un alcance académico y profesional que cubre los niveles operativos, tácticos, directivos, estratégicos, e incluso conceptuales del funcionamiento de la empresa (Acevedo, 2012).

Es conocido coloquialmente como “el médico general de la empresa”, quien puede resolver problemas que se estén presentando (igual anticipándose a ello), enfocarse a resultados propuestos y planteados, así como también buscar la optimización de recursos, ganancias, tiempos, etc. Se espera que tome las mejores decisiones basadas en la experiencia que tenga, pero de igual forma, la información que pueda recopilar juega un papel importante, al igual que el filósofo y político inglés, Francis Bacon, quien hacia el año 1600 publicaba un manifiesto científico *Novum organum*, donde razona que “el conocimiento (o saber) es poder”, donde la verdadera prueba de poder es sí la información en cuestión te otorga alguna ventaja.

El ingeniero industrial muestra una perspectiva sistémica para la toma de decisiones, sea o no en posiciones gerenciales o de liderazgo, ante los constantes retos del entorno, así como la percepción de problemas, detección de alternativas y optimización de los resultados, empleado conceptos, técnicas y herramientas agrupadas con diferentes objetivos, como la gestión de operaciones, gestión de la cadena de los suministros, logística y calidad, entre otras, las cuales se llevan a cabo sobre sistemas de actividad humana, sean empresariales o sociales, de productos o servicios, a los que diseña, administra, y sobre los que toma

decisiones orientadas a resolver problemas y obtener resultados, así como también se encarga de proponer mejoras en todos los niveles de resolución y en todos los sistemas de empresa. Todo esto y más ha permitido un replanteamiento del rol, haciendo la mención de que con mayor visión conceptual y amplio alcance académico y profesional, supera la eficacia de otras profesiones, también enfocadas en el funcionamiento de las organizaciones, la mejora continua y la innovación.

La toma de decisiones implica elegir entre varias opciones sobre una infinidad de temas. Prácticamente toda la vida de una persona es una secuencia de decisiones concatenadas, con diferentes grados de complejidad y de efecto. Resolver problemas también implica elegir, la diferencia es la finalidad de la elección, que es impedir un futuro efecto indeseado o cambiar una situación problemática ya existente. En este sentido, la toma de decisiones es más amplia que la resolución de problemas, aunque esta comprende pasos adicionales para la acción que la primera no considera. Esta de igual forma se ha convertido en una de las actividades esenciales del trabajo de dicha ingeniería, adicional a sus tareas anteriormente mencionadas. Finalmente, las decisiones se enfocan desde diversas perspectivas, las cuales definen la manera en que se percibe y se afronta las situaciones problemáticas (Acevedo, 2012).

La mayor oportunidad de formar a los ingenieros industriales para que maximicen su capacidad analítica y manejo de grandes cantidades de datos reside en el hecho de que cuando una persona dentro de un entorno laboral está mejor informada será capaz de tomar mejores decisiones.

Según señala Viales (2020), queriendo entender en donde la ciencia de datos se cruza con la ingeniería industrial, afirma que gracias a la disposición de datos es que se planea, diseña y optimiza, y que efectivamente los ingenieros toman decisiones con base en datos (cualitativamente) y no en la intuición.

Como se muestra más adelante en las Figuras 5.1 y 5.2, se identificó una alta similitud con una licenciatura en ciencia de datos, por lo que es muy factible que la Ingeniería Industrial logre tener formación complementaria y aplicarlo satisfactoriamente en la industria, ya que se cuenta con una amplia versatilidad en sus aplicaciones, el bagaje de conocimiento, la visión holística y por ende el entendimiento del negocio, la perspectiva creativa con enfoque ingenieril orientado a procesos, el autor Viales (2022) menciona “lo imprescindible ya está

presente, una formación orientada a la toma de decisiones con base en datos”, donde lo restante sería aprender lenguajes de programación mediante los cuales se puedan aplicar modelos estadísticos y otras metodologías a grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados, partiendo de una minería de datos, corresponde al cómo vas a obtener la información, el almacenamiento y gestión de la data, así como también los hallazgos que sean obtenidos a partir de comportamientos en las series de tiempo y predicciones basadas en los históricos de la información. Por lo tanto, los futuros ingenieros industriales provenientes de la Facultad de Ingeniería culminarían su licenciatura y saldrían al mercado con uno de los perfiles más relevantes actualmente.

Cabe mencionar que acorde a la Universidad Nacional Autónoma de México [UNAM] (2019), en el año 2019 solo había una institución pública en el territorio mexicano quien ofrecía la carrera en el centro y norte del país, la UNAM. De igual forma, menciona que existen tres instituciones que ofrecen planes de estudios relacionados con la licenciatura en ciencia de datos, enunciados a continuación:

- Ingeniería de datos, por la Universidad Politécnica de Yucatán [UPY], ubicada en la ciudad de Mérida, Yucatán.
- Ingeniería en Ciencia de Datos y Matemáticas, impartida por el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey [ITESM], en campus Guadalajara, Monterrey y Estado de México.
- Licenciatura en Ciencia de Datos, por el Instituto Tecnológico Autónomo de México [ITAM], en la Ciudad de México.

En el año 2020, el Instituto Politécnico Nacional [IPN] (2022), adicionó dos carreras a su oferta académica relacionadas con el estudio de los datos:

- Ingeniería en Inteligencia Artificial
- Licenciatura en Ciencia de Datos

Ambas impartidas en la Escuela Superior de Cómputo [ESCOM], en la Ciudad de México, en la Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería, campus Tlaxcala [UPIIT] y en la Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería, campus Coahuila [UPIIC].

El IPN (2022) informa que se está trabajando en materia de posgrado para el diseño de un programa conjunto de maestría y doctorado en inteligencia artificial y ciencia datos, cuya puesta en marcha está esperada durante el año 2023.

5.2. Estado de la capacidad analítica en la Ingeniería Industrial

Acorde a Durán (2017), una de las mayores oportunidades que presentan los planes de estudio de ingeniería, ya sea civil, industrial, electrónica, mecánica, etc. y por tanto en el desarrollo formativo de un ingeniero, es el de la programación, no sólo desde la perspectiva del conocimiento de un lenguaje sino también desde la perspectiva de las técnicas empleadas. La mayoría de los recién egresados en cualquiera de las ramas de la ingeniería (y también muchos de los que ejercen su profesión desde hace años) tienen un nivel muy básico en esta materia y muy pronto se enfrentan a la realidad de que la programación es una herramienta imprescindible para el trabajo del día a día de cualquier ingeniero: arreglos o *arrays*, representación gráfica, análisis numérico, cálculo simbólico, comunicación con dispositivos físicos, etc.

La necesidad por aprender programación ha sido cubierta con diferentes aplicaciones, como Labview, Matlab, Maple, Mathematica, entre otras, las cuales a pesar de que cumplen muy bien con su cometido, son complejas, de alto costo y lentas curvas de aprendizaje, además, en cuanto a conocimientos de programación es bajo. Una de las razones por las cuales las instituciones educativas optan más a menudo por plantillas para cálculos realizadas con Excel, es porque la curva de aprendizaje es rápida y hay una masiva utilización de ordenadores con sistema operativo Windows, mismas donde no son necesarios los conocimientos en lenguaje de programación para resolver las necesidades de llevar a cabo cálculos para los ingenieros.

En la Figura 5.1 se observa el mapa curricular año 2016 de la licenciatura de ingeniería industrial, impartida en la Facultad de Ingeniería, donde se denotan aquellas asignaturas que son similares a las que pertenecen al plan de estudios de la licenciatura en ciencia de datos (UNAM, 2019), perteneciente a la unidad académica del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS), el cual fue aprobado por el H. Consejo Universitario el día 27 de marzo de 2019.

Los créditos de una asignatura es la unidad de valor o puntuación que está relacionada con las actividades que requieren estudio o trabajo adicional del alumno en clase, donde una hora

de clase semana- semestre corresponde a dos créditos, en actividades que no requieren estudio o trabajo adicional del alumno, como en prácticas, laboratorio, taller, etcétera, una hora semana semestre corresponde a un crédito, y cabe mencionar que estos se expresan en números enteros (UNAM, 2014).

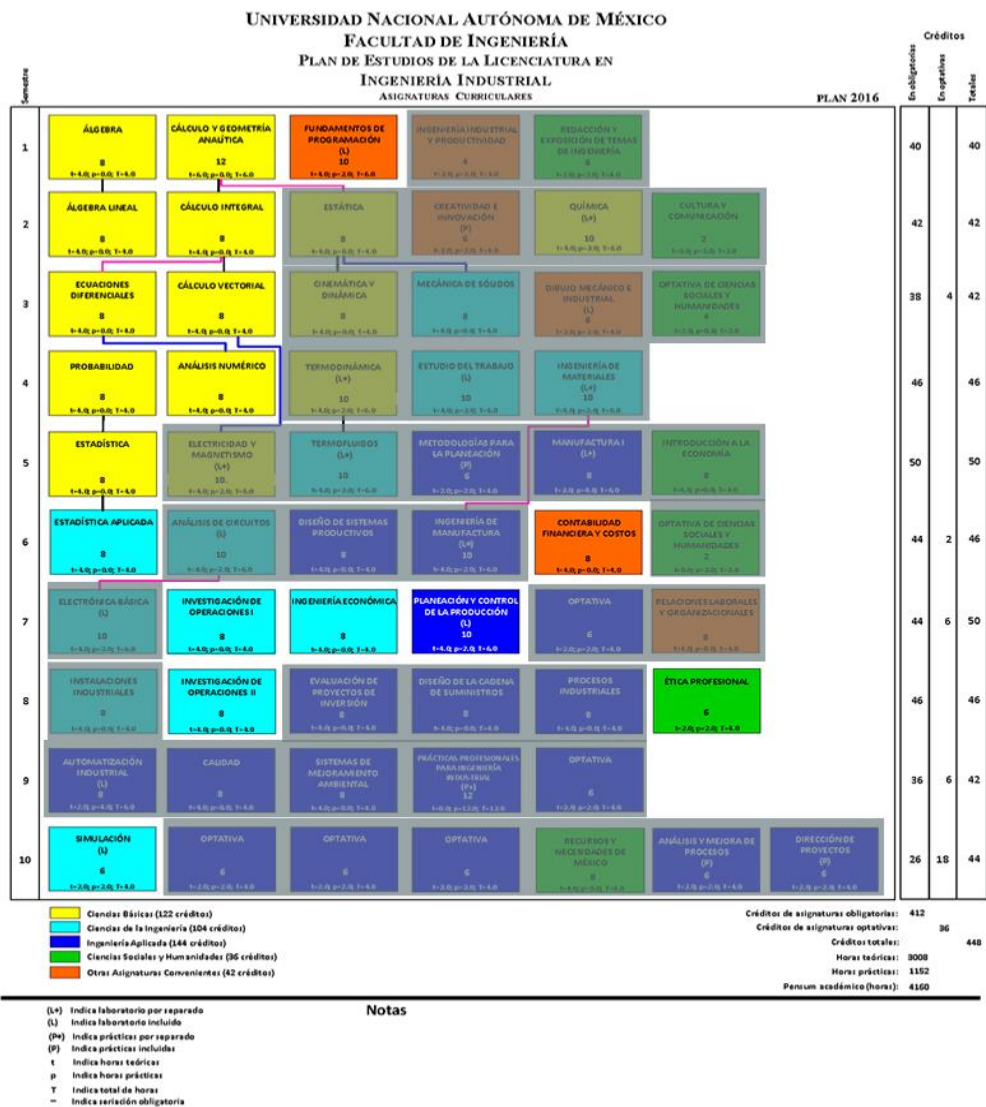


Figura 5.1: Mapa curricular año 2016 de la carrera de Ingeniería Industrial en la Facultad de Ingeniería, UNAM.

Fuente: Elaboración propia, basado en Facultad de Ingeniería (2022).

La Figura 5.2 ilustra la comparativa de créditos entre la licenciatura en ciencia de datos y a ingeniería industrial, dividido por la categorización de las asignaturas, donde se observan

materias pertenecientes a las Ciencias Básicas, que prácticamente son todas las matemáticas, probabilidad y estadística las que se tienen en común, las únicas de este rubro que no se comparten son las físicas y químicas; están las Ciencias de Ingeniería, donde podemos ver la asignatura de Simulación, que a su vez complementa a la de Probabilidad, Investigación de Operaciones (I y II), Ingeniería Económica y Estadística Aplicada; de color azul marino están las de Ingeniería Aplicada, que únicamente comparten Planeación y Control de la Producción (PCP), pero de manera indirecta, ya que dentro de PCP se lleva todo un capítulo de Series de Tiempo, asignatura optativa para la Licenciatura en Ciencia de Datos; de igual forma logramos apreciar la asignatura de Ética Profesional, perteneciente a las Ciencias Sociales y Humanidades; y por último en “Otras Asignaturas Convenientes” que se tienen en común aquella que es de programación, donde se comienza a entender cómo estructurar algoritmos que generen aplicaciones mediante algún lenguaje, así como también de contabilidad.

Créditos	Lic. en Ciencia de Datos	Ingeniería Industrial
Ciencias Básicas	76	122
Ciencias de la Ingeniería	10	104
Ingeniería Aplicada	38	144
Ciencias Sociales y Humanidades	6	36
Otras Asignaturas Convenientes	18	42
Total	148	448

Figura 5.2 Comparativa de créditos entre Licenciatura en Ciencia de Datos e Ingeniería Industrial.

Fuente: Elaboración propia.

La licenciatura en ciencia de datos de la UNAM es una carrera universitaria donde su área de conocimiento radica en las Ciencias Físico Matemáticas y de las Ingenierías, por lo tanto, esa

es la primera similitud observada junto con la Ingeniería Industrial y es por lo mismo que ambas carreras comparten tantas asignaturas.

Profundizando en la licenciatura en ciencia de datos (UNAM, 2019) se observa que es una carrera de ingreso indirecto, o sea que el alumno deberá ingresar, en principio, a una carrera de origen de entre 9 opciones de planes de estudio que son impartidos en la UNAM por los primeros cuatro semestres: Actuaría (Facultad de Ciencias y FES Acatlán), Ciencias de la Computación, Física, Ingeniería en Computación (Facultad de Ingeniería y FES Aragón), Matemáticas, Matemáticas Aplicadas, y Matemáticas Aplicadas y Computación. El resto de la carrera ya es específicamente para ciencia de datos, resultando en una licenciatura de 8 semestres y el total de créditos oscila entre los 362 y los 418, esto depende de la carrera de origen proveniente del alumno de las nueve opciones mencionadas anteriormente.

- Actuaría: Facultad de Ciencias (412)
- Actuaría: FES Acatlán (418)
- Ciencias de la Computación: Facultad de Ciencias (374)
- Física: Facultad de Ciencias (374)
- Ingeniería en Computación: Facultad de Ingeniería (364)
- Ingeniería en Computación: FES Aragón (362)
- Matemáticas: Facultad de Ciencias (378)
- Matemáticas Aplicadas: Facultad de Ciencias (410)
- Matemáticas Aplicadas y Computación: FES Acatlán (406)

Aunque la carrera de origen sea distinta, el plan de estudios está estructurado de la misma forma, dividiendo en tres etapas (UNAM, 2019):

- Etapa Básica. La cual permitirá afianzar y consolidar las competencias básicas requeridas para ingresar a la licenciatura en Ciencia de Datos. Consiste en la carrera de origen que el alumno cursó. En ella se adquiere y se desarrolla la estructura mental y el pensamiento matemático que requiere la Etapa Intermedia.
- Etapa Intermedia. Da la posibilidad de adquirir las competencias propias de un licenciado en Ciencia de Datos. Tiene lugar del quinto al séptimo semestre, en el cual se impartirán 18 asignaturas obligatorias que pertenecen a cuatro áreas generales de

conocimiento: Matemáticas, Computación, Socioeconómico-Administrativa y Ciencias-Sociales.

- Etapa de Profundización. Permite adentrarse en las competencias propias de la profesión y emplearlas en distintos campos de aplicación. Corresponde al octavo semestre y está conformada por 2 asignaturas obligatorias, así como por cuatro asignaturas optativas que el alumno podrá elegir de cualquier Campo de Profundización de los que contempla la carrera: Algoritmos Computacionales y Sistemas de Información; Estadística (Series Temporales, Predicción); Investigación Científica; Procesamiento de Lenguaje Natural, y Tópicos Especiales.

De acuerdo a la Universidad Nacional Autónoma de México [UNAM] (2019), tal y como describe en el plan de estudios de la licenciatura en ciencia de datos, el perfil profesional del egresado de la licenciatura en ciencia de datos, será un profesional competitivo para la fuerza laboral del futuro, ya que tendrá amplios conocimientos científicos y tecnológicos, que lo capacitará para poder limpiar, preparar, analizar, manejar y optimizar grandes cantidades de datos y convertirlos en datos útiles y significativos.

Posteriormente, los interpretará para la generación de nuevo conocimiento que contribuya a explicar, predecir y proponer soluciones a los diversos fenómenos o problemas de los campos científico-tecnológico, de la salud, de las ciencias sociales, educativo, económicos, etc., y coadyuve a la toma de decisiones para la solución de problemas (UNAM, 2019).

Por lo tanto, el licenciado en ciencia de datos será un profesional de alto nivel científico y tecnológico, con conocimientos sólidos y generales que manejará, analizará e innovará modelos matemáticos que le permitan atender diversos campos de aplicación de la ciencia de datos como la medicina, la biología, la mercadotecnia, las finanzas o en términos generales la ciencia y la investigación, desempeñándose en dependencias, organizaciones y empresas a cargo del manejo de recursos naturales, protección del ambiente, salud, energía, comunicaciones, transporte, desarrollo sustentable, estadística y geografía, educación, economía, desarrollo social, seguridad, turismo, desarrollo tecnológico, estudios de mercado, negocios y otras áreas de su dominio así como en alguna de las áreas de desarrollo profesional dentro de los sectores público, privado y de servicios. Así también ofrecerá sus servicios de consultoría y ejercerá su profesión de manera independiente (UNAM, 2019).

Comparando con el perfil profesional de la Ingeniería Industrial y los atributos del egresado que se tienen por escrito en el programa académico de la Facultad de Ingeniería de la UNAM (2022), los cuales mencionan que dicha Ingeniería proporcionará al egresado una base sólida de conocimientos en las ciencias físicas y matemáticas; las técnicas y tecnologías de la ingeniería; así como de los sistemas industriales; sobre la cual se apoyará para desempeñar su actividad profesional, principalmente en áreas tales como: logística, producción, manufactura, calidad, administración, finanzas y gerencia de negocios; identificando y usando la combinación correcta de métodos y procedimientos para el desarrollo de bienes y servicios con el fin de incrementar la productividad, la calidad y la seguridad, cuidado del medio ambiente y actuando con responsabilidad social. Su formación le permitirá comunicarse e interactuar con otros profesionales de áreas afines y adaptarse con facilidad a los cambios del entorno tecnológico y social con visión emprendedora y empresarial, desempeño ético y vocación de servicio, respondiendo así a las necesidades que se presentan en el sector productivo y de servicios, contribuyendo al mejoramiento de la calidad de vida de la sociedad a la cual se debe. Estas características le facilitarán su incorporación al mercado de trabajo, el cual se ubica tanto en el sector productivo como de servicios o bien, colaborando en actividades de asesoría, consultoría e investigación, generando nuevos conocimientos para su aplicación.

Como parte de los atributos descritos en la página de la UNAM (2022) se muestra la habilidad de identificar, formular, y aplicar las ciencias básicas y las ciencias de ingeniería en la solución de problemas de ingeniería industrial. La parte de diseño, análisis, optimización, implementación y operabilidad en sistemas de producción, comercialización, financieros y logísticos para la solución de problemas de ingeniería aplicando los principios de las ciencias.

Donde podemos hacer un énfasis especial, es en el punto con menciona como atributo al análisis, experimentación e interpretación de datos, utilizando el juicio de la ingeniería industrial y trabajo en equipo para establecer soluciones y conclusiones.

Adicional encontramos cualidades que tienen que ver más con la parte humana y social en la industria, como la comunicación de ideas de manera efectiva a diferentes audiencias, la acción de asumir responsabilidades éticas y profesionales en situaciones relevantes de la ingeniería industrial analizando el impacto económico, técnico, social y ambiental.

Para finalizar, también se mencionan los que son más característicos de la Ingeniería Industrial, comenzando por el reconocimiento de la importancia del aprendizaje continuo para permanecer actualizado en la ingeniería para aplicar e integrar los conocimientos de manera adecuada, y la planeación y gestión de proyectos en equipo, utilizando métodos de optimización y herramientas de la ingeniería industrial que impacten y mejoren la productividad.

Como se puede apreciar, hay evidencia de que la ingeniería industrial y la licenciatura en ciencia de datos tienen objetivos y aspiraciones similares, por lo tanto, con la debida formación complementaria para los ingenieros, serán capaces de laborar en uno de los muchos puestos descritos en el tercer capítulo, roles que trabajen con datos, agregando la ventaja competitiva de poseer un pensamiento sistemático orientado a procesos, entendimiento holístico de negocio, mejora continua y productividad.

Por ende, se determina que hay una amplia oportunidad de robustecer la presente licenciatura partiendo de la necesidad de contar con profesionales expertos en el tratamiento y aplicación de datos derivados de distintos procesos, donde al mismo tiempo se establezcan protocolos para la verificación de datos y que tengan conocimientos para gestionar y analizar las distintas bases de datos que aparecen ligados a los procesos ingenieriles e industriales. Todo ello permitirá la mejora continua de los procesos productivos, las predicciones a partir de los datos y la metodología para emplear las matemáticas en generar patrones de comportamiento y clasificarlos a partir de los datos.

6. Diseño de la instauración de un módulo especializado en datos y análisis de impacto

La ciencia de datos tiene un alto potencial, ya que diversas disciplinas siguen en constante innovación de sus algoritmos al servicio de la minería de datos y diversas tecnologías son propuestas para el manejo de grandes cantidades de datos estructurados y no estructurados.

Por otro lado, el internet de las cosas permite la generación de grandes cantidades de datos, imágenes o textos, así como la inteligencia de negocios continúa buscando nuevas estrategias para el modelado y mejora del negocio.

Los requerimientos de tipo y velocidad de análisis, la cantidad y tipo de datos, así como el nivel de experiencia de negocio hacen de la ciencia de datos un reto constante, en la parte de conocimientos se toma en cuenta la necesidad de construir y aplicar modelos matemáticos que permitan entender mejor los problemas de diversas áreas, físicos, biológicos o sociales, que contribuyan al diseño de soluciones de infraestructura de tecnologías para la información.

Sumado con la habilidad de pensar de manera crítica y matemática, resolver problemas abstractos, visualizar y comunicar hallazgos analíticos, programar en lenguajes computacionales, manipular grandes conjuntos de datos, comunicarse con personas de distintas disciplinas.

En tema de actitudes, para el uso eficiente y responsable de los recursos naturales, humanos y financieros. Proponer soluciones con responsabilidad, honestidad y alto sentido ético, así como los valores, para actuar con responsabilidad, honestidad, justicia y sentido ético en su ejercicio profesional.

6.1. Propuesta de módulo de analítica e inteligencia de negocios

A continuación, se propone un módulo de especialización que tenga por objetivo la formación complementaria del lado de la inteligencia de negocios, analítica y estadística, en la cual permita que los alumnos lleven sus habilidades previamente formadas a la gestión de la información mediante datos, donde logren seleccionar, extraer, preparar, analizar, evaluar y comunicar cantidades masivas de datos para la toma de decisiones basadas en información y la resolución de problemas.

La presente propuesta de módulo de especialización tiene por objetivo que aquellos estudiantes de ingeniería que decidan tomar dicho camino de conocimientos, sean capaces de extraer conocimiento útil que haya sido descubierto mediante patrones, desviaciones, tendencias y anomalías, tomando en cuenta las grandes cantidades de datos, aplicando métodos estadísticos, sistemas de bases de datos y modelos matemáticos que les permita entender las situaciones, predecir comportamientos y tomar decisiones a partir de la información.

Donde al mismo tiempo estén enfocados en la recopilación, aprendizaje, interpretación y la toma de decisiones basadas en los datos para aquellos ingenieros en formación que les interese la implementación de analítica como parte de su formación, mediante la práctica y refuerzo de fundamentos teóricos, tales como el análisis descriptivo, con la finalidad de recopilar, limpiar y describir la data y estadística disponible, el análisis prescriptivo, donde se empleen modelos y herramientas de aprendizaje automatizado, así como el análisis para optimizar las decisiones; y el análisis predictivo, anticipándose a lo que pudiera suceder con base en lo que ya ha sucedido. La puesta en marcha de los sesgos, para aprender a solicitar la información correcta, y la experimentación.

Para la propuesta de asignaturas enlistada en la Figura 6.3 se llevó a cabo el análisis cualitativo plasmado en la Figura 6.1 y Figura 6.2, elaborados por un servidor, que consistió en investigar el plan de estudios de la carrera de ingeniería en ciencia de datos y matemáticas, impartido por el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM); licenciatura en ciencia de datos, tanto de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), del Instituto Politécnico Nacional (IPN), como también del Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM) en el caso de México, adicional, se hizo el mismo análisis con universidades de los Estados Unidos de América, Argentina, China y Francia. El análisis consistió en observar qué oferta cada uno de los programas y cuáles son los contenidos de las asignaturas con mayor cantidad de repeticiones, es decir, aquellas asignaturas que dichas instituciones educativas coinciden entre las mismas que deben ser parte fundamental de la formación en ciencia de datos, sin embargo, para la propuesta final se consideró en su mayoría el plan de estudios ofertado por la UNAM, que de igual forma compartió diversos cursos con las universidades de otros países.

En la Figura 6.1 se observa la tabla comparativa en donde están las principales carreras de ciencia de datos de las principales universidades del país, así como en la quinta posición se encuentra ingeniería industrial de la Facultad de Ingeniería, y al mismo tiempo los principales cursos para el estudio de la ciencia de datos, resaltando aquellos cursos que cumplen en al menos una materia, los que parcialmente cubren y los ausentes.

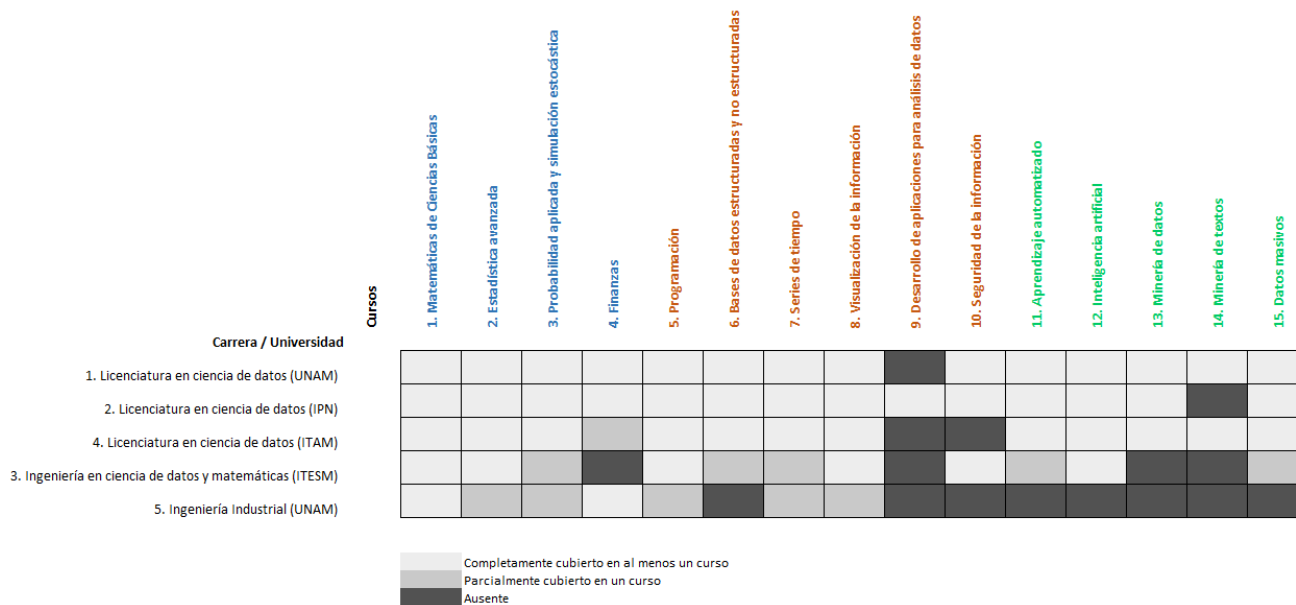


Figura 6.1: Tabla comparativa de principales cursos entre carreras de ciencia de datos e ingeniería industrial.

Fuente: Elaboración propia, basado en UNAM (2019), IPN (2022), ITAM (2023), ITESM (2023) y UNAM (2022).

Como se puede ver en la tabla de la Figura 6.1, la carrera de ingeniería industrial de la Facultad de Ingeniería tiene suficientes bases matemáticas, estadísticas, de probabilidad, financieras, así como también bases en programación, análisis de la información y series de tiempo, y deficiencias en cuanto a materias orientadas a los subcampos específicos de la ciencia de datos.

La Figura 6.2 muestra la tabla comparativa de diferentes universidades para la licenciatura en ciencia de datos de distintos países, cubriendo el continente americano con la *University of California Berkeley* (EEUU), *Massachussets Institute of Technology* (EEUU), Universidad de

Buenos Aires (Argentina); el continente asiático con *NYU Shanghai* (China), y Europa con el *Marseille Provence Institute of Technology* (Francia), llevando a cabo el mismo entendimiento que en la Figura 6.1.

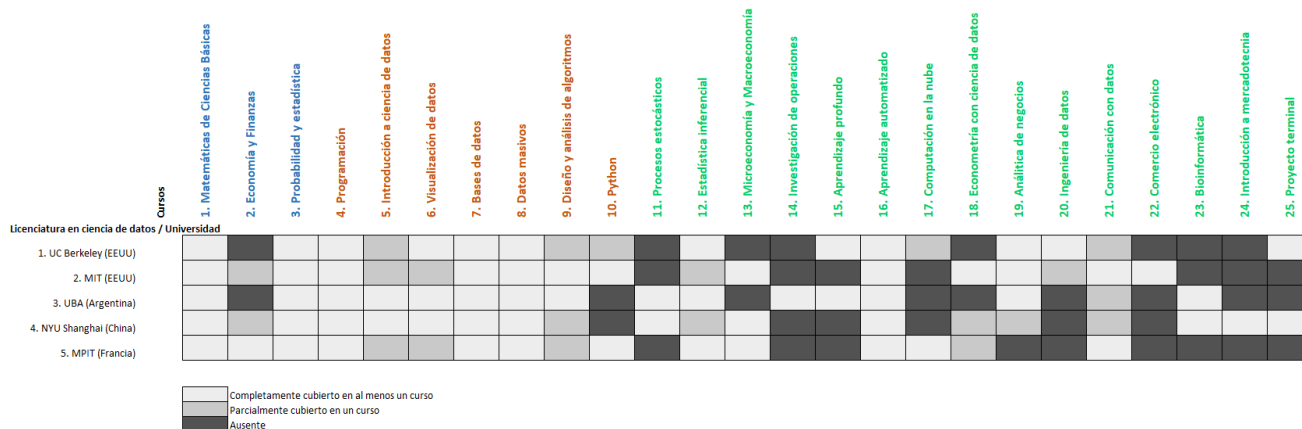


Figura 6.2: Tabla comparativa de principales cursos entre licenciaturas en ciencia de datos de diferentes países.

Fuente: Elaboración propia, basado en UC Berkeley (2023), MIT (2023), UBA (2023), NYU Shanghai (2023), y MPIT (2023).

Como se aprecia en la Figura 6.2, el listado de asignaturas cambia en comparación a lo que se observó en la Figura 6.1, se hizo más amplia, aunque también incluye asignaturas impartidas en México, como Programación, Aprendizaje automatizado, Visualización de datos, las bases matemáticas y estadísticas, y también cabe mencionar que destacan los cursos enfocados a Microeconomía, Macroeconomía, así como también hay otras que involucran una aplicación más detallada del campo, como por ejemplo el Comercio electrónico, Computación en la nube, e inclusive Comunicación con datos y Proyecto terminal.

La Figura 6.3 mostrada a continuación, es la tabla derivada de las Figuras 6.1 y 6.2, misma donde se muestran los cursos y temas provenientes del estudio de los datos en universidades de México, Estados Unidos de América, Argentina, China y Francia.

Cursos

Análítica de negocios
Aprendizaje automatizado
Aprendizaje profundo
Bases de datos estructuradas y no estructuradas
Bioinformática
Comercio electrónico
Computación en la nube
Comunicación con datos
Datos masivos
Desarrollo de aplicaciones para análisis de datos
Diseño y análisis de algoritmos
Econometría con ciencia de datos
Economía y Finanzas
Estadística avanzada
Ingeniería de datos
Inteligencia artificial
Introducción a ciencia de datos
Introducción a mercadotecnia
Investigación de operaciones
Matemáticas de Ciencias Básicas
Microeconomía y Macroeconomía
Minería de datos
Minería de textos
Probabilidad aplicada y simulación estocástica
Programación
Proyecto terminal
Python
Seguridad de la información
Series de tiempo
Visualización de la información

Figura 6.3: Lista de cursos relevantes en el estudio de datos.

Fuente: Elaboración propia.

Gracias al análisis de la Figura 6.1 y 6.2 fue posible la elaboración del listado ubicado en la Figura 6.3, en donde se pueden resaltar los cursos más enseñados por el lado académico en México y en otras partes del mundo.

La Figura 6.4 expone la propuesta de asignaturas para el módulo de analítica e inteligencia de negocios, basado en el análisis de la Figura 6.1, Figura 6.2, así como el listado de la Figura 6.3, donde todas las asignaturas son nuevas a excepción de Inteligencia de Negocios, que actualmente se encuentra en el módulo de gestión de la cadena de suministros, y consecuentemente se proponen asignaturas de seis créditos debido a que son optativas y están pensadas para que sean cuatro horas a la semana de clase y un tiempo de estudio adicional. Como se puede observar, la recomendación es cursarlas en el séptimo, noveno y décimo semestre de la carrera, en el octavo no se recomienda porque los estudiantes cursan la asignatura de Prácticas Profesionales.

MÓDULO DE ANALÍTICA E INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

	CRÉDITOS	SEMESTRE(S)*
APRENDIZAJE AUTOMATIZADO	6	7,9,10
BASES DE DATOS ESTRUCTURADOS Y NO ESTRUCTURADOS	6	7,9,10
DATOS MASIVOS, SERIES DE TIEMPO Y RECONOCIMIENTO DE PATRONES	6	7,9,10
INTELIGENCIA DE NEGOCIOS (P) - 3066	6	7,9,10
TEMAS SELECTOS DE ESTADÍSTICA	6	7,9,10
MÉTODOS MATEMÁTICOS COMPUTACIONALES PARA CIENCIA DE DATOS	6	7,9,10
MINERÍA DE DATOS Y TEXTOS	6	7,9,10
PROBABILIDAD APLICADA Y SIMULACIÓN ESTOCÁSTICA	6	7,9,10

Figura 6.4: Módulo de Analítica e Inteligencia de Negocios

Fuente: Elaboración propia.

El formato gráfico empleado para elaborar la propuesta de la Figura 6.4 fue siguiendo los formatos que tienen los módulos de asignaturas optativas del plan de estudios de la Facultad de Ingeniería para la carrera de ingeniería industrial (UNAM, 2019), de igual forma la asignatura Inteligencia de Negocios existe actualmente en el módulo de gestión de la cadena de suministros, por lo tanto la propuesta sería trasladar esa materia al módulo propuesto.

6.1.1. Listado de asignaturas

- **Aprendizaje automatizado:**

También conocido como *Machine Learning*, donde el alumno será capaz de obtener información precisa mediante técnicas avanzadas de análisis y creación de modelos para mejorar procesos y optimizar recursos, al igual que diseñar programas capaces de generalizar comportamientos partiendo de una información suministrada para resolver una tarea dada.

- **Bases de datos estructurados y no estructurados:**

El alumno será capaz de analizar sistemas de información transaccionales y analíticos con datos estructurados para el tratamiento y administración de datos e información,

así como también, diseñar sistemas de información con bases de datos clave-valor, orientadas a documentos y orientadas a grafos para el tratamiento y administración de datos e información.

- **Datos masivos, series de tiempo y reconocimiento de patrones:**

También conocido como *big data*, donde el alumno será capaz de formular las estructuras de datos y algoritmos para el almacenamiento, manejo, organización y análisis de datos masivos, así como también interpretar valores históricos de series de tiempo a través de la aplicación de procesos estacionarios, predicción lineal, modelos para datos no estacionarios con el fin de pronosticar valores futuros de las mismas; de igual forma, aplicar técnicas moderna de reconocimiento de patrones utilizando computadoras digitales para extraer información que permita establecer propiedades de conjuntos de datos

- **Inteligencia de negocios:**

También conocido como *Business Intelligence*. Cabe mencionar que esta materia se imparte de manera optativa como parte del módulo de Gestión de la Cadena de los Suministros, cuyo objetivo trae consigo que el alumno identificará a los participantes de la cadena de suministros con el tema de la inteligencia de negocios, obteniendo una visión integral de la importancia que tiene en el entorno actual y como utilizarla como herramienta estratégica para alcanzar los objetivos de la organización, que al mismo tiempo se quitaría el enfoque en logística y cadena los suministros, para generalizarlo a los negocios.

- **Temas selectos de estadística:**

El alumno será capaz de integrar los distintos principios del análisis estadístico para analizar e interpretar estadísticamente datos que permitan realizar predicciones.

- **Métodos matemáticos computacionales para ciencia de datos:**

El alumno será capaz de utilizar los conceptos de álgebra lineal computacional, cálculo multivariado y optimización numérica de forma adecuada y eficiente para analizar información.

- **Minería de datos y textos:**

Al finalizar el curso, el alumno será capaz de seleccionar los modelos, métodos y algoritmos apropiados para el minado de datos para extraer información de un conjunto

de datos y transformarla en una estructura comprensible para su uso posterior, así como también, seleccionar la técnica más adecuada para recuperar y extraer información, clasificar y agrupar documentos para extraer patrones y generar nuevos conocimientos a partir de una colección de textos.

- **Probabilidad aplicada y simulación estocástica:**

El alumno será capaz de desarrollar modelos computarizados de un sistema, utilizando distintas técnicas de simulación y probabilidad estocástica, incluyendo métodos de Monte Carlo vía cadenas de Markov para producir muestras de distribuciones de las cuales no se puede muestrear directamente, y para entender el comportamiento del sistema.

6.2. Expectativas de agregar un módulo de especialización

Es importante mencionar que no forzosamente el módulo propuesto está diseñado para que los ingenieros industriales ejerzan como científicos de datos, pero si cubriendo la sección correspondiente de esta ciencia que está totalmente enfocada en los negocios, aplicando la analítica empresarial (*business analytics*) y la inteligencia de negocios (*business intelligence*), es por lo mismo que las asignaturas propuestas en el módulo de profundización en la Figura 6.4 son de aplicación práctica en su mayoría, enfocadas en los negocios.

Implícitamente, la parte correspondiente a la analítica empresarial del módulo buscará formar a los futuros ingenieros industriales con un enfoque de análisis de datos dentro de una empresa, el cual será complementado con la inteligencia de negocios (*business intelligence*), que se enfoca en datos históricos y actuales para comprender el desempeño que la empresa está experimentando hasta ahora y ayudar en la planificación e identificación de patrones o problemas comerciales (IBM, 2022). De igual forma, se emplean procesos de análisis de datos mediante métodos estadísticos y cuantitativos para tomar decisiones que contribuyan a mejorar los resultados de negocios, pensando en las acciones que deben ser ejecutadas, donde al mismo tiempo se evalúe qué resultados tendrán, también siendo más específicos ir por el campo financiero buscando la optimización de costos para maximizar las ganancias y finalmente se examine el rendimiento de una empresa a partir de sus datos.

En las diversas asignaturas del módulo se estudiará, comprenderá y transformará la data en información de utilidad pensando en un enfoque de negocio y que sea de utilidad para las

empresas a la hora de visualizar resultados, anticipar tendencias y predecir resultados, pues en definitiva, el fin principal de dichas ramas de la ciencia de datos es ayudar a las organizaciones empresariales a tomar mejores decisiones basadas en datos, así como también la aplicación de métodos y modelos deterministas y estocásticos para la modelación de datos, la construcción de modelos de optimización y simulación para mejorar la planificación y operación de sistemas, así como también la implementación, validación y solución de modelo en un *software* adecuado al tipo de modelo.

En la industria, los ejecutivos miran con admiración como Google, Amazon y otras grandes compañías han eclipsado a sus competidores con nuevos y poderosos modelos comerciales que se derivan de la capacidad de explotar datos.

Los datos masivos podrían transformar la forma en que las empresas hacen negocios, brindando el tipo de ganancias de desempeño que se vieron por última vez en la década de 1990, cuando las organizaciones rediseñaron sus procesos centrales. A medida que las estrategias basadas en datos se arraiguen, se convertirán en un punto cada vez más importante de diferenciación competitiva. Acorde a la investigación de Andrew McAfee y Erik Brynjolfsson, del MIT, las empresas que inyectan macrodatos y análisis en sus operaciones muestran tasas de productividad y rentabilidad que son entre un 5% y un 6% más altas que las de sus pares (Barton, 2012).

Aun así, nuestra experiencia revela que la mayoría de las empresas no están seguras de cómo proceder. Es comprensible que los líderes desconfíen de realizar inversiones sustanciales en *big data* y análisis avanzado. Están convencidos de que sus organizaciones simplemente no están preparadas. Después de todo, es posible que las empresas no comprendan completamente los datos que ya tienen, o tal vez hayan perdido montones de dinero en programas de almacenamiento de datos que nunca encajaron con los procesos comerciales, o tal vez sus programas de análisis actuales sean demasiado complicados o no, que logren producir conocimientos que se puedan poner en práctica.

Ha llegado el momento de definir un enfoque pragmático de *big data* y análisis avanzado, uno que se centre estrictamente en cómo utilizar los datos para tomar mejores decisiones, las cuales acorde a Barton (2012), se requieren de tres capacidades fundamentales que se apoyan mutuamente. Primero, las empresas deben poder identificar, combinar y administrar

múltiples fuentes de datos. En segundo lugar, necesitan la capacidad de crear modelos analíticos avanzados para predecir y optimizar los resultados. En tercer lugar, y lo más importante, la administración debe poseer el músculo para transformar la organización de modo que los datos y los modelos realmente produzcan mejores decisiones. Dos características importantes sustentan esas actividades: una estrategia clara sobre cómo utilizar los datos y el análisis para competir, y la implementación de la arquitectura y las capacidades de tecnología adecuadas.

Una de las expectativas de las y los ingenieros en formación que opten por cursar el módulo de Analítica e Inteligencia de Negocios, es que cuando lleven a cabo la aplicación de los conocimientos en ámbitos industriales, sepan elegir los datos correctos que hayan sido obtenidos de forma creativa, pues las empresas ya tienen los datos que necesitan para abordar los problemas comerciales la mayoría de las ocasiones, pero hay quienes simplemente no saben cómo se puede utilizar la información para tomar decisiones. Las empresas pueden impulsar una mirada más completa a las fuentes de información siendo específicas sobre los problemas comerciales que desean resolver o las oportunidades que esperan aprovechar. De igual forma, deben ser creativos sobre el potencial de fuentes de datos nuevas y externas. Las redes sociales están generando terabytes de datos no tradicionales y no estructurados en forma de conversaciones, fotos y videos. Adicionando a ello los flujos de datos que fluyen desde sensores, procesos de monitoreo y fuentes externas que van desde la demografía local hasta las previsiones meteorológicas, agregando el hecho de que las nuevas tecnologías basadas en la nube también pueden ofrecer formas de aumentar o reducir la potencia informática para satisfacer las demandas de *big data* de forma rentable, que a su vez establezca una infraestructura de TI que impulsa la innovación al facilitar la colaboración, el análisis rápido y la experimentación.

Otro punto es que se logren crear modelos que predigan y optimicen los resultados comerciales, en donde el desempeño y la ventaja competitiva surgen de los modelos analíticos que permiten a los gerentes predecir y optimizar los resultados. Más importante aún, el enfoque más eficaz para construir un modelo rara vez comienza con los datos. En cambio, se origina al identificar la oportunidad comercial y determinar cómo el modelo puede mejorar el desempeño.

Finalmente, aplicar dichos conocimientos en las empresas terminarán por transformar las capacidades de estas, aunque se sabe que la principal preocupación de altos ejecutivos es que sus gerentes no comprenden ni confían en los modelos basados en *big data* (Barton, 2012). Lo que se podría solucionar con métodos transparentes para usar los nuevos modelos y algoritmos a diario. Por necesidad, se requieren terabytes de datos y modelos sofisticados para agudizar la mercadotecnia, la gestión de riesgos y las operaciones. La clave es separar a los expertos en estadísticas y a los desarrolladores de software de los gerentes que utilizan los conocimientos basados en datos.

Es necesario que se desarrollen las capacidades de análisis y de manejo de datos en las empresas, incluso con modelos simples y utilizables, la mayoría de las organizaciones necesitarán mejorar sus habilidades analíticas, y promoviendo que los equipos de liderazgo, directores, gerentes, etc. deben llegar a ver la analítica e inteligencia de negocios como algo fundamental para resolver problemas e identificar oportunidades, terminando por convertirla en parte fundamental de las operaciones diarias y la toma de decisiones.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Durante la década de 1970, el enfoque predominante en sistemas de información se centraba en proporcionar informes estructurados para la toma de decisiones empresariales. A medida que las empresas creaban informes rutinarios sobre eventos pasados, surgió la necesidad de sistemas más sofisticados, mismos que con el paso de los años y el aumento de los datos, así como también del procesamiento, se introdujo la minería de datos y texto para descubrir hallazgos útiles.

En la década de 2010, la expansión del internet generó nuevos flujos de datos, dando origen al término "*big data*". Esto facilitó el acceso a datos y análisis, brindando oportunidades para mejorar la toma de decisiones y eficiencia en las empresas, haciendo que la capacitación en análisis empresarial se volviera común.

El acceso a Internet abarca al 63% de la población mundial, lo que se traduce en aproximadamente 5 mil millones de personas, de las cuales el 93% está presente en redes sociales. En el año 2022, se calcula que la cantidad total de datos generados alcanzó los 97 zettabytes, con proyecciones de llegar a 181 zettabytes para 2025. Esta avalancha de datos exige soluciones de almacenamiento e infraestructura adecuadas, así como profesionales capacitados en análisis de datos para aplicar estos conocimientos en la sociedad.

La cantidad de datos que se genera actualmente es de grandes volúmenes, así como su crecimiento ha sido frenético en los últimos años, por lo tanto, los datos van a ser el próximo recurso más consultado y aplicado en las empresas, ya que con una cantidad enorme de datos disponibles, sería un error que una organización no los aproveche para resolver problemas comerciales, donde lo importante será saber interpretar la información y analizarla para tomar decisiones acertadas.

Dada la creciente cantidad de datos y su complejidad, la demanda de perfiles analíticos especializados, como los científicos de datos, es cada vez mayor. Estos profesionales poseen un alto nivel académico, con más del 20% teniendo doctorados y alrededor del 50% con maestrías. Las habilidades relacionadas con la ciencia de datos son altamente buscadas en el mercado laboral, con siete de las diez habilidades más demandadas en LinkedIn relacionadas con este campo.

La formación en ciencia de datos ha evolucionado con el tiempo, ya que inicialmente no existían programas universitarios específicos. Hoy en día, hay programas de licenciatura, posgrados, diplomados y cursos disponibles, algunos de los cuales son en línea. Los científicos de datos son una combinación única de expertos en matemáticas, estadísticas, informática y comunicación, y muchas universidades están lanzando programas en este campo.

Existen vías alternas para formarse en el campo de la ciencia de datos, como los posgrados, diplomados y cursos, que inclusive pueden ser completados por internet, así como también hay casos de personas que se forman informalmente con grupos de estudio o con tutoriales en sitios web.

El perfil profesional de las personas que trabajan con datos en México continúa en desarrollo, pues se pueden encontrar una amplia gama de opciones para su formación, como lo puede ser mediante la educación superior orientada a matemáticas, estadística, programación, y desde el 2019, en ciencia de datos dentro de la Universidad Nacional Autónoma de México.

En resumen, la creciente cantidad de datos y la necesidad de analizarlos han impulsado la demanda de profesionales de la ciencia de datos con habilidades avanzadas y antecedentes académicos diversos. Esta tendencia se espera que continúe en el futuro, ya que la información generada sigue aumentando en volumen y complejidad.

El sector financiero es el principal empleador de científicos de datos, pero la analítica es valiosa en cualquier industria. El análisis de datos se utiliza para tomar decisiones informadas en áreas como consumo, economía y ciencias sociales.

Los científicos de datos tienen uno de los salarios promedio más altos en la industria de la tecnología, con un aumento del 57% en un año, superando significativamente el promedio de otros profesionales tecnológicos. Los científicos de datos tienen antecedentes académicos diversos, con la mayoría trabajando en negocios, economía y computación.

La analítica empresarial implica el uso de métodos cuantitativos y estadísticos para tomar decisiones basadas en datos históricos, mientras que la inteligencia de negocios se enfoca en análisis descriptivos y reportes. La analítica predice eventos futuros, mientras que la inteligencia de negocios se basa en eventos pasados.

La ciencia de datos y la analítica empresarial comparten la recopilación y modelado de datos, pero tienen aplicaciones más amplias. Lograr la adopción de estrategias de analítica empresarial requiere comunicación efectiva e inclusive cambios en la infraestructura tecnológica de una empresa.

Ante la creciente importancia de la ciencia de datos y la analítica tanto en la educación como en el mercado laboral, la comunidad de ingeniería industrial tiene la oportunidad de liderar y satisfacer las demandas de talento en esta área. Aunque la formación en matemáticas y estadísticas es sólida en la mayoría de los programas de ingeniería, es esencial mejorar las habilidades en programación, diseño de algoritmos y gestión de bases de datos. La disponibilidad de herramientas como Python y R facilitaría este proceso y permitiría a los ingenieros industriales adaptarse eficazmente a las necesidades cambiantes del mercado.

La ingeniería industrial posee un enfoque dirigido a la productividad, la administración y diversas corrientes de pensamiento orientado a los negocios, de lo cual se ha tenido que ir adaptando a las necesidades de las empresas, recientemente aplicando las tecnologías de la información y BPR para la toma de decisiones, así como también para respaldar los procesos comerciales.

La ingeniería industrial se alimenta del conocimiento especializado y de la habilidad en las ciencias matemáticas, físicas y sociales, junto con los principios y métodos de análisis y diseño de ingeniería para especificar, predecir y evaluar los resultados que se obtendrán de esos sistemas.

Los planes de estudio de la ingeniería industrial contenían como componente principal a la manufactura y a la fabricación, cuyo rol disminuyó a medida que se fue enfocando más en cursos de probabilidad, estadística, e investigación de operaciones, sin dejar de lado la gestión, los factores humanos y los cursos empresariales.

No hay una mención explícita de los datos en la definición de ingeniería industrial, aunque la adición de cursos de las ciencias de la computación como requisito en los planes de estudio de la ingeniería industrial está dictada por la creciente popularidad de la analítica, la cual se vincula con disciplinas académicas de informática, estadística e investigación de operaciones.

El 47% de los cursos ofertados dentro de la carrera de ingeniería industrial en los Estados Unidos de América son referentes a estadísticas, investigación de operaciones e informática, lo que confirma que los planes de estudios se componen de herramientas de analítica aplicadas a áreas de aplicación destacadas, como la fabricación, la gestión de la cadena de los suministros y la logística.

El ingeniero industrial adopta una perspectiva sistémica en la toma de decisiones, independientemente de su posición gerencial o de liderazgo. Utiliza conceptos, técnicas y herramientas relacionadas con la gestión de operaciones, gestión de la cadena de los suministros, logística y calidad para abordar desafíos en diversos sistemas empresariales y sociales. Además, se enfoca en la resolución de problemas y la mejora continua en todos los niveles de una organización. Esta amplitud de conocimientos y habilidades hace que el rol del ingeniero industrial sea altamente efectivo en comparación con otras profesiones centradas en la gestión de organizaciones y la innovación.

La toma de decisiones es una parte fundamental de la labor del ingeniero industrial, ya que implica elegir entre varias opciones en una variedad de contextos. Resolver problemas es una forma específica de toma de decisiones que busca prevenir resultados no deseados o cambiar situaciones problemáticas existentes. Ambos aspectos son esenciales en la práctica de la ingeniería industrial.

Al comparar los planes de estudio de la ingeniería industrial y la licenciatura en ciencia de datos, se resaltan las correspondencias en las materias de matemáticas, probabilidad y estadística, además de algunas asignaturas vinculadas a la ingeniería y la programación. La incorporación de la ética profesional también desempeña un papel significativo en ambas disciplinas.

Hay evidencia de que la ingeniería industrial y la licenciatura en ciencia de datos tienen objetivos y aspiraciones similares, por lo tanto, con la debida formación complementaria para los ingenieros, serán capaces de laborar en uno de los muchos puestos descritos en el cuarto capítulo, roles que trabajen con datos, agregando la ventaja competitiva de poseer un pensamiento sistemático orientado a procesos, entendimiento holístico de negocio, mejora continua y productividad.

La intersección entre la ciencia de datos y la ingeniería industrial se basa en el uso de datos para planificar, diseñar y optimizar procesos. Los ingenieros industriales toman decisiones basadas en datos en lugar de depender de la intuición.

El ingeniero industrial presenta un perfil versátil y robusto, que por su amplio campo de estudio comprende diversos temas orientados a los negocios y en la industria, por lo cual es un perfil que puede abordar subcampos de la ciencia de datos y aplicarlos laboralmente con la correcta formación que le permita profundizar en la administración, aplicación e interpretación de los datos.

La formación en la Facultad de Ingeniería para los futuros ingenieros industriales es fuerte en las bases estadísticas-matemáticas, a lo que con una formación complementaria en conocimientos de programación y gestión de datos, podrán salir al mundo laboral a ejercer eficazmente uno de los perfiles más relevantes actualmente, donde predomine la toma de decisiones basadas en datos y su aplicación mediante metodologías de analítica e inteligencia de negocios.

La propuesta del módulo de profundización en analítica e inteligencia de negocios para el plan de estudios 2016 de la carrera de ingeniería industrial en la Facultad de Ingeniería, así como las asignaturas que lo conforman, fueron seleccionadas mediante el análisis comparativo de lo que se imparte actualmente en distintas universidades y carreras del país.

Los subcampos de la ciencia de datos que se pretenden cubrir con el módulo van relacionados con la aplicación de los datos, para apoyar la toma de decisiones con el objetivo de mejorar la planificación de mediano y corto plazo de las operaciones de una empresa productora de bienes o servicios, tales como la analítica, la inteligencia de negocios, aprendizaje automatizado, y datos masivos, entre otros.

Una siguiente etapa dentro del plan de estudios consistiría en complementar la materia de Fundamentos de la Programación, la cual es de carácter obligatorio en el primer semestre de la carrera de ingeniería industrial, adicionando la enseñanza de Python, donde la curva de aprendizaje es corta y se puede ser más directo en comparación a los lenguajes clásicos de programación, y por lo tanto, es una herramienta útil para empezar a programar, sobre todo

si el ingeniero no ha tenido contacto con el mundo de la programación, ya que le permite aprender una técnica de manera interactiva.

Como se mostró en el segundo capítulo, Python es el lenguaje de programación de mayor popularidad por su versatilidad y aplicación en la industria a casi cualquier escenario de desarrollo, porque existe la posibilidad de complementar con enormes bibliotecas de paquetes que permiten extender su funcionalidad. Otro gran beneficio para los estudiantes es que su licencia es *open source* o software libre, es decir, gratuito (incluso para fines comerciales) y que además es compatible con Linux, MacOS y Windows.

La formación de los ingenieros orientada a manejo de la información es importante porque se toman decisiones con base en datos y no en la intuición, además de que en la economía digital ser capaz de tomar decisiones informadas basadas en datos no es opcional, es esencial, pues las organizaciones que toman decisiones basadas en datos tienen mejores resultados.

Una vez el módulo propuesto sea puesto en marcha se recomienda cotejar el porcentaje de alumnos y alumnas que optaran por especializarse en el módulo luego de tres años, así como también después del primer año, reevaluar el interés del alumnado de las asignaturas pertenecientes al módulo, y de ser necesario considerar los cursos enlistados en la Figura 6.3.

REFERENCIAS

- Aamer, A., Greene, B. & Toney, C. (2017). An empirical study of Industrial Engineering curriculum. *Inter. J. of Industrial Engng. and Manage.*, 8, 1, 39-45.
- ABET. (2021). *Criteria for Accrediting Engineering Programs, 2020-2021*. ABET. Recuperado el 8 de junio de 2023, de <https://www.abet.org/accreditation/accreditation-criteria/criteria-for-accrediting-engineering-programs-2020-2021/>
- Acevedo, A., & Linares, M. (2012). El enfoque y rol del ingeniero industrial para la gestión y decisión en el mundo de las organizaciones. *Revista de la Facultad de Ingeniería Industrial*, 15, 09-24.
- Agrawal, S., Sharma, P. B., & Kumar, M. (2008). Knowledge management framework for improving curriculum development processes in technical education. *2008 Third International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology*.
- Alteryx. (2022). *Business Analytics*. Alteryx. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://www.alteryx.com/es/glossary/business-analytics>
- Ángeles, M. (2019). La Ciencia de Datos y sus aplicaciones. Centro Virtual de Computación, UNAM. Recuperado el 24 de enero de 2023, de <https://www.redisybd.unam.mx/redisybd/mod/resource/view.php?id=222>
- Barton, D., & Court, D. (2012). Making Advanced Analytics Work for You. *Harvard Business Review*, 90, 79-83.
- BBVA Communications. (2022). 'Big data': la demanda de talento experto sigue creciendo. BBVA. Recuperado el 18 de enero de 2023, de <https://www.bbva.com/es/big-data-la-demanda-de-talento-experto-sigue-creciendo/>

- Buyurgan, N., & Kiassat, C. (2017). Developing a new industrial engineering curriculum using a systems engineering approach. *European Journal of Engineering Education*, 42(6), 1263–1276.
- Cambridge Judge Business School Executive Education. (2022). Business Analytics: Tomar decisiones a partir de los datos.
- Clayton, P. and Clopton, J., Business curriculum redesign: integrating data analytics. *J. of Educ. for Business*, 94, 1, 57-63 (2018).
- Crawford, C., & Montoya, A. (2018). *Kaggle Machine Learning & Data Science Survey*. Kaggle. Recuperado el 11 de enero de 2023, de <https://www.kaggle.com/datasets/kaggle/kaggle-survey-20188> *Kaggle Machine Learning & Data Science Survey*
- Davenport, T. H, & Harris, J. G. (2007). *Competing on analytics: Inteligencia Competitiva para Ganar*. EEUU. Harvard Business School Publishing Corporation.
- Davenport, T. H., & Patil, D. (2012). Data Scientist: The Sexiest Job of the 21st Century. *Harvard Business Review*, 90, 70-76.
- Davenport, T. H., & Short, J. (1990). The new industrial engineering: information technology and business process redesign. *MIT, Sloan Manage. Review*, 31, 4.
- De Veaux, R.D., Agarwal, M., Averett, M., Baumer, B.S., Bray, A., Bressoud, T.C., Bryant, L., Cheng, L.Z., Francis, A., Gould, R., Kim, A.Y., Kretchmar, M., Lu, Q., Moskol, A., Nolan, D., Pelayo, R., Raleigh, S., Sethi, R.J., Sondjaja, M., Tiruvilumala, N., Uhlig, P.X., Washington, T.M., Wesley, C.L., White, D. and Ye, P. (2017). Curriculum guidelines for undergraduate programs in data science. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 4, 15-30.
- Delen, D., & Ram, S. (2018). Research challenges and opportunities in business analytics. *Journal of Business Analytics*, 1(1), 2–12.

- DOMO. (2022). *Data Never Sleeps 10.0*. Domo. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://www.domo.com/data-never-sleeps>.
- Durán, J. (2017). Ser ingeniero en la época del Big Data, Data Science e Internet of Things. LinkedIn. Recuperado el 6 de enero de 2023 de <https://es.linkedin.com/pulse/ser-ingeniero-en-la-%C3%A9poca-del-big-data-science-e-dur%C3%A1n-gonz%C3%A1lez>
- Elhedhli, S., Omar, M., & Bouabid, A. (2021). Data analytics - is it industrial engineering reborn? *Global Journal of Engineering Education*, 23(1), 13–19.
- Escobar, J. (2021). Business Analytics vs Business Intelligence ¿cuál es la diferencia?. Blog EGADE Tec. Recuperado el 22 de septiembre de 2022, de <https://blog.egade.tec.mx/business-analytics-vs-business-intelligence-diferencias>
- Glen, S. (2020). *Best Languages for Data Science and Statistics in One Picture*. Data Science Central. Recuperado el 11 de enero de 2023, de <https://www.datasciencecentral.com/best-languages-for-data-science-and-statistics-in-one-picture/nguages-for-Data-Science-and-Statistics-in-One-Picture-DataScienceCentral.com>
- González, G. (2023). Estadísticas de LinkedIn 2023. LinkedIn. Recuperado el 19 de junio, de <https://www.linkedin.com/pulse/estad%C3%ADsticas-de-linkedin-2023-quillermo-gonzález-pimiento/?originalSubdomain=es>
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6a. ed.). México DF.: McGraw-Hill.
- Hernández, A. (2023). Plan de trabajo extenso. Facultad de Ingeniería. Recuperado el 19 de junio de 2023, de https://www.ingenieria.unam.mx/planeacion/eg/documentos/plan_trabajo_JAHE.pdf

Hernández, G. (2019). Científicos de datos, un reto para el reclutamiento. El Economista. Recuperado el 17 de enero de 2023, de <https://www.economista.com.mx/capitalhumano/Cientificos-de-datos-un-reto-para-el-reclutamiento----20190129-0057.html>

Hernández, G. (2023). Empleos en auge: Los 15 puestos de trabajo con mayor demanda en 2023. El Economista. Recuperado el 24 de enero de 2023, de <https://www.economista.com.mx/capitalhumano/Empleos-en-auge-Los-15-puestos-de-trabajo-con-mayor-demanda-en-2023-20230117-0114.html>

Hernández, J. (2022). Líderes en Business Intelligence acorde a Gartner y Forrester. Gravatar. Recuperado el 3 de julio de 2023, de <https://gravitar.biz/bi/lideres-gartner-forrester-business-intelligence/>

Hurwitz, J. & Kirsch, D. (2018). Machine Learning For Dummies ®, IBM Limited Edition. Recuperado el 22 de noviembre de 2022, de <https://www.ibm.com/downloads/cas/GB8ZMQZ3>

IBM. (2022). Business Analytics, conozca sus datos, descubra sus insights. IBM. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://www.ibm.com/mx-es/analytics/business-analytics>

Inesdi. (2022). *¿Qué es el Business Analytics y por qué es tendencia?*. INESDI Business Techschool. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://www.inesdi.com/blog/business-analytics-que-es/>

Instituto Politécnico Nacional [IPN]. (2022). Red de Inteligencia Artificial y Ciencia de Datos. IPN. Recuperado el 8 de junio del 2023, de <https://www.ipn.mx/coriyp/redes-investigacion/rei08-riac/#:~:text=Se%20espera%20que%20ambos%20programas%20est%C3%A9n,operando%20en%20el%20Instituto%20durante%202023.>

Instituto Tecnológico Autónomo de México [ITAM]. (2023). Plan de estudios de la Licenciatura en Ciencia de Datos del ITAM. ITAM. Recuperado el 8 de junio de

2023, de <https://cienciadedatos.itam.mx/es/71/contenido/plan-de-estudios-de-la-licenciatura-en-ciencia-de-datos-del-itam>

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey [ITESM]. (2023). Plan de Estudios Ingeniería en Ciencia de Datos y Matemáticas. ITESM. Recuperado el 8 de junio de 2023, de <https://tec.mx/es/ciencias-aplicadas/ingeniero-en-ciencia-de-datos-y-matematicas>

Jain, A. & Chien, M. (2022). Gartner Magic Quadrant for Data Quality Solution. Gartner Inc. Recuperado el 3 de julio de 2023, de <https://www.gartner.com/en/documents/4020719>

Jimenez, G. (2014). ¿Es lo mismo la Inteligencia de Negocios (BI) y la Analítica?. Medium. Recuperado el 22 de septiembre de 2022, de <https://medium.com/@garabujo77/es-lo-mismo-la-inteligencia-de-negocios-bi-y-la-analitica-31b2215fa6a#:~:text=La%20Inteligencia%20de%20Negocios%20muestra,lo%20que%20va%20a%20pasar>

Jiménez, J. (2020). *Científico de datos: así es y así se forma uno en esta profesión cada vez más demandada*. Xataka. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://www.xataka.com/otros/cientifico-datos-asi-profesion-demandada#:~:text=Un%20poco%20m%C3%A1s%20en%20serio,de%20internet%20hoy%20en%20d%C3%ADa>.

Kotwl, N. (2022). El aumento constante del Director de Datos. PWC. Recuperado el 3 de junio de 2023, de <https://www.pwc.com/co/es/pwc-insights/director-datos.html>

León, C. (2022). Salario de Data Scientist en México 2022. Hireline. Recuperado el 18 de enero de 2023, de <https://hireline.io/blog/salario-de-data-scientist-en-mexico/>

Lindner, C. (20 de septiembre de 2018). Where do Data Scientists Come From?. Medium. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://medium.com/indeed-engineering/where-do-data-scientists-come-from-fc526023ace>

- Marselle Provence Institute of Technology [MPIT]. (2023). Bachelor in Data Science & Economics Program. MPIT. Recuperado el 5 de noviembre del 2023, de <https://mpit-edu.com/bachelor-in-data-science-economics-program/>.
- Massachusetts Institute of Technology [MIT]. (2023). Computer Science, Economics, and Data Science (Course 6-14). MIT. Recuperado el 5 de noviembre del 2023, de <https://catalog.mit.edu/degree-charts/computer-science-economics-data-science-course-6-14/>.
- Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. Nueva York: McGraw-Hill (1era ed.).
- New York University Shanghai [NYU Shanghai]. (2023). Data Science Requirements for the Major. NYU Shanghai. Recuperado el 5 de noviembre del 2023, de <https://shanghai.nyu.edu/academics/majors/data-science>.
- Ontiveros, E. & López, V. (2017). *Economía de los Datos*. Madrid: Editorial Ariel (1era ed.).
- Oracle. (2022). ¿Qué es la inteligencia artificial? Obtén más información sobre la inteligencia artificial. Oracle. Recuperado el 24 de enero de 2023, de <https://www.oracle.com/mx/artificial-intelligence/what-is-ai/>
- Pastor, J. (2019). Así está el mapa de la demanda de empleo digital en España: mucho programador, y concentración absoluta en las grandes capitales. Xataka. Recuperado el 11 de enero de 2023, de <https://www.xataka.com/empresas-y-economia/asi-esta-mapa-demanda-empleo-digital-espana-mucho-programador-concentracion-absoluta-grandes-capitales>
- Rodríguez, B. (2020). Primera charla de DABIA: "Ciencia de datos e Ingeniería Industrial se parecen más de lo que imaginan". DABIA. Recuperado el 6 de enero de 2023 de <https://www.grupodabia.com/post/2020-03-05-primera-charla-ingenieria-industrial-y-ciencia-de-datos/>

SAS (2023). ¿Qué es un científico de datos? Quiénes son, qué hacen y por qué usted desea ser uno de ellos. SAS. Recuperado el 11 de enero de 2023, de https://www.sas.com/es_mx/insights/analytics/what-is-a-data-scientist.html

Sharda, R., Denlen, R. & Turban, E. (2018). *Business Intelligence a managerial perspective on analytics*. Nueva York: Pearsons Education (4ta ed.).

Sueldos para Data Scientist. Glassdoor. Recuperado el 11 de enero de 2023, de https://www.glassdoor.com.mx/Sueldos/ciudad-de-m%C3%A9xico-data-scientist-sueldo-SRCH_IL.0,16_IM1176_KO17,31.htm?clickSource=searchBtn

Universidad de Buenos Aires [UBA]. (2023). Plan de Estudios en Licenciatura en Ciencias de Datos. UBA. Recuperado el 5 de noviembre del 2023, de <https://lcd.exactas.uba.ar/materias/>.

Universidad Nacional Autónoma de México [UNAM]. (2014). Reglamento general de estudios universitarios. Legislación universitaria. Recuperado el 13 de julio de 2023, de http://www.abogadogeneral.unam.mx/sites/default/files/archivos/LegUniv/32-ReglamentoGeneralEstudiosUniversitarios_rem38_021220.pdf

Universidad Nacional Autónoma de México [UNAM]. (2019). Descripción Sintética del Plan de Estudios de la Licenciatura en Ciencias de Datos. Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas. Recuperado el 18 de enero del 2023, de https://escolar1.unam.mx/planes/iimas/ciencia_datos.pdf

Universidad Nacional Autónoma de México [UNAM]. (2019). Oferta académica de la Licenciatura en Ciencia de Datos. Oferta UNAM. Recuperado el 18 de enero del 2023, de <http://www.oferta.unam.mx/ciencia-de-datos.html>

Universidad Nacional Autónoma de México [UNAM]. (2022). Programas Académicos: Ingeniería Industrial. Facultad de Ingeniería. Recuperado el 11 de enero de 2023, de https://www.ingenieria.unam.mx/programas_academicos/licenciatura/industrial.php

University of California Berkeley [UC Berkeley]. (2023). Data Science Curriculum. UC Berkeley. Recuperado el 5 de noviembre del 2023, de <https://ischoolonline.berkeley.edu/data-science/curriculum/>.

Vega, J. (2020). *Datos, Ciencia e Ingeniería*. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 28(1), 2-5. Recuperado el 11 de enero de 2023, de <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-33052020000100002>

Viales, O. (2020). *Ciencia de datos e ingeniería industrial se parecen más de lo que imaginan*. DABIA. Recuperado el 15 de noviembre de 2022, de <https://www.grupodabia.com/post/2020-03-05-primera-charla-ingenieria-industrial-y-ciencia-de-datos/>

Xataka. (2022). *Nueve industrias que aplican la Ciencia de Datos para solucionar problemas reales*. Xataka. Recuperado el 10 de noviembre de 2022, de <https://www.xataka.com/n/nueve-industrias-que-aplican-ciencia-datos-para-solucionar-problemas-reales#comments>

Zandin, K. B. (2005). *Maynard: Manual del Ingeniero Industrial*. (5ta. ed.p). México: McGraw-Hill Interamericana.