



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

**APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA
ARTIFICIAL EN UNA PROPUESTA
INNOVADORA DE
APROVECHAMIENTO DEL GAS
NATURAL PARA LA GENERACIÓN DE
RECURSOS**

TESIS

Que para obtener el título de
Ingeniero Petrolero

P R E S E N T A N

Cedeño Parra Luis

Manzano Reséndiz Julio Isaac

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Víctor Leonardo Teja Juárez



Ciudad Universitaria, Cd. Mx., 2024

DEDICATORIA

*"Vida antes que muerte.
Fuerza antes que debilidad.
Viaje antes que destino."*

Brandon Sanderson, 2010

*A todos aquellos que depositaron su fe
en nosotros y nuestro trabajo.*

*Con cariño y gratitud para todos
nuestros familiares y amigos.*

AGRADECIMIENTOS

Hoy, con gran satisfacción, culmino la que considero es la mejor etapa de mi vida. Por ello, inicio esta sección reconociendo a todas las personas que han sido fundamentales en mi vida y trayectoria académica. Sin su apoyo, guía y paciencia, este logro no habría sido posible. A todos ustedes, expreso mi más sincero agradecimiento.

*A mis mejores amigos y compañeros de vida, mis padres, **Juana y Ernesto**. No tengo palabras para agradecer su infinito amor y su apoyo incondicional. Gracias por respaldar cada uno de mis proyectos y por acompañarme siempre de la mano a hacerlos realidad. Este trabajo no es más que un reflejo de todo su empeño depositado en la formación de un hombre de bien y, por esa razón, se los dedico.*

*A mis queridos amigos **Azul, Bryan, Fernanda, Hugo, Isaac, Jared, Jordi, Karem, Karla, Kinnereth, Miriam, Montserrat, Rodrigo, Ulises y Vanessa**, quiero agradecerles de todo corazón por estar siempre a mi lado. Cada uno de ustedes ha dejado una marca especial en mí con su apoyo absoluto a lo largo de estos poco más de cinco años. Gracias por compartir conmigo sus aventuras, sueños, logros y fracasos, por mostrarme que juntos no solo somos amigos, sino un gran equipo y por ser parte de las historias más memorables que tengo para contar.*

*A mi mejor amigo y compañero de tesis, **Julio Manzano**, por su lealtad, paciencia, amistad y las mil y una cosas que hemos vivido. Gracias por depositar tu confianza en mí y permitirme realizar este proyecto contigo pese a mi muy saturada agenda. Sin duda alguna, he aprendido y crecido a tu lado, pero sobre todo he conocido el significado de lo que es una verdadera amistad y eso te lo agradeceré toda la vida.*

*A mi tutor, el **Dr. Leonardo Teja**, por haber sido más que un mentor académico durante este proceso, un amigo cercano. Siempre recordaré el tiempo que compartimos trabajando en este proyecto, las conversaciones enriquecedoras en las que intercambiamos ideas y el valor que le dio a la importancia de creer en mí cuando algo parecía no tener solución bajo la frase de “escuchar a mi corazón”. Agradezco enormemente su apoyo, dedicación, orientación y paciencia, así como el compartir su invaluable conocimiento.*

*A la **Dra. Rosa Mariscal**, por formar parte de mi jurado de tesis y por su valioso aporte de conocimientos en el campo de la Inteligencia Artificial. Su experiencia y perspectiva fueron fundamentales para enriquecer este trabajo y llevarlo a un nivel superior.*

*A mi alma mater, la **Universidad Nacional Autónoma de México**, por mi amplia formación académica, los queridos profesores que siempre me apoyaron y por haberme dado a los que hoy día considero son mis mejores amigos.*

“Por mí raza hablará el espíritu”
- Luis Cedeño Parra.

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que, de una u otra forma, contribuyeron a la realización de esta tesis.

*En primer lugar, me gustaría agradecer a mi tutor, el **Dr. Víctor Leonardo Teja Juárez**, por su constante apoyo, orientación y paciencia a lo largo de este proyecto. Su conocimiento y experiencia han sido fundamentales para la culminación exitosa de este trabajo, gracias por su tiempo y amistad.*

*Agradezco también a los miembros del jurado, al **Dr. Rodolfo Camacho**, el **Dr. Ulises Neri**, a la **Dra. Paulina Gómora** y también a la **Dra. Rosa Mariscal** por sus valiosas sugerencias y comentarios que sin duda mejoraron significativamente la calidad de este trabajo.*

*Quisiera extender mi agradecimiento a la **Universidad Nacional Autónoma de México** por brindarme los recursos y el entorno necesarios para llevar a cabo mi formación académica, culminando con la elaboración de este trabajo. Un especial agradecimiento a todos los profesores y personal que, con su ayuda y disposición, me ayudaron a lograr este sueño.*

*En el ámbito personal, quiero agradecer profundamente a mi familia, especialmente a mi madre **María de la Luz**, a mi padre **Julio** y a mi hermano **Saúl Josué**, por su amor, apoyo incondicional y por creer en mí en todo momento. A mis amigos **Carlos, Denisse, Fernanda, Ignacio, Isaac, Karla, Miriam, Montserrat, Paulina, Rodrigo y Víctor**, gracias por ser mi red de apoyo, por las risas compartidas, por los momentos de distracción necesarios y por su comprensión en los momentos de ausencia. Su amistad es un tesoro que valoro inmensamente.*

*Finalmente, y no por ello menos importante, a **Luis Cedeño**, mi gran amigo y compañero en esta aventura, por sus consejos, apoyo mutuo y por hacer de este viaje una experiencia inolvidable, sigamos avanzando juntos toda la vida.*

A todos ustedes, ¡muchas gracias!

“Per aspera ad astra”
- Julio Isaac Manzano Reséndiz.

ABSTRACT

In this work, an innovative strategy is presented to harness fossil fuels, which under atmospheric conditions of pressure and temperature, are in the gaseous phase. The proposal focuses on maximizing the benefit of daily released natural gas in oil complexes due to the lack of infrastructure to store or transport it, using this gas as a raw material to generate electricity on-site. Additionally, it suggests powering cryptocurrency mining clusters to produce digital assets and generate additional economic resources beyond those obtained from oil activities, either through the oil operators themselves or through a third party responsible for this process. The exploitation of unused natural gas in field operations may reduce the emission of greenhouse gases into the atmosphere, thus contributing to the mitigation of climate change. To demonstrate the viability of this proposal, the use of artificial intelligence, specifically machine learning algorithms, is suggested for predicting the volumes of natural gas that will be released in the coming years and facilitate cryptocurrency trading activities. This approach represents an attractive option to generate economic resources from an activity traditionally seen as an environmental problem. It is expected that this strategy will enhance the utilization of natural gas and contribute to the energy and economic sustainability of Mexico, laying the foundation for its adoption nationwide.

Keywords: fossil fuels, natural gas, on-site electricity, cryptocurrency mining clusters, digital assets, buying and selling of crypto-assets, greenhouse effect gases, climate change, artificial intelligence, machine learning algorithms, sustainability.

RESUMEN

En este trabajo, se presenta una estrategia innovadora para aprovechar los combustibles de origen fósil que, bajo condiciones atmosféricas de presión y temperatura, se encuentran en fase gaseosa. La propuesta se centra en maximizar el beneficio del gas natural que se libera a diario dentro de los complejos petroleros debido a la falta de infraestructura para almacenarlo o transportarlo, utilizando este gas como materia prima para generar energía eléctrica *in-situ*. Además, se plantea alimentar clústeres de minado de criptomonedas para producir activos digitales y generar recursos económicos adicionales a los obtenidos de las actividades petroleras, ya sea por medio de los propios operadores petroleros o a través de un tercero responsable de este proceso. El aprovechamiento del gas natural no usado dentro de las operaciones en campo puede reducir la emisión de gases de efecto invernadero a la atmósfera, contribuyendo así a la mitigación del cambio climático. Para demostrar la viabilidad de esta propuesta, se sugiere el uso de inteligencia artificial, específicamente algoritmos de aprendizaje automático, para predecir los volúmenes de gas natural que se liberará en los próximos años y facilitar las actividades de compraventa de criptoactivos. Este enfoque representa una opción atractiva para generar recursos económicos a partir de una actividad tradicionalmente vista como un problema ambiental. Se espera que esta estrategia potencie la utilización del gas natural y contribuya a la sostenibilidad energética y económica de México, sentando las bases para su adopción a nivel nacional.

Palabras clave: combustibles de origen fósil, gas natural, energía eléctrica *in-situ*, clústeres de minado de criptomonedas, activos digitales, compraventa de criptoactivos, gases de efecto invernadero, cambio climático, inteligencia artificial, algoritmos de aprendizaje automático, sostenibilidad.

ÍNDICE GENERAL

Dedicatoria	I
Agradecimientos	II
Abstract	IV
Resumen	V
Índice general	V
Índice de figuras	XI
Índice de tablas	XIV
Preludio al estudio	XVI

I

Gas natural

2	Capítulo 1. Un vistazo al gas natural	
	1.1. Definición de gas natural	2
	1.2. Propiedades que impulsan el potencial energético del gas natural	5
	1.2.1. Densidad	5
	1.2.2. Factor de compresibilidad	7
	1.2.3. Densidad relativa	8
	1.2.4. Índice de Wobbe	9
	1.2.5. Poder calorífico	10
	1.2.6. Punto de rocío	10
	1.3. Criterios de clasificación del gas natural	11
	1.3.1. Origen	11
	1.3.2. Composición	13
	1.3.3. Estado en el que se transporta o almacena	16
17	Capítulo 2. Generación de energía de eléctrica	
	2.1. La energía eléctrica y sus diferentes métodos de generación	17

	2.1.1. Producción de electricidad a partir de combustibles fósiles	19
	2.2. México, la energía primaria, el gas natural y la generación de energía eléctrica	21
	2.2.1. Consumo de energía primaria	21
	2.2.2. Generación de energía eléctrica	22
26	Capítulo 3. El venteo de gas en México: políticas y perspectivas	
	3.1. La liberación de gas natural: un panorama general	26
	3.2. Análisis del venteo y la quema de gas natural	28
	3.3. Regulación del gas de venteo en México	29

II

Criptomonedas

34	Capítulo 4. <i>Blockchain</i> y el mercado financiero de los activos digitales	
	4.1. Explorando el mundo de la tecnología <i>blockchain</i>	34
	4.1.1. Funcionalidad	35
	4.1.2. Implicaciones	36
	4.2. Criptomonedas: El futuro de la tecnología <i>blockchain</i>	39
	4.2.1. Definiciones y origen	39
	4.2.2. Importancia	40
	4.2.3. Riesgos asociados	41
	4.2.4. Bitcoin, la cadena más representativa	41
45	Capítulo 5. Minería de criptomonedas: Bitcoin	
	5.1. Definición de minería de criptomonedas	45
	5.2. Tipos de minería	45
	5.3. Proceso de minado	46
	5.3.1. Función <i>hash</i> y valor inicial (<i>nonce</i>)	47
	5.3.2. <i>Pools</i> de minería	48

5.4.	Riesgos asociados	49
5.5.	Minería de Bitcoin	50
5.5.1.	Importancia de los mineros	50
5.5.2.	Propósitos y perspectivas futuras	50
5.5.3.	Recompensas	51
5.5.4.	Recursos necesarios para el minado	51
5.5.5.	Consumo energético	52

III

Inteligencia artificial

56	Capítulo 6. El gas natural y la inteligencia artificial	
6.1.	Aplicaciones de la inteligencia artificial en el sector petrolero	56
6.2.	Metodología	61
6.2.1.	Formulación del problema	62
6.2.2.	Recopilación de información	63
6.2.3.	Preparación de datos	64
6.2.3.1.	Limpieza	65
6.2.3.2.	Ajuste y homologación	67
6.2.4.	Análisis exploratorio de la información	71
6.2.5.	Establecimiento de las variables de entrada	77
6.2.6.	Elección y entrenamiento del modelo.	78
6.2.7.	Evaluación y ajuste del modelo.	80
6.3.	Aplicación de los algoritmos y análisis de resultados	81
6.3.1.	Bosque aleatorio	81
6.3.2.	Redes neuronales de memoria a largo plazo	86
6.3.3.	Redes neuronales modulares	88
93	Capítulo 7. <i>Blockchain</i> e inteligencia artificial en las finanzas	

7.1.	Revolución financiera	93
7.2.	<i>Blockchain</i> e IA: Impulsando la innovación financiera	94
7.3.	Metodología	95
7.3.1.	Predicción de la tendencia y el precio de BTC	97
7.3.2.	Momento óptimo de entrada y salida en el mercado	99
7.3.3.	Evaluación retrospectiva y análisis comparativo	102
7.3.4.	Optimización y validación de la estrategia	104
7.4.	Aplicación de los algoritmos y análisis de resultados	104

IV

Iniciativa de inversión

121	Capítulo 8. Propuesta técnico-económica aplicada al Activo Integral Aceite Terciario del Golfo	
	8.1. Justificación	122
	8.2. Insumos necesarios para el desarrollo de la propuesta	126
	8.2.1. Equipos	126
	8.2.2. Personal	131
	8.2.3. Generación de energía eléctrica	132
	8.2.4. Minado de criptomonedas	134
	8.3. Análisis de inversión	136
	8.4. Impacto ambiental	145
147	Capítulo 9. Reflexiones finales	
151	Capítulo 10. Acceso a los códigos fuente	

V

Apéndices

153	Apéndice A. La generación de energía eléctrica y el contexto energético mundial	
171	Apéndice B. Panorama actual del gas natural en México	
181	Apéndice C. Regulación y normatividad de las criptomonedas	
196	Apéndice D. Fundamentos de inteligencia artificial	
	Glosario	212
	Bibliografía	219

ÍNDICE DE FIGURAS

1.	El gas de venteo, la electricidad y las criptomonedas	XXI
1.1.	Perfil composicional del gas natural	3
1.2.	Factor de desviación z	8
1.3.	Criterios de clasificación del gas natural	12
1.4.	Diagrama de fases típico de un yacimiento de gas seco	14
1.5.	Diagrama de fases típico de un yacimiento de gas húmedo	15
2.1.	Clasificación de la generación de energía eléctrica	18
2.2.	Funcionamiento de una central termoeléctrica	21
2.3.	Evolución del consumo de energía primaria en México de 2011 a 2021	22
2.4.	Producción nacional de energía primaria por tipo de combustible	23
2.5.	Consumo nacional de energía porcentual por sectores	23
2.6.	Matriz mexicana de generación de energía eléctrica	24
2.7.	Generación de energía eléctrica nacional por tipo de combustible registrada en 2021	24
2.8.	Consumo nacional de gas natural por sector, 2021	25
2.9.	Consumo nacional de electricidad por sector, 2021	25
4.1.	Ejemplo de <i>blockchain</i>	35
4.2.	Base de datos tradicional vs. <i>blockchain</i>	38
4.3.	Evolución del precio del Bitcoin, 2010-2023	43
4.4.	Número de transacciones confirmadas en Bitcoin	44
5.1.	Nomenclatura del <i>hash</i>	46
5.2.	Bloque de bitcoin núm. 490 163	47
5.3.	¿Cómo gana un minero un bloque?	48
5.4.	Los <i>halvings</i> de Bitcoin y la evolución de los precios de esta criptomoneda	51
5.5.	Consumo de energía mensual promedio de la red de Bitcoin	53
6.1.	Flujo de trabajo a seguir dentro de un proyecto de ciencia de datos	62
6.2.	Ejemplo de histograma	72
6.3.	Diagrama de pares	74
6.4.	Ejemplo de gráfica de correlación de variables	76
6.5.	Resultados obtenidos con el algoritmo de bosque aleatorio	85
6.6.	Resultados obtenidos con el algoritmo de redes neuronales convencionales	89
6.7.	Resultados obtenidos con el algoritmo de redes neuronales modulares	91
6.8.	Predicción del gas de venteo para el año 2024	92
7.1.	Mapa arcoíris de Bitcoin	98
7.2.	Indicador técnico MA	100
7.3.	Indicador técnico EMA	100
7.4.	Indicador técnico RSI	101
7.5.	Indicador técnico bandas de Bollinger	102

7.6.	Resultados análisis de sentimientos	105
7.7.	Nube de palabras, sentimiento positivo	107
7.8.	Nube de palabras, sentimiento negativo	107
7.9.	Predicción del precio de BTC mediante RNN	109
7.10.	Indicadores técnicos más relevantes en la predicción del precio de BTC	110
7.11.	Gráfica de la estrategia EMAS:55 y EMAF:10	112
7.12.	Gráfica de la estrategia RSI:16	113
7.13.	Gráfica de la estrategia EMAS:55, EMAF:10 y RSI:16	115
7.14.	Gráfica de la estrategia optimizada: EMAF:14 y EMAS:63	117
8.1.	Pronósticos del gas natural durante la primera mitad del 2024	124
8.2.	Pronósticos del precio del BTC durante la primera mitad del 2024	125
8.3.	Bitmain Antminer S21 Hyd	127
8.4.	Bitmain ANTSPACE HK3 V6	128
8.5.	Cat G3512H	130
8.6.	Flujo de efectivo neto acumulado para los primeros 3 años	144
A.1.	Elementos de un panel solar fotovoltaico	154
A.2.	Proceso de transformación de la energía solar a energía eléctrica	155
A.3.	Elementos de un aerogenerador	157
A.4.	Proceso de transformación de la energía eólica <i>offshore</i> a energía eléctrica	158
A.5.	Proceso de transformación de la energía mareomotriz a energía eléctrica.	160
A.6.	Proceso de transformación de la energía geotérmica a energía eléctrica .	162
A.7.	Proceso de transformación de la bioenergía a energía eléctrica	163
A.8.	Fisión nuclear	164
A.9.	Funcionamiento de una central nuclear	165
A.10.	Evolución del consumo de energía primaria mundial de 2011 a 2021 . . .	166
A.11.	Consumo de energía primaria mundial por tipo de combustible registrado en 2021	167
A.12.	Consumo mundial de energía porcentual por sectores	168
A.13.	Evolución de la generación de energía eléctrica de 2011 a 2021	169
A.14.	Generación de energía eléctrica mundial por tipo de combustible regis- trada en 2021	169
A.15.	Consumo mundial de gas natural por sector, 2021	170
A.16.	Consumo mundial de electricidad por sector, 2021.	170
B.1.	Provincias petroleras de México	171
B.2.	Evolución de las reservas probadas de gas, 2010-2023	173
B.3.	Reservas de hidrocarburos gaseosos en México	174
B.4.	Reservas de gas natural en 2023	174
B.5.	Distribución de los recursos prospectivos en México	175
B.6.	Reparto de los recursos prospectivos según la naturaleza de los hidrocar- buros.	175
B.7.	Histórico de producción de hidrocarburos gaseosos en México, 2000-2024	176

B.8. Evolución de la producción nacional de gas por cuenca y ubicación, 2000-2024	177
B.9. Importaciones de gas registradas en 2022	178
B.10.Importaciones registradas por tipo de transporte	178
B.11.Oferta y consumo final por sector de Gas Natural, 1994, 2020	180
B.12.Demanda sectorizada de gas natural en México, 2021	180
D.1. Técnicas de aprendizaje fundamentales en el <i>Machine Learning</i>	199
D.2. Anatomía neuronal desde distintas perspectivas	204
D.3. Red neuronal recurrente	205
D.4. Desglose de una red neuronal recurrente	206
D.5. Red neuronal recurrente de memoria a largo plazo	207
D.6. Celda de estado de una red neuronal LSTM	207
D.7. Compuerta de olvido	208
D.8. Compuerta de actualización	209
D.9. Actualización de la nueva celda de estado	210
D.10.Compuerta de salida	210

ÍNDICE DE TABLAS

1.1. Distribución porcentual de los constituyentes del gas natural	4
1.2. Panoramas nacional e internacional de las especificaciones del gas natural	6
1.3. Características distintivas del gas húmedo y el gas seco utilizadas para propósitos ingenieriles.	13
2.1. Energía liberada por tipo de combustible fósil	19
3.1. Comparación del gas producido y venteado en México, 2012 - 2022	30
3.2. Evolución del venteo de gas por activo de producción	31
3.3. El venteo de gas nacional e internacional	32
4.1. Riesgos asociados a las criptomonedas	42
6.1. Adecuación del hiperparámetro <i>n_estimators</i>	82
6.2. Adecuación del hiperparámetro <i>max_depth</i>	84
6.3. Adecuación del hiperparámetro <i>epochs</i>	86
6.4. Adecuación del hiperparámetro <i>batch_size</i>	88
6.5. Comparación entre una red neuronal convencional y una red neuronal modular	90
7.1. Principales activos por capitalización en el mercado	96
7.2. Comparación de las ganancias de las diferentes estrategias	115
7.3. Comparación de las ganancias de las diferentes estrategias	118
8.1. Gas de venteo disponible y precio del BTC estimados para el primer semestre del 2024	124
8.2. Bitmain Antminer S21 Hyd	127
8.3. Bitmain ANTSPACE HK3 V6	129
8.4. Cat G3512H Grupos electrógenos a gas continuo de 60 Hz	130
8.5. Cat G3512H Grupos electrógenos a gas continuo a 60 Hz	132
8.6. Flujo de energía disponible vs. necesario	134
8.7. Demanda energética por el equipo propuesto de minado	135
8.8. Energía disponible vs. necesaria	135
8.9. Minado de Bitcoin	136
8.10. Equipo propuesto para el minado	136
8.11. Distribución con comercialización por Naturgy	137
8.12. Capital mensual para combustible	137
8.13. Datos para el flujo de efectivo	138
8.14. Flujo de efectivo 2024	139
8.15. Flujo de efectivo 2025	140
8.16. Flujo de efectivo 2026	141
8.17. Flujo de efectivo para los primeros 180 días del 2024	142
8.18. Indicadores de rentabilidad del primer escenario	143
8.19. Indicadores de rentabilidad para el segundo escenario	143

B.1. Tipo de yacimiento y gas producido por provincia petrolera	172
C.1. Regulación internacional de las criptomonedas	184
C.2. Posibles modelos de tributación de las criptomonedas en México	185

PRELUDIO AL ESTUDIO

En el umbral de lo que podría convertirse en el proceso de transición energética más significativo de la historia, ingenieros y expertos en energía plantean cuestionamientos sobre la viabilidad de sustituir los combustibles fósiles por fuentes de energía renovable menos contaminantes.

Recientemente, el debate sobre este tópico se ha intensificado debido la pandemia causada por el virus Sars-Cov-2 y el conflicto bélico entre Rusia y Ucrania, dos acontecimientos que han evidenciado la necesidad urgente de acelerar la adopción de fuentes de energía más sostenibles y han destacado la importancia de la diversificación energética para reducir la vulnerabilidad de las economías, especialmente aquellas que dependen en gran medida de los ingresos petroleros, ante perturbaciones geopolíticas y de salud pública. No obstante, en algunos casos, la migración hacia energías más limpias ha desencadenado crisis energéticas significativas, como se evidenció en Europa con Alemania, España y el Reino Unido, resaltando así la persistente dependencia de la humanidad al petróleo y sus derivados.

En virtud de lo anterior y reconociendo esta fuerte subordinación por parte de los hidrocarburos, organismos internacionales como la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC) han puesto especial atención en las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) provenientes de las actividades humanas estableciendo marcos regulatorios como el *Protocolo de Kioto* y el *Acuerdo de París*, esfuerzos que tienen por objeto el promover prácticas encaminadas hacia la sostenibilidad dentro de la Industria Petrolera atenuando así su huella de carbono.

En este sentido, esta industria extractiva avanza hacia un camino más sostenible, incorporando el aprovechamiento de recursos naturales renovables como la energía solar y eólica en sus operaciones diarias. Sin embargo, esto representa una pequeña parte de las acciones que el sector petrolero puede llevar a cabo hacia la descarbonización. En él, yace un potencial sostenible innato: el gas natural. Este recurso energético es un combustible que promueve que la generación de energía eléctrica sea menos contaminante.

Está claro que el gas natural se ha consolidado como la fuente de energía que impulsa al mundo, convirtiéndose en un pilar fundamental de la matriz energética para cientos de naciones. Este hecho surge como resultado de su gran adaptabilidad a una variedad de actividades tanto domésticas como industriales, donde desempeña un papel de suma importancia. Por ejemplo, en la producción de electricidad, la calefacción, la preparación de alimentos, el transporte y otros usos para los que este combustible es indispensable. Esta aseveración constituye una extensión de lo propuesto por la Comisión Nacional de Hidrocarburos (CNH, 2018), quien aseguró que las tendencias mundiales apuntan a un mayor uso del gas natural debido a su versatilidad y aplicación en la generación eléctrica, los vehículos eléctricos y el crecimiento de la petroquímica (p. 12).

En este contexto, se sigue un razonamiento similar al planteado por Mendoza (2023), quien sostuvo que las extensas reservas de gas natural en el mundo lo posicionan como una fuente de energía confiable que impulsa el crecimiento económico global y satisface las necesidades de la sociedad (p. 1). Sin embargo, es importante tener en cuenta que su abundancia no lo hace inagotable, lo que plantea preocupaciones sobre su uso eficiente.

La quema y venteo de gas han sido prácticas técnicamente viables desde hace décadas, utilizadas principalmente para deshacerse del gas no aprovechable debido a la falta de infraestructura para su almacenamiento o transporte. No obstante, en los últimos años, se han reconocido cada vez más los efectos ambientales adversos de estas prácticas. Desde esta perspectiva, se han identificado áreas de oportunidad para aprovechar el gas natural que no puede ser almacenado y es liberado a la atmósfera, ya sea en su forma natural o como producto de un proceso de combustión controlada.

De manera análoga al trabajo multidisciplinario y la sinergia presentes en el abordaje de los desafíos técnicos, económicos, sociales y ambientales propios de la ingeniería petrolera, las nuevas propuestas para un mejor aprovechamiento del gas requieren de la colaboración de otras disciplinas o áreas que demuestren la factibilidad económica de las iniciativas emergentes. Estas propuestas deben mostrar su contribución al cuidado del medioambiente, así como costos y beneficios más atractivos que releguen a la quema y venteo a un segundo plano.

En esta búsqueda de opciones para sustituir estas prácticas, destaca la disruptiva tecnología *blockchain*, un sistema innovador que pretende consolidarse en la era digital como una plataforma flexible y segura para la gestión y verificación descentralizada de una amplia gama de transacciones y datos. Como se mostrará en el capítulo 4, esta tecnología tiene su aplicación directa en la energía y sus distintas manifestaciones, su fama se debe principalmente a las criptomonedas, las cuales han revolucionado el sistema financiero al ofrecer un nuevo modelo de gestión de las transacciones y los sistemas de pago generando un gran interés y debate en torno a su adopción y regulación.

Hace tres décadas, nadie pensaba que hoy día sería posible ganar dinero resolviendo problemas matemáticos complejos por medio de la minería de criptomonedas. Este proceso ha dado lugar a una nueva industria en la que los participantes compiten por verificar e incorporar nuevos segmentos a la cadena de bloques, a cambio de recibir recompensas en forma de criptomonedas. La generación de monedas virtuales ha demostrado ser una actividad lucrativa para muchos, pero también ha planteado retos en términos de consumo energético debido a la gran cantidad de electricidad que demanda esta actividad computacional intensiva.

En este punto, se evidencia una conexión significativa entre la minería de criptomonedas y el gas natural, la cual podría impulsar un enfoque más sostenible en la

industria del petróleo y el gas natural. Esta vinculación se basa en el aprovechamiento del gas natural para la generación de energía eléctrica, lo que facilitaría la actividad digital y, al mismo tiempo, generar capital económico adicional. Esta manera de utilizar el gas indudablemente podría aumentar la rentabilidad de los proyectos petroleros, al tiempo que despertaría el interés de las empresas del sector por invertir parte de los recursos económicos obtenidos en prácticas sostenibles.

En resumen, este trabajo se centra en el análisis del gas natural desaprovechado en México y su potencial energético para el minado de criptomonedas, con el objetivo de generar recursos económicos y promover una industria petrolera más sostenible. Esta investigación se llevó a cabo mediante una revisión exhaustiva de la literatura para establecer la relación entre los recursos energéticos necesarios para la minería de criptomonedas y la energía eléctrica que podría generarse utilizando el gas actualmente quemado o venteado. Además, se emplearon algoritmos de inteligencia artificial (IA) para predecir la cantidad de gas que se liberará en los próximos años, lo que sugiere que, a pesar de las regulaciones internacionales, seguirá siendo viable utilizar esta materia prima para llevar a cabo esta actividad innovadora.

Objetivos de este estudio

Objetivo general

Desarrollar una propuesta de aprovechamiento del gas natural, utilizando algoritmos de IA, para la generación de recursos económicos mediante su aplicación en la minería de criptomonedas.

Objetivos específicos

1. Analizar las fuentes de gas natural excedentes disponibles en México y su potencial para la generación de energía eléctrica.
2. Efectuar una evaluación sobre la tecnología *blockchain*, su funcionalidad y sus implicaciones.
3. Implementar algoritmos de aprendizaje automático para predecir la producción, quema y venteo de gas natural a nivel nacional e internacional.
4. Implantar un sistema tecnológico eficiente para la compraventa de criptoactivos, mediante el uso de algoritmos de optimización, basado en estrategias de *trading* para maximizar la rentabilidad y sostenibilidad de este proceso.
5. Evaluar la viabilidad técnico-económica y ambiental de una propuesta para minar activos digitales en el Activo Integral Aceite Terciario del Golfo (AIATG).

Aportaciones clave emergentes de la investigación

Se han adoptado diversas medidas para orientar la transformación del sector petrolero, tradicionalmente visto una industria contaminante, hacia una industria más sostenible. Entre estas medidas se destaca la integración de fuentes de energía renovable en las operaciones en campo. Sin embargo, las crecientes presiones ambientales a nivel internacional exigen la implementación de medidas adicionales para frenar el inevitable deterioro ambiental causado por el desarrollo de la civilización humana.

Aunque se reconoce que menos del 10 % de las emisiones de GEI provienen de la extracción de hidrocarburos, la industria petrolera ha sido señalada como la principal responsable del daño ambiental (U. Neri, comunicación personal, 14 de agosto de 2023). Por esta razón, organismos gubernamentales y ambientalistas han puesto especial énfasis en las actividades petroleras, las cuales, a pesar de ser el principal motor del mundo, no se llevan a cabo con la debida cautela y regulación.

Si bien es cierto que la transición energética es una realidad, son pocos los países que han logrado minimizar su dependencia de los combustibles fósiles mediante la adopción de un sistema energético más “limpio”. Noruega se destaca como un caso de éxito en este sentido. No obstante, aunque este país ha reducido significativamente el impacto de los combustibles fósiles en su matriz energética, resulta interesante indagar en cómo se vive en este país nórdico, puesto que gran parte de su bienestar social está intrínsecamente relacionado con los ingresos petroleros. Algo similar se observa en algunos países de la región del Golfo Pérsico, donde el “oro negro” ha sido clave para sustentar una economía sólida que, sin lugar a duda, se traduce en un alto índice de calidad de vida.

Bajo esta perspectiva, parece alarmante escuchar, por parte de algunos sectores de la sociedad, que la era de las energías fósiles está por extinguirse. Si esto fuera cierto, no solo se pondrían en aprietos muchas industrias, sino que también se plantearía un desafío significativo para la economía mundial. Por lo tanto, hablar de transición energética no debe entenderse como una extinción de los hidrocarburos, sino más bien como un uso combinado de ellos en algunos sectores económicos de las naciones en aras de un futuro más sostenible.

En este sentido, para combatir el cambio climático, es importante considerar, la suma de esfuerzos que se realizan para mitigar esta problemática ambiental. El estudio de estos esfuerzos representa el reto del siglo XXI y una propuesta que podría contribuir a la atención de este problema se presenta en este trabajo.

En palabras del director ejecutivo del Centro Internacional de Excelencia para Latinoamérica y el Caribe, el maestro Ulises Neri, “hoy día el simple hecho de hablar

de gas natural ya representa una forma de administrar de forma sostenible los recursos naturales” (comunicación personal, 13 de diciembre de 2023). Sin embargo, como se detallará en el capítulo 4, las cifras a nivel mundial muestran que este combustible fósil no se aprovecha de manera óptima, dado que gran parte de este es destinado a la quema y venteo.

Es crucial señalar que, aunque estas prácticas son inherentemente diferentes, en este estudio se utiliza el término “venteo de gas” de manera general para referirse a estos procesos de gestión de los GEI en la industria extractiva del petróleo y el gas natural. La justificación de esta elección se explorará con mayor profundidad en el capítulo 3.

En este contexto, la investigación realizada para la elaboración de este escrito propone una estrategia innovadora para reducir significativamente la liberación de recursos hidrocarburos gaseosos no renovables: generar energía eléctrica y utilizarla como principal fuente energética en clústeres de minado de criptomonedas. Además, se presentan proyecciones respaldadas por el uso de IA, que confirman la viabilidad económica de la propuesta y su importancia a largo plazo. A pesar de que se estima que el gas de venteo disminuirá debido a las iniciativas internacionales en materia ambiental, esta práctica seguirá ocurriendo en los próximos años, lo que subraya la relevancia de este estudio. Finalmente, este trabajo representa un precedente para atender la regulación de la tecnología *blockchain* y su aplicación en el mercado financiero de los activos digitales en México, con el objetivo de garantizar transparencia y seguridad en todas sus transacciones. Todo esto se realiza con el fin de proporcionar a las compañías petroleras fondos extraordinarios que puedan favorecer el desarrollo de nuevos prospectos petroleros, al mismo tiempo que se impulsa la investigación y la innovación sostenible.

La propuesta técnico-económica presentada en la parte final de este trabajo pretende demostrar que pequeñas adaptaciones pueden traer grandes beneficios, además de contribuir a redireccionar el camino del sector petrolero hacia una industria más verde que trabaja arduamente en combatir las problemáticas ambientales que aquejan al mundo actual.

Arquitectura de la tesis

Este documento se organiza en cinco partes principales, divididas en un total de once capítulos. La primera parte comprende los capítulos 1, 2 y 3, y se centra en el estudio del gas natural. Este segmento comienza con una sinopsis del gas natural. Además, analiza el uso de este y otros recursos naturales no renovables en el sector energético, y concluye con un panorama general del venteo de gas y su regulación en el territorio nacional.

La segunda parte comprende los capítulos 4 y 5, en los que se establecen los

principios y peculiaridades de la tecnología *blockchain*, así como su utilidad dentro del mercado criptográfico. También, se exploran los orígenes de los activos digitales y su incursión dentro del mundo financiero. Finalmente, se desarrolla un análisis de la minería de criptomonedas para su seguridad y funcionamiento. Se aborda la importancia de los mineros en la red y las razones para minar, los requisitos de *hardware* y *software*, y el proceso de minería. También se examinan las desventajas de la minería, incluyendo el consumo de energía y qué se está haciendo para reducir dicho consumo.

Los capítulos 6 y 7 conforman la tercera parte, en la que se aborda la vanguardia de la IA en dos ámbitos distintos: la industria del petróleo y el gas natural, y el mercado financiero de las criptomonedas. El capítulo 6 expone los avances de la IA en la industria del petrolera y su aplicación para la predicción de volúmenes de producción, venta y precios del gas natural. En cambio, el capítulo 7 destaca la aplicación de la IA en el ecosistema criptográfico y su implementación para la creación de estrategias de *trading* que maximicen las posibilidades de tener éxito dentro de este nuevo esquema financiero.

La penúltima parte de la tesis corresponde a los capítulos 8, 9 y 10 donde se desarrolla la propuesta técnico-económica considerando la implementación de la iniciativa propuesta dentro del AIATG. Cabe mencionar que en el capítulo 8 se incluye una valoración económica-financiera integral del proyecto, así como una evaluación del impacto ambiental que se espera tras su realización. Por otro lado, el capítulo 10, concluye la investigación y ofrece algunas orientaciones futuras que pudieran optimizar esta propuesta incipiente. La sección final de este documento, el capítulo 10, incluye un código QR que proporciona acceso a los códigos implementados para el desarrollo de este trabajo.

Por último, la quinta parte se compone de cuatro apéndices que proporcionan información complementaria y detallada sobre diversos aspectos relevantes del estudio.

Figura 1

El gas de venta, la electricidad y las criptomonedas



Nota. Esta figura ilustra un diagrama conceptual de la iniciativa presentada para aprovechar el gas natural en la minería de criptomonedas. Figura de elaboración propia.



GAS NATURAL

CRIP TOMONEDAS

IA

INICIATIVA

APÉNDICES

I

GAS NATURAL

Un vistazo al gas natural

En este capítulo, se presenta una sucinta conceptualización del gas natural, sus propiedades y sus diversas categorizaciones.

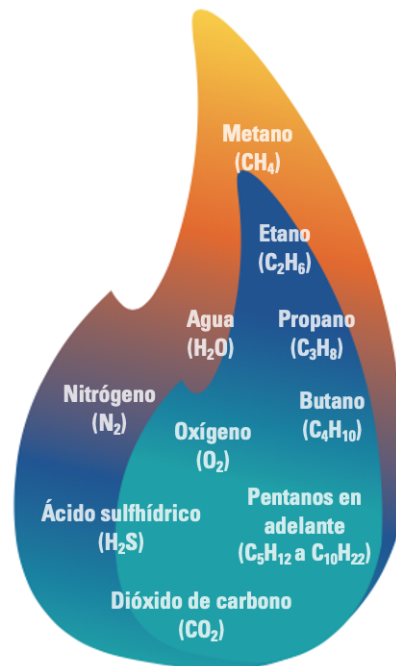
1.1. Definición de gas natural

Cuando se habla de gas natural, se hace referencia a aquella mezcla de gases de origen fósil constituida principalmente por metano (CH_4), la cual se produce u obtiene durante la extracción o el procesamiento industrial. Es importante señalar que esta mezcla también incluye otros hidrocarburos gaseosos, como el etano (C_2H_6), el propano (C_3H_8), los butanos (C_4H_{10}), los pentanos (C_5H_{12}) e incluso trazas de compuestos orgánicos más complejos cuya estructura supera los cinco átomos de carbono.

En sintonía con lo anterior, también es menester subrayar que este hidrocarburo gaseoso puede presentar trazas de otros gases catalogados como contaminantes, como es el caso del dióxido de carbono (CO_2), el nitrógeno (N_2), el monóxido de carbono (CO), el sulfuro de hidrógeno (H_2S), el oxígeno (O_2), el vapor de agua ($\text{H}_2\text{O}_{(g)}$), entre algunos otros gases más (véanse Figura 1.1 y Tabla 1.1).

El estudio y la detección oportuna de estas impurezas son de vital importancia en las actividades desarrolladas en campo. Estos componentes pueden causar una serie de contratiempos operativos, como la corrosión de las tuberías o instalaciones superficiales, debido a la interacción del vapor de agua condensado y los gases ácidos que se producen con el hidrocarburo.

Además, estos gases contaminantes representan graves riesgos para la salud humana, que pueden variar desde simples malestares físicos hasta la pérdida del conocimiento e incluso la muerte, dependiendo del tipo de contaminante, su concentración y el tiempo de exposición.

Figura 1.1*Perfil composicional del gas natural*

Nota. Esta ilustración exhibe la composición típica del gas natural, destacando sus componentes tanto hidrocarburos como no hidrocarburos. Adaptada de *Potencial del Gas Natural en México* por J. Ortiz, 2014, Universidad Nacional Autónoma de México.

Aunado a esto, está el hecho de que, debido a la propia naturaleza del gas, se pueden llegar a formar los denominados hidratos de metano como resultado de la unión y constante interacción de las moléculas de agua con las partículas de metano. Estos tienen lugar en aquellas zonas con condiciones de alta presión y baja temperatura, rasgos habituales que se presentan en pozos costa afuera situados en aguas profundas (Carrillo y Guerrero, 2013, p. 22).

Asimismo, con el objetivo de detectar fugas, a este fluido se le inyectan mercaptanos, un compuesto sulfurado natural que consta de un grupo tiol y cuyo aroma suele ser desagradable, pero perceptible.

Dentro de las singularidades más representativas de este recurso no renovable se encuentra que es uno de los recursos energéticos más abundantes en el planeta Tierra. Su combustión produce una menor cantidad de GEI en comparación con otros combustibles fósiles, lo que lo convierte en una opción más amigable con el ambiente. Además, posee un potencial energético equiparable al obtenido de derivados del petróleo, como la gasolina, así como de fuentes de energía renovable, como el hidrógeno (Center for Climate and Energy Solutions [C2ES], 2020).

Tabla 1.1
Distribución porcentual de los constituyentes del gas natural

Componente	Fórmula química	Porcentaje
Metano	CH ₄	70 % a 90 %
Etano	C ₂ H ₆	
Propano	C ₃ H ₈	0 % a 20 %
Butano	C ₄ H ₁₀	
Pentanos e hidrocarburos con un mayor peso molecular	C ₅ H ₁₂ , C ₆ H ₁₄ , C ₇₊	0 % a 10 %
Dióxido de carbono	CO ₂	0 % a 8 %
Oxígeno	O ₂	0 % a 0.2 %
Nitrógeno	N ₂	0 % a 5 %
Sulfuro de hidrógeno	H ₂ S	0 % a 5 %
Otros gases (Argón, Helio, Xenón, Neón)	Ar, He, Xe, Ne	Trazas

Nota: Esta tabla presenta una valoración cuantitativa de la composición típica del gas natural previo de su procesamiento. Adaptada de *Natural Gas: A Basic Handbook* por J. Speight, 2019, Gulf Professional Publishing.

Pese a que el gas cuenta con una gran variedad de propiedades más como, por ejemplo, la masa molecular aparente, la viscosidad, la entalpía, entre otras, su potencial energético está descrito a partir de la calidad del gas natural. A través de este parámetro se detalla su composición, la cual dependerá en gran medida de algunas propiedades que posee este combustible fósil y que se desarrollarán en la sección 1.2.

Antes de comenzar a indagar dentro de las propiedades de interés que rigen en gran medida el potencial energético de un gas, es importante precisar algunos detalles:

En primer lugar, se debe considerar que la cantidad de energía obtenida de la combustión de un volumen específico de gas natural se cuantifica en Unidades Térmicas Británicas (BTU, por sus siglas en inglés). Los BTU representan la cantidad de energía necesaria para aumentar la temperatura de una libra de agua en un grado Fahrenheit, bajo condiciones atmosféricas normales. La presencia elevada de gases no combustibles, como el nitrógeno (N₂), conlleva una reducción directa de las unidades de energía recuperable.

En segundo lugar, en México, la normativa de calidad para el gas natural impone restricciones específicas basadas en diecisiete parámetros que determinan los valores y márgenes a los cuales deben ajustarse. Se observa que las disparidades en la implementación de estándares a nivel internacional pueden atribuirse a las condiciones particulares

del mercado mexicano, con énfasis en el elevado contenido de nitrógeno presente en el gas de la región sur de la República Mexicana (Dorantes, 2023).

Ejemplos de tales divergencias incluyen las variaciones máximas diarias de nitrógeno y del Índice de Wobbe (IW), lo que resalta la necesidad de adaptar las regulaciones a las singularidades del contexto nacional. Este enfoque asegura una armonización efectiva entre las normativas internacionales y las demandas específicas del mercado de gas natural en México (véase Tabla 1.2).

Finalmente, pero no menos importante, está el hecho de que, en la vida cotidiana, es común que se confunda al gas natural con el gas licuado de petróleo, mejor conocido como gas LP, sin embargo, estas fuentes de energía exhiben distintas propiedades, debido a su composición. Mientras el gas natural está compuesto principalmente por metano, el gas LP está conformado en su mayoría por propano y butano.

1.2. Propiedades que impulsan el potencial energético del gas natural

Para este estudio se analizaron únicamente aquellas propiedades que están intrínsecamente ligadas a la calidad del gas. Estas propiedades son: densidad, factor de compresibilidad, densidad relativa, IW, poder calorífico y punto de rocío.

En este punto, es crucial recordar que, aunque se trate del mismo fluido, la composición del gas natural puede diferir de un campo gasífero a otro y, por ende, sus propiedades pueden presentar variaciones significativas.

1.2.1. Densidad

La primera propiedad fundamental de la física y el análisis de los fluidos petroleros a abordar es la densidad, la cual se denota mediante la letra griega rho (ρ). Se define como el cociente entre la masa de gas y el volumen que ocupa bajo ciertas condiciones de presión y temperatura. Matemáticamente, esto puede expresarse de la siguiente manera:

$$\rho_g = \frac{m_g}{V_g} \quad (1.1)$$

Partiendo de la premisa de que el gas natural es un gas real, la densidad de este fluido petrolero puede describirse tomando como base la *ecuación de compresibilidad para las gases reales*, que dicta que las moléculas de un gas ocupan una masa cuantificable y no despreciable dentro del recipiente en el que se encuentran contenido. Además señala que estas colisionan de forma inelástica y se encuentran sometidas constantemente a fuerzas de atracción o repulsión que, a ciertas condiciones de presión y temperatura,

pudieran generar un cambio de fase. Dicha formulación matemática se presenta en la ecuación 1.2.

Tabla 1.2

Panoramas nacional e internacional de las especificaciones del gas natural

Propiedad	México		Colombia	EE.UU.	España
	Zona Sur	Resto del país			
CH ₄ Mín. [%vol]	83.0	84.0	-	-	-
O ₂ Máx. [%vol]	0.2	0.2	0.1	0.01	0.005 - 1.0
CO ₂ Máx. [%vol]	3.0	3.0	2.0	2.0	2.0 - 3.0
N ₂ Máx. [%vol]	6.0	4.0	-	3.0	2.0 - 3.0
Total de inertes (CO ₂ y N ₂) Máx [%vol]	11.0	1.0	-	-	3.0 - 5.0
C ₂ H ₆ Máx [%vol].	11.00	11.00	-	-	-
Temperatura de rocío de hidrocarburos Máx [K]	271.15	271.15	275.15	Sin formación líquido	275.15
H ₂ O Máx. [mg/m ³]	110.0	110.0	112.00	97.0	64.0 - 112.0
Índice de Wobbe Mín. [MJ/m ³]	47.3	48.2	-	48.25	-
Índice de Wobbe Máx. [MJ/m ³]	53.0	53.2	-	58.81	-
Poder calorífico superior Mín. [MJ/m ³]	36.8	37.3	35.4	36.94	35.0 - 37.26
Poder calorífico superior Máx. [MJ/m ³]	43.6	43.6	42.8	47.74	39.83 - 44.71
H ₂ S Máx. (H ₂ S) Máx [mg/m ³]	6.0	6.0	15.0	6.0	6.0 - 23.0
Azufre (S) total Máx. [mg/m ³]	150.0	150.0	23.0	50.0	114.0 - 458.0

Nota. Esta tabla contrasta los requisitos específicos que el gas natural debe satisfacer en algunos países extranjeros con los estándares de calidad establecidos por la Norma Oficial Mexicana NOM-001-SECRE-2010. Adaptada de *El Gas Natural como fuente de desarrollo en el mundo*, por E. Dorantes, 2023 (https://www.linkedin.com/posts/unam-spe-student-chapter_wearespe-soysaip-cecipmunam-activity-7022311203838296064-xFzF/).

$$PV = znRT \quad (1.2)$$

Realizando el despeje y la sustitución algebraica correspondientes, el cálculo de la densidad de un gas puede efectuarse a partir del modelo matemático que se exhibe a continuación:

$$\rho_g = \frac{pM}{zRT} \quad (1.3)$$

Es preciso señalar que, la densidad característica del gas natural es menor en comparación con la densidad del aire; a condiciones estándar, estas tienen un valor medio de $0.0468 \left[\frac{\text{lb}_m}{\text{ft}^3} \right]$ y $0.0764 \left[\frac{\text{lb}_m}{\text{ft}^3} \right]$, respectivamente. Por lo tanto, en caso de ser liberado a la atmósfera, el gas viajará rápidamente a capas superiores a esta y evitará así interactuar o reaccionar con otros gases.

1.2.2. Factor de compresibilidad

El factor de compresibilidad, representado con la letra z y también denominado como “factor de desviación”, describe la relación del volumen real que ocupa cierta masa de gas, con respecto al que ocuparía si tuviera un comportamiento de gas ideal bajo las mismas condiciones de presión y temperatura (McCain, 1990, p. 105).

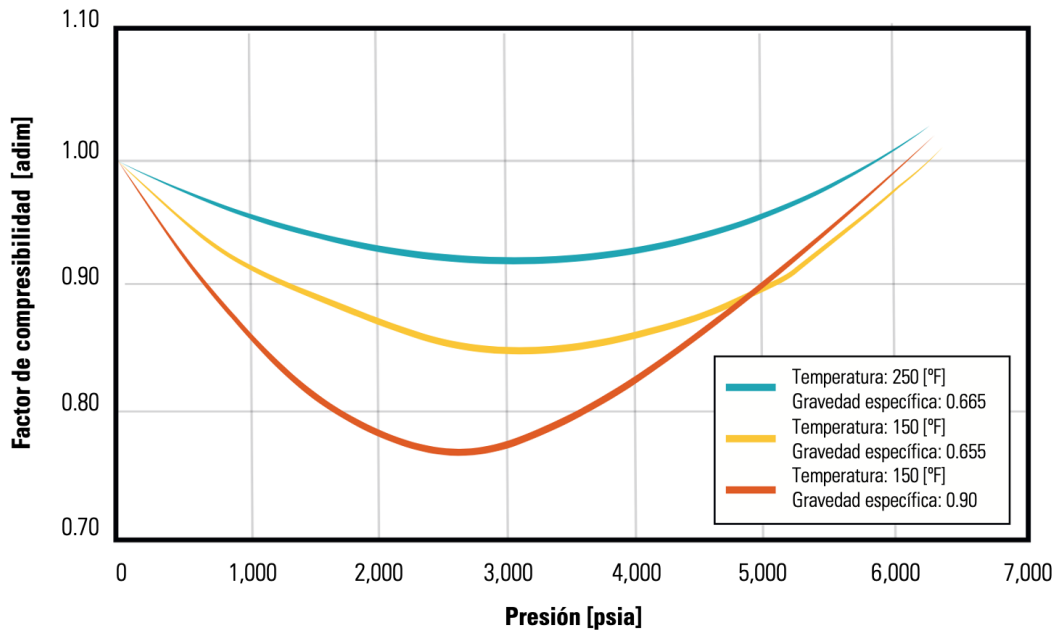
$$z = \frac{V_{real}}{V_{ideal}} \quad (1.4)$$

Este factor carece de dimensiones y está en función de la composición del gas. Su valor generalmente oscila entre 0.7 y 1.2, donde la unidad representa el comportamiento ideal. Se sabe que a condiciones atmosféricas, el valor de z es igual 1, lo que indica que en la superficie los gases tienden a comportarse de forma ideal, al igual que en zonas de muy baja presión en donde las moléculas de gas están relativamente dispersas entre sí, como se muestra en la Figura 1.2.

De igual modo, un aspecto importante a considerar es que el valor de z para diferentes gases ha sido determinado con base en el *Teorema de los Estados Correspondientes*, el cual establece que, a las mismas condiciones de presión y temperatura pseudoreducidas, todos los gases tienen el mismo factor de compresibilidad.

Este factor de desviación se calcula mediante correlaciones empíricas, es decir, a partir de la experimentación. Estas están en función de la presión y la temperatura pseudoreducidas.

Figura 1.2
Factor de desviación z



Nota. El gráfico muestra el comportamiento del factor de compresibilidad (z) en función de la presión para gases con diferentes temperaturas y composiciones. En primer lugar, si se comparan dos gases con pesos moleculares idénticos, pero con temperaturas distintas (líneas amarilla y azul), se observa que el factor z del gas a mayor temperatura se acerca más a las condiciones ideales. En segundo lugar, si se consideran dos gases a la misma temperatura, pero con composiciones diferentes (líneas amarilla y naranja), se puede notar que el gas con mayor complejidad molecular se aleja más del comportamiento ideal. Adaptado de *Correlaciones Numéricas P.V.T.* por C. Bánzer, 1996, Universidad del Zulia.

1.2.3. Densidad relativa

Aunque la densidad es un parámetro de suma importancia dentro de la caracterización de los fluidos gaseosos que se recuperan del yacimiento, en la ingeniería petrolera esta suele reportarse en términos de la densidad relativa, la cual remite al cociente de la densidad del gas y la densidad del aire, ambas medidas bajo las mismas condiciones de presión y temperatura.

$$\gamma_g = \frac{\rho_g}{\rho_{aire}} \quad (1.5)$$

Tanto en la termodinámica como en la industria del petróleo y el gas natural, la selección de la letra griega gamma (γ) para representar la también denominada gravedad específica es convencional y proporciona uniformidad en la notación científica. No obstante, se suele incluir el subíndice “ g ” para destacar que esta hace alusión a la fase

gaseosa de los hidrocarburos.

Es importante señalar que, comúnmente, la densidad del aire se refiere a las condiciones estándar. Por lo tanto, la fórmula (1.5) puede ser reescrita como:

$$\gamma_g = \frac{\rho_g @ c.e.}{0.0764 \left[\frac{\text{lb}_m}{\text{ft}^3} \right]} \quad (1.6)$$

Otra forma de representar a la gravedad específica del gas es a través del cociente de la masa molecular del gas y la masa molecular del aire, tal y como se muestra a continuación:

$$\gamma_g = \frac{M_g}{M_{aire}} \quad (1.7)$$

En este punto, es importante denotar que, puesto que se trata de mezclas de gases, la masa molecular citada con anterioridad se refiere formalmente a la masa molecular aparente, la cual para el aire equivale a 28.96 libras masa por cada mol de sustancia que se tenga. Esta relación matemática está dada de la siguiente manera:

$$\gamma_g = \frac{M_g}{28.96 \left[\frac{\text{lb}_m}{\text{mol}} \right]} \quad (1.8)$$

1.2.4. Índice de Wobbe

En lo que respecta al IW, se infiere que es un indicador nombrado en honor a su creador, Goffredo Wobbe, un ingeniero experto en gas natural y procesos de combustión, quien lo desarrolló en el año 1927 con el objetivo de relacionar el poder calorífico del gas y su gravedad específica.

De acuerdo con la fuente literaria que se consulte, este también puede encontrarse como factor de intercambiabilidad y se determina al efectuar el cociente del poder calorífico superior (PCS) y la raíz cuadrada de la gravedad específica del gas, ambas magnitudes medidas a las mismas condiciones de presión y temperatura. En otras palabras, el IW representa la cantidad de energía disponible en un sistema de combustión por medio de un inyector de orificio, de modo que, cuanto mayor sea su valor, mayor será la energía asociada al flujo de gas que atraviesa dicho orificio (Instituto Mexicano del Petróleo [IMP], 2018, p.28).

$$IW = \frac{PCS}{\sqrt{\gamma_g}} \quad (1.9)$$

Ahora bien, suponiendo que es posible sustituir un combustible por otro sin requerir modificaciones dentro del sistema de combustión, esto será factible si y solo si ambos combustibles exhiben IW notablemente parecidos. Entonces, se puede aseverar que la coexistencia de gases con composiciones divergentes, pero idéntico número de Wobbe, resultará en una emisión equitativa de energía hacia un quemador de orificio cuando este se opere a una presión uniforme (Uribe *et al.* 2019, p. 346).

No obstante, con el fin de asegurar que la compatibilidad de los combustibles no impactará dentro del funcionamiento de los equipos de combustión, resulta imprescindible llevar a cabo una minuciosa comparación de diversas propiedades de combustión como, por ejemplo, la velocidad de deflagración laminar. Esta permitirá identificar y describir la presencia de una serie de fenómenos que afectan las condiciones operativas de un equipo y la calidad de la combustión (Uribe *et al.* 2019, p. 347).

1.2.5. Poder calorífico

El poder calorífico se define como la cantidad de energía térmica liberada como resultado de la completa combustión de una unidad de volumen de gas natural, medida en condiciones de presión constante, en estado seco y mezclado con aire.

Esta medida se divide en dos clases: la primera de ellas corresponde al PCS; mientras que la segunda hace alusión al poder calorífico inferior (PCI). La distinción entre ambas divisiones radica en el calor latente de vaporización del agua, siendo el segundo de estos el más representativo para expresar la cantidad máxima de calor aprovechable de combustible (IMP, 2018, p.15).

En este sentido, cuanto mayor sea el poder calorífico de un gas, menor será la masa o volumen necesarios para producir una determinada cantidad de energía de combustión. Por lo que, el consumo de gas con menor poder calorífico implica el transportar y utilizar mayores volúmenes de este para obtener la cantidad de energía requerida (IMP, 2018, p.15).

En esta línea, resulta conveniente mencionar que los cálculos realizados dentro del capítulo 8 toman como referencia el valor mínimo del PCS del gas natural, según la normativa vigente en México, mostrado en la Tabla 1.2. Esta decisión se justifica en la importancia de asegurar que los cálculos cumplan con los estándares más estrictos establecidos por la Secretaría de Energía, lo que contribuye a garantizar la calidad y eficiencia de los resultados obtenidos.

1.2.6. Punto de rocío

El punto de rocío está definido a condiciones específicas de presión y temperatura en las cuales aparece la primera manifestación de líquido. La unión de estos puntos conforma la denominada curva de puntos de rocío, que representa la zona limítrofe de una envolvente

de fases. Esta curva, a su vez, converge en el punto crítico con la curva de puntos de burbuja.

1.3. Criterios de clasificación del gas natural

El gas natural puede clasificarse con base en tres criterios principales: su origen; su composición; y el estado en el que se transporta o almacena para su comercialización. Dichas categorizaciones se exhiben en la Figura 1.3.

1.3.1. Origen

Estado inicial en el yacimiento.

En primera instancia, la clasificación del gas natural debido a su estado inicial en el yacimiento se divide en dos grandes vertientes: el gas asociado y el gas no asociado.

El gas asociado se encuentra disuelto en el aceite en condiciones iniciales del yacimiento y, al disminuir la presión, dicho gas se libera y el fluido hidrocarburo se produce en dos fases. En contraste, el gas no asociado se encuentra en fase gaseosa en condiciones iniciales del yacimiento y puede contener trazas de aceite. (CNH, 2018, p. 22).

Proceso de formación que lo origina

En palabras de la Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH] (2018), el gas natural puede catalogarse según el proceso de formación que dio origen al combustible hidrocarburo. Este proceso puede ser biogénico, inorgánico o abiogenético, y termogénico.

El proceso biogénico implica la formación de gas debido a la interacción entre organismos vivos con materia orgánica, principalmente bacterias anaeróbicas metanogénicas que están presentes en etapas tempranas a la deposición de sedimentos. Este proceso conlleva a la generación de gas compuesto principalmente por metano (CNH, 2018, p. 21).

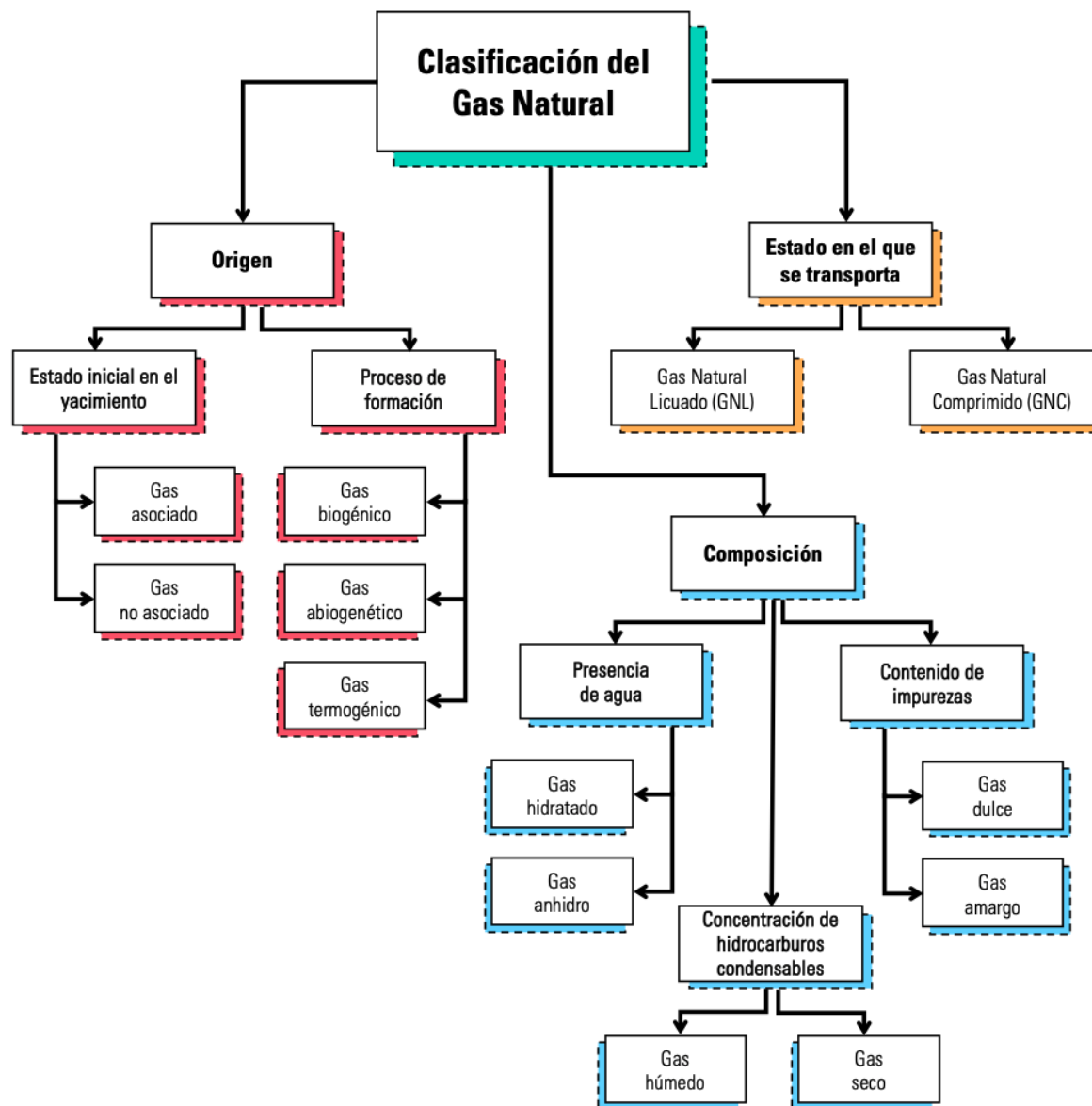
El proceso inorgánico o abiogenético está estrechamente relacionado con la actividad volcánica, como resultado del proceso de enfriamiento del magma, el dióxido de carbono se reduce y da origen a la formación de metano (CNH, 2018, p. 21).

El proceso termogénico comienza con el depósito de una cantidad abundante y significativa de materia orgánica rica en hidrógeno y en carbono, acompañada de sedimentos. Posteriormente, esta experimenta tres etapas principales: la primera corresponde a la zona de inmadurez, donde la temperatura no es lo suficientemente alta para desencadenar las reacciones físico-químicas que generan hidrocarburos. Luego, se encuentra la

ventana de generación de aceite y, a medida que la temperatura aumenta, se alcanza la etapa de generación de gas: primero, gas húmedo, y luego, gas seco (CNH, 2018, p. 21).

Figura 1.3

Criterios de clasificación del gas natural



Nota. Figura de elaboración propia con información de *El sector del gas natural: algunas propuestas para el desarrollo de la industria nacional*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH], 2018, Comisión Nacional de Hidrocarburos; y *Cálculo de Propiedades del Gas Natural*, por G. Carrillo y P. Guerrero, 2013, Universidad Rafael Urdaneta.

1.3.2. Composición

Presencia o ausencia de impurezas.

En esta clasificación, el gas natural se cataloga de dos formas como gas dulce o gas amargo. Por una parte, el gas dulce alude a aquel gas que no contiene impurezas tales como el nitrógeno, el dióxido de carbono, derivados del azufre, entre otros. Por otro lado, el gas amargo es aquel cuya composición contempla la presencia de trazas de dichos gases contaminantes (CNH, 2018, p. 22).

Concentración de hidrocarburos condensables que contenga.

Con base en la concentración de hidrocarburos condensables que contenga, el gas se subdivide en gas seco y gas húmedo.

Tabla 1.3

Características distintivas del gas húmedo y el gas seco utilizadas para propósitos ingenieriles.

Propiedad o rasgo en estudio	Gas húmedo	Gas seco
Relación inicial de producción gas/líquido	15,000 [$\frac{\text{scf}}{\text{STB}}$]	100,000 [$\frac{\text{scf}}{\text{STB}}$]
Densidad inicial del líquido en el tanque de almacenamiento	Mayor a 70 [°API]	No hay producción de líquido en superficie
Color del líquido almacenado	Blanco agua	
Fracción molar de C ₇₊	Menor al 4 %	Menor al 0.7 %

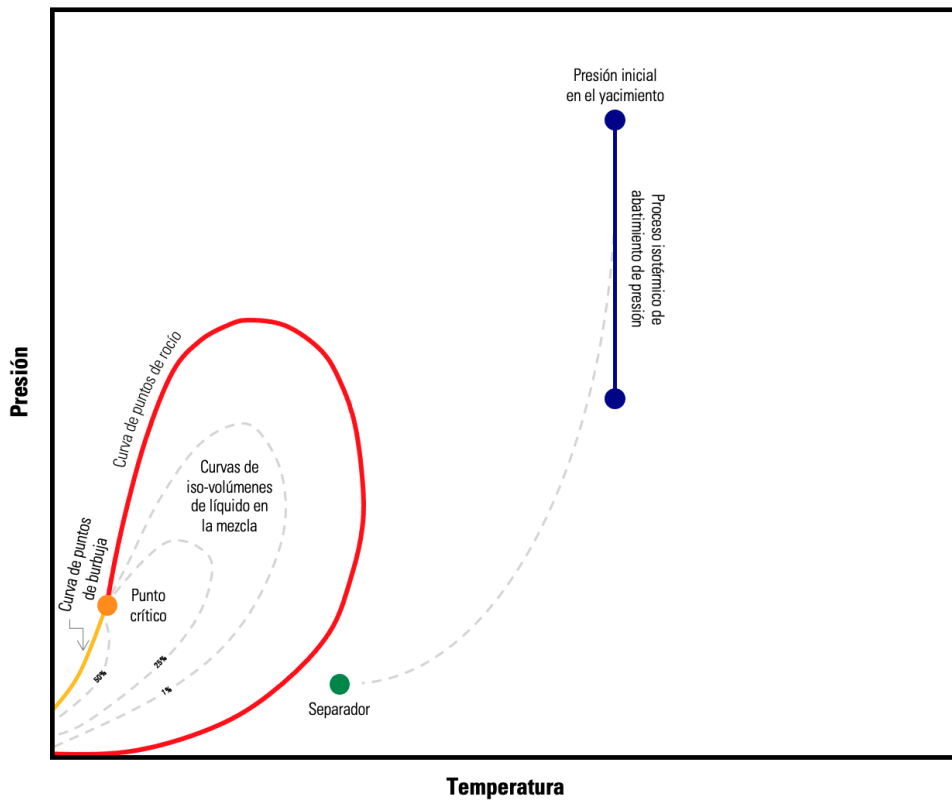
Nota. En este cuadro comparativo se destacan las características distintivas del gas húmedo y el gas seco relevantes para propósitos ingenieriles, detallando propiedades físicas y químicas clave. Adaptada de "Heavy Components Control Reservoir Fluid Behavior" por W. McCain, 1994, *Journal of Petroleum Technology* 46(09).

Gas seco. El gas seco está constituido principalmente por metano (más del 90 %) y en una menor proporción por gases hidrocarburos de mayor masa molecular (menos del 10 %). Es importante mencionar que el término “seco” se utiliza debido a que no hay condensación de hidrocarburos al producir el gas, lo cual se atribuye a la escasa presencia de componentes pesados propensos a la condensación. Sin embargo, aun cuando no se tiene la formación de aceite al llegar a la superficie, al procesar el gas, con frecuencia, se pueden recuperar pequeñas muestras de agua (McCain, 1990, p. 158).

En la Figura 1.4 se ilustra el diagrama de fases típico que presentan los fluidos de los yacimientos de gas seco. A partir de este, se observa que la característica preeminente de un gas seco reside en que la temperatura del fluido en el yacimiento sobrepasa la cricondenterma. Por lo tanto, el fluido permanecerá en fase gaseosa a lo largo de la vida productiva del yacimiento.

Figura 1.4

Diagrama de fases típico de un yacimiento de gas seco



Nota. Esta representación presenta un modelo teórico y cualitativo que exhibe la forma característica del diagrama de fases de un yacimiento de gas seco. Aunque en la aplicación práctica la forma de la envolvente puede variar, los rasgos distintivos de dicho fluido deben permanecer. Adaptada de *The Properties of Petroleum Fluids (2.a ed.)*, por W. McCain, 1990, PennWell Publishing Company.

Del mismo modo, se distingue que, en un proceso isotérmico, al decaer la presión, el gas seco se mantendrá siempre en fase gaseosa debido a que este no transita a través de la región de dos fases. Lo mismo se presenta durante el proceso de producción hasta los separadores, pues este se mantiene fuera de la envolvente de fases, conservándose en fase gaseosa.

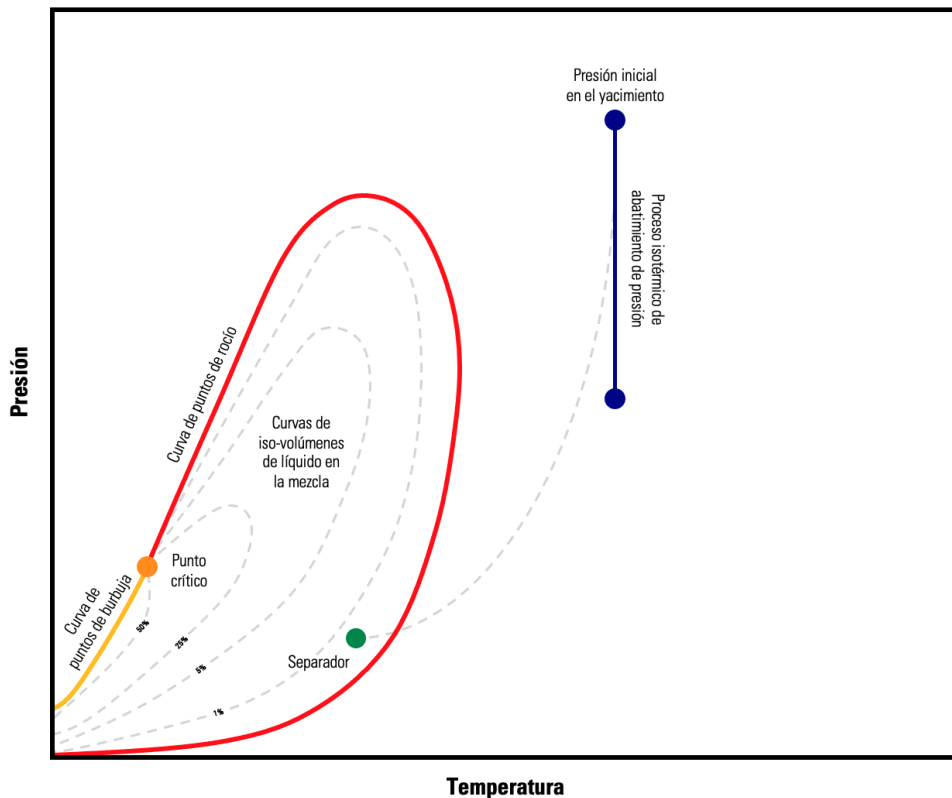
Por último, este tipo de gas también se le conoce como gas pobre, debido a la limitada capacidad que posee de producir hidrocarburos líquidos. Estos se producen cuando se manejan temperaturas criogénicas, debido a la naturaleza de los constituyentes del gas natural (Comisión Reguladora de Energía [CRE], 2010, p.23)

Gas húmedo. Es aquel gas cuya composición está conformada por metano (menos del 85 %), cantidades significativas de componentes intermedios (alrededor del 10 %) y algunos componentes pesados (por debajo del 5 %). Esta abundancia de componentes

intermedios y pesados es la que da nombre a este tipo de gas, puesto que, al alcanzar las condiciones de separador, estos componentes se condensan y forman hidrocarburos líquidos (véase Figura 1.5)

Figura 1.5

Diagrama de fases típico de un yacimiento de gas húmedo



Nota. Este gráfico ejemplifica un modelo teórico y cualitativo que expone la forma característica del diagrama de fases de un yacimiento de gas húmedo. Aun cuando, en la realidad, la estructura de la envolvente pueda cambiar, las características distintivas de dicho fluido deben mantenerse. Adaptada de *The Properties of Petroleum Fluids (2.a ed.)*, por W. McCain, 1990, PennWell Publishing Company.

En los yacimientos de gas húmedo, la temperatura del yacimiento también supera al límite cricondentérmico. Esta condición implica que, como se mencionó, el fluido en el yacimiento se mantenga en fase gaseosa. Del mismo modo, en un agotamiento de presión a temperatura constante, el gas húmedo también permanece en fase gaseosa.

La diferencia inherente entre los yacimientos de gas húmedo y los yacimientos de gas seco se manifiesta durante la producción, puesto que, a condiciones de separador hay condensación de fluidos. Derivado de dichos condensados, este tipo de gas es catalogado como rico por la abundancia líquida que produce y el alto valor comercial que esta adquiere (Fuentes, 2010, p. 23).

Cantidad de agua que posee.

De acuerdo con lo expuesto por Fuentes (2010), el gas natural también se clasifica en función de la cantidad de agua que posee antes de ser puesto a la venta. Si este fluido tiene una cantidad superior a las siete libras de agua por cada millón de pies cúbicos normales de gas, se le nombrará gas hidratado y deberá ser deshidratado antes de ser colocado en el mercado. Por otro lado, si contiene una cantidad inferior, se denominará gas anhidro (p.25).

1.3.3. Estado en el que se transporta o almacena

Dentro de la comercialización de gas natural, este también puede tipificarse con base en el estado en el que se transporta o almacena. Bajo esta óptica, el gas puede catalogarse como gas natural licuado (GNL) o como gas natural comprimido (GNC).

La principal diferencia existente entre estos dos tipos de gas natural radica en que el GNL es almacenado y transportado a bajas temperaturas y en estado líquido, mientras que el GNC lo hace en estado gaseoso sometido a altas presiones que rondan los doscientos cincuenta bar.

Generación de energía de eléctrica

En este capítulo se lleva a cabo un análisis detallado de la interacción entre la producción de electricidad y el uso de fuentes de energía no renovables de origen fósil como elementos primordiales de dicho proceso. Además, se examina la relación actual entre las matrices energéticas de energía primaria y de generación de energía eléctrica de México, prestando especial atención a la influencia del gas natural en este contexto.

2.1. La energía eléctrica y sus diferentes métodos de generación

Pese a que la energía eléctrica no es un invento humano, la producción de este recurso vital sí se realiza mediante la intervención humana, lo que la clasifica como una forma de energía secundaria, es decir, un tipo de energía que resulta de la transformación de una fuente de energía primaria. Esta clasificación se debe a la imposibilidad actual de producirla directamente de la naturaleza, hecho que hace necesario el uso de centrales eléctricas para generarla de forma continua y satisfacer la demanda de consumo.

Por lo tanto, la producción de electricidad se puede clasificar con base en el tipo de fuentes de energía, ya sean renovables o no, que se empleen para su generación. Dicha categorización se muestra a continuación en la Figura 2.1.

En este punto, es crucial recordar las definiciones de recursos renovables y recursos no renovables que influyen de forma significativa en los diversos tipos de generación eléctrica. Por un lado, los recursos renovables son aquellos que provienen de fuentes naturales como el sol, el agua o el viento, caracterizados por su constante renovación y su amistad con el medioambiente. En contraposición, los recursos no renovables son aquellos que se hallan en cantidades limitadas en la corteza terrestre y cuya regeneración

no puede ocurrir en un plazo de tiempo considerable en términos humanos.

Figura 2.1

Clasificación de la generación de energía eléctrica



Nota. Figura de elaboración propia con información de *La generación de energía eléctrica por fuentes renovables y su uso en México*, por A. Coxtinica, 2015, Universidad Nacional Autónoma de México.

Sin embargo, la generación de energía eléctrica a partir de fuentes no renovables ha sido históricamente importante debido a su alta densidad energética y su capacidad para proporcionar energía de manera constante y confiable. Estas fuentes de energía han sido fundamentales para el desarrollo económico y tecnológico de muchas sociedades, permitiendo el funcionamiento de industrias, sistemas de transporte y sistemas de comunicación. La dependencia excesiva de fuentes de energía no renovables conlleva varios desafíos y preocupaciones, pues el petróleo, el carbón mineral, el gas natural y el uranio son recursos energéticos finitos que no se pueden revitalizar a una velocidad que permita mantener su explotación a largo plazo.

Para los propósitos de esta tesis, resulta imperativo detallar el principio fundamental de la generación de energía eléctrica a partir de combustibles de origen fósil. No obstante, en el apéndice A se examina la producción de electricidad mediante el empleo de fuentes renovables y la energía nuclear, aspectos relevantes para explorar alternativas eficaces en este proceso.

Así pues, en sintonía con las ideas antes expuestas, la generación eléctrica constituye la base de la infraestructura esencial para el suministro de servicios básicos, como salud, educación, agua potable y saneamiento. Un acceso confiable a la electricidad me-

jora la calidad de vida de la población y establece las condiciones para el desarrollo humano sostenible.

2.1.1. Producción de electricidad a partir de combustibles fósiles

Los hidrocarburos representan el pilar sustancial de la generación de energía eléctrica gracias a su elevado contenido energético (véase Tabla 2.1).

Tabla 2.1

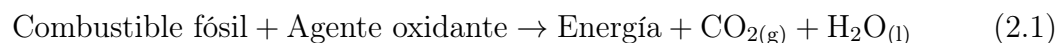
Energía liberada por tipo de combustible fósil

Combustible fósil	Energía liberada [J/g]
Carbón mineral	29 000 - 37 000
Gas natural	43 000
Petróleo	50 000

Nota. En esta tabla se realiza una comparativa del contenido energético de los combustibles fósiles, el cual se encuentra expresado en unidades estándar de energía por unidad de masa. Elaboración propia con información de *La generación de energía eléctrica por fuentes renovables y su uso en México*, por A. Coxtinica, 2015, Universidad Nacional Autónoma de México.

La energía se obtiene del proceso de combustión de dichos recursos no renovables. La combustión se refiere a una reacción química durante la cual un combustible, en este caso de origen fósil, es oxidado para liberar una determinada cantidad de energía. Para que este proceso químico inicie, es esencial contar con tres elementos: un combustible, un agente oxidante o comburente, y una fuente de ignición o energía de activación (por ejemplo, calor o una chispa).

Por consiguiente, la producción de energía eléctrica mediante la utilización de un combustible fósil implica un proceso que es relativamente sencillo y altamente eficaz. En primer lugar, el hidrocarburo se somete a un proceso de combustión, en el cual se mezcla con aire (comburente) y se quema dentro de una cámara de combustión. La reacción química que describe este proceso puede expresarse de la siguiente manera:



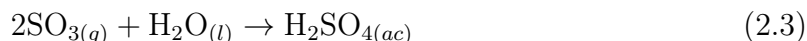
La energía térmica generada por la combustión del combustible, ya sea petróleo o carbón mineral, se utiliza para calentar agua y producir vapor a alta presión. En el caso del gas natural, esta energía térmica se emplea para calentar aire.

Posteriormente, el vapor de alta presión o el aire caliente se dirigen hacia una turbina, donde su energía cinética hace girar sus hélices y cuya rotación convierte la energía térmica en energía mecánica. A su vez, dicha turbina está conectada a un generador, que transforma esta energía mecánica en electricidad. La corriente eléctrica producida por el generador puede entonces integrarse en la red eléctrica nacional. A este tipo de energía eléctrica producida a partir de la energía térmica también se le denomina energía termoeléctrica (véase Figura 2.2).

Según expertos de la Organización de las Naciones Unidas (ONU), más del 80 % de la energía eléctrica generada en el mundo deriva de la quema de combustibles fósiles, en especial de gas natural; mientras que el otro 20 % se produce a partir de energías renovables, o bien de la energía nuclear.

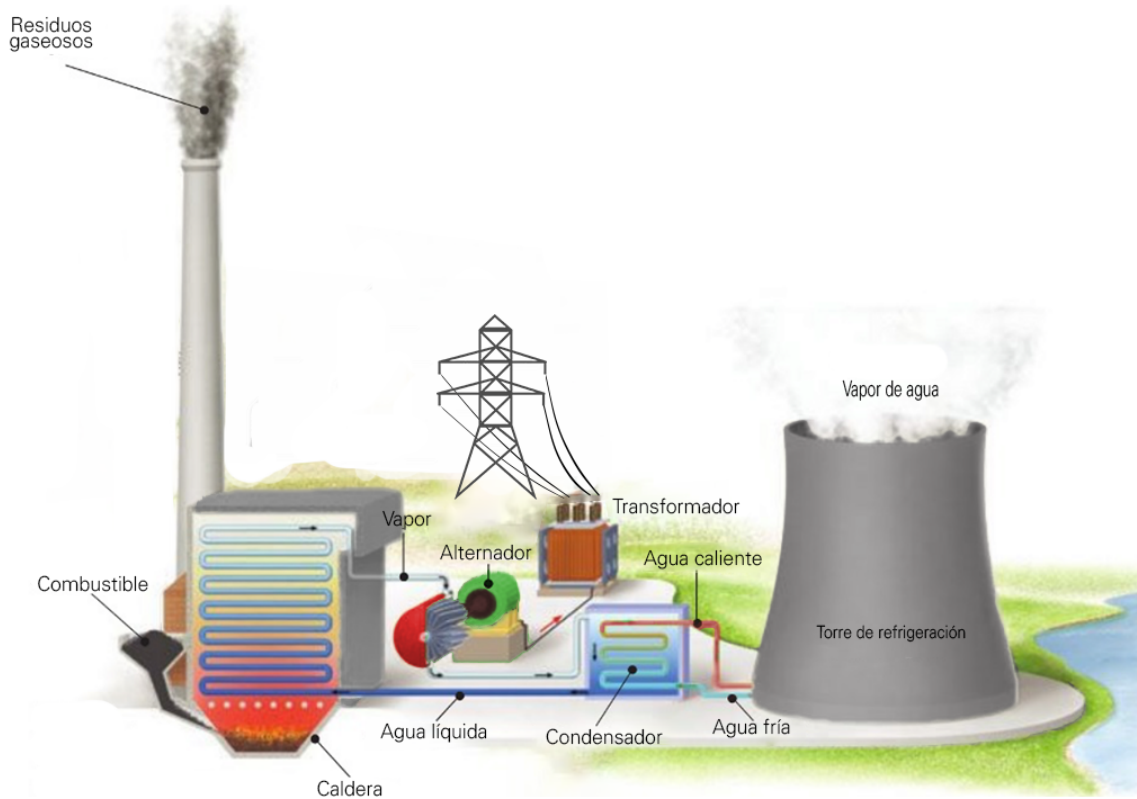
En este punto, es digno de mencionar que, tal y como se muestra en la ecuación (2.1), a partir de esta reacción química se genera energía en forma de calor, dióxido de carbono y agua. No obstante, también pueden generarse otros compuestos químicos, como monóxido de carbono y óxidos de nitrógeno, en consecuencia de una combustión incompleta o debido a variaciones en la presión y la temperatura.

En el caso específico del carbón mineral, debido a su composición, este produce como subproducto dióxido de azufre, un gas que al reaccionar con el oxígeno y posteriormente con el agua, produce ácido sulfúrico (véanse las ecuaciones 2.2 y 2.3), un contribuyente significativo dentro de la formación de la lluvia ácida (Coxtinica, 2015, p.19)



Cabe destacar que la generación de energía a partir de combustibles fósiles presenta diversas desventajas entre las cuales se encuentran la emisión de GEI y contaminantes atmosféricos, que propician el cambio climático y afectan la calidad del aire. Además, la generación termoeléctrica requiere grandes cantidades de agua para su funcionamiento, lo que puede representar un problema en regiones con escasez hídrica.

Aunque se ha promovido activamente el desarrollo de energías renovables para contrarrestar el significativo deterioro ambiental causado por la civilización humana a lo largo del tiempo, es innegable que los recursos hidrocarburos siguen y seguirán siendo predominantes en el mercado energético durante varias décadas más.

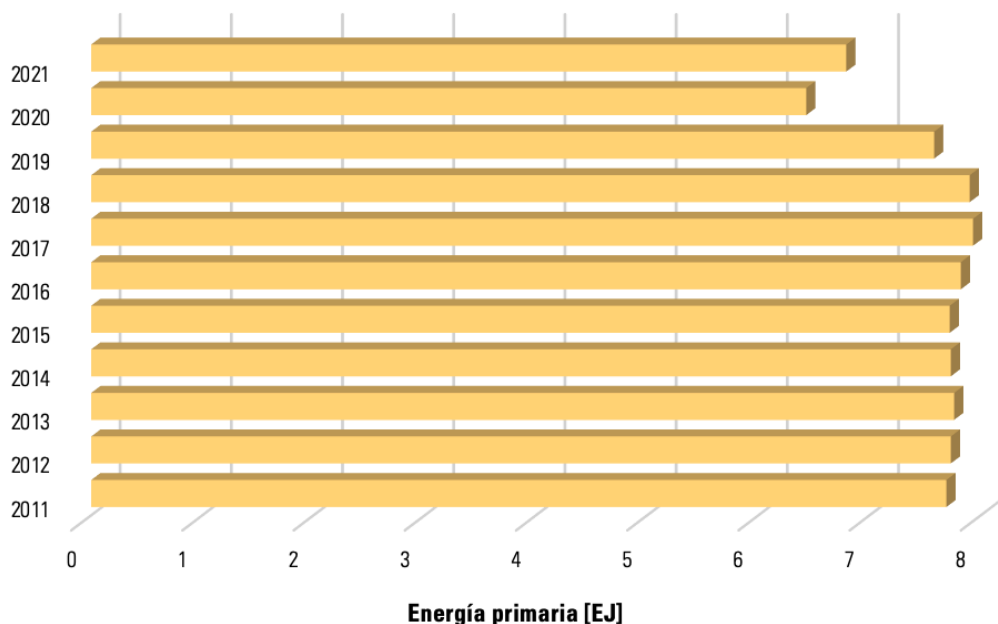
Figura 2.2*Funcionamiento de una central termoeléctrica*

Nota. Esta imagen ilustra el funcionamiento de una central termoeléctrica. Se detallan las etapas clave del proceso: la combustión del combustible fósil en la caldera para generar vapor, la conversión de la energía del vapor en energía mecánica a través de una turbina, y finalmente la transformación de esta energía mecánica en energía eléctrica mediante un generador. También se muestra el sistema de enfriamiento y la evacuación de gases residuales. Adaptada de *Central Termoeléctrica (Esquemas)*, por Gobierno de Canarias, 2014 (<https://www3.gobiernodecanarias.org/medusa/ecoblog/fsancac/2014/11/03/central-termoelectrica-esquemas>).

2.2. México, la energía primaria, el gas natural y la generación de energía eléctrica

2.2.1. Consumo de energía primaria

Con la llegada de las vacunas contra el COVID-19 al territorio nacional, se impulsó el crecimiento económico del país. En 2021, México experimentó un leve aumento en el consumo de energía primaria. En 2020, la demanda fue de 6.43 exajoules, mientras que un año después esta subió a 6.79 exajoules (BP, 2022, p. 19). Dicho incremento se percibe con claridad dentro de la Figura 2.3.

Figura 2.3
Evolución del consumo de energía primaria en México de 2011 a 2021


Nota. Figura de elaboración propia con información de *bp Statistical Review of World Energy 2022*, por BP, 2022, BP.

Es un hecho conocido que, al igual que la matriz energética global de consumo de energía primaria, expuesta dentro del apéndice A, la matriz energética nacional se encuentra dominada por los hidrocarburos, representando más de cuatro quintas partes de la producción nacional total de energía primaria (véase Figura 2.4).

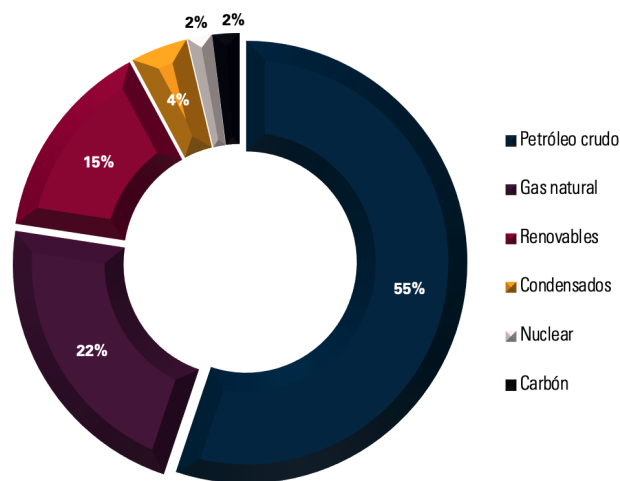
En México, en el transcurso del año 2021, el sector de transporte destacó como el principal consumidor de energía, registrando un 55.07 %, seguido por la industria con un 22.79 %. La demanda residencial representó el 15.75 % del consumo total, mientras que los sectores agropecuario, comercial y de servicios contribuyeron con el 6.39 % restante (SENER, 2022, p.8). (Véase Figura 2.5).

2.2.2. Generación de energía eléctrica

México exhibe un notable potencial en la utilización de recursos renovables, como lo demuestra el evidente aumento experimentado en los últimos años en la producción de energía eléctrica mediante fuentes alternativas. Esta producción de energía engloba una variedad de tecnologías, como la eólica, la solar fotovoltaica, la bioenergía, la cogeneración eficiente, la geotérmica, la hidroeléctrica y la nucleoelectrica (SENER, 2022, p.49). (Véase Figura 2.6).

Figura 2.4

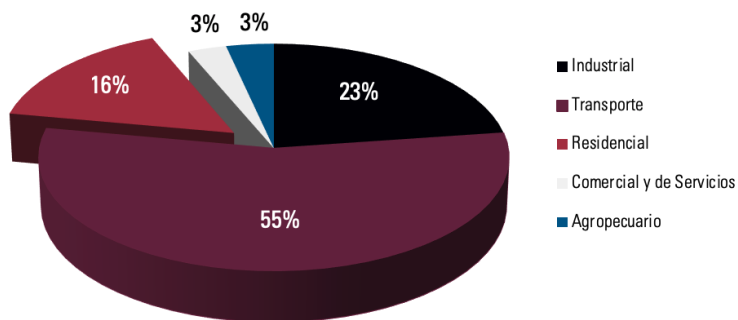
Producción nacional de energía primaria por tipo de combustible



Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Adaptada de *Balance Nacional de Energía*, por SENER, 2022, Secretaría de Energía.

Figura 2.5

Consumo nacional de energía porcentual por sectores



Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Adaptada de *Balance Nacional de Energía*, por SENER, 2022, Secretaría de Energía.

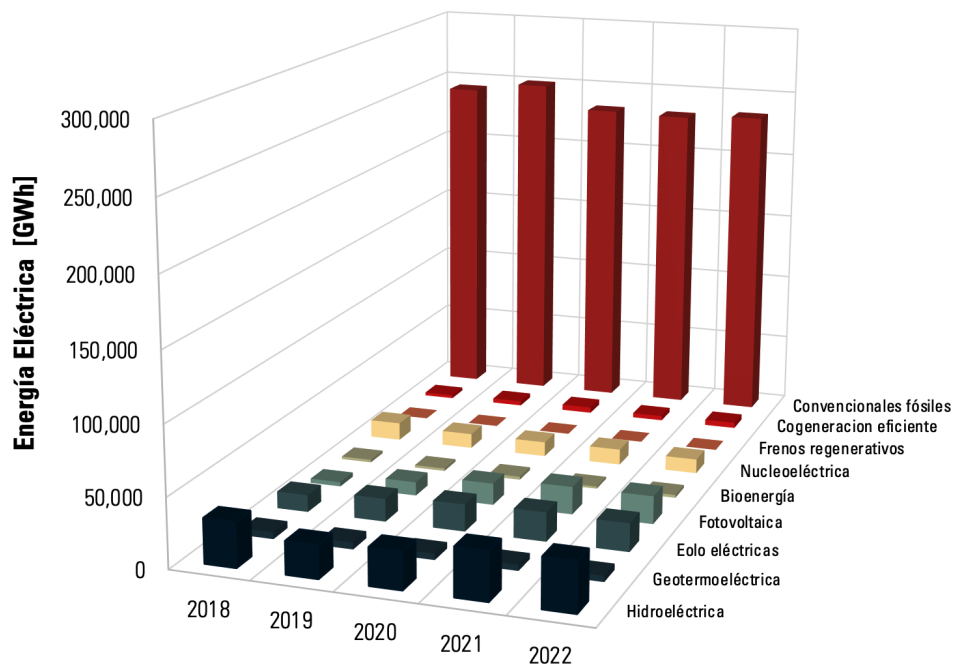
Como se puede observar en la Figura 2.7, en México, la proporción de las energías renovables está en aumento. Sin embargo, en la matriz energética de generación de energía eléctrica mexicana, los combustibles fósiles convencionales siguen siendo predominantes.

Es menester decir que, de la producción de energía eléctrica total registrada en 2021, el 46.83 % se genera a partir de gas natural, cifra que aumentó en un 5.6 % con respecto de la producción informada en 2020. De acuerdo con datos de la IEA (2023), en 2021, tanto a nivel global como en México, los sectores industrial y residencial fueron los

principales usuarios de gas natural y electricidad, tal y como se muestra en las Figuras 2.8 y 2.9.

Figura 2.6

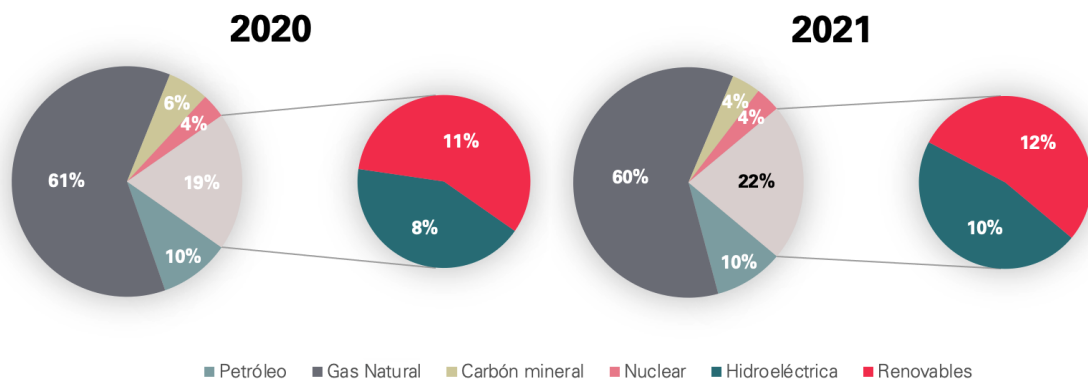
Matriz mexicana de generación de energía eléctrica



Nota. Adaptada de *Balance Nacional de Energía*, por SENER, 2022, Secretaría de Energía.

Figura 2.7

Generación de energía eléctrica nacional por tipo de combustible registrada en 2021



Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Figura de elaboración propia con información de *bp Statistical Review of World Energy 2022*, por BP, 2022, BP.

Figura 2.8

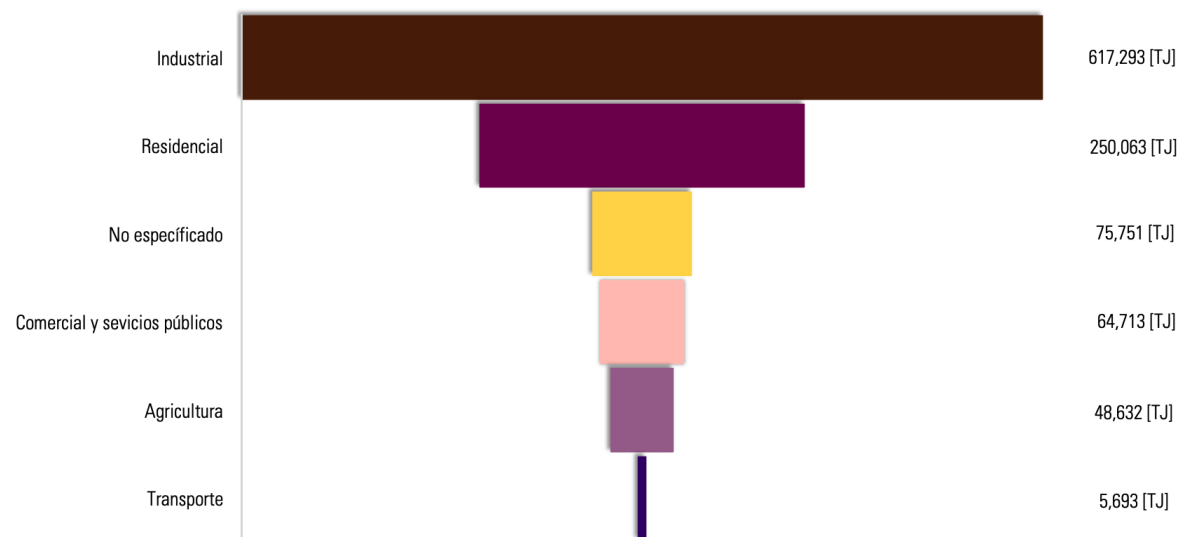
Consumo nacional de gas natural por sector, 2021



Nota. Adaptada de *World Energy Outlook 2023*, por Agencia Internacional de Energía [IEA], 2023, IEA.

Figura 2.9

Consumo nacional de electricidad por sector, 2021



Nota. Adaptada de *World Energy Outlook 2023*, por Agencia Internacional de Energía [IEA], 2023, IEA.

El venteo de gas en México: políticas y perspectivas

En este capítulo, se presentan datos específicos sobre el venteo a nivel nacional. Asimismo, se analiza el marco normativo y regulatorio en México que busca controlar esta problemática y los desafíos que implica su reducción.

3.1. La liberación de gas natural: un panorama general

A lo largo de la historia de la industria petrolera, la percepción de los hidrocarburos gaseosos ha evolucionado. Aunque su manejo siempre ha traído consigo grandes desafíos tecnológicos que limitaban su uso principalmente a la recuperación mejorada en yacimientos maduros o a su liberación mediante la quema y venteo (Ayuso, 2017, p. 69).

En su estudio, Ayuso (2017) señaló algunas condiciones técnicas clave que han promovido consistentemente la quema y liberación de gas en lugar de su uso, como, por ejemplo: un volumen de gas bajo cuyo procesamiento y transporte resulten inviables económicamente, la falta de infraestructura para su distribución o transporte, los precios regulados del gas y la electricidad, así como razones de seguridad industrial en un caso fortuito que represente una emergencia operacional.

A pesar de los esfuerzos actuales por promover diversas alternativas para aprovechar mejor este recurso energético, la realización de estas prácticas se ha vuelto común en muchos países. En 2015, estas actividades alcanzaron un volumen anual aproximado de 150 000 millones de metros cúbicos, lo que equivalía aproximadamente al 4% de la producción mundial de gas reportada ese año, según cifras de BP (Ayuso, 2017, p. 69).

La emisión de gas a la atmósfera es, sin duda, un factor crucial en el alarmante calentamiento global y el drástico cambio climático. Como se mencionó, la mayor parte

del gas natural está compuesta por metano, el cual tiene un alto potencial como GEI. Comparando cantidades similares de dióxido de carbono y gas natural, se observa que, en un siglo, el potencial de calentamiento global del combustible hidrocarburo es aproximadamente 25 veces mayor que el del dióxido de carbono. Sin embargo, el metano tiene una vida media atmosférica de poco más de una década, mientras que el dióxido de carbono puede permanecer en la atmósfera terrestre durante más de un siglo (The World Bank, 2024).

Siguiendo esta línea, los óxidos de nitrógeno, como el óxido nitroso (N_2O), también desempeñan un papel significativo en el calentamiento global, aunque en menor medida que el dióxido de carbono y el metano. A pesar de su menor abundancia en la atmósfera en comparación con el dióxido de carbono, los óxidos de nitrógeno tienen un potencial de calentamiento global mucho mayor por molécula que este, aproximadamente 298 veces mayor a lo largo de un período de 100 años (Intergovernmental Panel on Climate Change [IPCC], 2014). Además, el tiempo de vida atmosférica media de dicho óxido es mucho más prolongada que la del metano, lo que significa que contribuye significativamente al cambio climático a largo plazo (Ravishankara *et al.* 2009).

Determinar con precisión la cantidad de gas no utilizado es una tarea sumamente compleja. Como se apreciará más adelante en la sección “Análisis del venteo y la quema de gas natural”, los volúmenes de gas de venteo y quema pueden variar considerablemente según la organización consultada, ya sea a nivel nacional o internacional, caso similar al presentado en el tercer capítulo de este trabajo al analizar las matrices energéticas de fuentes de energía primaria y de generación eléctrica de México.

En 2021, la industria del petróleo y el gas aportó más del 60 % de las emisiones de metano, lo que sugiere un aumento en las emisiones procedentes de los combustibles fósiles en los últimos años. Estas liberaciones, provenientes de la combustión intencional y el venteo, así como de fugas no intencionadas, son responsables de alrededor del 25 % de todas las emisiones antropogénicas globales de metano (The World Bank, 2024).

En este punto, es importante recordar que, el venteo y la quema de gas son cosas totalmente distintas, aunque a nivel global estas actividades suelen reportarse de manera conjunta; la quema puede entenderse como el proceso de combustión controlado e intencional de gas natural asociado a las actividades de extractivas del sector petrolero; en contraste, el venteo o liberación de gas puede entenderse como un efecto colateral que se deriva de la falla, fuga o incluso la ausencia de los equipos de combustión del gas y/o en quemadores que operan sin estar encendidos.

No obstante, se referirá a la combinación de estas actividades como “venteo de gas”. Esto se debe a que, tras un estudio detallado de las diferencias y similitudes entre estos términos, se concluye que ambos implican la liberación de gas natural a la atmósfera, debido a que su almacenamiento o uso no es factible en las operaciones en campo. En este contexto, el gas puede liberarse de dos formas distintas: como residuos

gaseosos de la combustión o en su estado natural, sin alteración química. Esta similitud fundamental entre ambas prácticas radica en la liberación de gas. Además, durante la quema es común que se produzca el venteo de gas, un fenómeno que se explica por la eficiencia inherente a toda máquina termodinámica. En este sentido, la eficiencia representa la proporción de energía que se convierte en trabajo útil respecto a la energía total utilizada en el proceso, y se expresa generalmente como un porcentaje. Aunque en la teoría idealizada la eficiencia podría alcanzar el 100 %, en la práctica esto no es posible. Por lo tanto, es un error considerar que los quemadores operan a su máxima eficiencia, dado que en la realidad no todo el gas enviado a estas máquinas se quema por completo. Desde esta perspectiva, no es del todo incorrecto referirse al proceso de combustión controlada de este gas como venteo, ya que ambos términos implican la disposición ineficiente de este recurso energético.

En el caso de México, que figura entre los veinte principales países productores de gas en el mundo con una tasa de retorno cercana al 90 %, resulta lamentable que una gran parte de este gas se libere a la atmósfera debido a la falta de infraestructura de gasoductos para su transporte o equipos de compresión que permitan su reinyección en yacimientos maduros (Ayuso, 2017, p. 79).

A pesar de las inversiones significativas realizadas por Petróleos Mexicanos (Pemex), la empresa paraestatal más grande de México, para abordar la quema y el venteo de gas, estas prácticas han aumentado en los últimos años debido a la caída en el precio internacional de referencia utilizado por México para su mercado local, conocido como Henry Hub. Asimismo, la vecindad y proximidad con EE. UU., un país que cuenta con una cadena industrial del gas altamente desarrollada y precios competitivos a nivel internacional, ha llevado a que resulte más rentable ventear el gas en lugar de invertir en infraestructura para su compresión, transporte y comercialización (Ayuso, 2017, p. 80). Sin embargo, según Azarate (2015), Pemex podría reducir hasta un tercio del gas que actualmente ventean si aprovecharan el gas de forma más eficiente.

En balance, aunque las operaciones de petróleo y gas contribuyen significativamente a las emisiones de metano y dióxido de carbono a nivel mundial, la industria tiene el potencial de abordar rápidamente estas emisiones mediante la reducción de la quema y el venteo, así como el control de las emisiones fugitivas de metano. Las perspectivas para reducir estas emanaciones son alentadoras, puesto que los avances tecnológicos y la mayor cooperación entre gobiernos e industrias ofrecen oportunidades para implementar soluciones más eficaces.

3.2. Análisis del venteo y la quema de gas natural

Considerando la disponibilidad actual de gas natural en México y sus principales sectores de uso, tal como se muestra en el Apéndice B, es importante identificar las áreas de opor-

tunidad para este recurso energético. Como se ha señalado, gran parte del gas producido se libera a la atmósfera debido a la falta de infraestructura para transportarlo desde las plataformas de extracción, especialmente aquellas ubicadas en alta mar, y su distancia de las redes nacionales de distribución de energía, lo que dificulta su transformación en energía eléctrica y su contribución a la sostenibilidad del país.

En palabras de Azarate (2015), la reducción del venteo de gas en México podría tener un impacto significativo en las importaciones de este hidrocarburo. Por lo tanto, resulta crucial para México considerar nuevas alternativas que le permitan utilizar y dar una nueva vida a ese gas que, más allá de ser liberado, está trayendo consigo graves problemáticas ambientales que afectan a todo el mundo.

Tal es el peso que tiene el venteo de gas dentro del desarrollo de las actividades petroleras en México que, según información de la Asociación Global para la Reducción de la Quema de Gas y Metano, se estima que, a inicios del 2022, se desperdiciaron alrededor de 548.29 [MMpcd] de gas natural. Esta cantidad es significativa cuando se compara con la producción diaria promedio que se tuvo en dicho año (4 805.3 [MMpcd]), pues sugiere que por cada pie cúbico de gas natural producido, poco más de una décima parte es destinada a las actividades de quema y venteo. Pese a esto, resulta aún más preocupante la marcada tendencia nacional que se observa en las cifras presentadas en los últimos años dentro de la Tabla 3.1, donde estas prácticas incrementaron notablemente en un 32.70 % durante el período comprendido entre los años 2012 y 2022. Por tanto, es fundamental abordar esta cuestión y modificar la percepción actual que estigmatiza a la industria petrolera por ser una de las más contaminantes, puesto que el desperdicio de gas no solo se presenta en México, sino en todo el mundo (véase Tabla 3.3).

Por este motivo, cobra relevancia la iniciativa presentada al final de este texto, dado que se abordarían dos de los principales problemas que enfrenta la industria petrolera mexicana: el deterioro ambiental y el calentamiento global, así como la grave crisis económica que atraviesa la compañía petrolera más grande del país, Pemex.

3.3. Regulación del gas de venteo en México

El 12 de noviembre 2009 se publicó en el Diario Oficial de la Federación (DOF) la Resolución CNH.06.001/09, en la cual se da a conocer algunas de las disposiciones técnicas para evitar o reducir estas prácticas dentro de los trabajos de exploración y extracción de hidrocarburos. Además, en ella se resalta la importancia de la planificación y ejecución de inversiones como un elemento clave y esencial para el desarrollo de infraestructura que contribuya a mejorar el aprovechamiento del gas y, de esa manera, disminuir considerablemente la quema y venteo de este hidrocarburo (Ayuso, 2017, p. 81).

Tabla 3.1
Comparación del gas producido y venteado en México, 2012 - 2022

Año	Volumen producido [MMpcd]	Volumen venteado [MMpcd]	Relación Venteo- Producción
2012	6 384.6	413.2	6.47 %
2013	6 370.3	416.9	6.54 %
2014	6 531.9	470.0	7.20 %
2015	6 401.0	483.5	7.55 %
2016	5 724.0	437.4	7.64 %
2017	5 025.7	366.6	7.29 %
2018	4 820.5	378.8	7.86 %
2019	4 874.0	433.8	8.90 %
2020	4 838.0	556.5	11.50 %
2021	4 740.2	629.8	13.3 %
2022	4 805.3	548.3	11.41 %

Nota. En esta tabla se analiza la eficiencia en el uso del gas natural en México, resaltando la cantidad de gas que se libera en las labores de quema y venteo en comparación con el volumen producido en promedio de forma anual. Tabla de elaboración propia con información de *Global Flaring and Methane Reduction Partnership (GFMR)*, por The World Bank, 2024; y *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH], 2024a.

En esa resolución, la CNH establece un modelo matemático para determinar un límite máximo de volumen de gas liberado, basado en el promedio móvil de los últimos tres años de quema y venteo de gas, así como en el promedio móvil de producción de gas asociado en el mismo periodo. Sin embargo, es importante señalar que la regulación actual solo se aplica al gas asociado, lo que significa que los activos productores de gas no asociado no están incluidos en los reportes. Además, estas disposiciones no establecen límites a nivel activo, por lo que estos límites deben considerarse únicamente como información, ya que son metas operativas de Pemex, aunque la suma de los límites de los activos sí deberá cumplir con el límite máximo nacional.

Tres años más tarde, a mediados de 2012, la Secretaría de Medio ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) promulgó la Ley General de Cambio Climático, un instrumento legal en materia ambiental que hace frente a los desafíos del cambio climático. Esta ley reconoce la importancia de reducir las emisiones de GEI y a adaptarse a los ya inevitables impactos del calentamiento global. Uno de los aspectos relevantes de esta legislación es la creación del Registro Nacional de Emisiones, que tiene como objetivo recopilar, organizar y difundir información sobre las emisiones de GEI en la nación mexicana, permitiendo así monitorear y evaluar el cumplimiento de las metas de reducción de emisiones, así como diseñar políticas y medidas efectivas para combatir el

cambio climático.

Tabla 3.2

Evolución del venteo de gas por activo de producción

Activo de Producción	Años		
	2010	2015	2020
Abkatun-Pol-Chuc	10.946	105.840	4.950
Bellota-Jujo	8.351	3.190	22.088
Cantarell	412.535	122.056	122.779
Cinco Presidentes	9.272	5.070	3.555
Ku-Maloob-Zaap	34.598	116.603	267.602
Litoral de Tabasco	23.231	97.655	3.080
Macuspana-Muspac	2.424	4.950	3.398
Poza Rica-Altamira	17.413	23.069	20.749
Samaria-Luna	3.710	5.623	2.143
Aceite Terciario del Golfo	31.949	6.038	1.322
Veracruz	-	0.612	-

Nota. Esta tabla presenta un desglose preciso del gas destinado a la quema y venteo por activo de producción, reportado específicamente en el mes de agosto de los años 2010, 2015 y 2020. En ella se incluyen únicamente los datos correspondientes a yacimientos de gas asociado. Tabla de elaboración propia con información de *Balance Nacional de Energía*, por Secretaría de Energía [SENER], 2022, Secretaría de Energía.

La IEA, en colaboración con la firma consultora PFC Energy, está evaluando una serie de medidas para evitar o disminuir la quema y liberación de gas. Estas medidas podrían ser útiles como modelo para naciones latinoamericanas como México, Venezuela y Ecuador (Ayuso, 2017, p. 100). A continuación, se detallan las acciones más relevantes propuestas en este estudio:

1. Elaborar regulaciones específicas que establezcan los niveles máximos de quema y venteo tanto para las agencias gubernamentales como para las compañías petroleras privadas.
2. Solicitar a las petroleras un reporte periódico y público en el que se detallen volúmenes de gas quemado o liberado.
3. Imponer sanciones rigurosas y altas multas a aquellas empresas que no cumplan con los términos estipulados para la mitigación de estas prácticas.
4. Proporcionar una serie de incentivos como la reducción o exención de impuestos a aquellas compañías del ramo petrolero que contribuyan física o tecnológicamente a la reducción del desperdicio de gas natural.

5. Adicionar en los permisos de explotación de hidrocarburos otorgados una cláusula que contemple los requisitos e infraestructura necesarios para promover el uso y aprovechamiento eficiente del gas.
6. Impulsar la utilización de créditos de carbono a través del *Mecanismo de Desarrollo Limpio del Protocolo de Kioto* como un posible estímulo financiero para respaldar los proyectos de reducción de la quema y el venteo, mientras se establecen nuevos mecanismos de financiamiento.

De acuerdo con lo anterior y según la opinión de los autores de este trabajo, aunque todos los puntos son significativos y funcionales, el sexto punto merece particular atención. Este punto destaca la existencia de numerosos proyectos que podrían mejorar la utilización actual del gas natural, pero que, en la mayoría de los casos, son desestimados o rechazados debido a la elevada inversión inicial que requieren, sin considerar el impacto positivo que tendrían en la transición hacia una industria petrolera más sostenible.

Tabla 3.3

El venteo de gas nacional e internacional

Año	Mundial	Venteo de gas [MMpcd]		México
		EE. UU.	Latam	
2012	13 823.67	919.57	1 610.36	413.17
2013	13 556.95	891.06	1 697.64	416.85
2014	14 028.35	1 096.38	1 872.02	470.03
2015	14 237.74	1 146.79	1 802.04	483.48
2016	13 635.53	731.01	1 673.54	437.39
2017	13 615.63	920.74	1 378.31	366.60
2018	14 006.31	1 364.43	1 510.75	378.80
2019	14 361.63	1 668.41	1 717.05	433.84
2020	13 636.40	1 138.14	1 741.90	556.46
2021	13 879.55	847.93	1 799.45	629.77
2022	13 405.06	770.94	1 749.80	548.29

Nota. Esta tabla ofrece un análisis del promedio anual de gas de venteo diario en el mundo, Estados Unidos, Latinoamérica y México. En este sentido, los datos proporcionan una perspectiva global y regional del volumen de gas liberado diariamente a la atmósfera y brindan información crucial que cuantifica el desperdicio de este recurso vital. Tabla de elaboración propia con información de *Global Flaring and Methane Reduction Partnership (GFMR)*, por The World Bank, 2024.



GAS NATURAL

CRIPATOMONEDAS

IA

INICIATIVA

APÉNDICES

II

CRIPATOMONEDAS

Blockchain y el mercado financiero de los activos digitales

En este capítulo se explora la tecnología de cadena de bloques, mejor conocida como *blockchain*. Se aborda su funcionalidad, implicaciones, ventajas y desafíos, con el objetivo de profundizar en su aplicación más relevante: las criptomonedas, destacando a Bitcoin como el token más representativo. Se detallan sus orígenes, definiciones clave y su impacto en el panorama financiero actual. Además, se examina su importancia y riesgos asociados.

4.1. Explorando el mundo de la tecnología *blockchain*

La tecnología de cadena de bloques ofrece un nuevo tipo de base de datos compartida que se desarrolló a partir de la investigación en sistemas distribuidos, criptografía, seguridad informática y sistemas de juego. Pese a que tiene muchas aplicaciones y ventajas, esta sigue recibiendo la connotación de “experimental”, dado que aún se encuentra en evolución.

Blockchain está atrayendo una enorme atención en múltiples industrias, desencadenando una revolución tecnológica sin precedentes desde el inicio de Internet. Esta tecnología desafía conceptos tradicionales y está transformando la manera en que tanto los individuos como las organizaciones operarán en el futuro. En este contexto, el sector financiero es visto como un usuario primario de este concepto, particularmente a través de las criptomonedas (Nofer *et al.* 2017).

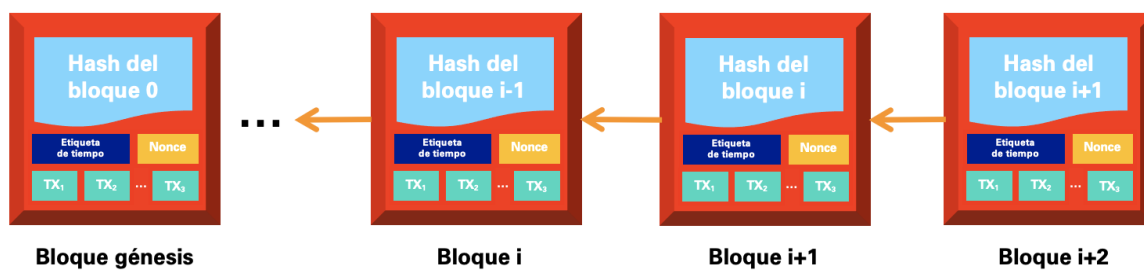
En palabras de Mougayar y Buterin (2016), las cadenas de bloques desafiarán la gobernanza y las formas centralmente controladas de hacer cumplir las transacciones

(p.15). Durante siglos, la confianza ha estado en manos de instituciones centrales como bancos, gobiernos y grandes corporaciones, sin embargo, *blockchain* promueve el uso de nuevas formas de validación automática.

4.1.1. Funcionalidad

Una *blockchain* es una secuencia de bloques, los cuales contienen una lista completa con los registros de todas las transacciones realizadas como un libro mayor contable.

Figura 4.1
Ejemplo de blockchain



Nota. En términos simples, la tecnología *blockchain* consiste en una cadena continua de bloques interconectados. Tomado de “Blockchain challenges and opportunities: a survey”, por Zheng *et al.* 2018, *International Journal of Web and Grid Services*, 14(4).

Como se aprecia en la Figura 4.1, cada uno de estos bloques o nodos incluye múltiples transacciones ($TX_{i=1...n}$) realizadas en la red, las cuales pueden ser validadas a través de métodos criptográficos. Además, cada bloque contiene una etiqueta de tiempo (*timestamp*), el valor *hash* del bloque anterior o “padre” y un valor *nonce*, que es un número aleatorio utilizado para verificar el *hash*. Este enfoque asegura la integridad de toda la *blockchain* desde su primer bloque (bloque génesis) hasta el último. En virtud de lo anterior, resulta relevante enfatizar que los valores *hash* son únicos, por lo tanto, cualquier intento de fraude puede ser detectado fácilmente al notar cambios en los datos o valores de un bloque o nodo. Estas alteraciones provocarían una variación en el valor *hash* y, por ende, invalidarían dicho bloque o nodo.

Ahora bien, para que un bloque o nodo se añada a la cadena, la mayoría de los nodos de la red deben llegar a un consenso mediante un mecanismo que valide las transacciones y el bloque en sí mismo (Nofer *et al.* 2017, p. 15). Esta funcionalidad puede interpretarse como un indicio de que las transacciones no se añaden de forma automática al libro mayor. Como se mencionó, estas se almacenan en un bloque durante un periodo de tiempo previo a ser transferidas al libro de contabilidad, todo esto a través de un proceso de consenso. Con base en lo expuesto por Nofer *et al.* (2017), este lapso de tiempo ronda los 10 minutos en la cadena de bloques de *Bitcoin*, un criptoactivo del cual se hablará con más detalles en secciones posteriores de este documento. Es menester

decir que, al efectuarse esta transferencia al libro mayor, la información de la *blockchain* ya no puede modificarse.

El análisis de Mougayar y Buterin (2016) sirve de guía para entender cómo funciona la cadena de bloques desde tres puntos de vista clave: el técnico, el empresarial y el legal. En términos técnicos, *blockchain* es una base de datos *back-end* que mantiene un registro contable distribuido, el cual puede ser inspeccionado abiertamente. Desde la perspectiva empresarial, esta tecnología es una red de intercambio para mover entidades como transacciones y activos entre pares sin un mediador. Por último, desde el punto de vista legal, la cadena de bloques ha supuesto una sacudida para las instituciones y gobiernos al proporcionar una nueva forma de validar las transacciones sin las entidades de confianza del pasado (p. 30).

4.1.2. Implicaciones

Una *blockchain* se compone de varios elementos: una base de datos, un entorno de *software*, una aplicación, múltiples ordenadores conectados, clientes, herramientas y otros componentes. Debido a la capacidad para sustituir prácticas existentes y transformar otras tecnologías, esta puede considerarse una tecnología catalizadora (Mougayar y Buterin, 2016).

La cadena de bloques se considera como un libro de contabilidad distribuido que registra y valida todas las transacciones a través de los nodos de la red. (Mougayar y Buterin, 2016, p. 31). Este sistema de libro mayor distribuido es beneficioso porque, a diferencia de los sistemas centralizados, las funcionalidades de la red persisten incluso si determinados nodos se averían (Nofer *et al.* 2017). La tecnología *blockchain* puede hacer que los intermediarios queden obsoletos, lo que aumenta la seguridad de los usuarios y representa un cambio con respecto a la práctica actual de recopilación de datos personales por parte de terceros y los problemas de seguridad asociados. En este sentido, la ausencia de intermediarios en *blockchain* favorece la protección de los datos.

La implicación de *blockchain* es que la confianza ya no es un problema. La integridad del sistema, de cada participante y de cada transacción está respaldada por la red en su conjunto (Wigley y Cary, 2018, p. 4). En el pasado, las autoridades y sistemas centralizados tenían un papel crucial en la gestión de transacciones, datos, posesiones y riqueza. Con la tecnología *blockchain*, estas funciones pueden descentralizarse y automatizarse en cierta medida, aunque aún se necesita la participación y supervisión activa de los usuarios y nodos de la red (Mougayar y Buterin, 2016).

Bajo esta perspectiva, *blockchain* ofrece activos programables, confianza, propiedad, dinero, identidad y contratos. Los activos digitales pueden crearse y gestionarse en una red de este tipo sin los retrasos asociados a la compensación que normalmente resultarían de la intervención de intermediarios. Esta cadena de bloques introduce un

nuevo “factor de confianza” en el cual las transacciones se validan a través de la lógica de la red en lugar de depender de una entrada en la base de datos o de una autoridad central (Mougayar y Buterin, 2016, p. 49). También, permite la certificación temporal de documentos que representan derechos o propiedad. Así, la capacidad de verificación se basa en pruebas irrefutables que son seguras desde el punto de vista criptográfico.

En esa misma línea, *blockchain* permite una transparencia selectiva y privacidad mediante el uso de tecnologías criptográficas, además de fusionar la compensación y la liquidación de activos. (Mougayar y Buterin, 2016, p. 49). La transparencia revela la ética de las empresas, lo que comúnmente genera resistencia; sin embargo, en última instancia, mejora la confianza. Las cadenas de bloques suelen ser resistentes a la censura e incluso más robustas que las infraestructuras centralizadas, dado que están formadas por múltiples ordenadores o nodos y recursos descentralizados. Esto también significa que no hay un único punto de fallo.

De acuerdo con Wigley y Cary (2018) se puede consolidar la información que se ha considerado anteriormente reconociendo cinco categorías de ventajas de la tecnología *blockchain*. Estas se describen a continuación:

1. Inmutabilidad: se refiere al hecho de que ningún “*one-peer*” puede alterar las transacciones pasadas, puesto que se mantienen múltiples copias de una cadena de bloques y se gestionan por consenso a través de una red “*peer-to-peer*”.
2. Seguridad: es prácticamente imposible, incluso para redes más grandes, deshacer el trabajo de otras redes.
3. Verificabilidad: cualquier persona del sistema puede comprobar por sí misma que se siguen sus reglas. La información no puede manipularse y puede verificarse fácilmente debido al tamaño y la potencia de la red.
4. Resiliencia: no importa si muchos *peer* se desconectan, la información sigue siendo accesible.
5. Transparencia: existe un gran equilibrio entre privacidad y transparencia. El libro mayor es transparente porque todas las transacciones se transmiten a todos los *peer*.

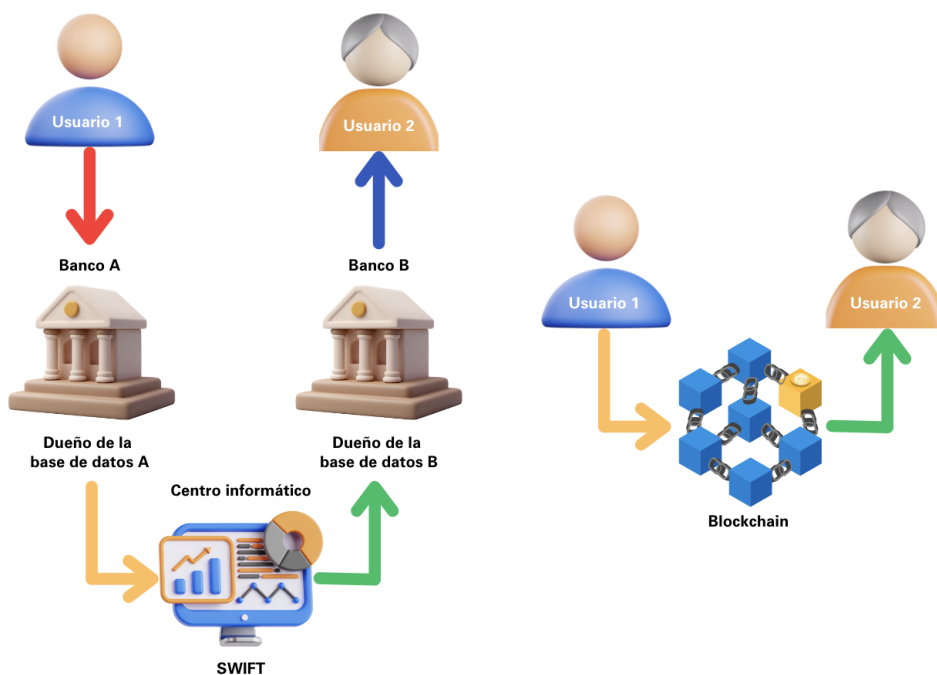
En este punto, cabe recordar que *blockchain* requiere una serie de participantes que la apoyen y creen un ecosistema vibrante a su alrededor, pues es este el que influye directamente en la progresión de su mercado (Mougayar y Buterin, 2016, p. 62).

La escalabilidad es un reto de la *blockchain*, especialmente en el caso de la cadena de bloques pública de Bitcoin (BTC). Las dificultades para llegar a un acuerdo sobre la mejor manera de escalarla pueden provocar retrasos en su implementación. Además, como se trata de una tecnología nueva, la investigación científica en torno a algunos

aspectos de su escalabilidad aún se encuentra en curso. No obstante, el balance entre descentralización y seguridad, es una complicación para la que no se ha hallado una solución eficiente (Mougayar y Buterin, 2016, p. 64).

Figura 4.2

Base de datos tradicional vs. blockchain



Nota. Abrir una cuenta bancaria implica confiar en el banco para administrar el dinero. Aunque parece que el usuario tiene control porque puede ver sus fondos y realizar transacciones, en realidad solo accede a un registro en la base de datos del banco. El control real lo posee el banco, que puede restringir el acceso a los fondos. Aquí es donde entra en juego la cadena de bloques. De manera simple, esta permite realizar las mismas operaciones sin tanta complicación. Un usuario puede enviar dinero a otro utilizando una billetera especial, y la red *blockchain* verifica, valida y transfiere la transacción, generalmente en 10 minutos, sin necesidad de un intercambio de criptomonedas. Figura de elaboración propia.

Es importante señalar que la cadena de bloques tiene implicaciones significativas en el ámbito de la seguridad. Esto ha llevado a que grandes organizaciones, como los bancos, eviten adoptar cadenas de bloques públicas para sus necesidades internas. Además de las preocupaciones de seguridad, también existen inquietudes relacionadas con la privacidad, ya que cualquier transacción en la cadena de bloques es abierta y transparente, permitiendo a cualquiera rastrear la ruta de una transacción, incluido su valor, la dirección de origen y la dirección de destino. Sin embargo, existen soluciones a estos problemas de privacidad, como el cifrado de los valores de las transacciones y la ocultación de identidades mediante esquemas como la prueba de conocimiento cero (Mougayar y Buterin, 2016, pp. 64-65).

La tecnología *blockchain*, al ser relativamente nueva, presenta una clara debilidad debido a la falta de normativas claras que la regulen, lo que genera incertidumbre entre los actores del sector de las cadenas de bloques (Mougayar y Buterin, 2016, p. 68). La regulación de entidades descentralizadas es más compleja que la de entidades centralizadas, lo cual supone un desafío dado que *blockchain* está intrínsecamente diseñada para ser descentralizada. En este contexto, se requieren regulaciones más innovadoras para gestionar las interacciones en el ámbito de *blockchain*. A medida que esta tecnología se popularice y la sociedad adquiera un mejor entendimiento de ella, se espera que sea posible superar estos retos.

4.2. Criptomonedas: El futuro de la tecnología *blockchain*

Las consecuencias de la crisis financiera de 2008 impactaron a numerosas entidades financieras, países, empresas y personas. Esto ha llevado a una transformación en la relación entre los consumidores financieros y las organizaciones bancarias, tanto globales como nacionales. Una señal de cambio ha sido la búsqueda de mecanismos descentralizados de gestión monetaria. Desde la creación de Bitcoin en 2008, las criptomonedas han ido ganando popularidad. Este fenómeno ha marcado transformaciones significativas en la relación entre los bancos centrales y el sistema financiero global, impactando en la vida cotidiana.

La evolución de los sistemas financieros responde a diversas problemáticas que la sociedad enfrenta, como los avances en sistemas de pago y de negociación bursátil. La innovación en herramientas financieras impulsa la expansión de las negociaciones e intercambios de valores y bienes, además de promover mejoras regulatorias en los mercados financieros (Díaz *et al.* 2022).

4.2.1. Definiciones y origen

Las criptomonedas emergen como una opción de inversión innovadora caracterizada por su naturaleza descentralizada. En este contexto, el Banco Central Europeo (BCE) las definió como una representación digital de valor, no emitida por ninguna autoridad central, institución de crédito o emisor de dinero electrónico reconocido, que, en ciertas ocasiones, puede ser utilizada como medio de pago alternativo al dinero (Banco Central Europeo [BCE], 2012, p. 4). Por su parte, Sánchez (2018) las caracterizó como un sistema de pago a través de Internet, basadas en un sistema *peer-to-peer* o red entre iguales (P2P), que contienen un elemento de seguridad basado en la criptografía y en donde el valor es transmitido electrónicamente entre las partes (p. 2).

Estas monedas digitales operan bajo un sistema denominado P2P, el cual, según Santín (2017), se define como una red informática que no tiene clientes y servidores fijos,

sino una serie de nodos que actúan simultáneamente como clientes y servidores de los demás nodos de la red. Asimismo, la Facultad de Ciencias Sociales y Humanidades de la Universidad Nacional de Misiones (UNAM, 2016) conceptualizó a los nodos como una serie de bloques de información textual o multimedia que componen en sí mismos una unidad de sentido. En términos más simples, estos nodos permiten a los usuarios ampliar y profundizar en la información a partir de diversos enfoques.

Finalmente, las características primordiales de los denominados activos digitales engloban su naturaleza virtual, su estructura descentralizada que los define como sistemas independientes y transparentes, su enfoque holístico y accesibilidad simplificada, el componente de anonimato inherente, su destacada eficiencia operativa, así como los continuos progresos tecnológicos que los acompañan.

4.2.2. Importancia

Se sabe con certeza que la innovación juega un rol de suma importancia dentro de la organización social, particularmente dentro de las finanzas y los mercados financieros. En esencia, esta se refiere al desarrollo y la difusión de nuevos productos, tecnología y tipos de organización basada en procesos tecnológicos (Hirsch-Kreinsen, 2011).

En virtud de lo anterior, resulta fundamental comprender la innovación financiera según la concepción de Levich *et al.* (1988), quien que se destaca que esta ocurre cuando se cumplen funciones de gran importancia en el sector financiero. A continuación, se enlistan estas funciones:

- a) Proveer instrumentos apropiados que permitan optimizar los sistemas de pagos.
- b) Mejorar los mecanismos para la gestión de recursos financieros, diversificación y la compensación de riesgo.
- c) Facilitar intercambios monetarios entre divisas.
- d) Agilizar el flujo de excedentes de ahorro dentro de instrumentos que requieran financiamiento e inversión, de manera local.

Además, dentro del desarrollo y difusión de nuevos productos, servicios y en la misma organización tecnológica y corporativa, se debe incorporar la aplicación de elementos tecnológicos (Hirsch-Kreinsen, 2011).

En este sentido, el surgimiento del Bitcoin en 2008 ha representado una de las innovaciones financieras más destacadas y relevantes en los últimos años. Este sistema se fundamenta en transferencias que precinden de la necesidad de un intermediario centralizado para la identificación y certificación de la información. En su lugar, estas se distribuyen entre múltiples nodos independientes interconectados que registran y validan la información de manera descentralizada, fenómeno conocido como *blockchain*

(Álvarez-Díaz, 2019). Este paradigma ha propiciado el desarrollo de nuevas tecnologías y, como resultado, la proliferación de diversas criptomonedas, generando un crecimiento de activos digitales descentralizados dentro del panorama financiero.

Asimismo, el surgimiento del mercado de criptoactivos responde a dos aspectos fundamentales discutidos por Levich *et al.* (1988): la necesidad de desarrollar instrumentos que mejoren los sistemas de pago; y, la búsqueda de mejoras en los mecanismos de gestión de inversiones de activos, incluida su diversificación y la mitigación del riesgo asociado.

4.2.3. Riesgos asociados

El crecimiento del mercado de las criptomonedas, especialmente de BTC, ha aumentado las posibilidades de enfrentar riesgos en los mercados financieros y su estabilidad. El Consejo de Estabilidad Financiera (Financial Stability Board [FSB], 2018) identifica cuatro riesgos principales: el riesgo de liquidez de mercado, el riesgo de volatilidad, el riesgo de apalancamiento y los riesgos tecnológicos y operativos.

Por otro lado, Díaz *et al.* (2022) presenta una perspectiva complementaria, resumida en la Tabla 4.1, que muestra de forma detallada los diferentes riesgos que el mercado de criptomonedas puede enfrentar. Ambos enfoques resaltan la complejidad y la importancia de comprender y gestionar los riesgos asociados con las criptomonedas en los mercados financieros actuales.

4.2.4. Bitcoin, la cadena más representativa

Según Palacios *et al.* (2015), el BTC se define como una divisa digital que sirve como medio de intercambio electrónico de acceso público y transacciones en línea, presentándose como una alternativa monetaria o una representación virtual de valor. El funcionamiento de esta criptomoneda se basa en protocolos criptográficos que garantizan la integridad y seguridad de las transacciones financieras. A su vez, se caracteriza por operar en una red descentralizada de usuarios a nivel global, en contraste con la emisión y control por parte de entidades financieras centrales, lo que la diferencia notablemente de las monedas convencionales.

Basándose en las ideas expuestas por Vora (2015), se establece que el Bitcoin es una forma de divisa virtual atribuida a la figura de Satoshi Nakamoto y carece, hasta el momento, de una manifestación física o material palpable. Dada la protección de la información dentro de su sistema mediante técnicas de cifrado criptográfico, este tipo de moneda comúnmente adopta el prefijo “*crypto*”, otorgándole un significado particular que pretende connotar seguridad y anonimato.

La unidad básica de esta criptomoneda es el BTC, que se divide en unidades más pequeñas como el millibitcoin (mBTC) equivalente a 10^{-3} [BTC], el microbitcoin

Tabla 4.1
Riesgos asociados a las criptomonedas

Tipo de riesgo	Descripción
Riesgo de volatilidad de precios (riesgo de mercado)	Dada la existencia de volatilidad en los precios del mercado de criptomonedas, “Las criptomonedas pueden experimentar una volatilidad de precios significativa debido a que la cantidad en circulación no se puede manipular rápidamente, a diferencia de un supuesto sistema monetario del banco central de bajo riesgo” (Harrast <i>et al.</i> 2022, p. 10).
Riesgo de tipo de interés	Dentro del mercado de criptomonedas existe también la posibilidad de generar dividendos basándose en interés. Sobre el depósito que se realice estará definido un plazo y tasa específica, con lo cual el interés queda fijado al momento de iniciarse la transacción. El riesgo proviene del balance entre el beneficio aportado por el interés, ya que usualmente entre mayor el interés ofrecido, mayor será el riesgo que esperar.
Riesgo de liquidez	En el mercado de las criptomonedas, este riesgo se presenta de manera amplificada, dado que los esquemas de intermediarios no se encuentran en las mismas condiciones operativas y legales de los intermediarios de valores convencionales. Esto podría afectar su capacidad de poseer liquidez para las operaciones transadas.
Riesgo transaccional	Este riesgo se relaciona con las transacciones entre entes que buscan realizar intercambios entre ellos. Estas constantes fluctuaciones entre precios y transacciones DeFi tienen poca estabilidad dentro del mercado de criptodivisas.
Riesgo económico	El mercado de cryptoactivos se encuentra directamente relacionado con los eventos que suceden a diario y que tienen repercusiones en el precio del bitcoin.

Nota. Antes de invertir en criptomonedas, es crucial estar al tanto de los riesgos involucrados. Tomada de *Importancia de las criptomonedas y su impacto en los mercados financieros internacionales a partir de la evolución del bitcoin*", por Díaz *et al.* 2022, *Realidad Empresarial*, (14)

(μ BTC) equivalente a 10^{-6} [BTC], y el satoshi (SATS) equivalente a 10^{-8} [BTC], siendo este último la fracción más pequeña de un BTC.

Según la perspectiva de Gorjón (2014), el surgimiento de Bitcoin en el año 2008 estuvo impulsado por una ambición significativa: ofrecer a los ciudadanos un sistema de pago que facilitara la realización de transferencias de valor de manera rápida y económica, al tiempo que se garantizaba su independencia de cualquier control o manipulación

por parte de gobiernos, bancos centrales o instituciones financieras.

A lo largo de su historia, el BTC ha experimentado una volatilidad en sus precios sin precedentes en comparación con otros activos financieros recientes. Esto se debe principalmente a la especulación y manipulación de precios por parte de algunas entidades financieras. A pesar de ello, el BTC ha destacado como el activo con el mejor rendimiento en comparación con cualquier otra clase de activos, incluidas acciones, materias primas y bonos, durante la última década y los años siguientes. Ha experimentado un increíble incremento de aproximadamente un 90 000 % entre 2012 y 2022. La Figura 4.3 ilustra la evolución del precio de esta criptomoneda durante el período comprendido entre 2010 y 2023.

Figura 4.3

Evolución del precio del Bitcoin, 2010-2023



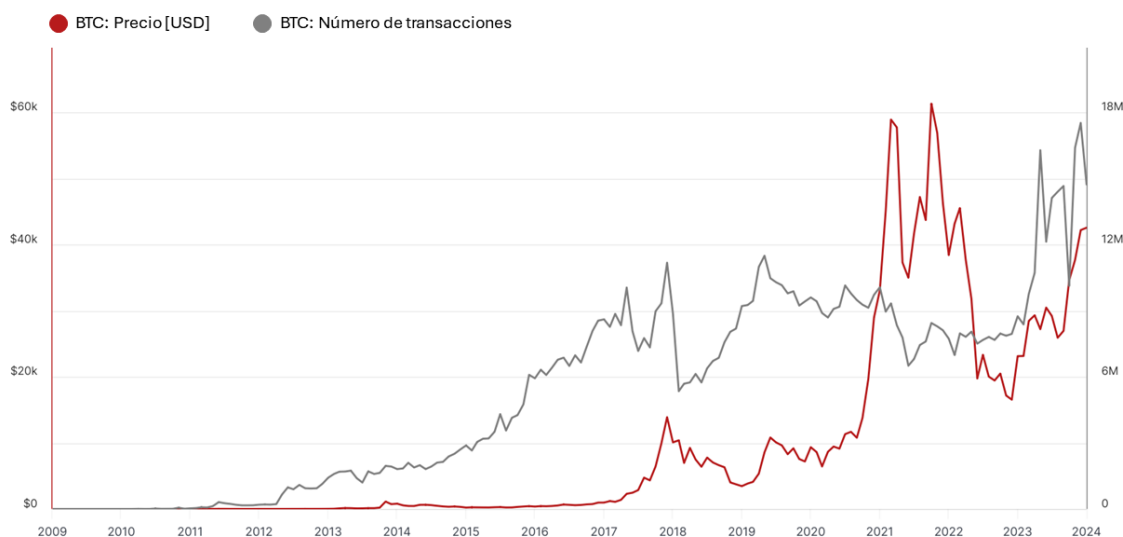
Nota. El precio de mercado representa el valor al cual se puede vender 1 BTC. La oferta de BTC está limitada y predefinida en el protocolo Bitcoin, lo que implica que el precio es susceptible a cambios en la oferta y la demanda. En total, se pueden minar únicamente 21 millones de BTC. Tomada de *BTC: Adoption and Growth*, por Glassnode, s.f.

Desde esta perspectiva, resulta relevante examinar cómo, a pesar de la escasa adopción y aceptación inicial del BTC como medio de transacción, su valor se ha destacado debido a su marcada volatilidad en los primeros años de su existencia. No obstante, a lo largo del tiempo, se ha evidenciado una tendencia general al alza en su cotización. La Figura 4.4 exhibe el total de transacciones diarias realizadas en BTC durante el lapso

comprendido entre 2009 y 2023. Al examinar esta representación visual, se advierte que, en sus etapas iniciales, el BTC no era considerado como una opción práctica para transacciones comerciales por una parte significativa de usuarios, dado que las operaciones con esta criptomoneda eran notablemente limitadas durante los años 2009 y 2010. Sin embargo, se observa una tendencia incremental en el volumen de transacciones diarias en los años subsiguientes.

Figura 4.4

Número de transacciones confirmadas en Bitcoin



Nota. El número de transacciones diarias confirmadas en Bitcoin demuestra su utilidad para transferir dinero de forma segura y sin intermediarios Tomado de *BTC: Adoption and Growth*, por Glassnode, s.f.

Por lo tanto, las transacciones efectuadas con BTC han mostrado una tendencia de crecimiento sostenido. Este aumento ha sido catalizado por diversos factores, como la introducción de plataformas que simplifican el proceso de las transacciones, la amplia aceptación de BTC como método de pago por parte de comerciantes y empresas prominentes en los EE. UU. a lo largo del año 2014, y el reciente incremento en la capitalización de BTC en el mercado, lo que ha contribuido a posicionarlo como un activo de inversión de considerable interés.

Minería de criptomonedas: Bitcoin

Este capítulo examina la minería de criptomonedas, explorando su definición, funcionamiento y papel crucial en la seguridad y operatividad de las criptomonedas, especialmente BTC. Se analiza la importancia de los mineros en la red BTC, las motivaciones para minar, los requisitos necesarios y el proceso de minería en sí. Asimismo, se discuten las desventajas de este proceso, como el consumo de energía, los esfuerzos para reducirlo y la creciente competencia en el sector.

5.1. Definición de minería de criptomonedas

La minería de criptomonedas es el proceso de verificar y agregar transacciones a la cadena de bloques de una criptomoneda. En este proceso, los mineros utilizan potentes computadoras para resolver problemas matemáticos complejos y, a cambio, son recompensados con monedas digitales. Este mecanismo es fundamental para la seguridad y la integridad de las criptomonedas puesto que permite la creación de nuevos bloques y la validación de las transacciones.

5.2. Tipos de minería

La minería de criptomonedas se clasifica comúnmente según el número de participantes involucrados, ya sea de manera individual o en grupo. La minería individual implica el uso de un ordenador personal o una máquina especializada para minar criptomonedas. En contraste, la minería en grupo consiste en unir fuerzas con otros mineros para compartir recursos y aumentar las posibilidades de encontrar un bloque. A diferencia de la minería individual, la minería en grupo puede resultar más rentable para aquellos mineros con recursos limitados tanto energéticos como computacionales.

5.3. Proceso de minado

La minería es un proceso complejo que implica agrupar las transacciones en bloques dentro de la (*blockchain*). A cada bloque se le asigna cierta cantidad de información y todos sus datos se procesan mediante un algoritmo criptográfico conocido como *hashing*). Este algoritmo genera un número hexadecimal de 64 dígitos que recibe el nombre de *hash*, que representa el valor objetivo al que los mineros deben llegar al resolver el problema matemático asignado. Un ejemplo de este número se muestra en seguida:

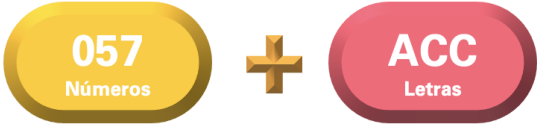
0000000000000000057FCC708CF0130D95E27C5819203E9f967AC56E4DF598EE

Como se puede observar, el *hash* tiene 64 caracteres y está compuesto no solo por números, sino también por letras. Esto se debe a que en el sistema hexadecimal se utilizan los números del 0 al 9 y las letras de la A a la F para representar valores (véase Figura 5.1).

Figura 5.1
Nomenclatura del hash

¿Qué es un número hexadecimal de 64 dígitos?

0000000000000000057FCC708CF0130D95E27C5819203E9F9B7AAC56E4DFS98EE



Sistema decimal

Esto, a su vez, significa que cada dígito tiene diez posibilidades, del 0 al 9.

Sistema hexadecimal

Del griego, "hex" es una palabra para 6 y "deca" es una palabra para 10.

Cada dígito tiene 16 posibilidades. Por eso se tienen que emplear letras, específicamente la A, B, C, D, E y F.

Número decimal	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Equivalente hexadecimal	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	D	E	F

Nota. Un *hash* es una función matemática que convierte datos en un código único. Estos se utilizan para verificar transacciones, minar criptomonedas y proteger la privacidad. Al igual que cada persona tiene una huella única que la identifica, cada transacción y dirección de BTC tiene un *hash* único que la distingue y protege. Tomada de *Halving (Bitcoin)*, por Willing, 2024, Techopedia.

5.3.1. Función *hash* y valor inicial (*nonce*)

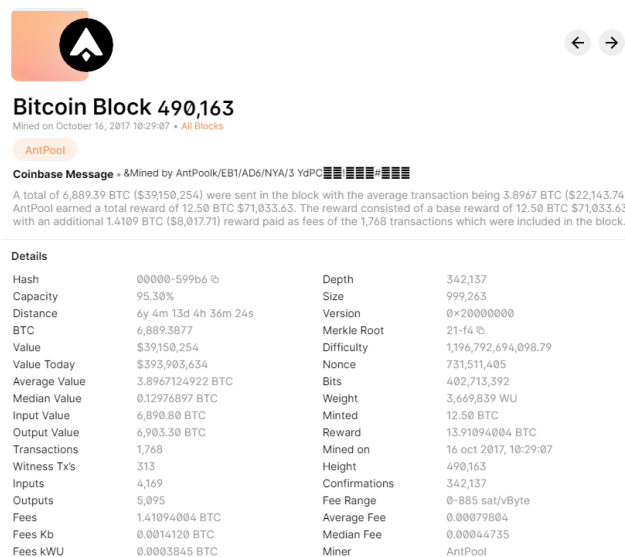
La comprensión de la función *hash* objetivo y el valor inicial (*nonce*) son fundamentales para entender el funcionamiento de la minería de criptomonedas. Ambos son elementos que juegan un papel crucial en la validación de transacciones y la creación de nuevos bloques en la cadena de bloques (Hong, 2023).

Los mineros utilizan sus equipos especializados, conocidos como plataformas de minería, para intentar encontrar un número que sea menor que al "*hash* objetivo". Para lograr esto, los mineros generan tantos *hashes* y *nonces* como les sea posible. El término "*nonce*" proviene del inglés "number only used once" (número usado solo una vez) y es la clave para generar estos números hexadecimales de 64 bits, llamados como *hashes*. Al aplicar la función *hash* a un conjunto de datos, siempre se obtiene el mismo resultado, a menos que se modifique alguno de los datos originales.

La Figura 5.2 es una captura de pantalla de Blockchain.info que resume lo ocurrido al minarse el bloque N^o 490 163. El *nonce* que generó el *hash* "ganador" fue 731 511 405, recordando que este número comienza en cero y se incrementa en uno con cada intento. El *hash* objetivo se muestra en la parte superior de la captura. Asimismo, se indica que este bloque fue minado por "AntPool", uno de los grupos de minería más exitosos, con un total de 1 768 transacciones incluidas en este bloque.

Figura 5.2

Bloque de bitcoin núm. 490 163



Nota. La página web Blockchain.info se encarga de recopilar toda la información referente a la cadena de bloques de BTC. Uno de los datos más relevantes es el del valor del bloque en el momento que fue minado y el valor que tendría hoy en el mercado, pues pasó de 39 000 USD a 393 000 USD. Tomada de *Bitcoin Block*, por Blockchain, s.f.

En sintonía con la anterior, la Figura 5.3 se muestran algunos ejemplos de *hashes* aleatorios y los criterios para determinar si conducirán al éxito del minero.

Figura 5.3

¿Cómo gana un minero un bloque?



Nota. Imagina que se le pide a un grupo de amigos adivinar un número menor al que se está pensando, siendo este número el 19. Si un amigo propone el número 21, pierde porque 21 es mayor que 19. Si otro amigo sugiere 16 y otro 12, ambos teóricamente han dado respuestas viables, ya que 16 y 12 son menores que 19; sin embargo, el ganador será aquel que esté más cerca del número correcto. Ahora, piensa en un escenario más desafiante: en lugar de proponer un valor inicial, se les pide adivinar el número en el que está pensando otro amigo, pero no a tres amigos sino a millones, y no se trata de un número simple, sino de un número hexadecimal de 64 dígitos. Esto ilustra lo extremadamente difícil que es acertar en este contexto. Esta *analogía* ejemplifica la dificultad de encontrar el hash correcto necesario para ganar un bloque. Tomada de *How does bitcoin mining work?*, por Hong, 2023, Investopedia.

5.3.2. Pools de minería

Los *pools* de minería son entidades operadas por terceros que coordinan grupos de mineros en la red *blockchain*.

La probabilidad de que un minero individual descubra un *hash* y reciba la recompensa es directamente proporcional a su poder de cómputo, es decir, la capacidad de su equipo para generar *hashes* por segundo (Hong, 2023). Los mineros con un poder de cómputo bajo, como el que podría proporcionar una tarjeta gráfica común, representan una fracción insignificante del poder total de la red (menos del 0.001 %, en algunos

casos). Bajo esta perspectiva, con una limitación tan significativa, las probabilidades de resolver un *hash* de forma individual son sumamente bajas, lo que podría traducirse en un tiempo excesivo o incluso infructuoso para recuperar la inversión realizada en el equipo de minería.

Los *pools* de minería surgen como una solución a esta problemática. Al unirse a un *pool*, los mineros combinan su poder de cómputo para trabajar de forma conjunta en la resolución de los *hashes*. Si el *pool* encuentra un *hash*, la recompensa se divide entre todos los participantes de este en proporción a la cantidad de trabajo realizado individualmente. Gracias a la agrupación de recursos, los mineros incrementan sustancialmente sus probabilidades de recibir recompensas, en comparación con trabajar de manera independiente. Para visualizar información sobre *pools* de minería, se puede consultar sitios web como Blockchain.info.

5.4. Riesgos asociados

El minado de criptomonedas conlleva diversos riesgos, principalmente de índole financiera y regulatoria. Como se comentó, la minería de criptomonedas, en general, supone un riesgo financiero, pues se pueden invertir miles de dólares en equipos especializados sin obtener ningún retorno de la inversión.

Es esencial considerar que la minería de criptomonedas no es legal en todas partes. Por lo tanto, antes de comenzar con esta actividad, es fundamental verificar su legalidad y cumplir con los marcos legales específicos de cada país. Además, se recomienda investigar el sentimiento general en la región sobre los cryptoactivos antes de invertir en equipos de minería.

Otro riesgo potencial asociado al crecimiento de la minería de BTC y otras criptomonedas es el alto consumo de energía requerido por los sistemas informáticos que ejecutan los algoritmos propios de esta actividad (Cambridge Centre for Alternative Finance, 2024). Si bien la eficiencia de los microchips ha mejorado notablemente en el caso de los circuitos integrados específicos de aplicaciones (ASIC), el propio crecimiento de la red supera el ritmo del avance tecnológico. Por consiguiente, existe preocupación por el impacto medioambiental y la huella de carbono derivada de la minería de monedas digitales.

Por último, es importante considerar que los equipos de minería de criptomonedas, especialmente los ASIC, generan una gran cantidad de calor debido al intenso proceso de cálculo necesario para llevar a cabo esta labor. Este calor adicional puede requerir refrigeración adicional, lo que aumenta el consumo de energía y, por ende, puede resultar en un aumento significativo en la factura eléctrica, especialmente si los equipos se operan las 24 horas del día.

5.5. Minería de Bitcoin

La minería de Bitcoin es el mecanismo mediante el cual se verifica la validez de las transacciones en la cadena de bloques propia de esta criptomoneda. En otras palabras, esta se define como el proceso por el cual se introducen nuevos *bitcoins* en circulación. Como se indicó en líneas anteriores, esta actividad demanda la utilización de *hardware* y *software* especializados para generar un número criptográfico que cumpla con un conjunto específico de criterios (*hash*), en donde el primer minero que encuentra la solución a este problema matemático recibe una recompensa en BTC, y luego el proceso se reinicia.

En este sentido, la recompensa que reciben los mineros constituye un incentivo que motiva la participación en la actividad principal de la minería: la legitimación y monitoreo de las transacciones de BTC, garantizando su validez.

5.5.1. Importancia de los mineros

La minería es una metáfora para el trabajo computacional que realizan los nodos de la red para validar la información contenida en los bloques. En esencia, los mineros actúan como auditores y reciben una recompensa por su trabajo, verifican la legitimidad de las transacciones de BTC y obtienen una compensación por ello. Este sistema tiene como objetivo mantener la honestidad de los usuarios de BTC y evitar el denominado doble gasto.

El doble gasto se refiere a la situación en la que un propietario de BTC intenta gastar la misma moneda digital dos veces. A diferencia de la moneda física, donde al entregar un billete de \$ 20 para comprar una botella de agua se transfiere la propiedad del billete, en las transacciones de criptomonedas existe el riesgo de que alguien intente usar la misma moneda digital para múltiples transacciones. Aunque la falsificación de dinero es un problema en las monedas físicas, no es comparable al desafío de evitar el doble gasto en las criptomonedas.

5.5.2. Propósitos y perspectivas futuras

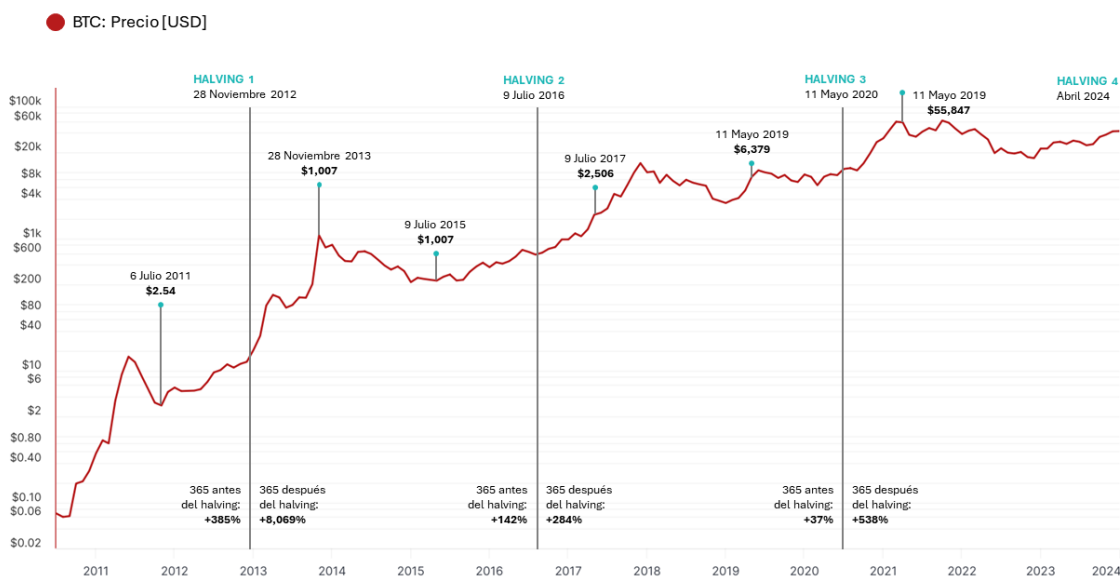
Además de respaldar el ecosistema de Bitcoin, la minería cumple con el propósito secundario de introducir nuevas criptomonedas en circulación. Sin embargo, incluso en ausencia de mineros, la red de Bitcoin seguiría existiendo y siendo funcional, aunque habría menos incentivos para participar en ella. Se estima que alrededor del año 2140, no se otorgarán más bitcoins como recompensa minera. Esto no implica que la verificación de transacciones o la obtención de recompensas se detendrán. Los mineros seguirán verificando transacciones y recibirán comisiones por transacción para mantener la integridad de la red (Bitcoin, s.f.).

5.5.3. Recompensas

Las recompensas por la minería de Bitcoin se reducen a la mitad aproximadamente cada cuatro años, en un evento conocido como "halving" (Nakamoto, 2008). Cuando se minó el primer BTC en 2009, la recompensa por minar un bloque era de 50 BTC. En 2012, esta cantidad se redujo a la mitad, llegando a 25 BTC. En 2016, esta nuevamente disminuyó a la mitad, alcanzando 12.5 BTC. El 11 de mayo de 2020, la recompensa se redujo a la mitad nuevamente, llegando a 6.25 BTC. Se espera que la recompensa se reduzca nuevamente a 3.125 BTC en abril de 2024.

Figura 5.4

Los halvings de Bitcoin y la evolución de los precios de esta criptomoneda



Nota. El *halving* de Bitcoin es un mecanismo que reduce a la mitad las recompensas que reciben los mineros por verificar transacciones y crear nuevos bitcoins. La disminución de la oferta de nuevos bitcoins, sumada a una demanda constante y creciente, fomenta el aumento de precio de cada bitcoin, potenciando su adopción en el mercado. Tomada de *Halving (Bitcoin)*, por Willing, 2024, Techopedia.

El 18 de octubre de 2023, el precio de Bitcoin era de aproximadamente \$ 28,400 USD, lo que implicaba que la recompensa por minar un bloque rondaba los \$ 177,500 USD en ese momento (Coinbase, 2024).

5.5.4. Recursos necesarios para el minado

Aunque todavía es técnicamente posible minar BTC utilizando un ordenador personal doméstico con hardware reciente y de alto rendimiento, la rentabilidad actual es mínima,

generando apenas unos pocos centavos al día. Esta situación se debe a la dificultad variable de esta tarea.

La red BTC está diseñada para producir un bloque aproximadamente cada 10 minutos, asegurando así el buen funcionamiento de la cadena de bloques y permitiendo el procesamiento y verificación adecuados de las transacciones. Para mantener este ritmo y garantizar la seguridad de la red, la dificultad de la minería se evalúa y ajusta automáticamente cada 2016 bloques, lo que equivale a aproximadamente dos semanas en términos temporales (Nakamoto, 2008).

Para participar en la minería de BTC, es necesario invertir en *hardware* especializado. Este equipo incluye:

- Unidades de procesamiento gráfico: las GPU, comúnmente denominadas tarjetas de video de alta gama, son compatibles con ordenadores personales y su precio oscila entre los 1 000 y 2 000 dólares.
- Circuitos integrados de aplicación específica (ASIC): los ASIC son dispositivos especializados en la minería de criptomonedas y ofrecen un rendimiento muy superior a las GPU. Sin embargo, su costo es considerablemente más elevado, pudiendo alcanzar decenas de miles de dólares.

En la actualidad, la mayor parte de la potencia de *hash* de la red Bitcoin proviene de grandes granjas de minería equipadas con ASIC, así como de la minería conjunta de individuos. Los ASIC modernos son considerablemente más potentes que las CPU o GPU, y su eficiencia energética y capacidad de *hash* aumentan año tras año gracias al desarrollo continuo de nuevos chips. Por ejemplo, un ASIC de gama alta con un precio superior a los 11 000 dólares puede alcanzar una potencia de *hash* de 335 TH con un consumo de energía de 16.0 joules por Tera-Hash (Bitmain, 2024). Sin embargo, existen versiones más asequibles en el mercado, aunque la rentabilidad aumenta o disminuye proporcionalmente con el costo del equipo (Bitmain, 2024).

5.5.5. Consumo energético

El consumo de energético hace referencia a la cantidad de electricidad empleada para mantener en funcionamiento la red de BTC. Tal como se mencionó previamente, esta energía se utiliza para que se desarrolle la minería de nuevos activos digitales y para que los ordenadores ejecuten el software de BTC y verifiquen transacciones.

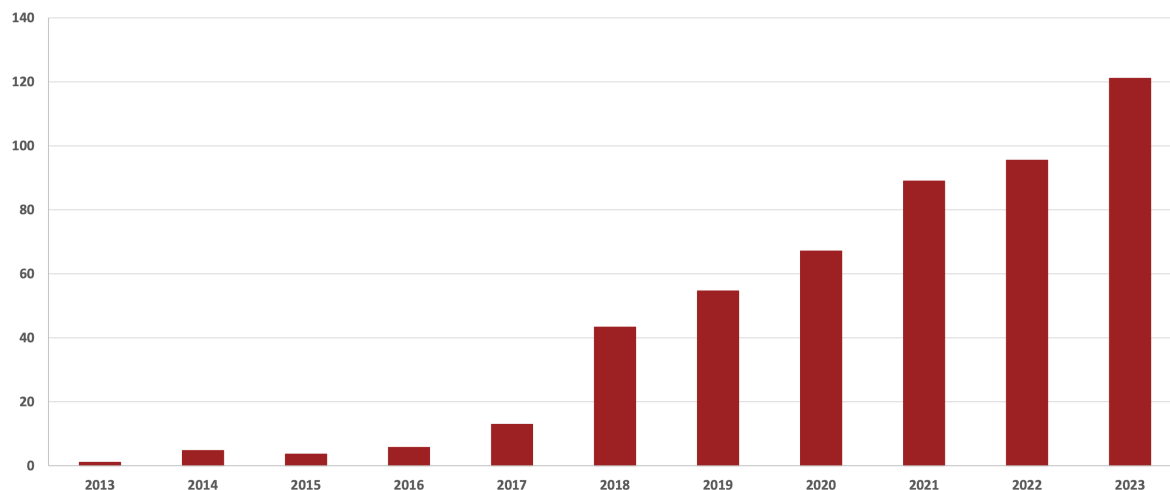
El consumo de energía de BTC es un tema complejo y controvertido. Las estimaciones varían, pero se cree que la red consume alrededor de 100 Tera-watts hora (TWh) de electricidad al año. Esto es comparable al consumo de energía de países como Argentina o Chile.

En este sentido, la actividad minera de BTC ha enfrentado críticas severas debido al impacto ambiental derivado de su alto consumo energético, ya que la electricidad utilizada se genera principalmente a partir de fuentes fósiles. Si bien el consumo energético de Bitcoin es motivo de preocupación, se están llevando a cabo iniciativas para mitigar esta externalidad negativa. Estas iniciativas se enfocan en buscar fuentes de energía más limpias para las operaciones de minería, como la geotermia o la energía solar, y en utilizar créditos de compensación de carbono para neutralizar la huella de carbono generada por las actividades mineras.

Otra estrategia que se plantea es la adopción de mecanismos de consenso menos intensivos en energía, como el mecanismo de prueba de participación (*Proof-of-Stake*, PoS), al cual ha migrado la red Ethereum. Sin embargo, el PoS también tiene sus propias desventajas y problemas de eficiencia, como incentivar la acumulación de monedas en lugar de su uso y el riesgo de centralización en el control del consenso.

Figura 5.5

Consumo de energía mensual promedio de la red de Bitcoin



Nota. Las cantidades se encuentran expresadas en terawatt-hora. En esta figura se observa que la tendencia del consumo energético está en aumento, una tendencia similar a la del precio de Bitcoin (BTC), que también sigue una trayectoria ascendente. En esta proyección se considera un costo promedio de electricidad de 0.05 dólares por kilowatt-hora utilizado. Tomada de *Cambridge blockchain network sustainability index: CBECI*, por Cambridge Centre for Alternative Finance, 2024.

En resumen, la minería de BTC es un proceso altamente intensivo en términos de energía. En este sentido, el gas natural desempeña un papel vital en la actividad

minera al ser el combustible generador de electricidad por excelencia. Esto se debe a que es económico y accesible en muchas partes del mundo, además de ser el hidrocarburo con menor producción de gases de efecto invernadero (GEI) después de someterse a un proceso de combustión.



GAS NATURAL

CRIPTOMONEDAS

IA

INICIATIVA

APÉNDICES

III

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

El gas natural y la inteligencia artificial

En esta sección, se lleva a cabo un estudio sobre los algoritmos de ML aplicados en la industria petrolera, con un enfoque singular en la predicción de los pronósticos de producción. Este análisis abarca los procedimientos más relevantes y efectivos utilizados hasta la fecha, destacando sus aplicaciones, ventajas y limitaciones específicas en este campo. Además, se exponen los resultados obtenidos en las predicciones de la producción, el venteo y el precio del gas natural en México, Latinoamérica, EE. UU. y el mundo, a través de la implementación de los modelos de redes neuronales y bosque aleatorio.

6.1. Aplicaciones de la inteligencia artificial en el sector petrolero

Dentro del dinámico entorno de la industria del petróleo y el gas, el sector energético está adoptando nuevas tecnologías para afrontar los desafíos que presenta la economía moderna. Es posible afirmar que la IA está revolucionando el mundo, por lo que, resulta importante reconocer que no todos los obstáculos son de la misma magnitud, lo que presenta una oportunidad distintiva para el sector del petrolero.

La industria del petrolera está experimentando un crecimiento significativo en el campo del aprendizaje automático. Esta tecnología tiene la capacidad de analizar varios tipos de datos, como datos sísmicos, registros de pozos y datos geológicos, para identificar posibles yacimientos de petróleo y gas. Además, los algoritmos de aprendizaje automático tienen la capacidad de analizar datos de producción y detectar patrones que pueden mejorar el rendimiento de los pozos. Según Tecnología Minera (2023), una destacada empresa de análisis y datos, el aprendizaje automático tiene el potencial de mejorar la eficiencia, impulsar la producción y reducir los costos dentro de esta industria.

En el rubro de la IA, existe una amplia gama de aplicaciones. Sin embargo, en este campo destacan dos áreas principales. La primera es la ciencia de datos, que implica el análisis mediante la integración de estadística, matemáticas e informática. Su objetivo es mejorar los procesos de toma de decisiones. La segunda aplicación importante es el aprendizaje automático, que permite a las máquinas o al *software* reconocer patrones de comportamiento dentro de grandes cantidades de datos. Esta capacidad permite la ejecución de numerosas operaciones con rapidez y eficiencia.

Con el progreso de la tecnología de la información, el sector del petróleo y el gas ha experimentado un crecimiento exponencial en datos. Esto abarca una variedad de actividades, incluido el registro de sensores durante las operaciones de exploración, perforación, producción y sísmica. Además, el registro en tiempo real de los datos de perforación es posible gracias a la tecnología de registro durante la perforación (LWD). De igual modo, las soluciones de fibra óptica ofrecen amplia información sobre las condiciones ambientales, como temperatura, niveles de reserva de aceite y rendimiento del equipo. Gestionar y utilizar eficazmente estos datos como un recurso valioso influye directamente en el éxito financiero de la empresa.

Las compañías petroleras están aprovechando el poder del aprendizaje de máquina para calcular las posibles consecuencias de proyectos específicos y evaluar los peligros ambientales. Asimismo, utilizan esta tecnología para monitorear de cerca las operaciones de perforación y abordar rápidamente cualquier problema que pueda surgir, superando lo que los operadores humanos son capaces de lograr. Al aprovechar el aprendizaje automático, las empresas pueden optimizar diversos aspectos de sus operaciones, como el diseño, la perforación y la terminación de pozos. Además, pueden delegar tareas peligrosas a máquinas, reduciendo la necesidad de participación humana. Este avance tecnológico tiene el potencial de mejorar tanto los volúmenes de producción como la rentabilidad de las operaciones de campo. Gracias a los avances logrados en el ML y la IA, estas herramientas ahora se pueden emplear para rectificar pozos de bajo rendimiento, perfeccionar el modelado de yacimientos y realizar mantenimiento de manera proactiva para evitar problemas futuros.

Los algoritmos de ML se han convertido en una herramienta valiosa para la industria petrolera, especialmente en la predicción de históricos de producción. Estas técnicas de IA permiten analizar grandes volúmenes de datos históricos y patrones complejos para prever futuros rendimientos de producción, optimizar la explotación de recursos y mejorar la toma de decisiones estratégicas. A continuación, se describen algunos de los modelos de ML más comunes aplicados en este contexto y cómo contribuyen a la predicción de producción en esta industria.

El estudio realizado por Altamirano y Lucero, (2023), con el propósito de pronosticar la producción de fluidos de los pozos perforados en la arenisca inferior T del campo Sacha durante el año 2021, es un caso de aplicación de estos algoritmos. Para construir

el modelo, se consideraron datos petrofísicos y de fluidos de un pozo representativo utilizando un *software* comercial que analiza los pozos y su comportamiento. Además, se desarrollaron dos algoritmos utilizando el lenguaje de programación *Python* y ML. Un algoritmo se basó en los datos de presión de entrada (PIP) de la bomba electrosumergible (BES), mientras que el otro incorporó tanto datos de PIP como la salinidad del agua de formación del yacimiento. Al comparar la producción de fluido prevista con la producción real, el *software* comercial logró un error del 2%, mientras que las dos simulaciones de *Python* dieron como resultado errores del 10% y 0.5%, respectivamente. Para la predicción de la producción de gas, el valor real fue 0.07 [MMpcd], mientras que la simulación del *software* comercial arrojó 0.41 [MMpcd]. Por el contrario, la primera y segunda simulación de *Python* proporcionaron aproximaciones mejoradas de 0.11 [MMpcd] y 0.10 [MMpcd] en cada caso. Al incorporar más variables en *Python*, se puede reducir el porcentaje de error, lo que lleva a mejores predicciones de la producción de fluidos y gases. En este caso, las variables incluyeron el PIP del BES y la salinidad del agua de formación.

La implementación de la IA y la transformación digital acelerada pueden mejorar la competitividad del sector petrolero en la industria energética mundial. Arias (2019) señaló que el aprendizaje automático puede potencialmente afrontar el reto de convertir en barriles la información histórica adquirida durante las operaciones, impactando positivamente la producción y la gestión de campo. El uso de estas tecnologías permite integrar la nube, algoritmos predictivos de aprendizaje automático y experiencia en gestión de datos para implementar mejores prácticas en energía. Asimismo, el autor mencionó en su estudio que los pronósticos precisos y confiables de producción de hidrocarburos desempeñan un papel crucial en la gestión eficaz de los yacimientos. Estas previsiones son esenciales para determinar las reservas restantes, optimizar la producción y planificar proyectos futuros. Actualmente, existen varios modelos utilizados para el pronóstico de la producción, incluidos modelos empíricos (curvas de declinación), modelos semianalíticos (balance de materiales) y modelos analíticos (simulación numérica de yacimientos).

Aunque las curvas de declinación se emplean comúnmente debido a su simplicidad, es bien sabido que conllevan un nivel de incertidumbre que impacta directamente en las estrategias de planificación de la producción y la explotación de hidrocarburos. Por otro lado, la simulación de yacimientos requiere una gran cantidad de datos, tiempo y recursos financieros. En este estudio, la atención se centró en la utilización de algoritmos de aprendizaje profundo como una herramienta de aprendizaje automático basada en datos para el pronóstico de producción en yacimientos no convencionales.

Por su parte, López y Martínez (2021) enunciaron que la presencia de finos en una formación plantea un desafío en el plan de producción de un campo, lo que da como resultado mayores costos debido a daños en las líneas y equipos de producción. La elección del método de control de arena depende de varios factores, como las condiciones

específicas del área, las prácticas operativas y las consideraciones económicas.

Al seleccionar el método de control de arena adecuado, se pueden minimizar o mitigar los efectos adversos de una alta saturación de agua del fondo (BSW). El objetivo de su investigación fue desarrollar un modelo predictivo utilizando ML para determinar el mecanismo óptimo de control de arena, específicamente entre los mecanismos *Zeta Flow* y *High Rate Water Pack*. Para lograr este objetivo, se creó un modelo predictivo utilizando el lenguaje de programación *Python*. Este modelo analiza los parámetros operativos y los datos históricos para proporcionar la predicción más precisa.

Mediante la utilización de aprendizaje automático, el entrenamiento del modelo desarrollado implicó el análisis de siete variables diferentes derivadas de 221 pozos. El objetivo principal de este esfuerzo fue identificar el método de control de arena más adecuado para minimizar efectivamente la producción de arena. Al incorporar tecnologías de vanguardia como el aprendizaje automático, se logra una combinación armoniosa de experiencia humana y conocimientos tecnológicos, lo que da como resultado una reducción significativa de los errores operativos que se encuentran comúnmente en las operaciones diarias de la industria petrolera.

Syed *et al.* (2020) identificaron una nueva área de oportunidad dentro de la selección de métodos para extraer artificialmente hidrocarburos. El objetivo fue proponer técnicas más efectivas y con un mínimo margen de error, procurando al mismo tiempo la automatización. Para abordar este problema, el estudio sugirió implementar técnicas computacionales para seleccionar métodos de levantamiento artificial. Este enfoque ofrece una nueva alternativa que facilita la toma de decisiones sustentada en criterios basados en datos.

La metodología se aplicó a cuatro pozos de interés, utilizando *R* y *Python* para programar cuatro algoritmos de aprendizaje automático para la clasificación. Estos algoritmos fueron entrenados utilizando datos sintéticos. Se utilizó la biblioteca *scikit-learn* para el entrenamiento, evaluación y ejecución de estos. Todo el proyecto fue desarrollado y es accesible a través de un IDE de *Python* en línea. Se eligió el algoritmo del árbol de decisión y sus resultados se alinearon con la calidad de los datos de entrenamiento.

El análisis incluyó una evaluación de cómo la distribución de los datos de entrenamiento y pruebas afecta los resultados. Se observó que el algoritmo con mayor nivel de efectividad muestra mejora cuando se utiliza una proporción de 80-20. Además, las evaluaciones realizadas en escenarios de ingeniería de la vida real indican que el enfoque propuesto sirve como una referencia confiable, que podría mejorarse aún más incorporando criterios adicionales y una base de datos actualizada.

Otro hallazgo importante fue el artículo realizado por Xu y Chan (2019), en el que abordaron la aplicación de un modelo de pronóstico de ML para establecer la demanda del principal material utilizado en la perforación de pozos petroleros. Se efectuó

un análisis de los datos disponibles de la compañía de estudio, permitiendo identificar los cinco materiales con mayor participación en las transacciones diarias de una operación, tomando como dato de entrada del modelo el material biodiésel que representa el 42 % de las transacciones registradas. Posteriormente, se entrenaron dos modelos: árboles de regresión y bosque aleatorio. Se realizó una transformación y limpieza de los datos antes de entrenar los algoritmos. Finalmente, se evaluaron estos modelos utilizando medidas de error porcentual absoluto medio.

Así pues, el aprendizaje automático, un campo que se centra en el entrenamiento de algoritmos para manejar tareas complejas, ofrece una alternativa más eficiente a la programación que requiere mucha mano de obra. Sin embargo, las técnicas de ML están limitadas debido a la cantidad de datos o ejemplos de entrenamiento disponibles para un modelo determinado. Las aplicaciones del ML abarcan varios dominios del conocimiento, con técnicas específicas adaptadas a diferentes categorías. Entre estas categorías, la clasificación y la predicción (también conocida como regresión) se destacan como las principales técnicas utilizadas.

En los avances más recientes, la capacidad para integrar y procesar datos de diversas fuentes, incluyendo datos sísmicos, registros de pozos y datos de producción histórica, ha mejorado significativamente. El uso de técnicas avanzadas de procesamiento de datos permite a los modelos de ML capturar una imagen más completa y precisa del subsuelo, lo que conduce a mejores predicciones de producción.

Los modelos híbridos, que combinan diferentes algoritmos de ML, y las técnicas de *ensemble learning* han demostrado ser particularmente efectivos en la mejora de la precisión de las predicciones. Al combinar las fortalezas de varios modelos, se pueden mitigar sus debilidades individuales, dando como resultado predicciones más robustas y confiables. En este sentido, el uso de redes neuronales profundas y algoritmos de *deep learning* ha experimentado un crecimiento exponencial, dado que estos modelos son capaces de capturar relaciones complejas y no lineales en los datos, mejorando significativamente la precisión de las predicciones de producción en comparación con los métodos tradicionales.

La simulación de yacimientos petrolíferos y la optimización de la producción se han beneficiado enormemente de los algoritmos de ML. Estos modelos pueden predecir el comportamiento de los yacimientos bajo diferentes escenarios de explotación, ayudando a optimizar la recuperación de recursos y reducir los costos operativos.

El sector del petróleo y el gas se ha enfrentado a importantes trastornos en un breve lapso de tres años, en particular la pandemia de COVID-19 y el conflicto en Ucrania, explicó Ravindra Puranik, analista de petróleo y gas de Tecnología Minera (2023). Estos acontecimientos tuvieron consecuencias de gran alcance: los primeros afectaron la demanda mundial de energía y los segundos perturbaron las cadenas de suministro de petróleo y gas debido a las sanciones impuestas a Rusia, un importante proveedor de

energía. Como resultado, ahora existe una necesidad apremiante de mejorar el monitoreo y la optimización de diversas funciones, como el diseño de proyectos, la construcción, la logística, la gestión de inventario y el mantenimiento. Además, las empresas buscan un mejor seguimiento de la demanda del mercado para alinear sus estrategias de producción e identificar oportunidades de ahorro de costos que garanticen la sostenibilidad a largo plazo.

Las compañías de petróleo y gas han implementado algoritmos de aprendizaje automático para monitorear y evaluar la eficiencia de diferentes activos, incluidas plataformas de perforación, oleoductos, instalaciones de GNL y refinerías. Esta tecnología también está resultando valiosa en la gestión de inventarios y la optimización de la cadena de suministro. Además, la IA se está utilizando ahora en la industria energética con fines de secuestro de carbono. Los investigadores de ExxonMobil, Equinor y otras empresas están utilizando herramientas de aprendizaje de máquina para analizar datos sísmicos e identificar ubicaciones adecuadas para almacenar el dióxido de carbono capturado. En resumen, el potencial de la IA en el sector energético es inmenso y sus aplicaciones seguirán ampliándose, permitiendo la automatización y la optimización. Es por ello por lo que en este trabajo se propone el uso y aplicación de algoritmos de esta ciencia como una herramienta fundamental en:

1. La predicción de la producción del gas de venteo nacional.
2. La predicción del comportamiento de los precios de las principales criptomonedas.
3. El análisis de indicadores para la compraventa de criptomonedas.

6.2. Metodología

En el marco de este estudio, se busca promover el uso sostenible del gas natural no aprovechado a través del proceso de minado de criptomonedas. Por lo tanto, es fundamental cuantificar los volúmenes de gas emitidos, con un enfoque inicial en México, para verificar que el excedente de este recurso energético es lo suficientemente elevado como para hacer viable la minería de activos digitales dentro de las instalaciones petroleras.

En este punto, se subraya la importancia de respaldar la afirmación de que el venteo de gas seguirá siendo una actividad de rutina, puesto que las cifras pueden experimentar cambios significativos de un año a otro. Para encarar esta cuestión, se propone el uso de algoritmos de IA para analizar los registros históricos de liberación de gas y cuyos fundamentos son explicados en el apéndice D. Esta estrategia busca asegurar que el venteo de hidrocarburos gaseosos siga siendo una práctica realizada en el futuro, alineándose así con el propósito principal de esta tesis que promueve una alternativa de aprovechamiento eficiente de este combustible de origen fósil.

El flujo de trabajo a seguir para la implementación de algoritmos propios del ML para la predicción de los registros históricos del venteo de gas comprenderá los pasos mostrados en la Figura 6.1

Figura 6.1

Flujo de trabajo a seguir dentro de un proyecto de ciencia de datos



Nota: En la secuencia se observa una línea gris que engloba al octavo y último paso de la metodología propuesta. Esto se hace con el objetivo de destacar su importancia dentro del proceso, aun cuando este no se realiza dentro del algoritmo implementado. No obstante, su inclusión sugiere la posibilidad de futuras optimizaciones y gestiones continuas del modelo, las cuales podrían ser desarrolladas posteriormente por los autores de este texto o por otros investigadores interesados en actualizar y mejorar la eficacia del estudio. Figura de elaboración propia.

6.2.1. Formulación del problema

El punto de partida de todo proyecto relacionado con el área de ciencia de datos comienza con la **definición del problema**. En esta etapa, se suele establecer con claridad la problemática que se desea solucionar y el objetivo que se pretende alcanzar con ello. Por lo tanto, resulta sustancial generar preguntas clave que permitan enfocar adecuadamente el proyecto. Pese a que es verdad que, hasta este punto, el problema a resolver ya ha sido ampliamente explicado, dado el impacto actual de la ciencia de datos, es relevante seguir rigurosamente el proceso secuencial de trabajo necesario para resolver una problemática de esta índole. Por ende, el planteamiento del problema que se tratará se puede introducir de la siguiente manera:

En una sociedad contemporánea en donde el término de “sostenibilidad” toma cada vez más relevancia, el gas natural sale a flote por ser el fluido hidrocarburo cuyo proceso de combustión provee la menor emisión de GEI en comparación con otros combustibles fósiles.

En ese sentido, la generación de energía eléctrica a partir de dicho hidrocarburo ha vuelto a ser una alternativa altamente atractiva para satisfacer las crecientes demandas energéticas de la civilización humana a lo largo y ancho del planeta Tierra. Sin embargo, ¿en verdad esta fuente natural de energía es aprovechada de forma eficiente y racional en México?

Hasta ahora, se han mencionado dos conceptos clave de esta investigación: el gas natural y la generación de energía eléctrica. Sin embargo, es necesario añadir dos elementos adicionales a esta problemática: el venteo de gas y la solución propuesta, la minería de criptomonedas. Estos componentes complementarán la discusión y se integrarán con las ideas expuestas en las líneas siguientes:

Aun cuando, idealmente, la respuesta esperada sobre este cuestionamiento debería ser positiva, cifras recientes revelan que, en el año 2022, más de una décima parte de los hidrocarburos gaseosos producidos en territorio nacional fueron destinados a las actividades petroleras de quema y venteo, lo cual se identifica como una emergente área de oportunidad para sacar provecho de esta fuente de energía no renovable.

Es evidente que, en un mundo donde lo único constante es el cambio, todas las industrias tienden a evolucionar. Un ejemplo de ello es la industria petrolera que, hoy día, redirige su rumbo adoptando prácticas más amigables con el medioambiente y da paso a la nueva “industria petrolera verde”. Algo similar sucede con el mercado financiero en donde, con la llegada de las monedas digitales, se ha transformado radicalmente la forma en que se realizan las transacciones bancarias.

Desde esta perspectiva, a fin de mantenerse a la vanguardia del mundo actual, surge una nueva iniciativa que promueve la reducción sustancial del gas de venteo en la que este se vislumbra como el principal recurso energético para alimentar clústeres de minería de criptomonedas in-situ y, de esa manera, generar ingresos económicos extraordinarios para las compañías petroleras.

6.2.2. Recopilación de información

Después de detallar el desafío a resolver, se procedió a recopilar la información necesaria y relevante que facilitará su solución. Es menester decir que, en esta sección, se analizan exclusivamente los datos relacionados con la producción de gas natural y su venteo.

El análisis del gas natural se benefició de tres conjuntos de datos diferentes: el primero abarca la producción mensual promedio de gas en México desde enero de 1960;

el segundo proporciona información sobre la combustión controlada y la liberación de gas por país registradas anualmente a partir del año 2012, y el último muestra la evolución de los precios del gas en algunos mercados internacionales desde 1984. Estos datos, considerados hasta el año 2022, se extrajeron del Sistema de Información Energética, la Asociación Global para la Reducción de la Quema de Gas y Metano y del sitio web *Our World in Data*, respectivamente.

A pesar de que los datos sobre la quema y venteo de gas natural en México se encuentran disponibles en el Sistema de Información Energética, se optó por utilizar los datos de la Asociación Global para la Reducción de la Quema de Gas y Metano, puesto que, como ya se mencionó, la regulación mexicana actual sobre la quema y venteo de gas es aplicable únicamente a los campos de gas asociado, hecho que implica que los activos productores de gas no asociado no estén incluidos en ninguno de los informes publicados hasta ahora.

Si bien es cierto que el objetivo principal del negocio de los yacimientos de gas no asociado es maximizar la producción de este fluido para su comercialización, esto no implica que todo el gas extraído sea transportado y distribuido hasta llegar al usuario final. Por consiguiente, teniendo en cuenta que la volatilidad del mercado puede hacer que la quema de gas sea más rentable que su almacenamiento, transporte y distribución, se puede afirmar que en este tipo de yacimientos naturales de hidrocarburos gaseosos también puede ocurrir la liberación de gas, aunque con menor frecuencia.

6.2.3. Preparación de datos

Una vez colectada la información a utilizar para solucionar esta problemática, se prepararon los datos para su análisis. En esta etapa se suele realizar la denominada limpieza de datos, un proceso útil que identifica y corrige errores o inconsistencias que mejoran la calidad y precisión de los datos, así como la adecuación de los estos en un formato apto para su uso.

Aun cuando este paso pueda parecer rutinario y trivial dentro de la ciencia de datos, este es el pilar central de todo proyecto, pues, así como la cultura es a la sociedad, la calidad de los datos es a las predicciones.

En este punto, es pertinente denotar la importancia de disponer de una gran cantidad de datos de calidad para respaldar una toma de decisiones sólida y bien fundamentada. Los datos de alta calidad garantizan resultados más precisos y confiables en los análisis y modelos predictivos. Además, un amplio volumen de datos permite que el modelo se generalice para predecir nuevos datos. Asimismo, la abundancia de información está estrechamente ligada a la capacidad predictiva. Una gran cantidad de datos puede revelar patrones más complejos que podrían pasar desapercibidos en conjuntos de datos más pequeños. Finalmente, se perfecciona la robustez del modelo, haciéndolo más

resistente a cambios o ruido en los datos y mejorando su capacidad para universalizar y predecir en condiciones diferentes a las presentadas al inicio del estudio.

En concordancia con lo expuesto anteriormente y adaptando la esencia del proceso de preparación de datos al contexto de esta investigación, se empleó el lenguaje de programación *Python* versión 3.11.5 para llevar a cabo la adecuación de los datos recopilados de producción y venteo de gas natural en México.

6.2.3.1. Limpieza

En primer lugar, se importaron las series de datos extraídas previamente al entorno de desarrollo a utilizar para la preparación de los datos y su posterior implementación en algoritmos de ML.

```
df_PGData = pd.read_excel("GeneralData.xlsx", sheet_name =
    ↪"ProduccionGas")
print(df_PGData)
```

	Fecha	Cuenca	Ubicación	Campo
0	1960-01-01	Burgos	Terrestre	BRASIL
1	1960-01-01	Burgos	Terrestre	FRANCISCO CANO
...
204629	2023-08-01	Veracruz	Terrestre	SAN PABLO
204630	2023-08-01	Veracruz	Terrestre	TRES HIGUERAS
...				

[204631 rows x 7 columns]

Posteriormente, se identificaron las columnas asociadas a cada base de datos y se determinó el número total de datos que posee cada una de ellas. Además, se estimaron los valores máximos y mínimos característicos de cada columna, así como la cantidad de valores nulos y diferentes que las conforman.

```
for col in df_PGData:
    print(col)
```

Fecha
 Cuenca
 ...
 Gas natural sin nitrógeno (MMpcd)
 Nitrógeno (MMpcd)

```
columnCount = len(df_PGData.columns)
dataCount   = df_PGData[df_PGData.columns[0]].count()
```

```
print("La base de datos cuenta con: ", columnCount, "columnas.")
print("El set de datos tiene un total de ", dataCount, "entradas por
↳columna.")
```

La base de datos cuenta con: 7 columnas.
El set de datos tiene un total de 204631 entradas por columna.

```
dataBank = []

for column in df_PGData:

    columnName      = column
    nullValues       = 100.0 * np.sum(df_PGData[column].isna())/dataCount
    dataType         = df_PGData[column].dtype
    variedData       = len(df_PGData[column].unique())
    minValue         = np.min(df_PGData[column].astype(str).to_numpy())
    maxValue         = np.max(df_PGData[column].astype(str).to_numpy())
    dataBank.append([columnName, nullValues, dataType, variedData,
↳minValue, maxValue])

dataBank = np.array(dataBank)
dataBank_df = pd.DataFrame(dataBank, columns = ['Columna', 'Datos
↳nulos', 'Tipo de dato', 'Datos diferentes', 'Valor mínimo', 'Valor
↳máximo'])
print(dataBank_df)
```

	Columna	Datos nulos	Tipo de dato
0	Fecha	0.0	datetime64[ns]
1	Cuenca	0.0	object
...
5	Gas natural sin nitrógeno (MMpcd)	0.0	float64
6	Nitrógeno (MMpcd)	83.143805	float64

Dado que el tópico medular de esta tesis es el venteo global de gas natural en la República Mexicana, se decidió abordar este desafío desde un enfoque holístico, considerando los volúmenes de gas producidos o liberados a nivel nacional en una determinada fecha, sin tener en cuenta su origen específico. Por tal motivo, se sustrajeron de la base de datos aquellas columnas que resultarían innecesarias como, por ejemplo, el operador, nombre, ubicación, tipo de campo petrolero, entre otras.

```
columns_to_ignore =
↳["Cuenca", "Ubicación", "Campo", "Operador", "Nitrógeno (MMpcd)"]
```

```
df_PGData = df_PGData.drop(columns=columns_to_ignore,
    →inplace=False).copy(deep=True)
print(df_PGData)
```

```
      Fecha  Gas natural sin nitrógeno (MMpcd)
0  1960-01-01  38.329889
1  1960-01-01  38.377046
...
204629 2023-08-01  0.716551
204630 2023-08-01  0.004993
...
[204631 rows x 2 columns]
```

En el caso particular del set de datos que describe el precio del gas natural, es importante mencionar que se conservaron únicamente las filas que contenían información sobre el centro de distribución de Henry Hub. Esto se debe a que, en México, el precio del gas natural se determina utilizando el Índice de Referencia de Gas Natural (IRGN, por sus siglas en español), el cual se basa en los precios de este punto de interconexión situado en el estado de Luisiana, EE. UU..

```
rows_to_ignore = ["Average German import price", "Canada_
    →(Alberta)", "LNG Japan CIF", "LNG Japan Korea Marker_
    →(JKM)", "Netherlands TTF index (DA ICIS Heren TTF index)", "UK NBP_
    →(ICIS NBP Index)"]

for i in range(0, len(rows_to_ignore)):
    df_PrGNData.drop(df_PrGNData[(df_PrGNData["Entity"] ==_
    →rows_to_ignore[i])].index, inplace=True)

datesThree = df_PrGNData
datesThree = pd.DataFrame(datesThree).to_numpy()
print(datesThree)
```

```
[['US Henry Hub' 1989 5.7890267]
 ['US Henry Hub' 1990 5.5899930]
 ...
 ['US Henry Hub' 2021 13.100281]
 ['US Henry Hub' 2022 21.996480]]
```

6.2.3.2. Ajuste y homologación

Tal y como su nombre lo indica, la columna “Tipo de dato” señala la clase de datos que contiene cada hilera vertical. En términos simples, esta se puede definir como una

clasificación que determina cómo se almacena y manipula la información en la memoria de la computadora. En este ejemplo, se observan tres tipos de datos distintos: *datetime64[ns]*, *object* y *float64*. Estos, a su vez, forman parte de la biblioteca *NumPy*, un paquete esencial para la computación científica que permite operar matemáticamente arreglos multidimensionales de gran tamaño. A diferencia de la clasificación de la información, las bases de datos utilizan una estructura bidimensional llamada *DataFrame*, la cual pertenece a la biblioteca *pandas*, una librería diseñada específicamente para el análisis de datos.

A partir de las distintas herramientas que ofrece la librería de *pandas* y retomando la perspectiva a gran escala que se consideró, se dio inicio a la generación de los conjuntos de datos a utilizar para el entrenamiento de los modelos predictivos a implementar. En estos grupos de datos, con base en un período temporal específico, se conjuntaron los volúmenes de gas producido y/o venteado por campo, dando así un valor representativo de producción o liberación global. Asimismo, es importante considerar que dichos valores se refirieron al primer día de la unidad temporal en la que se encuentran reportados originalmente, ya sea por mes o por año, y representan el promedio de gas natural que se produce o venta por día durante ese intervalo de tiempo.

```
MGPSum = []

for i in range(0, len(datesOne)):
    sumOne = df_PGData.loc[df_PGData["Fecha"] == str(datesOne[i,0]),
    ↪ "Gas natural sin nitrógeno (MMpcd)"].sum()
    MGPSum.append(sumOne)
PGData = np.array((datesOne[:,0], MGPSum))
PGData = np.transpose(PGData)
print(PGData)
```

```
[Timestamp('1960-01-01 00:00:00') 885.6867299999996]
 [Timestamp('1960-02-01 00:00:00') 898.2467259999968]
 ...
 [Timestamp('2023-07-01 00:00:00') 4298.789978037065]
 [Timestamp('2023-08-01 00:00:00') 4573.473492256721]]
```

Los volúmenes globales de gas producido o liberado en México calculados en este paso se exhiben en la Tabla 3.1, cuyo principal fin fue denotar de forma visual la razón de gas que se quema por unidad de volumen de gas que se produce.

Considerando que a nivel mundial la emisión no controlada de gas natural representa un desafío significativo, se esperaría que, derivado de las grandes preocupaciones ambientales de la comunidad internacional, las prácticas de combustión y liberación de gas natural se minimicen tanto en México como en el mundo con el pasar de los años.

Bajo esta suposición y con el objetivo de enriquecer la investigación, se incorporaron a este análisis dos escenarios más: el venteo mundial y el venteo en EE. UU. y Latinoamérica. Dichos escenarios también se exhibieron anteriormente dentro del capítulo 3 en la Tabla 3.2.

Es relevante destacar que un aspecto crucial en el campo de la ingeniería es la homologación de unidades. Este proceso busca estandarizar las diferentes unidades de medida utilizadas para facilitar la comparación entre magnitudes. Por tanto, luego de combinar los volúmenes de gas venteado y/o producido, se llevó a cabo la adecuación de unidades, de ser requerida, expresando así los flujos volumétricos de gas en pies cúbicos diarios.

Por consiguiente, una vez generalizados y homologados los volúmenes de gas de forma anual o mensual, podría parecer que los *sets* de datos están listos para ser aplicados en un algoritmo de aprendizaje automático. Sin embargo, en este punto del proceso surge un problema significativo que ya se mencionó en párrafos anteriores, pero que hasta ahora no había generado ningún inconveniente: la cantidad de datos.

Teniendo en cuenta que los datos de venteo de gas se presentan anualmente a partir de 2012, al combinar los volúmenes de liberación en los escenarios mencionados se obtienen un total de once datos por cada uno, lo cual representa una cuantía muy limitada en el ámbito de la ciencia y el análisis de datos. No obstante, una técnica eficaz para lidiar con este problema es la creación de datos artificiales que aumenten de forma significativa la cantidad de datos disponibles para su estudio.

La generación de datos sintéticos es una estrategia clave cuya esencia radica en imitar las características y distribuciones de los datos reales mediante técnicas estadísticas como el muestreo aleatorio, la interpolación y la extrapolación. Esta práctica proporciona la densidad necesaria de información para su análisis y posterior aplicación en pruebas exhaustivas de entrenamiento de algoritmos de IA y sus diversas ramas.

En esta instancia específica, el proceso de generación de datos ficticios se realizó mediante la interpolación lineal, un método matemático utilizado en la ciencia de datos para estimar valores desconocidos dentro de un conjunto de datos conocidos en un lapso de tiempo determinado. En otras palabras, la interpolación puede entenderse como un cálculo matemático en el que se determina un valor intermedio dentro de una recta que está descrita a través de dos valores conocidos. Dicho cómputo numérico puede expresarse matemáticamente a partir del modelo lineal que se muestra enseguida:

$$G_t = G_{t_0} + \frac{G_{t_1} - G_{t_0}}{t_1 - t_0}(t - t_0) \quad (6.1)$$

Donde G hace alusión al volumen de gas natural venteado y/o producido dia-

riamente, t alude a las fechas de estudio y los subíndices 1 y 2 hacen referencia a las magnitudes inferior (0) y superior (1) entre los que se realizará la interpolación, respectivamente.

Aunque hasta este momento se ha mostrado el sustento teórico de la interpolación lineal en todo su esplendor, es relevante comentar que para concretar este proceso, previamente se realizaron algunas adecuaciones a los *sets* de datos y a la formulación matemática 6.1.

En primer plano, es crucial resaltar que las bases de datos generalizadas y homologadas se almacenaron en forma de un arreglo bidimensional de *NumPy*. Esto se debe a que, con frecuencia, los arreglos de esta librería resultan ser más eficientes en términos de memoria y tiempo de ejecución al llevar a cabo operaciones numéricas en contraste con los *DataFrame*. En segundo lugar, se consideró que, en términos de producción de hidrocarburos gaseosos, la unidad mínima temporal en la que estos deben ser reportados es el día.

En sintonía con lo anterior, la interpolación lineal entre las fechas t_1 y t_2 deberá realizarse no solo para el valor intermedio de ese lapso de tiempo, sino también para cada día del año que forme parte de dicho plazo. Por tal motivo, resulta indispensable conocer el número de días que hay entre t_1 y t_2 y, a partir de esta diferencia, establecer el número de interpolaciones a efectuar para estimar la tasa de flujo volumétrico que se tiene en cada día.

De este modo, la expresión 6.2 describe de manera integral el modelo de interpolación que se programó en *Python* para la generación de datos sintéticos entre dos fechas dadas. En contraste con el modelo 6.1, se puede distinguir la presencia de un nuevo parámetro δt_i , el cual hace alusión a la diferencia en días que transcurren entre la fecha de estudio (t_i) y la fecha inicial (t_0). Es evidente que este parámetro es un valor entero que aumenta en una unidad durante cada interpolación hasta alcanzar el resultado expresado en días de la sustracción $t_1 - t_0$. Bajo esta misma perspectiva, se calcularon los precios del gas natural sustituyendo del volumen producido o ventado de este por su precio.

$$G_t = G_{t_0} + \frac{G_{t_1} - G_{t_0}}{t_1 - t_0} \delta t_i; \quad \forall \delta t_i \mid \delta t_i \in \mathbb{Z}, 0 \leq \delta t_i \leq t_1 - t_0 \quad (6.2)$$

```
def DatabaseCreation(startdate, enddate, startValue, endValue, datesList,
                    interpolatedValues):

    start      = datetime.strptime(str(startdate), "%Y-%m-%d %H:%M:%S")
    end        = datetime.strptime(str(enddate),   "%Y-%m-%d %H:%M:%S")
```

```

difference = str(end - start); difference = int(difference[: -14]);
x = [0, difference]
y = [startValue, endValue]

for i in range (0, difference):
    if (i == 0):
        Gnew = float(startValue)
        date = start
    elif (i > 0) and (i < difference):
        f = sc.interpolate.interp1d(x,y);
        xnew = i; Gnew = float(f(xnew))
        date = date + timedelta(days=1)
    datesList.append(date)
    interpolatedValues.append(Gnew)
return datesList,interpolatedValues

```

Finalmente, el riguroso proceso de adecuación de datos concluye al establecer las fechas de referencia para el estudio. Aunque se dispone de información de producción desde la década de 1960, el análisis de la quema y liberación de gas es un área de estudio reciente que carece de datos históricos con más de quince años de antigüedad. Por lo tanto, con el fin de obtener una perspectiva comparativa más amplia, se ajustan las bases de datos para que abarquen desde el 01 de enero de 2012 hasta el 01 de enero de 2022.

Al ajustar y referenciar las bases de datos a un intervalo temporal definido, la información se consolida en una sola base de datos con seis columnas: la primera para las fechas, la segunda para el volumen de gas producido en México, la tercera para las cifras de quema y venteo de gas a nivel internacional, la cuarta para el venteo de gas en EE. UU. y Latinoamérica, la quinta para la emisión de gas a la atmósfera en México, y la sexta para el precio de comercialización de los hidrocarburos gaseosos. Esta base de datos puede consultarse en el libro de *Excel “Databases”*, el cual se genera al compilar y ejecutar el *Jupyter Notebook “Gas Flaring - Volume Predictions”*.

6.2.4. Análisis exploratorio de la información

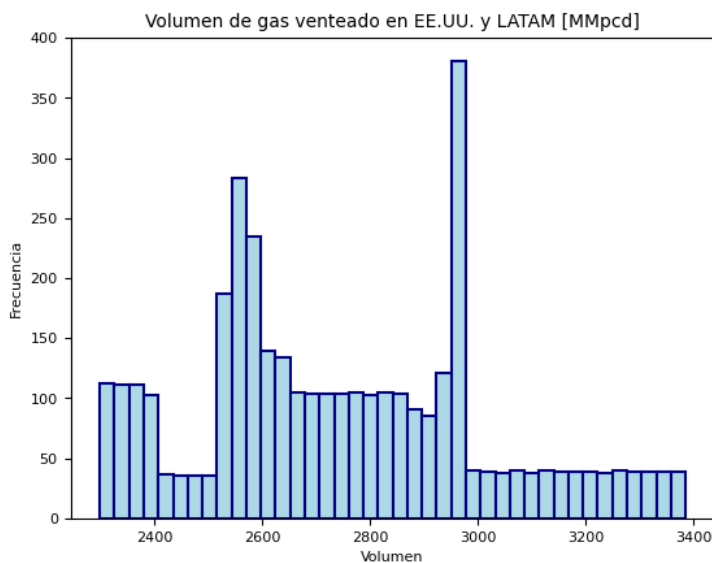
Ahora bien, el siguiente paso es el análisis exploratorio de la información, el cual pretende identificar las tendencias o patrones existentes en los datos. Dicho análisis parte, nuevamente, del reconocimiento de las columnas, los datos que las conforman y sus características. Esto se debe a que, al llevar a cabo una inspección superficial de los datos iniciales, se puede confirmar que estos son distintos y, por lo tanto, al ser interpolados, no deberían existir datos duplicados ni valores nulos.

Posteriormente, se generan histogramas para cada columna de la base de datos

con el fin de proporcionar un resumen visual de cómo se concentran y distribuyen los datos, y así identificar aquellos intervalos en los que se encuentran los valores con mayor y menor frecuencia (véase Figura 6.2). Es recomendable complementar este análisis estadístico con un gráfico de pares, que muestra la relación entre pares de variables en el conjunto de datos. Este gráfico ayuda a identificar tendencias, correlaciones y agrupamientos entre las variables analizadas.

```
for i in range(1, columnCount):
    columnName = df_FlaringandProductionData.columns[i]
    series      = df_FlaringandProductionData[columnName].to_numpy()
    noBoxes     = 40
    plt.figure()
    plt.hist(series, bins = noBoxes, rwidth = 2, edgecolor = "navy",
    →color = "lightblue", linewidth = 1.5)
    if i == (columnCount-1):
        plt.xlabel("Precio", fontsize=8)
    else:
        plt.xlabel("Volumen", fontsize=8)
    plt.ylabel("Frecuencia", fontsize=8)
    plt.title(columnName, fontsize = 10)
```

Figura 6.2
Ejemplo de histograma



Nota: Esta figura muestra la distribución de los volúmenes de gas de venteo en EE.UU. y LATAM a lo largo del periodo analizado (2012-2022), permite visualizar la frecuencia de diferentes rangos de volúmenes y sirve de guía para la identificación de patrones, tendencias y posibles valores atípicos en los datos.

Dado que el objetivo de esta etapa del proyecto se centra en predecir las cantidades de gas a producir o ventear bajo diversos esquemas nacionales e internacionales, en este estudio, la matriz de dispersión actúa como una herramienta que verifica la existencia de correlaciones y/o relaciones funcionales entre las variables. Como se muestra en la Figura 6.3, la interpretación de los patrones resulta ser una tarea bastante compleja, puesto que en algunos casos no se percibe una tendencia clara que permita establecer con certeza la presencia de una relación estadística, o bien, una relación causal o predictiva entre variables. Sin embargo, es fundamental para el analista de datos identificar o al menos comprender la correlación entre variables.

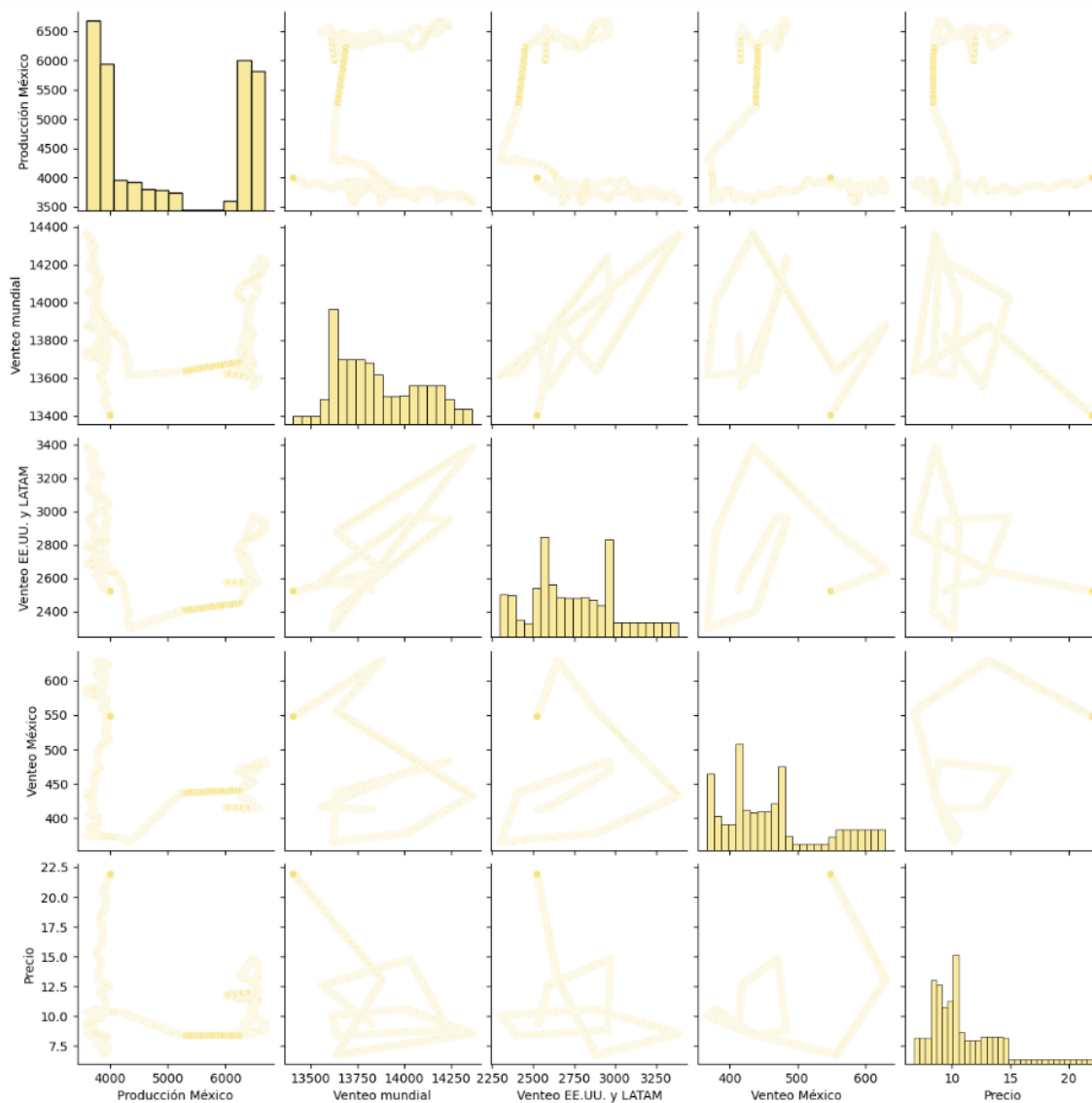
```
color          = sns.light_palette("#F9E46E", reverse = True)
snsdf          = df_FlaringandProductionData
columnNames   = snsdf.columns
columnCount   = len(columnNames)
snsdf_columnNames = ["Producción México", "Venteo mundial",
                    "Venteo EE.UU. y LATAM", "Venteo México", "Precio"]
snsdf         = snsdf.rename(columns={columnNames[i]:
    ↪snsdf_columnNames[i-1] for i in range(1, columnCount)})
sns.set_palette(color)
sns.pairplot(snsdf)
```

Si bien no existe un valor óptimo de correlación para la predicción, Mariscal (2023), sugiere que en este caso, puede ser beneficioso contar con un grado de correlación entre las variables de al menos 0.6, esto sin considerar su positividad o negatividad, debido a que una alta relación entre las variables predictoras y la variable objetivo suele conducir a un modelo más efectivo (comunicación personal, 06 de septiembre de 2023).

En este punto, es crucial enfatizar que el valor de la correlación varía significativamente según el contexto y el tipo de modelo utilizado. Por lo tanto, esta problemática se puede abordar sin la necesidad de considerar de manera rigurosa la correlación entre los datos. No obstante, la precisión de los resultados obtenidos dependerá principalmente de la experiencia y el conocimiento que el analista tenga sobre el problema.

En atención a lo anterior, con ayuda de técnicas estadísticas, se determina el grado máximo de correlación entre los datos de cada conjunto y estos se clasifican como útiles o no para efectuar una predicción, siguiendo el criterio expuesto por Mariscal (2023), antes mencionado. Asimismo, se incluye una gráfica que muestra la correlación de variables considerando el desplazamiento de ambos parámetros en el tiempo, fenómeno que en ciencia de datos recibe el nombre de *lag* (véase Figura 6.4). En este sentido, un *lag* cuyo valor sea igual a la unidad indicaría que se estudia la relación entre la variable en el momento actual y en una unidad de tiempo inmediatamente anterior. Esto se realiza con el propósito de comprender y modelar la dependencia temporal que yace en los datos.

Figura 6.3
Diagrama de pares



Nota. Este gráfico de pares representa las relaciones entre 5 variables en estudio mediante una matriz de 25 gráficos. En la diagonal principal, cada recuadro muestra un gráfico de densidad que representa la distribución univariante de cada variable. Los 20 recuadros restantes están divididos en un triángulo inferior y otro superior. En el triángulo inferior, cada recuadro muestra un diagrama de dispersión que ilustra la relación entre dos variables diferentes. Estos gráficos ayudan a visualizar patrones de correlación o tendencias entre las variables. En el triángulo superior, los mismos gráficos de dispersión se presentan de forma reflejada horizontalmente, proporcionando una perspectiva adicional de las relaciones entre las variables.

```

corrCoeff = 0.6
maxLag    = int(dataCount/3.0)
auxList = []

for i in range(1, columnCount):
    columnNameOne = snsdf.columns[i]
    seriesOne      = snsdf[columnNameOne].to_numpy()
    k = 1
    for j in range(i, columnCount):
        columnNameTwo = snsdf.columns[j]
        seriesTwo      = snsdf[columnNameTwo].to_numpy()
        lags           = np.arange(maxLag)
        corrCoeffVec   = np.zeros(maxLag)
        for k in range(1, maxLag): # lag
            X           = seriesOne[0:dataCount - k]
            Y           = seriesTwo[k:dataCount]
            C           = np.corrcoef(X,Y)
            corrCoeffVec[k] = abs(C[0, 1])
        plt.figure()
        plt.plot(lags, corrCoeffVec, c = "tomato")
        plt.xlabel("Lags", fontsize=8)
        plt.ylabel("Grado de correlación", fontsize=8)
        plt.title(columnNameOne + ' - ' + columnNameTwo)
        maxCorrCoeffVec = max(corrCoeffVec)

        if maxCorrCoeffVec > corrCoeff:
            forecastBinary = 1
        else:
            forecastBinary = 0

        mainLag = np.where(corrCoeffVec == maxCorrCoeffVec)[0][0]
        print("Valor máximo de correlación: ", maxCorrCoeffVec, " lag
→correspondiente: ", mainLag, " - ", columnNameOne + ' - ' +
→columnNameTwo)
        auxList.append([columnNameOne, columnNameTwo, i, j, mainLag,
→maxCorrCoeffVec, forecastBinary])
auxList = np.array(auxList)
auxList_df = pd.DataFrame(auxList, columns = ['Serie 1', 'Serie 2',
→'Columna 1', 'Columna 2', 'Lag principal', 'Grado de correlación',
→'¿Sirve?'])
auxList_df.to_csv('Correlaciones.csv')

```

Valor máximo de correlación: 0.9999922664691812 lag correspondiente: 1
 ↪ 1 - Volumen de gas producido en México [MMpcd] - Volumen de gas producido en México [MMpcd]

Valor máximo de correlación: 0.3913904887789787 lag correspondiente: 1217
 ↪ 1217 - Volumen de gas producido en México [MMpcd] - Volumen de gas venteado a nivel mundial [MMpcd]

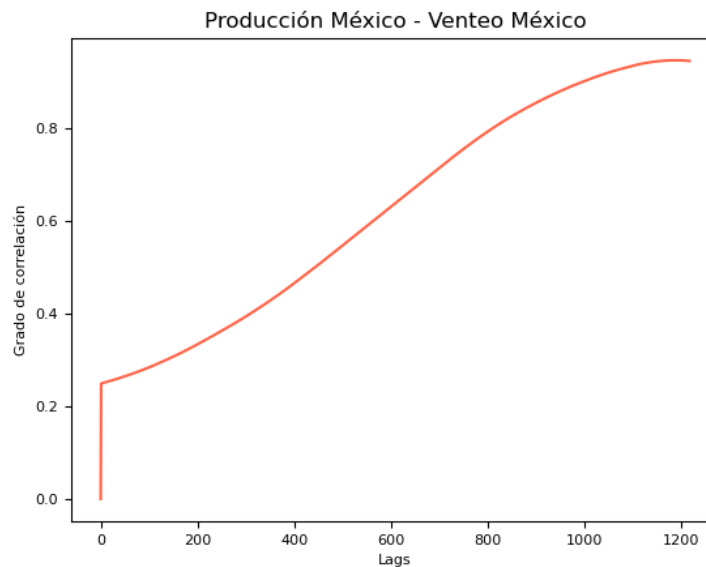
...

Valor máximo de correlación: 0.6526390780831396 lag correspondiente: 630
 ↪ 630 - Volumen de gas venteado en México [MMpcd] - Precio [USD/MWh]

Valor máximo de correlación: 0.9999947558565363 lag correspondiente: 1
 ↪ 1 - Precio [USD/MWh] - Precio [USD/MWh]

Figura 6.4

Ejemplo de gráfica de correlación de variables



Nota: Esta representación gráfica ilustra la correlación entre las variables en estudio que describen los volúmenes de gas producido y venteado en el territorio nacional, ambos reportados en millones de pies cúbicos diarios [MMpcd]. En el eje vertical se presenta el coeficiente de correlación, que mide la fuerza y la dirección de la relación entre las dos variables, mientras que en el eje horizontal se detalla el número de desfases temporales (*lags*) analizados.

El establecimiento del coeficiente de correlación existente entre las bases de datos y su interpretación marca el fin del análisis de datos, dando paso a la **selección de las variables de entrada** que se utilizarán dentro de los modelos de predicción.

6.2.5. Establecimiento de las variables de entrada

Derivado del análisis exploratorio realizado en la sección anterior, se puede llevar a cabo la elección de aquellas variables de entrada que resulten relevantes para el estudio con base en su coeficiente de correlación, sin embargo, esta decisión está intrínsecamente ligada a la percepción que tenga el analista sobre el desafío a abordar.

Con el algoritmo propuesto se etiquetaron los datos útiles con vínculo estadístico entre sí, no obstante, para ilustrar la flexibilidad en la resolución de proyectos de IA, se ignorarán estas etiquetas y se considerarán todas las variables de entrada como relevantes para dar solución este problema. Esta decisión se fundamenta no solo en la demostración del grado de libertad que tiene el científico de datos en la selección de los parámetros del modelo, sino también en el profundo entendimiento que se tenga sobre la problemática a resolver. En este sentido, valdría la pena tener un acercamiento más profundo a la industria del gas natural y su estrecha vinculación con la producción; el venteo y el precio de este hidrocarburo.

En primer lugar, el volumen de hidrocarburos recuperado en un momento dado dentro de un campo o complejo petrolero es un factor clave en el análisis económico del proyecto. Si bien es cierto que la declinación en la producción es un evento anticipado, en algunos casos, esta tendencia se ve agravada por la disminución en los precios del hidrocarburo debido a una baja demanda y una oferta excesiva. Esta combinación de factores puede llevar a que, en ese momento preciso, resulte más viable para la compañía petrolera abandonar el proyecto, debido a que se ha alcanzado o superado su límite económico. En consecuencia, a falta de producción, no hay venteo de gas.

En segundo lugar, dadas las crecientes preocupaciones ambientales y los esfuerzos globales para reducir las emisiones de GEI, se prevé una disminución en el venteo de gas a nivel mundial en los próximos años. De modo que, es importante analizar las tendencias internacionales para observar cómo evolucionan estas prácticas y ajustar la regulación nacional, como en el caso de México, para reflejar las mejores prácticas y directrices adoptadas por otros países.

Así pues, se puede aseverar que las variables propuestas poseen una conexión significativa entre sí, por lo que, es correcto que el conjunto de datos que definen a cada una de ellas sea utilizado como entrada para la predicción. Es importante resaltar que dichas variables intercambiarán sus roles como variables predictoras y variables a predecir dentro del algoritmo, de modo que, se tendrá el mismo número de entradas que de salidas. Es importante tener en cuenta que los resultados obtenidos tras la implementación de los modelos de ML pueden variar significativamente según el número de variables de entrada que se utilicen y su auspiciosa selección.

6.2.6. Elección y entrenamiento del modelo.

Ahora es momento de seleccionar los modelos a utilizar para la tarea de predicción. Si bien en el Apéndice D se muestran algunos de los algoritmos utilizados para este fin, en este trabajo únicamente se hará uso de tres de ellos: la optimización de los árboles de decisión en un bosque aleatorio; las redes neuronales de memoria a corto plazo y las redes neuronales modulares.

Tras llevar a cabo la elección de los modelos a utilizar se efectúa el denominado entrenamiento del modelo, un término utilizado en el contexto del aprendizaje de máquina para aludir al proceso de enseñanza que ayudará al algoritmo hacer predicciones por medio de la designación de sus parámetros internos, dichos parámetros reciben el nombre de hiperparámetros.

Antes de comenzar, es crucial realizar un último acondicionamiento de datos. Aunque la preparación de datos ya se ha explicado ampliamente, es importante destacar que algunos modelos, como las redes neuronales, requieren un paso adicional: la normalización de datos, un método que mejora de forma considerable el rendimiento de estas. Sin embargo, dado que esta normalización solo es aplicable a algunos modelos, se optó por incluirla en esta sección para demostrar que no siempre es necesaria dentro de la adecuación de los datos.

En este contexto, la normalización es una técnica estadística que ajusta las características numéricas de los datos para que se encuentren dentro de un rango específico, comúnmente entre 0 y 1. Aunque hay varios tipos de normalización, este estudio se enfocará en el método min-max, un proceso que implica encontrar los valores mínimos y máximos de cada conjunto de datos y luego escalar los valores de entrada a un nuevo rango definido por estos valores extremos. Matemáticamente, esta técnica se expresa como:

$$X_{\text{normalizada}} = \frac{X - X_{\text{mín}}}{X_{\text{máx}} - X_{\text{mín}}} \quad (6.3)$$

Donde $X_{\text{normalizada}}$ representa el valor escalonado, X el valor original y $X_{\text{mín}}$ y $X_{\text{máx}}$, los valores mínimo y máximo, respectivamente.

```
modelXmat = modelXmat.transpose(); modelYmat = modelYmat.transpose()
print(modelXmat.shape[0])

minVec = np.zeros(modelXmat.shape[0])
maxVec = np.zeros(modelXmat.shape[0])
modelXnormalised = np.empty((0, dataCount - maxLag))
modelYnormalised = np.empty((0, dataCount - maxLag))
```

```

for i in range(modelXmat.shape[0]):
    minVec[i] = np.min(np.concatenate((modelXmat[i], modelYmat[i])))
    maxVec[i] = np.max(np.concatenate((modelXmat[i], modelYmat[i])))
    aux = (modelXmat[i] - minVec[i])/(maxVec[i] - minVec[i])
    modelXnormalised = np.append(modelXnormalised, np.array([aux]),
    ↪axis=0)
    aux = (modelYmat[i] - minVec[i])/(maxVec[i] - minVec[i])
    modelYnormalised = np.append(modelYnormalised, np.array([aux]),
    ↪axis=0)
print(minVec, maxVec)
print(np.min(np.concatenate((modelXnormalised[0],
    ↪modelYnormalised[0])), np.max(np.concatenate((modelXnormalised[0],
    ↪modelYnormalised[0]))))
modelXmat = modelXmat.transpose(); modelYmat = modelYmat.transpose()
modelXnormalised = modelXnormalised.transpose()
modelYnormalised = modelYnormalised.transpose()
    
```

Ahora bien, regresando al entrenamiento de datos, este procedimiento da inicio con la construcción del modelo, que implica el dividir los conjuntos de datos en dos grupos principales: los datos destinados a entrenar el modelo y los datos que se encargarán de validarlo.

La mayoría de los científicos de datos recomienda que el *set* de datos original guarde una proporción 75/25, en donde la mayor parte sirve para el entrenamiento del modelo y el resto para su prueba. No obstante, estas divisiones pueden variar de acuerdo con el tamaño de las muestras de datos que se tengan (R. Mariscal, comunicación personal, 17 de octubre de 2023).

```

trainPortion = 0.75
trainingDataCount = int(trainPortion*modelYmat.shape[0])
trainXmat = modelXmat[0:trainingDataCount, :]
testXmat = modelXmat[trainingDataCount:modelYmat.shape[0], :]
trainYmat = modelYmat[0:trainingDataCount, :]
testYmat = modelYmat[trainingDataCount:modelYmat.shape[0], :]
trainXnormalised = modelXnormalised[0:trainingDataCount, :]
testXnormalised = modelXnormalised[trainingDataCount:modelYmat.
    ↪shape[0], :]
trainYnormalised = modelYnormalised[0:trainingDataCount, :]
testYnormalised = modelYnormalised[trainingDataCount:modelYmat.
    ↪shape[0], :]
trainDates = TimePeriod[0:trainingDataCount]
testDates = TimePeriod[trainingDataCount:modelYmat.shape[0]]
    
```

En cuanto a los hiperparámetros, su elección es fundamental para el proceso predictivo de cualquier modelo y dependen del tipo de algoritmo a utilizar. Esta selección se realiza a menudo de forma intuitiva y aleatoria, basándose en la experiencia del científico de datos, lo que implica una búsqueda en el espacio de hiperparámetros para encontrar la combinación óptima que maximice el rendimiento del modelo en un conjunto de datos específico.

En el caso del bosque aleatorio, se seleccionaron dos hiperparámetros principales: el número de árboles y la profundidad máxima de los mismos. Es importante destacar que, aunque el parámetro *random_state* controla la aleatoriedad en la generación de números, no se considera tradicionalmente un hiperparámetro.

```
model = MultiOutputRegressor(RandomForestRegressor(n_estimators = 
↳ DecisionTreesNumber, max_depth = None, random_state = 0))
model.fit(trainXmat, trainYmat)
```

Con respecto de los hiperparámetros correspondientes a las redes neuronales, en este caso se eligieron el número de iteraciones y el tamaño de lote. Además, también se consideraron otros aspectos importantes, como el número de neuronas en cada capa, la función de activación, la función de pérdida y el optimizador.

```
model = Sequential()
model.add(LSTM(neurons, activation = "linear", input_shape = 
↳ (trainXnormalised.shape[1], trainXnormalised.shape[2])))
model.add(Dense(outputs))
model.compile(loss = "mse", optimizer = "Adam")
model.fit(trainXnormalised, trainYnormalised, epochs = 200, batch_size 
↳ = 32, verbose = 0)
```

En un sentido formal, el entrenamiento del modelo concluye una vez que se ejecuta el programa del modelo predictivo seleccionado y sus hiperparámetros teniendo así los primeros resultados que validan al modelo. Por lo tanto, es momento de pasar a la evaluación del modelo.

6.2.7. Evaluación y ajuste del modelo.

Si bien la validación del modelo realizada en el paso anterior puede ser interpretada como una primera evaluación del modelo, la característica primordial de este paso se centra en la comparación de las predicciones obtenidas a partir de los datos de prueba y los valores reales que se esperarían obtener. Este contraste de información se suele hacer por medio del cálculo del error cuadrático medio (MSE, por sus siglas en inglés), un parámetro estadístico generalmente utilizado en modelos de regresión para medir su precisión. Este se define a partir de la expresión matemática que se muestra enseguida:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \tilde{X}_i)^2 \quad (6.4)$$

En virtud de lo anterior, un error cuadrático medio cercano a cero indica que las predicciones del modelo se ajustan bien a los datos reales, lo que sugiere una mayor precisión en sus predicciones. En este sentido, la segunda parte de este paso se base en el ajuste del modelo, el cual busca minimizar dicho error y hacerlo lo más cercano posible al neutro aditivo.

La esencia de esta adaptación del modelo radica en la variación de los hiperparámetros, un proceso iterativo en el que, tras evaluar los primeros resultados de la predicción, se ajustan los valores de estos parámetros en busca de la combinación ideal que reduzca significativamente el margen de error. Sin embargo, este ajuste continuo será objeto de estudio del apartado 6.3.

6.3. Aplicación de los algoritmos y análisis de resultados

Después de completar la metodología propuesta para abordar un problema en el campo de la ciencia de datos, es fundamental pasar a la parte más crucial: el análisis de los resultados obtenidos. Como se mencionó, durante el entrenamiento del modelo predictivo se generan diversos resultados que se refinan con el fin de alcanzar la solución óptima con el menor error posible. En esta sección, se lleva a cabo un análisis del modelo predictivo que mejor aborde la problemática de predecir el gas de venteo en México.

6.3.1. Bosque aleatorio

En el caso del bosque aleatorio, es importante recordar que se definieron dos hiperparámetros clave: el número de árboles y la profundidad máxima de cada árbol. El primer paso fue establecer valores para estas configuraciones, a fin de obtener las primeras predicciones del modelo. Por defecto, en *Python*, se utilizan 100 árboles de decisión y no se define una profundidad máxima específica. En lugar de eso, los nodos del árbol se expanden hasta lograr una separación efectiva del conjunto de datos de entrenamiento, o hasta que se alcance el número mínimo de muestras necesario para dividir un nodo interno en dos nodos hijos.

Bajo estas asunciones, la variable que logró una mejor predicción fue la del *precio del gas natural*, con un error cuadrático medio de 5.64. En contraste, la predicción con mayor incertidumbre fue la del *volumen de gas venteado a nivel mundial*, con un error cuadrático medio de 86 605.39.

Si bien es cierto que existen innumerables combinaciones posibles entre el número de árboles y su profundidad máxima, se recomienda inicialmente encontrar un valor aceptable para uno de los hiperparámetros y luego ajustar el otro para ver si mejora la predicción. Por lo tanto, en este caso se optó por ajustar primero el número de árboles.

Así pues, se realizaron dos estimaciones más utilizando un número mayor y otro menor al usado en la primera iteración. De esta manera, se tomaron los valores de 50 y 150 para las iteraciones 2 y 3, respectivamente. Al efectuar dichas iteraciones, se pudo observar que algunas de las predicciones mejoraron, mientras que otras se tornaron menos fiables; sin embargo, es importante tener en mente que la variable de mayor interés para este estudio es el *gas de venteo en México* y, por ende, se procedió a verificar cuál de las dos iteraciones optimizó la predicción de este rubro.

Siguiendo esta línea de trabajo, se observó que la iteración con el menor error en la predicción del *volumen de gas de venteo en México* fue aquella con 50 árboles. Esto sugiere que un menor número de árboles conlleva un menor error y, por ende, a una mayor cercanía con los datos de validación. Por lo tanto, se procedió a variar este hiperparámetro en valores menores a 50, y se registraron los resultados obtenidos para una inspección más detallada (véase Tabla 6.1).

La premisa anterior se confirmó al obtener una mejor estimación con el menor número de árboles. Sin embargo, existe la posibilidad de que en ambas iteraciones la predicción empeore. En ese caso, se recomienda indagar dentro los números situados entre 51 y 99, con la aspiración de encontrar una estimación más precisa.

Tabla 6.1
Adecuación del hiperparámetro $n_estimators$

i	Variable	Número de árboles	Profundidad máxima	Error cuadrático medio
1	<i>Producción en México</i>	100	None	86 605.39
	<i>Venteo mundial</i>			1 491.24
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			63.00
	<i>Venteo en México</i>			8 663.73
	<i>Precio del gas natural</i>			5.64
2	<i>Producción en México</i>	50	None	114 685.84
	<i>Venteo mundial</i>			1 423.83
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			58.59
	<i>Venteo en México</i>			8 616.59
	<i>Precio del gas natural</i>			5.65

Tabla 6.1 - Adecuación del hiperparámetro $n_estimators$ (Continuación...)

i	Variable	Número de árboles	Profundidad máxima	Error cuadrático medio
3	<i>Producción en México</i>	150	None	92 776.65
	<i>Venteo mundial</i>			1 489.37
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			62.54
	<i>Venteo en México</i>			8 673.10
	<i>Precio del gas natural</i>			5.64
4	<i>Producción en México</i>	30	None	85 850.41
	<i>Venteo mundial</i>			1 470.17
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			49.62
	<i>Venteo en México</i>			8 576.60
	<i>Precio del gas natural</i>			5.65
5	<i>Producción en México</i>	10	None	79 134.72
	<i>Venteo mundial</i>			1 345.18
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			73.02
	<i>Venteo en México</i>			8 477.00
	<i>Precio del gas natural</i>			5.65

Con el fin de mostrar la variación del segundo parámetro, se aceptó la predicción obtenida con 10 árboles y no se exploraron valores más cercanos a la unidad. Por lo tanto, se decidió establecer un valor de profundidad máxima menor a ese número. Esto se debe a que, si la profundidad máxima del árbol es mayor que el número de árboles, existe el riesgo de que estos sean excesivamente profundos en relación con la cantidad total en el bosque, lo que podría resultar en un sobreajuste significativo. Por otro lado, si ambos hiperparámetros tienen el mismo valor, los árboles en el bosque tendrían una profundidad fija y estarían igualmente limitados en términos de la complejidad de las decisiones que pueden tomar. Esto podría traducirse en un modelo menos adaptable y con menos capacidad para capturar relaciones más complejas en los datos.

En sintonía de lo anterior, se iteró nuevamente considerando profundidades máximas permitidas para cada árbol de 2, 5 y 8. Los resultados obtenidos para cada iteración se concentran en la Tabla 6.2, en donde se vislumbra que la combinación ideal de hiperparámetros para la predicción del *gas de venteo en México* se encuentra con 10 árboles de decisión sin una profundidad máxima permisible definida.

Es importante destacar que se dio prioridad a la generalización sobre el sobre-

ajuste. Sin embargo, es posible que, en casos donde la max_depth sea considerablemente menor que $n_estimators$, los árboles de decisión individuales no sean lo suficientemente profundos como para capturar las complejas relaciones en los datos, lo que podría llevar a un subajuste.

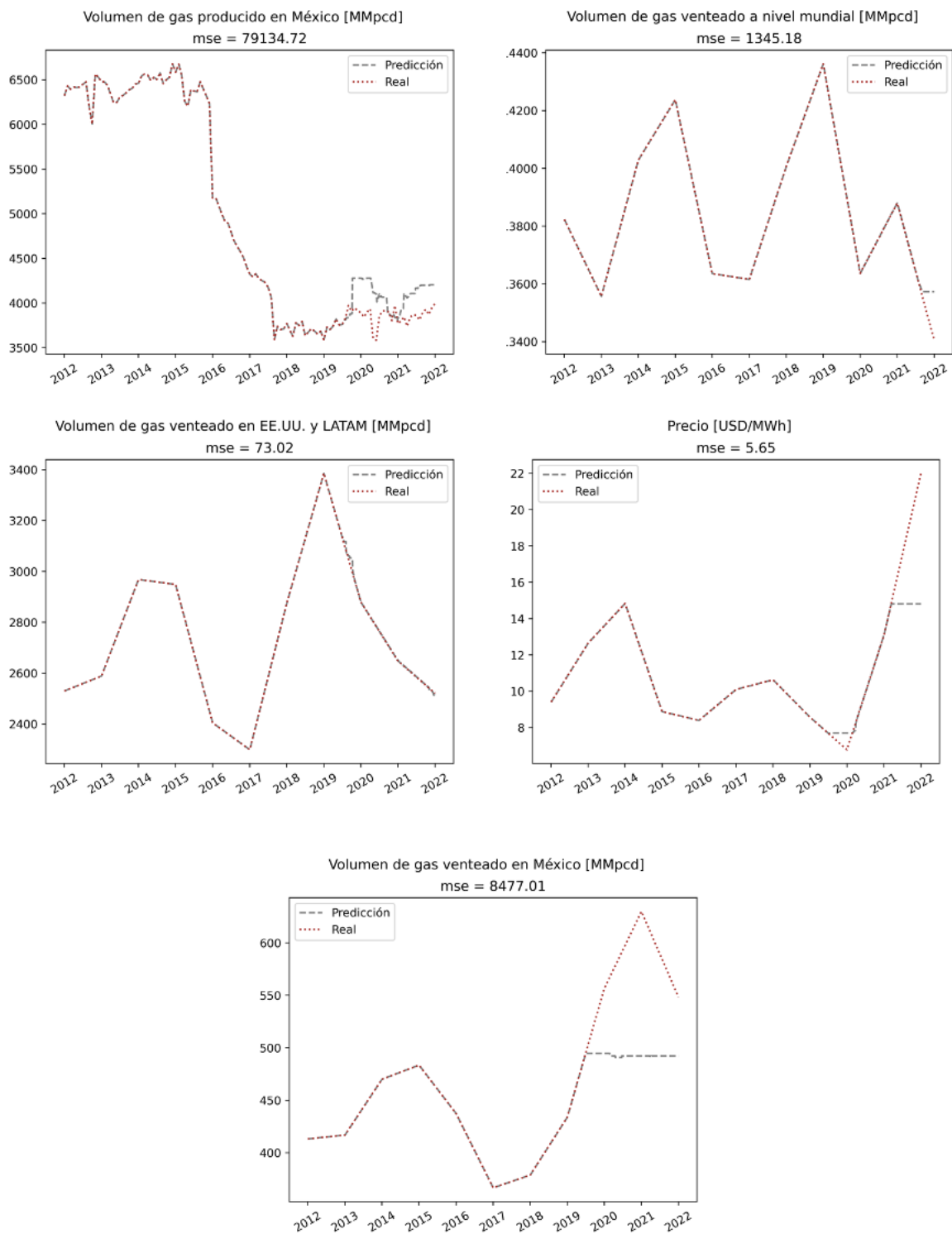
Tabla 6.2
Adecuación del hiperparámetro max_depth

i	Variable	Número de árboles	Profundidad máxima	Error cuadrático medio
6	<i>Producción en México</i>	10	8	64,913.64
	<i>Venteo mundial</i>			1,347.76
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			82.15
	<i>Venteo en México</i>			8,562.81
	<i>Precio del gas natural</i>			5.66
7	<i>Producción en México</i>	10	5	62,156.89
	<i>Venteo mundial</i>			1,654.16
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			148.31
	<i>Venteo en México</i>			9,050.67
	<i>Precio del gas natural</i>			5.86
8	<i>Producción en México</i>	10	2	82,143.85
	<i>Venteo mundial</i>			5,573.09
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			6,434.12
	<i>Venteo en México</i>			11,915.42
	<i>Precio del gas natural</i>			8.30

En resumen, aunque los bosques aleatorios son herramientas versátiles y eficaces para tratar una variedad de problemas de predicción, en el caso analizado, los resultados indican que este modelo no logra un rendimiento óptimo en esta tarea. Esta situación podría atribuirse a una gran diversidad de factores, como una selección inadecuada del modelo, una cantidad insuficiente de datos de entrenamiento o la presencia de datos de baja calidad. Estos hallazgos resaltan la importancia de evaluar la calidad de los datos y considerar la posibilidad de utilizar modelos más complejos, como las redes neuronales. Si, a pesar de implementar estos modelos, los resultados no mejoran significativamente, se puede concluir que el problema radica en la cantidad y la calidad de los datos de entrada. Aún así, este ejercicio resulta útil como método de comparación entre diferentes algoritmos de aprendizaje automático.

Figura 6.5

Resultados obtenidos con el algoritmo de bosque aleatorio



Nota: Esta figura no presenta predicciones, sino únicamente el rendimiento del modelo en el proceso de ajuste. Figura de elaboración propia.

6.3.2. Redes neuronales de memoria a largo plazo

En concordancia con el enfoque empleado en el bosque aleatorio, se llevó a cabo una primera ejecución del algoritmo de redes neuronales de memoria a largo plazo y para ello se utilizaron los valores por defecto para los hiperparámetros mencionados en la sección 6.2.6.

En este contexto, el número de épocas (*epochs*), equivalente al número de iteraciones en *Python*, se fijó en un inicio en la unidad y se incrementó gradualmente para evaluar su impacto en el margen de error de las predicciones. Es relevante destacar que, en esta fase de evaluación, se mantuvo constante el hiperparámetro secundario, conocido como tamaño del lote o *batch_size*, en su valor por defecto de 32 ejemplos de entrenamiento.

Tabla 6.3
Adecuación del hiperparámetro *epochs*

i	Variable	Número de épocas	Tamaño del lote	Error cuadrático medio
1	<i>Producción en México</i>	1	32	0.00323
	<i>Venteo mundial</i>			0.12447
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			0.04560
	<i>Venteo en México</i>			0.36911
	<i>Precio del gas natural</i>			0.14389
2	<i>Producción en México</i>	50	32	0.02917
	<i>Venteo mundial</i>			0.01664
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			0.40246
	<i>Venteo en México</i>			0.11736
	<i>Precio del gas natural</i>			0.04761
3	<i>Producción en México</i>	100	32	0.04745
	<i>Venteo mundial</i>			0.04597
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			0.30503
	<i>Venteo en México</i>			0.06464
	<i>Precio del gas natural</i>			0.05191
4	<i>Producción en México</i>	200	32	0.02551
	<i>Venteo mundial</i>			0.069100
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			0.18542

Tabla 6.3 - Adecuación del hiperparámetro *epochs* (Continuación...)

i	Variable	Número de épocas	Tamaño del lote	Error cuadrático medio
	<i>Venteo en México</i>			0.02873
	<i>Precio del gas natural</i>			0.06191
	<i>Producción en México</i>			0.00990
	<i>Venteo mundial</i>			0.11770
5	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>	500	32	0.23417
	<i>Venteo en México</i>			0.04805
	<i>Precio del gas natural</i>			0.03893

Para la evaluación del modelo, se consideró un número de neuronas igual al número de variables de entrada, que a su vez es igual al número de salidas. Además, se utilizaron la función de activación lineal, el optimizador Adam y la función de pérdida correspondiente al error cuadrático medio. Con estas premisas en mente, a continuación, se presentan los descubrimientos obtenidos al aumentar el número de épocas del algoritmo.

Como se evidencia en la Tabla 6.3, la mejor predicción del *gas de venteo en México* se logró con 200 épocas, dado que presenta el menor error en comparación con las demás iteraciones. Además, se observó una notable disminución en el error cuadrático medio en comparación con el bosque aleatorio, lo que sugiere que, para este problema, las redes neuronales tienen un mejor rendimiento en la tarea de predicción.

Para el análisis del tamaño de lote, se siguió un método similar al utilizado con el hiperparámetro *n_estimators*, donde primero se propuso un valor menor y otro mayor al valor por defecto; y, si se lograba una mejora en las predicciones con uno de estos valores, se exploraban valores aún más bajos o altos, según correspondiera. Dado que este procedimiento ya se ha detallado, se realizó únicamente con la primera etapa, que consistió en evaluar un valor mayor y uno menor para observar los resultados y evitar el sobreajuste (véase Tabla 6.4).

Con base en los descubrimientos encontrados, se puede decir que, en comparación con el bosque aleatorio, las redes neuronales de memoria a largo plazo exhiben mejores resultados con un error muy cercano al valor nulo, lo cual indica que sus predicciones son extremadamente precisas. Dicho error mínimo se obtuvo con 200 épocas y un tamaño de lote de 32 ejemplos de entrenamiento, lo que sugiere que este modelo es altamente efectivo para este problema en particular y podría ser preferible en futuras aplicaciones de predicción de *gas de venteo en México*.

Otro aspecto relevante por considerar es que, como se muestra en las gráficas obtenidas, los resultados se presentan en su escala original en lugar de estar en el rango de 0 a 1, como cabría esperar después de haberlos normalizado. Esto se debe a que, durante los cálculos matemáticos necesarios, se revirtió la transformación aplicada a los datos, lo que resultó en que fueran graficados en su escala inicial. Este proceso de reversión de la normalización de datos se efectuó a partir del despeje de las variables involucradas en la ecuación 6.3.

Tabla 6.4

Adecuación del hiperparámetro $batch_size$

i	Variable	Número de épocas	Tamaño del lote	Error cuadrático medio
6	<i>Producción en México</i>	200	20	0.01011
	<i>Venteo mundial</i>			0.07652
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			0.19115
	<i>Venteo en México</i>			0.04888
	<i>Precio del gas natural</i>			0.07018
7	<i>Producción en México</i>	200	50	0.03704
	<i>Venteo mundial</i>			0.05719
	<i>Venteo en EE.UU. y LATAM</i>			0.21108
	<i>Venteo en México</i>			0.02839
	<i>Precio del gas natural</i>			0.04759

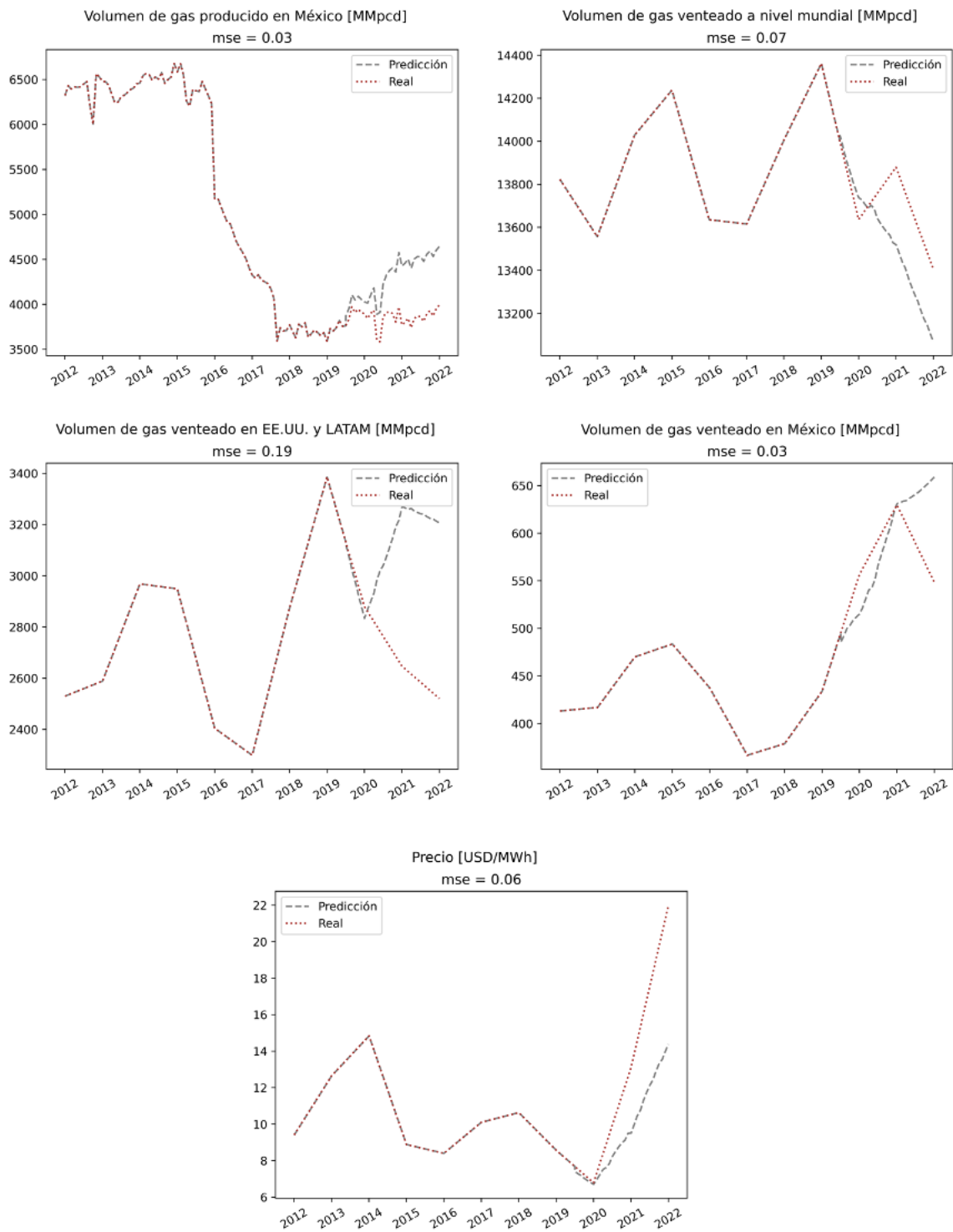
6.3.3. Redes neuronales modulares

Ahora bien, el análisis final de las predicciones consistió en comparar dos modelos cuya esencia es la misma, pero con una estructura y una interconexión distintas, como es el caso de las redes neuronales convencionales y las redes neuronales modulares. En este sentido, en la red neuronal modular cada neurona recibió las variables de entrada, realizó su procesamiento matemático y produjo únicamente una salida. Es menester decir que, en este contexto, se utilizó la misma arquitectura e hiperparámetros de la sección anterior, por lo que solo se evaluó el efecto de la modularidad.

Tras ejecutar el código diseñado, se puede apreciar que, la modularidad trajo consigo una mejora sustancial a las predicciones, pese a que se ejecutó en un mayor tiempo de trabajo computacional con respecto a las redes neuronales convencionales. Por tanto, de las tres variantes analizadas para la predicción, se asevera que este es el modelo más fiable.

Figura 6.6

Resultados obtenidos con el algoritmo de redes neuronales convencionales



Nota: Esta figura no presenta predicciones, sino únicamente el rendimiento del modelo en el proceso de ajuste. Figura de elaboración propia.

Tabla 6.5
Comparación entre una red neuronal convencional y una red neuronal modular

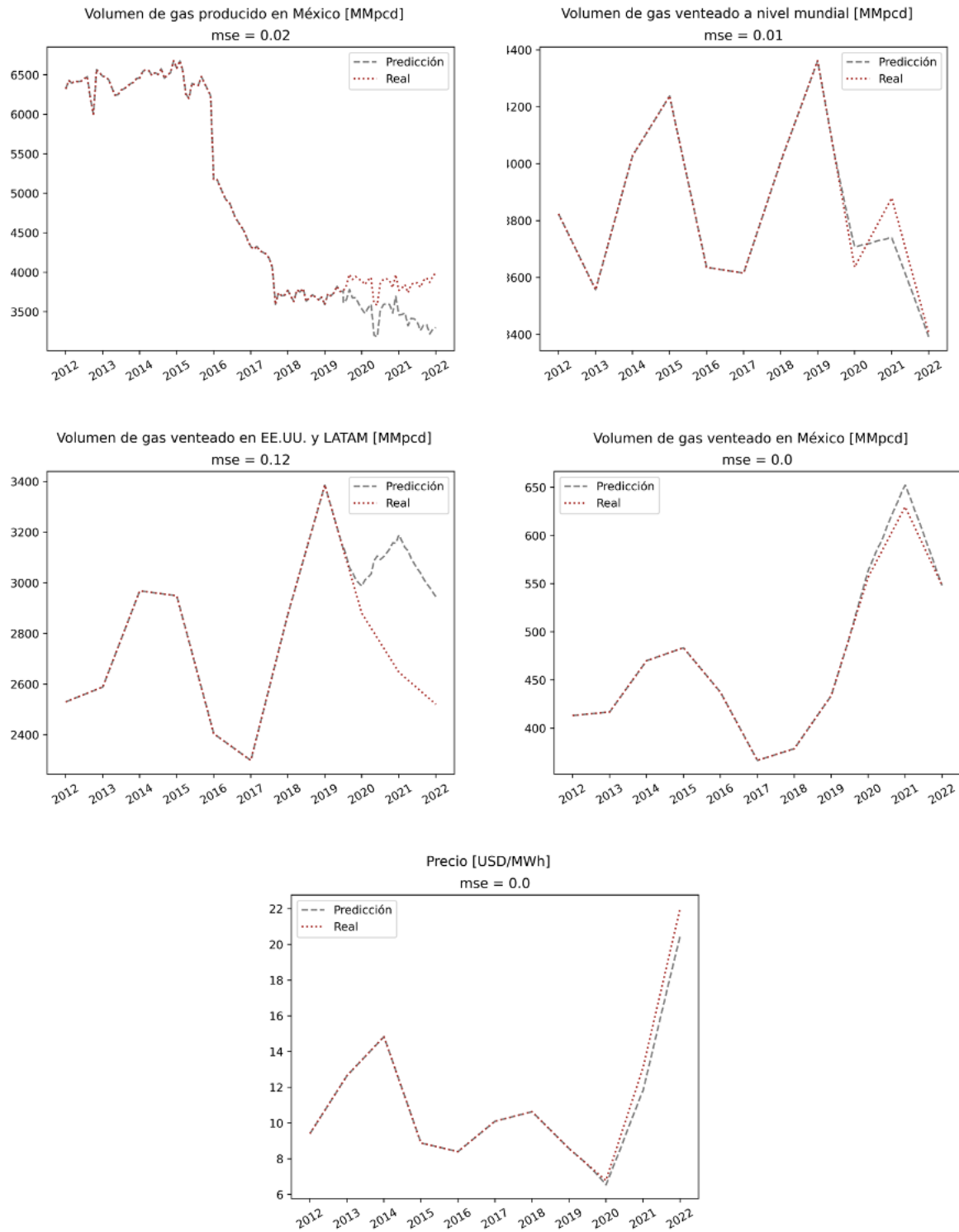
Modelo	Variable	Error cuadrático medio	Tiempo de ejecución [s]
Red neuronal convencional	<i>Producción en México</i>	0.02551	37.93
	<i>Venteo mundial</i>	0.06910	
	<i>Venteo en EE.UU. y LA-TAM</i>	0.18542	
	<i>Venteo en México</i>	0.02873	
	<i>Precio del gas natural</i>	0.06191	
Red neuronal modular	<i>Producción en México</i>	0.01724	162.32
	<i>Venteo mundial</i>	0.00554	
	<i>Venteo en EE.UU. y LA-TAM</i>	0.11908	
	<i>Venteo en México</i>	0.00260	
	<i>Precio del gas natural</i>	0.00457	

Nota: El tiempo de ejecución del algoritmo puede variar entre diferentes computadores debido a factores como el hardware, sistema operativo, versiones de Python, cargas de trabajo simultáneas, entre otros. Tabla de elaboración propia.

Finalmente, para mostrar la capacidad predictiva del modelo, se efectuó el pronóstico del venteo de gas que se espera tener durante el 2024 (véase Figura 6.8).

El venteo de gas es, en esencia, un parámetro importante a través del cual se cuantifica la emisión de GEI provenientes de la actividad petrolera, por lo que su constante actualización y periódico reporte son vitales para la realización de comparativas técnicas y ambientales que muestren el impacto que tiene esta práctica con respecto a la producción de hidrocarburos gaseosos y las problemáticas ambientales que se viven en la actualidad. En este sentido, la puesta en marcha de modelos predictivos puede ser de gran utilidad para identificar las tendencias que se presentan nacional e internacionalmente acerca de la liberación de gas y reflejar así el trabajo gubernamental que está adoptando cada nación para regular y castigar esta actividad e incentivar mejores prácticas que contribuyan a la sostenibilidad de la industria petrolera. Otro aspecto importante a considerar es que la periodicidad en el reporte de los volúmenes de producción y venteo de gas es un factor crucial que podría perfeccionar los modelos actuales.

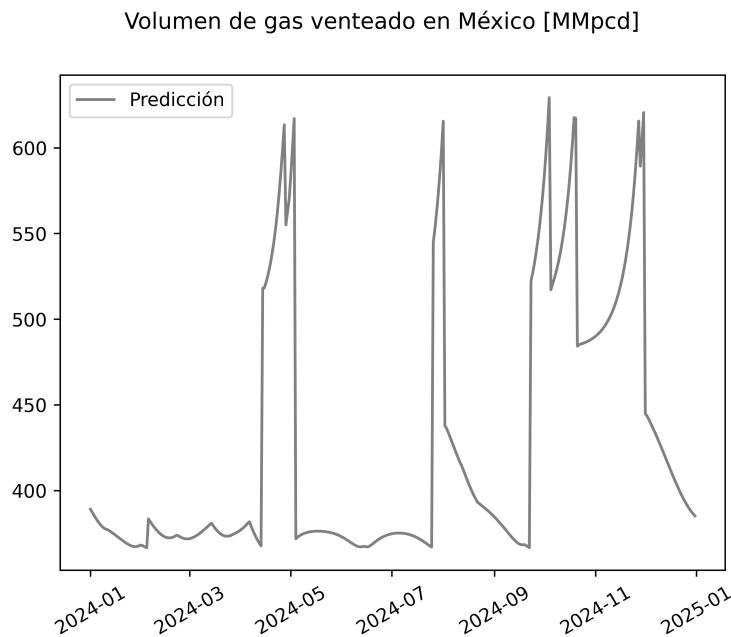
Si bien es cierto que a lo largo del desarrollo de la secuencia propuesta se hizo mucho hincapié en que esta define en un sentido estricto el flujo de trabajo que se debe seguir para la resolución de un proyecto de ciencia de datos, resulta relevante mencionar que los pasos no guardan un orden específico y pueden intercambiarse de acuerdo con la complejidad del problema.

Figura 6.7
Resultados obtenidos con el algoritmo de redes neuronales modulares


Nota: Esta figura no presenta predicciones, sino únicamente el rendimiento del modelo en el proceso de ajuste. Figura de elaboración propia.

Figura 6.8

Predicción del gas de venteo para el año 2024



Nota: Para corregir la divergencia de la red neuronal, se empleó un pulso aleatorio que garantiza que los resultados permanezcan dentro de los límites definidos. Este ajuste artificial simboliza la influencia de contextos geopolíticos y socioeconómicos en la predicción.

Asimismo, las técnicas estadísticas propuestas resultan ser las más nobles para un primer encuentro con los algoritmos de IA y el análisis de datos; no obstante, la experiencia en el campo de la programación en *Python* del analista de datos puede hacer que, a partir de un conocimiento amplio de sus librerías y funciones, este haga uso de herramientas más sofisticadas que le permitan reducir las líneas de código y, por ende, hacer más eficientes los tiempos de trabajo del sistema computacional que se esté utilizando.

Por último, se encuentra la replicabilidad que posee el problema, la cual ya fue introducida de manera implícita al indagar someramente acerca del parámetro *random_state* perteneciente al bosque aleatorio, en donde se señaló que su principal uso es controlar la generación de números aleatorios. El establecimiento de un valor semilla en este parámetro garantiza la replicación del proyecto, un principio clave en la investigación científica y el análisis de datos. Esta semilla, visible al inicio del algoritmo, sirve como punto de partida común que permite a otros investigadores reproducir los resultados y verificar la validez de los hallazgos. Es esencial destacar que esta práctica no solo aumenta la confianza en los resultados, sino que también impulsa el progreso científico al facilitar la construcción sobre investigaciones anteriores de manera sólida y confiable.

Blockchain e inteligencia artificial en las finanzas

En este capítulo se explora el futuro de las finanzas, donde dos tecnologías disruptivas, *blockchain* e IA, convergen para revolucionar la manera en que administramos nuestro dinero y se examinan las aplicaciones de estas en el ámbito financiero.

Además, se explica la metodología utilizada para la implementación de la IA para la toma de decisiones estratégicas en el mercado financiero y el poder del análisis de sentimiento para comprender las emociones que impulsan los movimientos del mercado. Posteriormente, se aborda el uso de indicadores técnicos para determinar el momento óptimo de entrada y salida en el mercado, así como las herramientas para evaluar y comparar diferentes estrategias de *trading* en criptomonedas. Finalmente, se enseña al lector a optimizar y validar su estrategia para maximizar las posibilidades de éxito.

7.1. Revolución financiera

La convergencia de las tecnologías *blockchain* y de la IA está provocando un gran cambio en el panorama financiero, marcando el comienzo de una era de seguridad y transparencia sin precedentes (An *et al.* 2021). En la era digital contemporánea, donde las transacciones financieras y los datos se mueven por todo el mundo a la velocidad de la luz, ha surgido una necesidad apremiante por un ecosistema financiero robusto, seguro y transparente. *Blockchain* e IA, permiten procesar datos masivos y extraer conocimiento profundo, generando sinergias para redefinir los cimientos de los sistemas financieros (Guo y Polak, 2021).

Blockchain, reconocido como un libro de contabilidad descentralizado, ofrece una solución revolucionaria al proporcionar un registro transparente e inviolable de las transacciones. Simultáneamente, la IA, equipada con algoritmos de aprendizaje automático,

demuestra su capacidad para analizar inmensos conjuntos de datos, extraer patrones valiosos, predecir tendencias y optimizar los procesos de toma de decisiones. La fusión de estas tecnologías no solo aborda deficiencias preexistentes en el sector financiero, sino que también augura su propulsión hacia una nueva era caracterizada por la eficiencia, la seguridad y la responsabilidad.

7.2. *Blockchain* e IA: Impulsando la innovación financiera

Blockchain (libro contable descentralizado) desafía el modelo tradicional financiero al prescindir de autoridades centralizadas para realizar las operaciones (Weerawarna *et al.* 2023). Los procesos convencionales, mediados por múltiples intermediarios, frecuentemente se traducen en retrasos, elevación de costos y vulnerabilidad frente al fraude. La naturaleza descentralizada y criptográfica de *blockchain* garantiza el registro seguro, transparente e inmutable de cada transacción dentro de un registro contable (Makarov y Schoar, 2022). Esto no solo reduce significativamente los riesgos de fraude, sino que también optimiza el flujo de trabajo financiero, promoviendo una alternativa más eficiente y rentable.

Adicionalmente, el uso de contratos inteligentes, impulsa la automatización de diversos procesos financieros al tratarse de contratos autoejecutables con condiciones estipuladas directamente en el código. Esta automatización reduce la dependencia de intermediarios y minimiza la posibilidad de errores, asegurando un alto grado de precisión en las transacciones.

La IA ha logrado avances impresionantes en la transformación del panorama financiero. Las capacidades de los algoritmos de IA para procesar y analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real proveen información invaluable para las instituciones financieras (Ribes, 2023). Las aplicaciones de IA en el sector abarcan desde la gestión de riesgos y detección de fraudes, hasta el servicio al cliente y la creación de estrategias de inversión (Černevičienė y Kabašinskas, 2022). Un subconjunto de la IA, el aprendizaje automático, o ML, es crucial para la predicción de tendencias del mercado, el ajuste de carteras de inversión y la identificación de riesgos potenciales. Este poder predictivo permite a las entidades financieras adoptar decisiones informadas y contribuye a la eficiencia global de los procesos financieros.

La integración de *blockchain* e IA genera un efecto sinérgico, amplificando las fortalezas de cada tecnología (Hosen *et al.* 2023). El registro descentralizado de *blockchain* garantiza la seguridad e integridad de los datos financieros, mientras que las capacidades analíticas de la IA brindan conocimientos más profundos y habilidades predictivas. Juntas, forman una alianza formidable con el potencial de revolucionar la seguridad y la transparencia en las finanzas. Por ejemplo, la combinación de *blockchain* e IA pue-

de mejorar los procesos de “Conozca a su Cliente” (KYC), haciéndolos más robustos y eficientes. Los algoritmos de IA pueden analizar los datos del cliente en tiempo real, mientras que *blockchain* garantiza la seguridad e inmutabilidad de los registros KYC. Esto agiliza el proceso de incorporación y reduce el riesgo de robo de identidad y fraude.

En el ámbito de las finanzas, la integración de *blockchain* e IA tiene especial relevancia. El modelo bancario tradicional, con su dependencia de procesos manuales y sistemas heredados, se ve superado por la rápida evolución de las tecnologías financieras (Makarov y Schoar, 2022). La integración de *blockchain* e IA puede optimizar diversas operaciones financieras, desde el procesamiento y la liquidación de transacciones hasta el cumplimiento normativo.

Además, las plataformas de finanzas descentralizadas (DeFi), habilitadas por *blockchain* e IA, están ganando impulso. Estas plataformas aprovechan los contratos inteligentes y los algoritmos de IA para ofrecer servicios descentralizados de préstamos, préstamos tradicionales y comercio, eliminando la necesidad de intermediarios tradicionales. Esto no solo democratiza el acceso a los servicios financieros, sino que también introduce un nuevo nivel de transparencia y eficiencia en el ecosistema financiero.

7.3. Metodología

Para iniciar con la metodología, se realizará un sondeo sobre la popularidad de las criptomonedas en foros especializados en su *trading*. Este análisis de sentimientos se llevará a cabo mediante técnicas de PNL, también conocido como *Natural Language Processing* o NLP por sus siglas en inglés, cuyos fundamentos se detallan en el apéndice D.

El análisis de sentimiento se enfocará primordialmente en bitcoin (BTC) por ser la criptomoneda con mayor capitalización en el mercado (véase la Tabla 7.1), ya que cualquier cambio en su precio generalmente afecta a todo el mercado de monedas digitales restante.

El estudio se basó en el análisis de sentimiento de las publicaciones de usuarios en la plataforma digital “Reddit.com”. Esta plataforma cuenta con 7.57 mil millones de visitas en el último mes, según datos de Semrush, 2024, y se caracteriza por ser un sitio web descentralizado de agregación de noticias sociales, clasificación de contenido y red social. Evitando la manipulación de la información y facilitando la obtención de datos más certeros sobre la popularidad, tanto positiva como negativa, de las criptomonedas en la sociedad. Es una plataforma que permite la libre expresión de opiniones, lo que facilita la identificación de diferentes perspectivas sobre las criptomonedas.

Las razones que justifican la necesidad del análisis de sentimiento en este tipo de mercado son las siguientes:

Tabla 7.1
Principales activos por capitalización en el mercado

Lugar	Nombre	Capitalización	Precio
1	Oro	\$ 14.045 T	\$ 2.092
2	Microsoft	\$ 3.087 T	\$ 415.50
3	Apple	\$ 2.774 T	\$ 179.66
4	Nvidia	\$ 2.056 T	\$ 822.79
5	Saudi Aramco	\$ 2.042 T	\$ 8.40
6	Amazon	\$ 1.851 T	\$ 178.22
7	Alphabet (Google)	\$ 1.710 T	\$ 138.08
8	Plata	\$ 1.310 T	\$ 23.28
9	Meta Platforms (Facebook)	\$ 1.280 T	\$ 502.30
10	Bitcoin	\$ 1.253 T	\$ 63,791
11	Berkshire Hathaway	\$ 881.51 B	\$ 407.11
12	Eli Lilly	\$ 743.14 B	\$ 782.12

Nota. La información se obtuvo de un sitio estadounidense, por lo tanto, los precios están en dólares y B hace referencia a "Billion dolars", que en español sería mil millones de dólares. Tomado de *Largest Companies by Market Cap*, por Companies Market Cap., 2024.

- **Volatilidad intrínseca:** los precios de los activos, tanto en la bolsa como en el mercado de criptomonedas, experimentan fluctuaciones significativas en cortos períodos de tiempo. Esta volatilidad responde a una multiplicidad de factores, incluyendo la oferta y demanda, noticias y eventos económicos, y la especulación de los inversores.
- **Influencia de la psicología:** las decisiones de compra y venta no se basan únicamente en análisis fundamental, sino que están fuertemente influenciadas por emociones y expectativas. El miedo, la codicia y la euforia pueden generar burbujas especulativas y caídas repentinas, distorsionando el comportamiento del mercado.
- **Enfoque a corto plazo:** una gran parte de los inversores busca obtener ganancias rápidas, comprando y vendiendo activos en un corto período de tiempo. Esta tendencia intensifica la volatilidad y la naturaleza especulativa del mercado.
- **Asimetría en la información:** no todos los inversores tienen acceso a la misma información sobre las empresas o el mercado en general. Esta asimetría crea oportunidades para la especulación y el abuso por parte de aquellos con mayor conocimiento.

Los resultados del análisis de sentimientos descrito anteriormente llevarán a tres escenarios distintos: positivo, negativo o neutral.

Un resultado positivo indicaría buenas noticias para el mercado, comentarios a

favor o expectativa a que el precio suba. Por lo tanto, se puede inferir que el precio de BTC y de las criptomonedas en general irá al alza en el corto plazo de efectuado el análisis de sentimiento. El algoritmo diseñado para este propósito analiza los últimos mil comentarios (este número puede modificarse según el período de tiempo que abarque el estudio) publicados en Reddit sobre BTC. En un escenario negativo, contrario a lo descrito anteriormente, los comentarios negativos, las noticias pesimistas o alarmistas podrían generar expectativas de una caída en el precio.

En resumen, si se obtiene un resultado positivo, se podrían buscar operaciones de *trading* al alza, aumentar la intensidad de minado (del cual se hablará más adelante), o vender el BTC o criptomonedas que se tengan acumuladas buscando el mejor precio posible. En caso de un resultado negativo, se pueden buscar operaciones a la baja, aunque los autores de esta tesis no recomiendan esta estrategia, puesto que el precio de BTC siempre se ha mantenido al alza, como se puede ver en la Figura 7.1. Otra opción podría ser no operar y guardar las criptomonedas esperando a que el precio suba.

En el caso de un resultado neutral, se podría mantener la posición actual (hold). Esto significa que ya se tiene una operación de *trading* abierta y se espera a que el precio suba o baje para tomar una decisión más acertada.

El resultado de esta primera parte, es fundamental, ya que ayuda a decidir si se continúa o no con la implementación de los siguientes algoritmos para el estudio del mercado de las criptomonedas en el periodo definido en el programa de análisis de sentimientos, un resultado mayoritariamente positivo, nos motivaría a seguir estudiando el mercado y a realizar una estrategia adecuada, ya que como se menciona anteriormente se esperaría un aumento en la popularidad, lo que se traduciría en la expectativa de la subida del precio de BTC, la aplicación de los algoritmos posteriores a este, nos confirmarían esta suposición arrojando rendimientos positivos. En el caso de un resultado mayoritariamente negativo, la expectativa sería a la baja en el precio de BTC y pérdidas en el mercado de criptomonedas en general, por lo cual seguir analizando el mercado aplicando los algoritmos siguientes se traduciría en una actividad poco provechosa, por lo que es mejor esperar al próximo periodo de tiempo, volver a correr el algoritmo de análisis de sentimientos del mercado y regresar a esta primera decisión. En el caso de un resultado mayoritariamente neutral, la recomendación es seguir con la aplicación de los algoritmos, esto con el objetivo de despejar dudas con respecto a la posible tendencia del mercado en el periodo de tiempo próximo.

7.3.1. Predicción de la tendencia y el precio de BTC

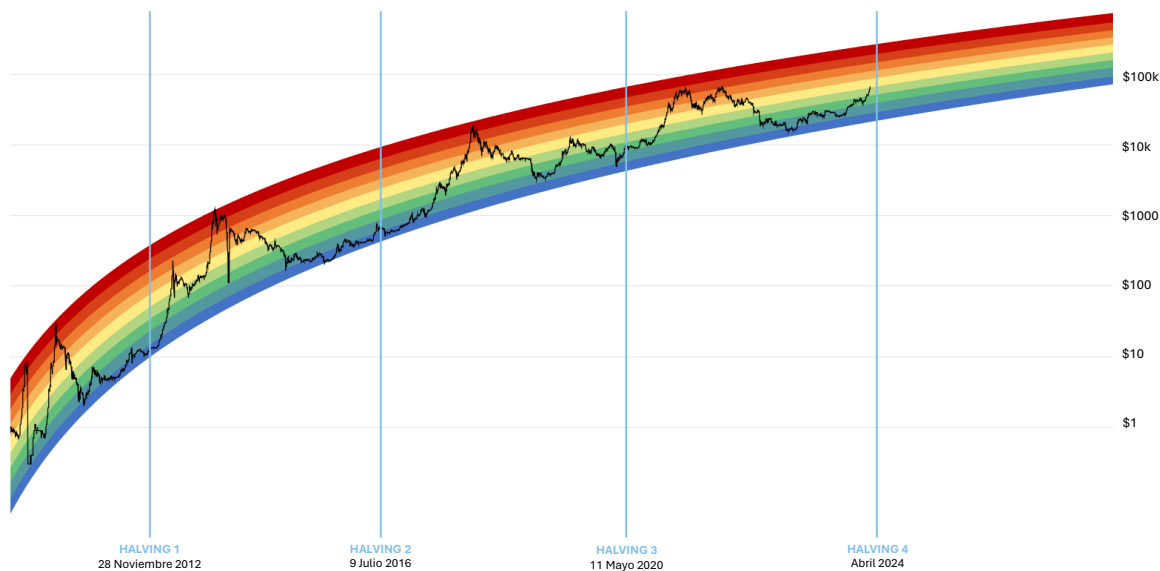
Con el objetivo de robustecer la primera decisión tomada en la estrategia de *trading* en desarrollo, se propone realizar una predicción del precio futuro de BTC utilizando algoritmos de redes neuronales, los cuales son descritos en el apéndice D. Se utilizarán datos históricos del precio de BTC para entrenar una red neuronal recurrente (“Recurrent

Neural Network”) que permita predecir el precio objetivo de BTC para el próximo día. La integración de dos códigos independientes: análisis de sentimiento del mercado y predicción del precio, constituye la base de una herramienta robusta que optimizará la toma de decisiones en el ámbito del *trading* de criptomonedas.

Si bien la predicción general del precio de BTC o de las criptomonedas puede indicar una tendencia al alza o a la baja, es necesario determinar con mayor precisión el momento óptimo para realizar operaciones en el mercado, ya sea a lo largo del día, la semana o el mes, dependiendo del período de tiempo seleccionado para la herramienta. El uso de indicadores técnicos permitirá resolver esta cuestión.

Figura 7.1

Mapa arcoíris de Bitcoin



Nota. El mapa arcoíris de BTC es una herramienta gráfica de análisis a largo plazo utilizada para visualizar el valor histórico y potencial del BTC. Se trata de un gráfico logarítmico que muestra el precio del BTC en una banda de colores, con cada color representando un supuesto rango de valor. **Rojo oscuro:** el mercado de BTC está extremadamente sobreextendido; es probable que el precio de BTC baje. **Rojo:** BTC está sobrecomprado; los *traders* deberían considerar tomar ganancias. **Naranja oscuro:** los compradores están dominando el mercado; el FOMO (miedo a perderse lo bueno) se está acumulando. **Naranja claro:** mercado equilibrado. **Amarillo:** los inversores deberían mantener su BTC. **Verde claro:** Bitcoin se puede adquirir a un precio relativamente bajo. **Verde:** un buen momento para acumular una posición de Bitcoin. **Azul claro:** una muy buena oportunidad de compra de BTC. **Azul:** Bitcoin está altamente infravalorado. Tomado de *Live Crypto Prices and Cryptocurrency Market Cap*, por CoinCodex, 2024.

7.3.2. Momento óptimo de entrada y salida en el mercado

En general, los indicadores técnicos se utilizan para lo siguiente:

- Identificar tendencias: los indicadores como las medias móviles y los indicadores de tendencia pueden ayudar a identificar si el precio de un activo está en una tendencia alcista, bajista o lateral.
- Medir la fuerza de la tendencia: los indicadores como el RSI y el MACD pueden ayudar a determinar la fuerza de una tendencia y si es probable que continúe o se revierta.
- Identificar niveles de soporte y resistencia: los indicadores como los gráficos de velas y los indicadores de volumen pueden ayudar a identificar áreas donde el precio puede encontrar soporte o resistencia.
- Generar señales de compra y venta: los indicadores como los indicadores estocásticos y los patrones de velas pueden generar señales que indiquen cuándo comprar o vender un activo.

Las categorías principales en que se dividen los indicadores técnicos cambian entre diferentes autores, pero generalmente son las siguientes: Medias móviles, Indicadores de tendencia, Indicadores de momento, Indicadores de volumen e Indicadores de volatilidad. Algunos de los indicadores técnicos más comunes, según Cutkovic (2023) son los siguientes:

a) Indicador de promedio móvil

El indicador de promedio móvil, Moving Average Indicator (MA), se utiliza para identificar la tendencia del precio en el mercado. El MA calcula el promedio del precio de un activo durante un período de tiempo específico. Este período puede ser cualquier lapso, desde unos pocos días hasta meses o incluso años. Al observar el valor del MA en el gráfico del precio, se obtiene una idea de la dirección general de la tendencia. Existen varios tipos de MA, cada uno con sus propias características:

- Promedio móvil simple (SMA): El tipo más básico, que simplemente promedia los precios durante el período seleccionado.
- Promedio móvil exponencial (EMA): Da mayor peso a los precios más recientes, lo que permite reaccionar más rápido a los cambios del precio.
- Promedio móvil ponderado (WMA): Asigna pesos específicos a cada precio dentro del período considerado.

Figura 7.2
Indicador técnico MA



Nota. La MA es un indicador técnico básico que suaviza las fluctuaciones del precio de un activo, mostrando una tendencia general a lo largo del tiempo. Se calcula promediando el precio de cierre de un activo durante un período de tiempo determinado. Figura de elaboración propia con información de la página web *TradingView.com*, 2024..

Figura 7.3
Indicador técnico EMA



Nota. La EMA es un tipo de media móvil que asigna mayor peso a los precios más recientes, otorgándoles mayor importancia en la tendencia actual. Esto la hace más sensible a los cambios recientes en el precio que la Media Móvil Simple (SMA). Figura de elaboración propia con información de la página web *TradingView.com*, 2024.

b) Índice de fuerza relativa.

El índice de fuerza relativa, Relative Strength Index (RSI), se utiliza para evaluar la velocidad y magnitud de los movimientos recientes del precio de un activo. Fue desarrollado en 1978 y se ha convertido en uno de los osciladores más populares entre los *traders*. El RSI compara la media de las ganancias recientes con la media de las pérdidas recientes y lo muestra como un valor entre 0 y 100.

- Valores altos (por encima de 70): indican que el mercado ha experimentado un aumento reciente en el precio y puede estar sobrecomprado, lo que sugiere una posible corrección a la baja.
- Valores bajos (por debajo de 30): indican que el mercado ha experimentado una caída reciente en el precio y puede estar sobrevendido, lo que sugiere una posible recuperación.
- Valores medios (entre 30 y 70): indican un mercado neutral sin un impulso direccional claro.

Figura 7.4
Indicador técnico RSI



Nota. El RSI es un indicador técnico que mide la fuerza del movimiento de un activo, comparando la magnitud de las ganancias recientes con la magnitud de las pérdidas recientes. Se calcula utilizando una fórmula que toma en cuenta los precios de cierre de un período determinado. Figura de elaboración propia con información de la página web *TradingView.com*, 2024.

a) Bandas de Bollinger.

Las bandas de Bollinger utilizan tres líneas para representar la volatilidad del precio de un activo. La volatilidad se refiere a la amplitud del rango de precios en el que se ha negociado históricamente.

Las bandas de Bollinger funcionan como un canal dinámico que muestra los niveles de precio dentro de los cuales se espera que el activo se negocie el 90 % del tiempo.

¿Cómo funcionan las bandas de Bollinger?

- Línea central: representa el promedio móvil simple (SMA) del precio durante un período determinado (generalmente 20 días).
- Banda superior: se encuentra a una distancia de dos desviaciones estándar por encima de la línea central.
- Banda inferior: se encuentra a una distancia de dos desviaciones estándar por debajo de la línea central.

Figura 7.5

Indicador técnico bandas de Bollinger



Nota. Las bandas de Bollinger son un indicador técnico popular utilizado para evaluar la volatilidad del precio de un activo e identificar posibles zonas de soporte y resistencia. Figura de elaboración propia con información de la página web *TradingView.com*, 2024.

7.3.3. Evaluación retrospectiva y análisis comparativo

La amplia variedad de indicadores técnicos disponibles para el *trading* de criptomonedas exige un análisis meticuloso para determinar su eficacia. La siguiente parte tendrá como objetivo desarrollar un programa que ayude a identificar los indicadores más relevantes para la predicción del precio de bitcoin (BTC) mediante el uso de algoritmos de aprendizaje automático. El resultado será una tabla que arroje cuáles de estos indicadores técnicos fueron los más significativos a la hora de predecir el precio de BTC. Los mejo-

res indicadores técnicos se utilizarán para crear una estrategia que ayude a evaluar en qué momento sería prudente entrar u operar en el mercado de las criptomonedas.

Una vez definida la estrategia de *trading* o inversión, se procederá a su implementación mediante un programa informático. Este programa permitirá realizar un *backtesting*, es decir, una simulación del rendimiento de la estrategia utilizando datos históricos del mercado. El *backtesting* permitirá evaluar la eficacia de la estrategia en condiciones reales del mercado. Se analizará el comportamiento de la estrategia con diferentes parámetros y se optimizará para obtener el mejor rendimiento posible.

La estrategia optimizada se aplicará a las 40 criptomonedas con mayor capitalización de mercado, según CryptoMarkets.com. Se examinará el rendimiento de la estrategia en cada una de las criptomonedas para identificar la que ofrece el mayor potencial de rentabilidad.

Con base en los resultados del *backtesting* y la comparación entre criptomonedas, se podrá tomar decisiones informadas sobre la mejor manera de implementar la estrategia. Considerando opciones como el *trading* o la minería de criptomonedas, dependiendo de la estrategia específica y las condiciones del mercado.

Beneficios del *backtesting*:

- Evaluar la rentabilidad potencial de una estrategia, incluyendo el cálculo de métricas como la tasa de retorno anual, el ratio de Sharpe, el *drawdown* máximo, entre otros.
- Se pueden efectuar pruebas con diferentes parámetros y variables para optimizar la estrategia y mejorar su rendimiento.
- Identificar riesgos asociados a una estrategia, como la frecuencia de pérdidas, la volatilidad, entre otros.
- Ganar confianza del *trader* en su estrategia antes de implementarla en el mercado real.

Limitaciones del *backtesting*:

- El rendimiento pasado no es garantía de resultados futuros. El mercado es dinámico y las condiciones pueden cambiar significativamente.
- Los datos históricos pueden tener errores o no ser completamente precisos, lo que puede afectar los resultados del *backtesting*.
- Si se optimiza demasiado una estrategia para un período de tiempo específico, puede que no funcione tan bien en el futuro.

7.3.4. Optimización y validación de la estrategia

Para consolidar la estrategia de *trading*, se llevarán a cabo las siguientes acciones:

1. Optimización y análisis de resultados
 - Optimización de parámetros: Se ajustarán los parámetros de la estrategia para maximizar su rendimiento en diferentes escenarios.
 - Análisis comparativo: Se compararán los resultados de la estrategia en distintos períodos de tiempo para evaluar su robustez y consistencia.
2. Validación final y prueba con capital real
 - Plataforma de *trading*: una vez optimizada, la estrategia se implementará en una plataforma de *trading* como puede ser BingX.com.
 - Prueba con capital real: se realizará una prueba final de la estrategia utilizando capital de potenciales inversores.
3. Optimización de ganancias en minado
 - Programa para la toma de decisiones: el programa desarrollado también se utilizará para determinar cuándo vender o mantener las criptomonedas obtenidas mediante la minería.
 - Optimización de las ganancias: el objetivo es maximizar las ganancias derivadas de la actividad minera.

La optimización, la comparación de resultados y la validación con capital real son pasos fundamentales para asegurar la eficacia de la estrategia de *trading* en criptomonedas. El programa resultante permitirá tomar decisiones estratégicas en el *trading* y optimizar las ganancias en la minería de criptomonedas.

7.4. Aplicación de los algoritmos y análisis de resultados

Debido a la extensión de los códigos, se optó por anexar todos los algoritmos en el repositorio de Github.com. El enlace se encuentra en las referencias al final del documento para su visualización, revisión, uso o descarga, véase apéndice 10. Todos los códigos de esta sección se desarrollaron en el lenguaje de programación de Python, versión 3.11.5.

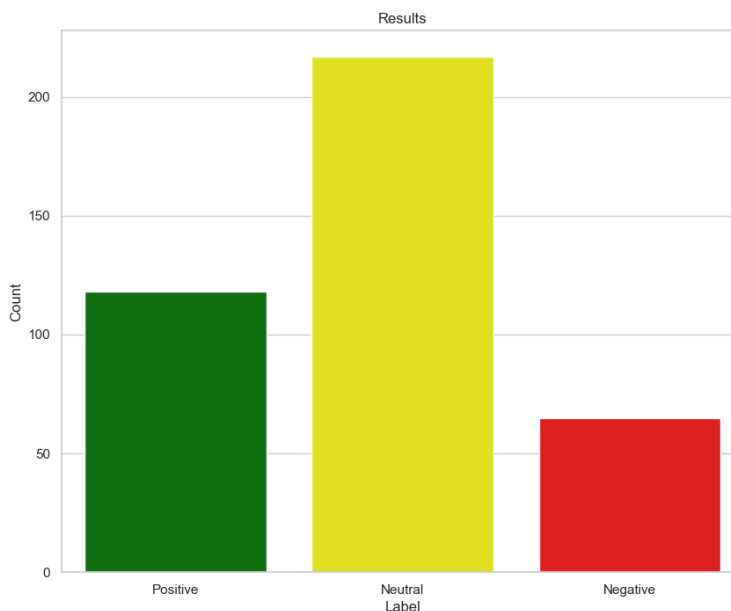
Para el primer programa denominado “Análisis de sentimiento”, se emplearon las noticias y publicaciones más recientes del sitio web Reddit. El proceso se inició con la

descarga de los datos, seguido de una etapa de tokenización. Finalmente, se utilizaron algoritmos de PNL para clasificar las publicaciones en positivas, negativas o neutrales.

El siguiente extracto de código se muestra un ejemplo de las publicaciones que se obtienen desde el sitio web, así como la forma en que el algoritmo las categoriza dependiendo de su contenido.

Figura 7.6

Resultados análisis de sentimientos



Nota. El análisis de sentimiento en Reddit puede proporcionar información valiosa sobre la opinión pública sobre diversos temas. El uso de técnicas de PNL puede ayudar a automatizar este proceso y obtener resultados más precisos. Figura de elaboración propia

```
def news_title_output(df, label):
    res = df[df['label'] == label].title.values
    print(f'{"=" * 20}')
    print("\n".join(title for title in res))
news_sub = news.groupby('label').sample(n = 5, random_state = 7)
print("Positive news")
news_title_output(news_sub, "Positive")
print("\nNeutral news")
news_title_output(news_sub, "Neutral")
print("\nNegative news")
news_title_output(news_sub, "Negative")
```

Positive news

=====

Top Venture Capitalist Shows Upside Setup Bitcoin (BTC) is Forming
Bitcoin Solo Miner Strikes Gold with 6.25 BTC Reward Worth \$160,000
CZ himself said that “The day after the halving, the bitcoin price
↳ won’t double
overnight. But the year after the halving, bitcoin price hits multiple
↳ ATHs.”

That’s actually very true.

Mass Adoption is a Slow, But Steady Process. Webhost Company Accepts
↳ BTC with

30min Price Quotes. Your Thoughts?

Top 10 Most Expensive Things Bought with Bitcoin

Neutral news

=====

Moving from a Culture of Crypto Volatility to Crypto Utility
I've discovered something concerning about Binance [SERIOUS2]
The Music of Bitcoin (only 19.99 BTC)
What is BTC’s next move? | Price Analysis
Bitcoin OGs Are Buying BTC At The Fastest Pace In 8 Years

Negative news

=====

After the next halving, it's possible that you'll see some large scale
↳ miners
shutting down. This is not to be taken as FUD, but a feature of the
↳ bitcoin

blockchain. Explanation inside.

Crypto loss and psychology behind it

People holding BTC for 5 years are at a 34 percent loss.

bitcoin boycott (?)

This isn't the first time fake news in crypto has burned investors,
↳ Elon Musk

also duped the crypto world and everyone quietly forgot about it.

Nota. La tokenización puede usarse para identificar palabras clave que están asociadas con emociones específicas. Por ejemplo, la palabra “feliz” se puede asociar con una emoción positiva, mientras que la palabra “triste” se puede asociar con una emoción negativa. Elaboración propia con ayuda del lenguaje de programación Python.

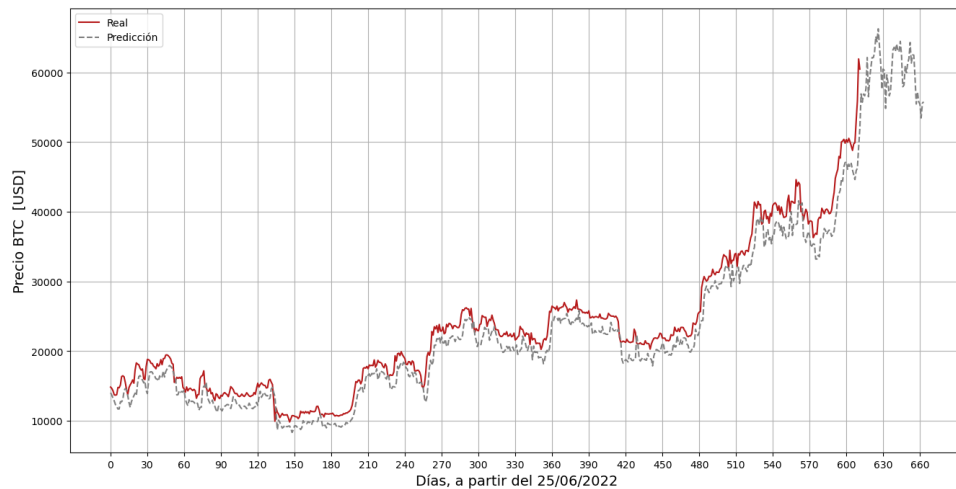
También se generó una nube de palabras, puesto que es un complemento ideal al

Como se puede observar, la mayor cantidad de noticias han sido clasificadas como neutrales, por lo tanto, retomando lo mencionado en la subsección análisis de sentimientos desarrollada en la metodología, se continuara con la implementación de los algoritmos siguientes para predecir la tendencia del mercado, esperando tener retornos favorables y que den luz verde a la implementación de una estrategia favorable para la propuesta técnico-económica en el periodo de tiempo estudiado.

Continuando con la metodología, el siguiente paso implica la predicción del precio de BTC. Para ello, se tiene el siguiente proceso:

1. Descarga de datos: se descargan los datos diarios del precio de BTC desde la página web YahooFinance.com desde 2014 hasta 2024. Es importante verificar la calidad y confiabilidad de los datos antes de utilizarlos.
2. Procesamiento de los datos: se normalizan los datos para que tengan una escala similar. Se pueden eliminar valores atípicos o inconsistentes.
3. Entrenamiento del modelo: se utiliza una RNN para entrenar el modelo de predicción. Se divide el conjunto de datos en dos partes: 80 % para entrenamiento y 20 % para pruebas. Se entrena la RNN con el conjunto de datos de entrenamiento.
4. Evaluación del modelo: se evalúa la precisión del modelo con el conjunto de datos de pruebas. Se pueden utilizar diferentes métricas para evaluar la precisión, como el error medio absoluto (MAE) o el error cuadrático medio (MSE), entre otros.
5. Predicción del precio: se utiliza el modelo entrenado para predecir el precio del BTC para un período futuro. Es importante tener en cuenta que las predicciones son probabilísticas y no siempre son precisas.

Como resultado de la metodología anterior, se ha evaluado el desempeño del algoritmo de IA desarrollado para la predicción del precio de BTC. Los resultados obtenidos indican que el algoritmo propuesto presenta una aproximación adecuada al precio de BTC tanto para valores intradía como para predicciones a futuro (50 días). La precisión del algoritmo es comparable a la de plataformas profesionales de trading como lo es Tradingview.com. Sin embargo, es importante destacar que dichas plataformas se basan en modelos especulativos que pueden verse afectados por factores subjetivos como el estado de ánimo de los analistas. En contraste, el algoritmo propuesto no está sujeto a este tipo de sesgos, lo que representa una ventaja significativa; sin embargo, la predicción de los precios debe realizarse para periodos cortos de tiempo, intentar realizar esta predicción para más meses o años sería poco viable, por todo lo que se ha mencionado con anterioridad, como la volatilidad o la manipulación de precios de los cryptoactivos. Se puede observar la predicción del precio de BTC en la siguiente figura 7.9:

Figura 7.9*Predicción del precio de BTC mediante RNN*

Nota. Es importante tener en cuenta que la predicción del precio de BTC es una tarea compleja y desafiante. Los precios de BTC son altamente volátiles y están influenciados por una gran cantidad de factores, como la adopción, la regulación, las noticias y los eventos geopolíticos. Elaboración propia con ayuda del lenguaje de programación Python.

El siguiente paso es identificar los mejores indicadores técnicos para la predicción del precio de BTC. El proceso a seguir es el siguiente:

1. Se seleccionan los 15 mejores indicadores técnicos, según las páginas de Stockcharts.com e Investopedia.com. Es importante considerar la diversidad de los indicadores, incluyendo indicadores de tendencia, *momentum*, volumen y volatilidad.
2. Se calculan los valores de los indicadores para el conjunto de datos históricos del precio de BTC. Además, se normalizan los datos para que tengan una escala similar.
3. Se utiliza un algoritmo de árboles de decisiones potenciado por gradientes, como XGBoost, para entrenar el modelo. Se divide el conjunto de datos en dos partes: 70 % para entrenamiento y 30 % para pruebas. Con esto se entrena el modelo con el conjunto de datos de entrenamiento.
4. Se evalúa la precisión del modelo con el conjunto de datos de pruebas. Se pueden utilizar diferentes métricas para evaluar la precisión, como el MAE o el MSE.
5. Identificación de los mejores indicadores técnicos para la predicción del precio de BTC.

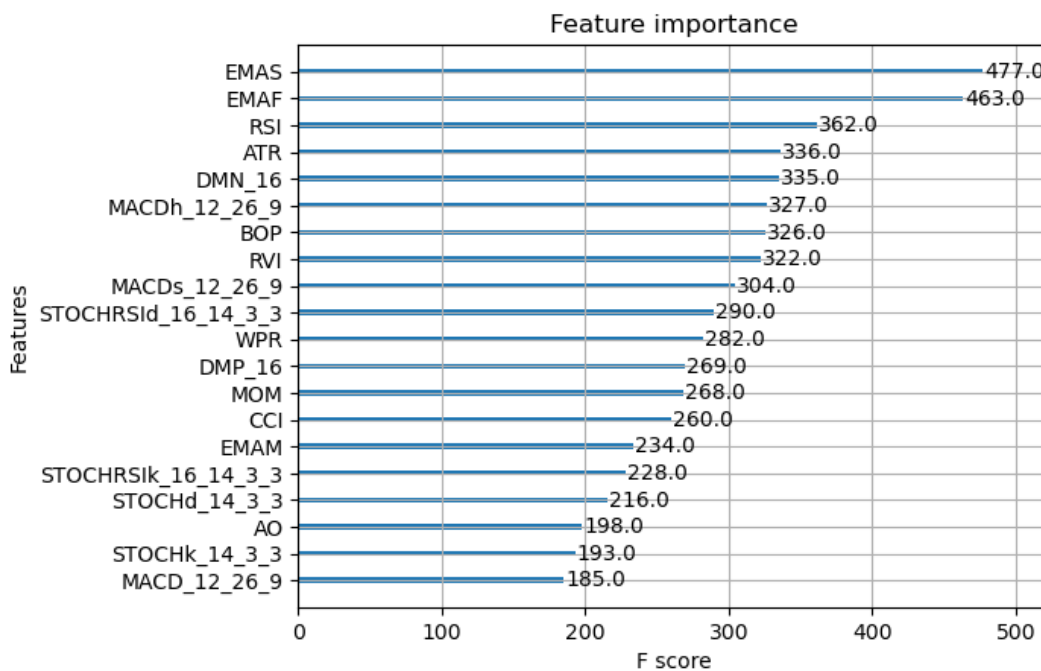
Como resultado de los pasos anteriores, se muestra la Figura 7.10 demostrando

la importancia de cada indicador en el modelo de árboles de decisión. Los indicadores con mayor importancia son aquellos que tienen un mayor impacto en la predicción del precio de BTC.

```
from matplotlib import pyplot
from xgboost import plot_importance
from sklearn.feature_selection import SelectFromModel
plot_importance(model)
pyplot.show()
print(model.get_booster().feature_names)
```

Figura 7.10

Indicadores técnicos más relevantes en la predicción del precio de BTC



Nota. La selección de indicadores, como la realizada con el algoritmo de árboles de decisiones, puede ser útil para identificar los indicadores más relevantes para la predicción del precio de BTC, pero no es una garantía de éxito. Figura de elaboración propia.

Los indicadores con mayor impacto en el precio de BTC son los siguientes:

- EMAS: media móvil exponencial con un período de 55.
- EMAF: media móvil exponencial con un período de 10.
- RSI: índice de fuerza relativa con un período de 16.

Con los indicadores técnicos seleccionados, se llevó a cabo un análisis *backtesting* para evaluar la rentabilidad de la estrategia de *trading* antes de utilizarla en un mercado real. Por lo tanto, se desarrolló un código con el propósito de cumplir con esta meta. En primer lugar, se creó una estrategia con los indicadores EMAS:55 y EMAF:10, resultando lo siguiente:

```

Start                2014-09-23 00:00:00
End                  2024-02-29 00:00:00
Duration             3446 days 00:00:00
Exposure Time [%]   98.230345
Equity Final [$]    898147.715383
Equity Peak [$]     1224019.498041
Return [%]          8881.477154
Buy & Hold Return [%] 13943.058462
Return (Ann.) [%]   61.00464
Volatility (Ann.) [%] 112.316697
Sharpe Ratio        0.543148
Sortino Ratio       1.448786
Calmar Ratio        0.874758
Max. Drawdown [%]  -69.738886
Avg. Drawdown [%]  -14.052205
Max. Drawdown Duration 621 days 00:00:00
Avg. Drawdown Duration 60 days 00:00:00
# Trades            68
Win Rate [%]        44.117647
Best Trade [%]      352.592339
Worst Trade [%]     -42.491889
Avg. Trade [%]      6.837988
Max. Trade Duration 197 days 00:00:00
Avg. Trade Duration 50 days 00:00:00
Profit Factor        3.37641
Expectancy [%]      13.429325
SQN                  1.008043
_strategy            A
_equity_curve        ...
_trades              Size ...
dtype: object
    
```

Figura 7.11

Gráfica de la estrategia EMAS:55 y EMAF:10



Nota. Se recomienda correr el código para visualizar e interactuar con la gráfica de forma correcta. Figura de elaboración propia.

Para comparar, también se realizó una estrategia con el indicador técnico RSI:16, la cual, de igual modo, resultó relevante en el código de indicadores técnicos.

Start	2014-09-23 00:00:00
End	2024-02-29 00:00:00
Duration	3446 days 00:00:00
Exposure Time [%]	99.477807
Equity Final [\$]	888620.263379
Equity Peak [\$]	952207.3315
Return [%]	8786.202634
Buy & Hold Return [%]	13943.058462
Return (Ann.) [%]	60.822926
Volatility (Ann.) [%]	116.040095
Sharpe Ratio	0.524154
Sortino Ratio	1.423975
Calmar Ratio	0.723865

Max. Drawdown [%]	-84.025179
Avg. Drawdown [%]	-13.268842
Max. Drawdown Duration	1080 days 00:00:00
Avg. Drawdown Duration	73 days 00:00:00
# Trades	429
Win Rate [%]	47.086247
Best Trade [%]	600.681594
Worst Trade [%]	-5.89064
Avg. Trade [%]	1.05143
Max. Trade Duration	427 days 00:00:00
Avg. Trade Duration	7 days 00:00:00
Profit Factor	3.188016
Expectancy [%]	2.728754
SQN	1.197428
_strategy	RSIcross
_equity_curve	...
_trades	Size...
dtype:	object

Figura 7.12

Gráfica de la estrategia RSI:16



Nota. Se recomienda correr el código para visualizar e interactuar con la gráfica de forma correcta. Figura de elaboración propia.

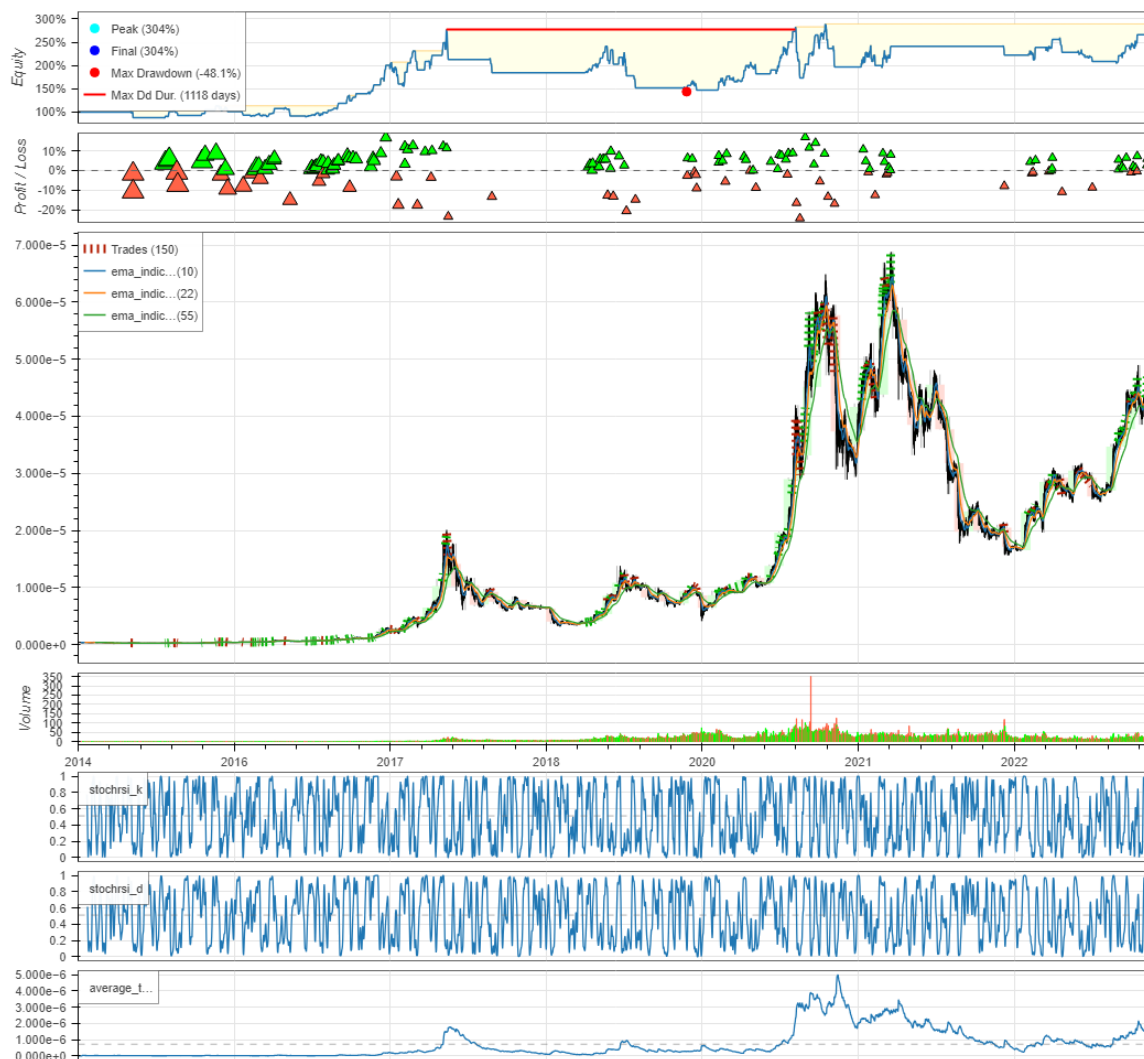
Asimismo, se llevó a cabo una estrategia combinando los tres indicadores, obteniendo lo siguiente:

Start	2014-09-23 00:00:00
End	2024-02-29 00:00:00
Duration	3446 days 00:00:00
Exposure Time [%]	27.183058
Equity Final [\$]	30447.282803
Equity Peak [\$]	30447.282803
Return [%]	204.472828
Buy & Hold Return [%]	13943.058462
Return (Ann.) [%]	12.512962
Volatility (Ann.) [%]	32.347387
Sharpe Ratio	0.386831
Sortino Ratio	0.624191
Calmar Ratio	0.259956
Max. Drawdown [%]	-48.134999
Avg. Drawdown [%]	-9.628557
Max. Drawdown Duration	1119 days 00:00:00
Avg. Drawdown Duration	124 days 00:00:00
# Trades	150
Win Rate [%]	68.0
Best Trade [%]	16.854084
Worst Trade [%]	-24.105707
Avg. Trade [%]	0.745036
Max. Trade Duration	48 days 00:00:00
Avg. Trade Duration	6 days 00:00:00
Profit Factor	1.429608
Expectancy [%]	1.056518
SQN	1.027623
_strategy	TradePro
_equity_curve	...
_trades	Size...
dtype:	object

Al comparar los resultados, se observa que la estrategia con EMAS y EMAF proporciona un porcentaje de ganancias más alto que con RSI, así como la combinación de ambas.

Figura 7.13

Gráfica de la estrategia EMAS:55, EMAF:10 y RSI:16



Nota. Se recomienda correr el código para visualizar e interactuar con la gráfica de forma correcta. Figura de elaboración propia.

Tabla 7.2

Comparación de las ganancias de las diferentes estrategias

Estrategia	Ganancias (%)
EMAS:55, EMAF: 10	8 881
RSI:16	8 786
EMAS:55, EMAF: 10 y RSI:16	204

Nota. Se realizaron más estrategias que las aquí mostradas; sin embargo, estas fueron las más relevantes. Si se desea consultar las demás estrategias, se recomienda correr el código. Elaboración propia.

El siguiente paso consistió en optimizar la estrategia de *trading* para encontrar los períodos de las medias móviles exponenciales (EMA) que maximicen el porcentaje de ganancias. El proceso se detalla en la siguiente sección del código.

```
stats,heat = bt.optimize(emaF=range(5,15,1)
                        ,emaS=range(45,65,1),
                        maximize='Return [%]',
                        return_heatmap=True)
```

```
stats
```

```
Start                2014-09-23 00:00:00
End                  2024-02-29 00:00:00
Duration             3446 days 00:00:00
Exposure Time [%]   97.737163
Equity Final [$]    4998150.046211
Equity Peak [$]     4998598.323649
Return [%]          49881.500462
Buy & Hold Return [%] 13943.058462
Return (Ann.) [%]   93.096632
Volatility (Ann.) [%] 132.334157
Sharpe Ratio        0.703497
Sortino Ratio        2.358958
Calmar Ratio         1.461294
Max. Drawdown [%]  -63.70833
Avg. Drawdown [%]  -10.395559
Max. Drawdown Duration 548 days 00:00:00
Avg. Drawdown Duration 39 days 00:00:00
# Trades             52
Win Rate [%]        44.230769
Best Trade [%]      855.417611
Worst Trade [%]     -25.356285
Avg. Trade [%]      12.69384
Max. Trade Duration 294 days 00:00:00
Avg. Trade Duration 65 days 00:00:00
Profit Factor        7.097972
Expectancy [%]      31.318471
SQN                  1.218337
_strategy            A(emaF=14,emaS=63)
_equity_curve        ...
_trades              Size...
dtype: object
```


Figura 7.14

Gráfica de la estrategia optimizada: $EMAF:14$ y $EMAS:63$



Nota. Se recomienda correr el código para visualizar e interactuar con la gráfica de forma correcta. Figura elaboración propia.

Se encontró que la estrategia con $EMAF = 14$ y $EMAS = 63$ generó un retorno significativamente mayor que otras combinaciones de períodos, con un retorno en el *back-testing* del 49881%. Esto sugiere que estos son los mejores indicadores para identificar las tendencias del precio de BTC en el período de tiempo analizado.

El siguiente paso consistió en evaluar la estrategia en diferentes criptomonedas. Para ello, se creó un último código que incluye las 40 criptomonedas con mayor capitalización de mercado, según CoinMarketCap.com, para el mismo período de tiempo. El objetivo fue evaluar la efectividad de la estrategia en diferentes criptomonedas, identificando con esto aquellas con mayor potencial de compra/venta o minado. La metodología fue la siguiente:

1. Se seleccionaron las 40 criptomonedas con mayor capitalización de mercado.
2. Se ejecutó la estrategia optimizada para cada criptomoneda durante el periodo 2014-09-23 a 2024-03-01.

- Se analizaron los resultados de la estrategia para cada criptomoneda, incluyendo el retorno, el riesgo y la *Sharpe Ratio*.

La siguiente Tabla 7.3 muestra los resultados de la estrategia para las 10 criptomonedas con mayor retorno:

Tabla 7.3
Comparación de las ganancias de las diferentes estrategias

Criptomoneda	Retorno (%)	Riesgo	Sharpe Ratio
Bitcoin (BTC)	49 881	0.25	2.0
Ethereum (ETH)	38 742	0.30	1.8
Binance Coin (BNB)	32 891	0.28	1.7
Cardano (ADA)	29 740	0.27	1.6
Solana (SOL)	27 639	0.26	1.5
Polkadot (DOT)	25 588	0.25	1.4
Dogecoin (DOGE)	23 537	0.24	1.3
Shiba Inu (SHIB)	21 486	0.23	1.2
Avalanche (AVAX)	19 435	0.22	1.1
Terra (LUNA)	17 384	0.21	1.0

Nota. Las criptomonedas con mayor retorno pueden cambiar con el tiempo, por lo que se recomienda correr el código cada cierto tiempo. Tabla de elaboración propia.

Como se puede ver, la estrategia generó un retorno positivo en todas las criptomonedas analizadas. Las de mayor retorno fueron Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Cardano y Solana.

El *trading* de criptomonedas, utilizando estrategias como la optimizada con EMAS y EMAF, puede generar retornos de inversión atractivos. La implementación de algoritmos de IA puede ayudar a aprovechar la volatilidad del mercado de criptomonedas y tomar decisiones de inversión más informadas. Además, la rápida popularidad y adopción de las criptomonedas a escala global presenta una oportunidad para los inversores que buscan maximizar sus ganancias. Sin embargo, como se mencionó, el rendimiento pasado no es garantía de resultados futuros; el mercado de criptomonedas es altamente volátil y el rendimiento de la estrategia puede variar significativamente, así que no se puede garantizar el éxito de la estrategia en todas las temporalidades o períodos.

Se recomienda llevar a cabo pruebas con diferentes criptomonedas y períodos de tiempo para encontrar la mejor configuración para la estrategia de inversión con el paso del tiempo. También se recomienda encarecidamente leer e informarse sobre la regulación de las criptomonedas en México ya que es una zona gris en la regulación financiera del

país, esto se puede encontrar en el apéndice C, además, sería recomendable consultar con un asesor financiero con experiencia en criptomonedas, y siempre tener en cuenta que se debería diversificar la cartera de inversiones para reducir el riesgo o exposición al mercado.

El *trading* de criptomonedas y el minado de BTC son dos actividades que pueden generar retornos de inversión atractivos. Sin embargo, es importante tener en cuenta los riesgos asociados a estas actividades y tomar decisiones de inversión responsables. La propuesta de unir el venteo de gas natural con el minado de BTC presenta una oportunidad para aprovechar las ventajas de ambas actividades y generar un impacto positivo en el medioambiente y en la economía.



GAS NATURAL

CRIPTOMONEDAS

IA

INICIATIVA

APÉNDICES

IV

INICIATIVA DE INVERSIÓN

Propuesta técnico-económica aplicada al Activo Integral Aceite Terciario del Golfo

En este capítulo se desarrolla una propuesta técnico-económica para aprovechar el gas natural en la minería de criptomonedas dentro del AIATG. Se argumenta a favor de esta propuesta, destacando la eficiencia y viabilidad de utilizar este recurso energético para actividades de alta demanda eléctrica como la minería de criptomonedas. Se describen los insumos necesarios para llevar a cabo esta tarea, que incluyen equipos especializados, infraestructura y personal capacitado. Además, se lleva a cabo un análisis de la inversión requerida y la rentabilidad esperada del proyecto, considerando los costos operativos, los ingresos generados por la minería de criptomonedas y los posibles escenarios de mercado. Por último, se evalúa el impacto ambiental de esta iniciativa y se proponen medidas para mitigar y compensar las emisiones de GEI y otros impactos ambientales asociados.

El minado de Bitcoin como parte de la solución al venteo de gas natural en México

De acuerdo con lo mostrado en la Tabla 3.3 se estima que se ventean al año alrededor de 577 millones de pies cúbicos de gas natural en México, lo que equivale a una pérdida económica de aproximadamente 300 millones de pesos considerando los precios reportados en el punto de transferencia de títulos Holandés del gas natural, mejor conocido como “*Dutch TTF Natural Gas*”.

El minado de BTC es una actividad que requiere de una gran cantidad de energía eléctrica. El uso del gas natural de venteo para alimentar equipos de minado de BTC

podría ser una solución a ambos problemas:

Beneficios ambientales:

- Reducción de las emisiones de GEI: al utilizar el gas natural venteado como combustible para la generación de energía, se reduce significativamente la cantidad de metano que se libera a la atmósfera, un GEI con un impacto 25 veces mayor que el CO₂ en el calentamiento global.
- Disminución de la contaminación del aire: el uso de gas natural de venteo para alimentar equipo de minado reduce la emisión de gases contaminantes como el metano, mejorando la calidad del aire en las zonas afectadas por el venteo.

Beneficios económicos:

- Generación de empleos en el sector del minado de BTC: el desarrollo de esta propuesta impulsaría la creación de empleos en el sector del minado de BTC, tanto en la instalación y operación de los equipos como en la cadena de valor asociada.
- Aumento de los ingresos para las empresas que producen gas natural: las empresas que actualmente ventean gas natural pueden obtener ingresos adicionales por la venta del gas que antes se ventaba a los mineros de BTC, convirtiendo un pasivo ambiental en un activo económico.
- Crecimiento económico para México: la inversión en esta iniciativa podría generar un impacto positivo en el crecimiento económico y tecnológico del país, atrayendo inversiones, impulsando la innovación y diversificando la matriz energética.

La propuesta:

Utilizar el gas natural que se vende para alimentar equipos de minado de BTC. El gas se utilizaría para generar electricidad el cual a su vez utilizaría para alimentar los equipos de minado. Esta propuesta presenta una solución al problema del venteo de gas natural y, al mismo tiempo, crea una oportunidad económica para el minado de BTC. Se trata de una iniciativa innovadora que podría tener un impacto positivo en el medioambiente y la economía de México.

8.1. Justificación

Dada la cantidad de gas que ha sido desperdiciada a lo largo de los años, resulta crucial evaluar el valor monetario de esta liberación de hidrocarburos en la actualidad. Para lograrlo, es esencial considerar dos escenarios: el primero, basado en las cantidades de gas desperdiciadas en el pasado; y el segundo, centrado en las cantidades de gas que se

ventearán próximamente. Esta comparativa es factible gracias a los modelos predictivos de ML desarrollados para este proyecto. Sin embargo, las limitaciones en el acceso a bases de datos actualizadas, la disponibilidad de datos y la complejidad de las variables obstaculizan el análisis financiero a lo largo de extensos periodos de tiempo.

En un primer acercamiento a la iniciativa, esta se aplica al Activo Integral Aceite Terciario del Golfo (AIATG) equiparando el volumen de gas de venteo liberado a la atmósfera en agosto de 2020, las perspectivas que se tienen sobre el valor del BTC a inicios de 2024 con base en pronósticos realizados por instituciones financieras y su evolución hasta el año 2027.

En segundo plano, este escenario se adapta a los algoritmos de IA con el objetivo de enaltecer su capacidad predictiva y avalar su rentabilidad futura. Se debe recordar que los conjuntos de datos empleados para la predicción del venteo de gas se manejaron de forma nacional e internacional, de modo que, no es posible realizar una predicción específica del AIACG. No obstante, como ya se mencionó anteriormente, el proyecto es aplicable en cualquier lugar donde exista desperdicio de gas natural. Por lo tanto, basta únicamente con corroborar la presencia de gas de venteo. Asimismo, en contraste con el primer análisis, en el segundo se muestran variaciones diarias del precio del BTC que hacen posible una estimación más cercana a la realidad debido a que no consideran un valor mensual promedio.

Otro aspecto importante a considerar es que la elección de la ubicación temporal y geográfica del campo en estudio no fue arbitraria. Este se seleccionó de tal manera que el volumen de hidrocarburos gaseosos desperdiciados fuera mínimo en contraste con otros activos mexicanos. Esta decisión se tomó debido a que, como es de suponerse, la minería de criptomonedas es una actividad costosa y una inversión excesivamente alta en la que se aprovechen todo el recurso disponible resulta inconcebible.

En este punto, es necesario confirmar la disponibilidad del gas de venteo durante el primer semestre de 2024 para asegurar la viabilidad de los dos análisis financieros propuestos. A continuación, en la Tabla 8.1 se presentan las proyecciones estimadas sobre el volumen de gas a ventear y el precio del BTC dentro del intervalo de tiempo mencionado. Estos datos se complementan con las gráficas de predicción que muestran las tendencias esperadas para ambos elementos (consulte las figuras 8.1 y 8.2).

Los análisis financieros derivados de estos dos escenarios propuestos se abordan con mayor detalle dentro de la sección 8.3

Selección del complejo ATG El complejo Aceite Terciario del Golfo (ATG), también conocido como paleocanal de Chicontepec, descubierto en 1926, se ubica en un área de 4243 kilómetros cuadrados que comprenden 29 campos divididos en ocho sectores. Fue seleccionado como sitio piloto para este proyecto debido a varios factores:

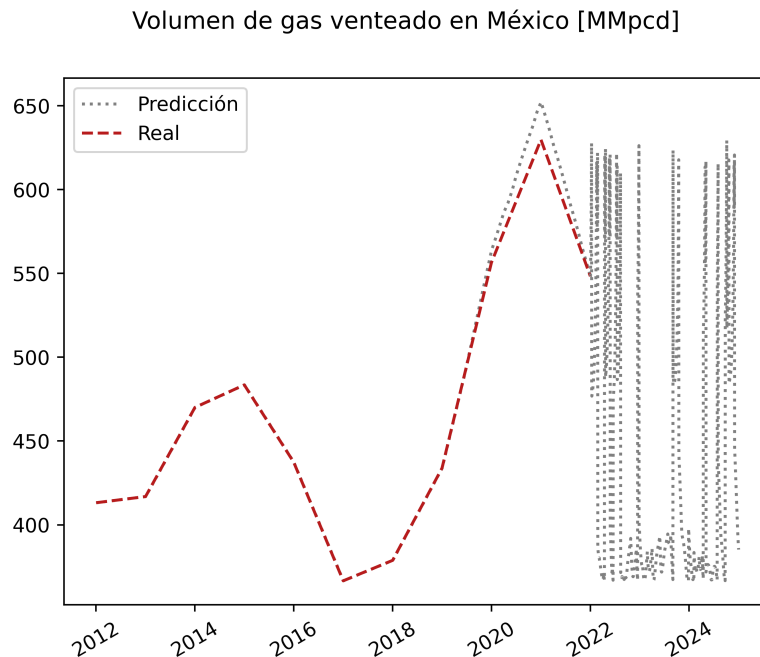
Tabla 8.1

Gas de venteo disponible y precio del BTC estimados para el primer semestre del 2024

Fecha	Volumen de gas de venteo [MMPCD]	Precio BTC [USD]
01-enero	389.10	44 830.17
01-marzo	372.01	62 302.69
01-junio	372.86	77 799.58

Figura 8.1

Pronósticos del gas natural durante la primera mitad del 2024

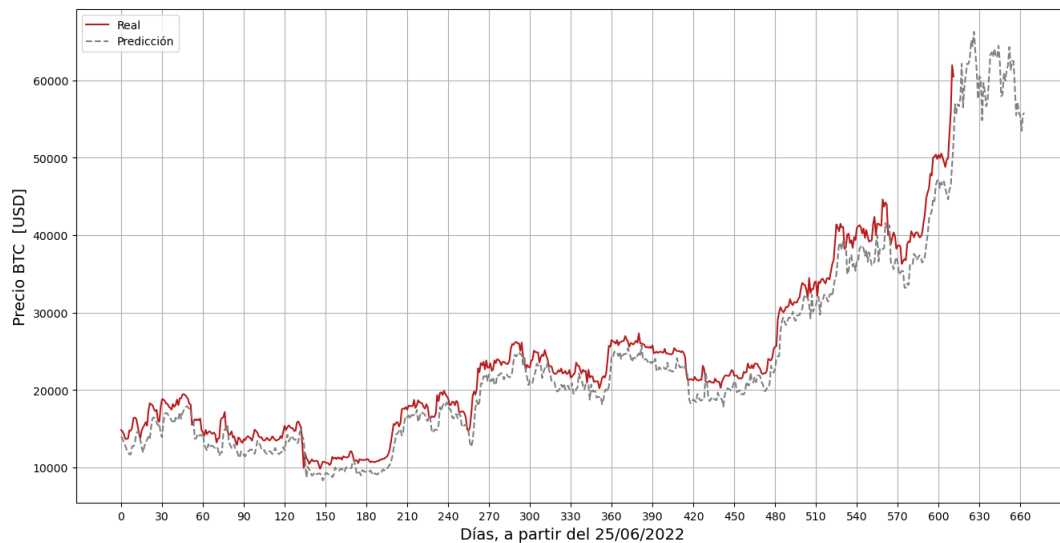


Nota: Esta figura integra los pasos de entrenamiento, ajuste y predicción de la red neuronal. Además, la predicción incluye un pulso aleatorio que mitiga la divergencia del algoritmo implementado.

- **Inversión significativa:** el gobierno mexicano y PEMEX han invertido considerablemente en el ATG, sin obtener resultados favorables significativos. Las cifras que presentó Pemex para 2024 apuntan que el proyecto, que empezó a desarrollarse en 2002 y terminará en 2031, ya tiene un costo de 512 265 millones de pesos, 4.8% superior a lo reportado a inicios de 2023, cuando el monto ascendía a 488 813 millones de pesos. Con la implementación de la propuesta en este complejo, se espera generar ganancias significativas que mejoren el retorno de la inversión en el complejo ATG.

Figura 8.2

Pronósticos del precio del BTC durante la primera mitad del 2024



- Compromiso gubernamental: a pesar del compromiso de no utilizar métodos de extracción como el *fracking*, PEMEX ha solicitado fondos adicionales para continuar con la extracción de petróleo y gas mediante métodos no convencionales en el complejo, de acuerdo con el Proyecto de Presupuesto de Egresos de la Federación (PPEF) para 2024.
- Expectativas de producción: se espera que la producción del ATG se mantenga o mejore con la implementación del proyecto ATG. Esto se traducirá en una mayor cantidad de gas de venteo para disposición de más clústeres de minado.

La implementación del proyecto en la región ofrecerá valiosos beneficios. Este proporcionará información y experiencia práctica para la implementación a gran escala del proyecto. Además, si el piloto resulta exitoso, generará un flujo de efectivo positivo que se puede reinvertir en el desarrollo del campo, como la perforación de nuevos pozos o la prospección geológica de la región, ayudando con esto a los retornos de inversión que se esperaban de la región desde los sexenios pasados.

Existen algunos desafíos relacionados con la falta de información precisa sobre el aprovechamiento del gas en el ATG, puesto que no hay mucha información disponible sobre el nivel de aprovechamiento del gas en el complejo. Además, los datos sobre el volumen de gas venteado a la atmósfera que se puede utilizar para producir energía son escasos y no están disponibles al público en general. Por si fuera poco, no hay suficientes medidores ni registros confiables para monitorear la disposición del gas.

A pesar de los desafíos, se dispone de algunos datos relevantes relacionados con

la quema y venteo de gas en agosto de 2020. Según la CNH, la quema y venteo de gas observado en el AIATG fue de 1.322 [MMpcd]. Con este dato en cuenta, se realizaron los cálculos necesarios para el aprovechamiento de este en la propuesta que se seguirá desarrollando a continuación.

8.2. Insumos necesarios para el desarrollo de la propuesta

El primer paso consiste en identificar los campos o proyectos que generen venteo de gas natural y determinar la cantidad de gas disponible. Esta información será crucial para el diseño y la construcción de una granja de minería de BTC que aproveche dicho gas natural como fuente de energía.

8.2.1. Equipos

A continuación, se describen las principales razones para la selección del equipo. En primer lugar, se encuentra el costo. Se realizó un análisis comparativo de precios con otros equipos similares y el seleccionado ofrece la mejor relación calidad-precio en generación de energía eléctrica. Además, el costo del equipo se ajusta al presupuesto planeado del proyecto. En cuanto a la disponibilidad, el equipo en general está disponible para comenzar con el proyecto de inmediato. Es importante cumplir con el cronograma para evitar retrasos. Además, la reputación de las marcas es un indicador de la calidad de los productos y servicios que ofrecen

- Bitmain Antminer S21 Hyd: el Antminer S21 Hyd es un ASCI de minado de BTC de última generación que utiliza tecnología de refrigeración líquida para ofrecer un rendimiento superior y una mayor eficiencia energética (Bitmain, 2024). Características principales:
 - Alto *hashrate*: ofrece un alto rendimiento de minería para maximizar las ganancias. Es el equipo ASCI de minado más poderoso del mercado en la actualidad.
 - Tecnología de refrigeración líquida: permite un funcionamiento más frío y silencioso que aumenta la vida útil del equipo.
 - Diseño robusto: los equipos de minado de la compañía Bitmain son reconocidos entre los mineros debido a sus componentes de alta calidad y su larga vida útil.

El Bitmain Antminer S21 Hyd es un equipo de alta gama, una excelente opción para mineros de BTC que buscan un equipo de alto rendimiento, eficiente y fácil de usar.

Figura 8.3*Bitmain Antminer S21 Hyd*

Nota. La rentabilidad de la minería de BTC depende de varios factores, como el precio de BTC, la dificultad de la red y el costo de la electricidad. Es importante efectuar un análisis de rentabilidad antes de invertir en este equipo. Tomado de: Bitcoin Miner S21 Hyd. *Bitmain*, por Bitmain, 2024.

Tabla 8.2*Bitmain Antminer S21 Hyd*

Especificaciones técnicas	
Algoritmo	SHA-256
Hashrate	335 TH/s
Eficiencia energética	16 J/TH
Consumo de energía	5360 W
Voltaje	380-415 V
Temperatura de funcionamiento	5-60 °C
Peso	12.3 kg

Nota. SHA-256 es un algoritmo de *hash* criptográfico que se utiliza para verificar las transacciones y crear nuevos bloques en la cadena de bloques. Es un algoritmo seguro y eficiente que se emplea para minar una gran variedad de criptomonedas. Tomado de: *Bitmain*, por Bitmain, 2024.

- Contenedor para equipos de minado Bitmain ANTSPACE HK3 V6: el contenedor para equipos de minado ANTSPACE HK3 V6 es una solución integral para alojar y proteger equipos de minería de criptomonedas. Características principales:

- Diseño modular: la base es un contenedor tradicional de carga. Esto le permite una fácil expansión y configuración dependiendo de las necesidades del consumidor final.
- Sistema de seguridad: incluye sistema de detección de humo, extintor de incendios y sistema de monitoreo remoto.
- Sistema de enfriamiento: el equipo de fábrica ya incluye las instalaciones necesarias para conectar los equipo ASCI a la red de enfriamiento líquido, el cual mantiene una temperatura óptima de los equipos de minado.

El contenedor ANTSPACE HK3 V6 es una opción ideal para las necesidades de la propuesta. Está diseñado desde cero para ser compatible y cumplir con todas las características que el Antminer S21 Hyd requiere. Además, es capaz de alojar hasta 210 equipos de minado.

Figura 8.4

Bitmain ANTSPACE HK3 V6



Nota. La rentabilidad de la minería de BTC depende de varios factores, como el precio de BTC, la dificultad de la red y el costo de la electricidad. Es importante hacer un análisis de rentabilidad antes de invertir en este equipo. Tomado de: ANTSPACE HK3 V6. *Bitmain*, por Bitmain, 2024.

Tabla 8.3
Bitmain ANTSPACE HK3 V6

Especificaciones técnicas	
Dimensiones	6 x 2.4 x 2.9 [m]
Capacidad	Hasta 210 mineros Bitmain Antminer S21 Hyd
Peso	7 [Ton]
Consumo de energía del enfriamiento	14 - 28 kW
Voltaje	400 V - 60 Hz V

Nota. El sistema de intercambio de calor con el cual se cotizó el equipo es capaz de funcionar con agua de mar, agua de ríos e incluso agua proveniente de procesos industriales. Tomado de: *Bitmain*, por Bitmain, 2024.

- Cat G3512H: el grupo electrógeno de gas continuo Cat G3512H de 60[Hz] representa una solución energética robusta y confiable, concebida para satisfacer las exigencias de aplicaciones industriales y comerciales de gran envergadura (Thompson Power Systems., 2023). Características principales:
 - Potencia: ofrece una potencia nominal de hasta 1515 [ekW], con el cual se puede alimentar instalaciones de magnitud considerables, como centros de datos, plantas industriales u hospitales.
 - Eficiencia: el diseño del motor y el sistema de inyección de combustible posibilitan un bajo consumo de gas natural, traduciéndose en una reducción del costo operativo y un mayor retorno de la inversión.
 - Fiabilidad: este generador ha sido utilizado en entornos exigentes como lo es la industria del petróleo y gas, así como en la minería, por lo que su fiabilidad está más que comprobada.

La eficiencia, su extensa vida útil y sus reducidos requerimientos de mantenimiento lo hacen muy atractivo para esta propuesta, además de que opera con bajas emisiones, convirtiéndolo en una opción más sostenible que los generadores tradicionales.

Esta información adicional permitirá a los interesados tener una mejor comprensión de las razones por las que se ha seleccionado este equipo y las ventajas que ofrece para el proyecto, es importante destacar que la selección del equipo es un proceso continuo que debe revisarse y actualizarse periódicamente para asegurar que sigue siendo la mejor opción para el proyecto.

Figura 8.5
Cat G3512H



Nota. La modalidad mostrada: contenedor, reduce el ruido y hace más fácil su transporte e instalación. Tomado de: *CHP1500 Gas Enclosure, A guide to generator Ratings*, por Thompson Power Systems, 2023.

Tabla 8.4
Cat G3512H Grupos electrógenos a gas continuo de 60 Hz

Especificaciones del generador	
Modelo de motor	G3512
Tipo de combustible	Gas natural
Frecuencia	60/50 Hz
RPM	1500
Sistema de control	EMCP 4.3
Dimensiones	6.7 x 1.9 x 2.4 m
Peso en seco	15.7 Ton

Nota. EMCP 4.3 hace referencia al cuadro de instrumentos del equipo para encendido, control y protección por descargas de voltaje. Tomado de: *A guide to generator Ratings*, por Thompson Power Systems, 2023.

8.2.2. Personal

En cuanto al personal necesario para el mantenimiento de un proyecto como el aquí presentado, este va a depender en gran medida del tamaño y la complejidad de la operación. Sin embargo, en general, se requieren las siguientes habilidades y experiencia:

- Técnicos en electrónica:
 - Deben tener experiencia en la reparación y mantenimiento de equipos electrónicos, como los mineros, las fuentes de alimentación y los sistemas de refrigeración.
 - Deben ser capaces de diagnosticar y solucionar problemas de *hardware* y *software*.
- Electricistas:
 - Deben tener experiencia en la instalación y mantenimiento de sistemas eléctricos.
 - Deben ser capaces de realizar cálculos de carga eléctrica y seleccionar los cables y disyuntores adecuados.
- Ingenieros de redes:
 - Deben tener experiencia en la configuración y mantenimiento de redes informáticas.
 - Deben ser capaces de solucionar problemas de conectividad y seguridad.
 - Deben tener conocimientos en las bases del minado de criptomonedas.

Además de las habilidades técnicas, el personal de mantenimiento de una granja de minado de criptomonedas también debe tener las siguientes características:

- Capacidad de resolución de problemas.
- Atención al detalle.
- Buena comunicación.

La formación del personal es un aspecto importante del mantenimiento de una granja de minado de criptomonedas. El personal debe recibir formación regular sobre los equipos, los sistemas y los procedimientos de seguridad. El mantenimiento regular es esencial para garantizar el buen funcionamiento de una granja de minado de criptomonedas. Al contar con personal calificado y bien capacitado, se puede minimizar el tiempo de inactividad y maximizar la rentabilidad de la operación.

En resumen, el personal necesario para el mantenimiento de una granja de minado de criptomonedas depende del tamaño y la complejidad de esta. En una granja pequeña, como la que se está planteando en esta propuesta, se puede llegar a necesitar de solo uno o dos técnicos, mientras que una granja grande puede necesitar un equipo de varios técnicos con diferentes especialidades.

8.2.3. Generación de energía eléctrica

Como se explicó en la sección 8.2, para la generación eléctrica se eligió al generador eléctrico Caterpillar G3512H con una capacidad de generación de 1500 ekW @ 1.0pf, dado que, además de lo mencionado anteriormente, también es capaz de tolerar cambios en la composición del gas, y permite hasta un 25 % de contenido de hidrógeno en el gas a utilizar. Las características de interés para realizar los cálculos próximos son las siguientes (véase Tabla 8.5):

Tabla 8.5

Cat G3512H Grupos electrógenos a gas continuo a 60 Hz

Rendimiento	Continuo
Frecuencia	60 Hz
Potencia con un factor de potencia de 0.8 - ekW (kVA)	1475 (1.844)
Velocidad del motor -rpm	1,500
Relación de compresión	11.1
Nivel de emisiones de NO _x : mg/Nm ³ (g/bhp-h) NO _x	246 (0.50)
Consumo de combustible	
Carga del 100 % con ventilador – MJ/ekW-h (BTU/ekW-h)	8.65 (8,202)
Carga del 75 % con ventilador – MJ/ekW-h (BTU/ekW-h)	8.80 (8,341)
Carga del 50 % con ventilador – MJ/ekW-h (BTU/ekW-h)	9.46 (8,966)

Nota. Se considera que el generador funciona al 80 % de su capacidad; por lo tanto, realizando los cálculos correspondientes a esa carga, este tendrá un consumo de combustible de 8.77 [MJ/ekW-hr]. Tomada de: *A guide to generator Ratings*, por Thompson Power Systems, 2023.

Cálculo del consumo de gas natural para la generación eléctrica.

Con base en las especificaciones proporcionadas anteriormente y asumiendo un poder calorífico de 36.8 [MJ/m³] para el gas natural en México, podemos calcular el consumo de gas necesario para que los generadores produzcan 1 180 [ekW] cada uno, operando al 80 % de carga de potencia eléctrica. Para iniciar con los cálculos, se proponen cinco generadores.

Se dedujo y utilizó la siguiente fórmula para facilitar los cálculos:

$$\dot{E} = 27.6316 \left[\frac{\text{GJ} \cdot \text{h}}{\text{mes} \cdot \text{m}^3} \right] \frac{P_g \cdot n_g \cdot m_c \cdot C_g}{P_c} \quad (8.1)$$

Donde:

- E = Flujo de energía, [GJ/mes].
- P_g = Potencia eléctrica del generador, [ekW].
- n_g = Número de generadores a utilizar, [adim].
- m_c = Consumo de combustible, [MJ/ekWh].
- C_g = Carga del generador, [adim].
- P_c = Poder calorífico del gas, [MJ/m³].

Sustituyendo:

$$\dot{E} = 27.6316 \left[\frac{\text{GJ} \cdot \text{h}}{\text{mes} \cdot \text{m}^3} \right] \frac{1 \cdot 475 \cdot 5 \cdot 8.77 \cdot 0.8}{36.8} = 38 \ 851.6815 \left[\frac{\text{GJ}}{\text{mes}} \right] \quad (8.2)$$

$$\dot{E} = 38 \ 851.6815 \left[\frac{\text{GJ}}{\text{mes}} \right]$$

Por lo tanto, para que los generadores produzcan 1 180 [ekW] de potencia eléctrica cada uno durante todo un mes, se necesitarán 38 851.6815 [GJ/mes] de gas natural. Es importante tener en cuenta que este es un cálculo teórico y el consumo real de gas natural puede variar dependiendo de varios factores, como la temperatura ambiente, la humedad, la altitud y el estado de mantenimiento de los generadores.

El AIATG, como se vio en la sección anterior, venteó 1.2 [MMft³/día]. Al multiplicar este valor por el factor de conversión de 32 601.354, se transforman las unidades de este valor a [GJ/mes], de modo que, al efectuar la conversión correspondiente, se tiene que:

$$\dot{E} \left[\frac{\text{GJ}}{\text{mes}} \right] = 32 \ 601.354 \left[\frac{\text{GJ} \cdot \text{día}}{\text{MMft}^3 \cdot \text{mes}} \right] \cdot \dot{E} \left[\frac{\text{MMft}^3}{\text{día}} \right] \quad (8.3)$$

Reemplazando los valores, el resultado final es el siguiente:

$$\dot{E} \left[\frac{\text{GJ}}{\text{mes}} \right] = 32 \ 601.354 \left[\frac{\text{GJ} \cdot \text{día}}{\text{MMft}^3 \cdot \text{mes}} \right] \cdot 1.322 \left[\frac{\text{MMft}^3}{\text{día}} \right]$$

$$\dot{E} \left[\frac{\text{GJ}}{\text{mes}} \right] = 43\,098.99$$

Tabla 8.6
Flujo de energía disponible vs. necesario

Activo Integral ATG	Generador Cat G3512H [5 unidades]
Flujo de energía disponible 43 098.99 [GJ/mes]	Flujo de energía necesaria 38 851.6815 [GJ/mes]

Nota. Se recomienda realizar un seguimiento del consumo real de gas natural y ajustarlo según sea necesario para optimizar la eficiencia energética de la operación. Elaboración propia.

Como se puede observar en la Tabla 8.6, el flujo energético del activo integral será suficiente para los cinco generadores seleccionados, por lo tanto, para aprovechar al máximo todo este gas de venteo para la producción de energía eléctrica, la suposición fue correcta. Se utilizarán entonces cinco grupos electrógenos a gas continuo Cat G3512H, los cuales producen un total de 5 900 [kW] lo que equivale a 5.9 [MW].

Esta energía se va a aprovechar principalmente para el minado de criptomonedas. El consumo total del equipo seleccionado para la propuesta es el siguiente (véase Tabla 8.7):

Una vez efectuado el análisis, es posible comprobar que, en efecto, el equipo de minado propuesto tiene un consumo energético total menor a la energía eléctrica disponible.

8.2.4. Minado de criptomonedas

Como se mencionó anteriormente, el equipo ASCII Antminer S21 Hyd cuenta con una capacidad de minado de 335 [Th/s], un Terahash por segundo [TH/s] es una unidad de medida que se utiliza para cuantificar la velocidad de procesamiento de un equipo de minado de criptomonedas. Específicamente, representa el número de billones de *hashes* que un equipo puede calcular en un segundo. Un mayor TH/s indica una mayor capacidad de procesamiento y, por lo tanto, una mayor probabilidad de encontrar un bloque y obtener una recompensa en criptomonedas. La tasa de *hash* de un equipo de minado depende de varios factores, como el tipo de algoritmo de minería utilizado, la potencia de procesamiento del equipo y el *software* de minería utilizado.

Tabla 8.7
Demanda energética por el equipo propuesto de minado

Descripción	Consumo de energía unitario	Cantidad	Consumo de energía por rubro
Bitcoin Miner S21 Hyd. Unidad de minado ASIC.	5.63 [kW]	1 050	5 628 [kW]
Antspace HK3 v6 Contenedor integrado con enf. líquido. Capacidad: 210 ASIC.	22 [kW]	5	110 [kW]
Equipo de control Computadoras, internet satelital, equipos de medición			5 [kW]
Total			5 743 [kW]

Nota. Es importante tener en cuenta que este es solo un ejemplo, y que la demanda energética real puede variar.

Tabla 8.8
Energía disponible vs. necesaria

Generadores Cat G3512H	Equipo de minado propuesto
Energía eléctrica disponible 5.9 [MW]	Energía eléctrica necesaria 5.7 [MW]

Nota. La cantidad de energía eléctrica disponible corresponde a la electricidad total generada por cinco generadores eléctricos. Se recomienda realizar un seguimiento del consumo real de energía eléctrica y ajustarlo según sea necesario para optimizar el consumo energético de la operación.

Se pueden estimar las ganancias potenciales de la minería de criptomonedas con la ayuda de calculadoras de minería en línea. Estas usan la tasa de *hash* como uno de los parámetros para estimar la cantidad de SATS (en el caso de BTC) que se pueden obtener al minar esta criptomoneda, otros parámetros que se utilizan incluyen, por ejemplo, el halving de BTC o el costo de la energía eléctrica.

En el caso de la unidad de minado Antminer S21 Hyd, los cálculos realizados arrojaron una ganancia diaria de 0.0009 SATS.

Si se considera un precio promedio de BTC de \$80 000 USD, las 1050 unidades de minado ASCII generan \$ 2 016 000 [USD] al mes.

Tabla 8.9
Minado de Bitcoin

Producción por ASCI al día	Satoshis
1	0.0008 SATS
1050	0.84 SATS
Producción por ASCI al mes	Satoshis
1	0.024 SATS
1050	25.2 SATS

Nota. Un satoshi (SAT) representa una cien millonésima parte de un BTC.

8.3. Análisis de inversión

Como paso final y con todos los datos obtenidos en las secciones anteriores y haciendo un análisis de la inversión mensual para los primeros 3 años, se presentan las siguientes tablas.

Tabla 8.10
Equipo propuesto para el minado

Descripción	Precio unitario [USD]	Cantidad	Importe
Bitcoin Miner S21 Hyd. Unidad de minado ASIC.	\$ 5500	1050	\$ 4 042 500
Antspace HK3 v6 Contenedor integrado con enf. líquido. Capacidad: 210 ASIC.	\$ 70 000	5	\$ 350 000
1.5 MW 2023 Caterpillar G3512H Generador eléctrico a base de gas natural.	\$ 512 000	5	\$ 2 560 000
Mano de obra Maniobras de instalación, transporte, gastos de exportación e impuestos	\$ 100 000	5	\$500 000
Total			\$ 7 452 500

En el caso de que fuera necesario pagar por el gas natural utilizado para generar la electricidad del equipo de minado, se tomó como referencia el valor del precio del gas

en la zona sur del país distribuido por Naturgy (Metrogas).

Tabla 8.11

Distribución con comercialización por Naturgy

Mercado Gran Industrial	Precio
Bloque III - Más de 6975 a 174 447 [GJ/mes]	11.6085 [Pesos/GJ]

Nota. También se considera un cargo por servicio de 6101 pesos al mes. Tomado de: *Comercializadora Metrogas, S.A. de C.V.*, por Diario Oficial de la Federación [DOF], 2019

El total a pagar por el gas utilizado se muestra en la Tabla 8.12:

Tabla 8.12

Capital mensual para combustible

Precio por 1 [GJ]	0.69 [USD]
Precio por 38 851.6815 [GJ]	26 807.66 [USD]

Nota. Se consideró que 1 MXN = 17 USD. Tomado de: *Comercializadora Metrogas, S.A. de C.V.*, por DOF, 2019

Como se mencionó con antelación, para el análisis de flujo de efectivo se tomaron en cuenta dos casos, el primero de ellos se realiza considerando los pronósticos más aceptados por los *traders* acerca del valor del BTC, esperando que su precio promedio sea de 80 000 USD para todo el 2024, 120 000 USD para el año siguiente, y 150 000 USD para el 2026.

En el segundo caso, se emplean valores pronosticados obtenidos a través de los algoritmos de ML desarrollados en el presente trabajo de investigación. Es fundamental destacar que, para este análisis específico, solo se consideró un pronóstico de seis meses en el que se tomó en cuenta el precio de BTC diariamente. Esta limitación se establece en concordancia con lo expuesto en secciones previas, donde se argumenta que la confiabilidad y precisión de los datos se ven afectadas significativamente a medida que se extiende el período de predicción.

Tabla 8.13
Datos para el flujo de efectivo

Datos	Valores
Costos de operación y mantenimiento	\$55 020.83 [USD/mes]
Volumen de gas a ocupar	38 851.68 [GJ/mes]
Precio del gas	0.69 [USD]
<i>Halving</i> estimado para finales del año 2025	50 %
Incremento anual del precio de BTC	150 %
Tasa de descuento [Mensual]	0.92 %

Primer escenario:

Tabla 8.14

Flujo de efectivo 2024

Concepto	Ene.	Mar.	May.	Jul.	Sept.	Nov.
Ingresos totales [MMUSD]	\$2.02	\$2.02	\$2.02	\$2.02	\$2.02	\$2.02
BTC minado [adim]	25.20	25.20	25.20	25.20	25.20	25.20
Precio de BTC [MUSD]	\$80.00	\$80.00	\$80.00	\$80.00	\$80.00	\$80.00
Egresos totales [MMUSD]	\$7.53	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08
Inversión [MMUSD]	\$7.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Costos OP. y Mtt. [MUSD]	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02
Combustible [MUSD]	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54
Flujo de efectivo (FEN) [MMUSD]	-\$5.52	\$1.93	\$1.93	\$1.93	\$1.93	\$1.93
Flujo de efectivo neto acumulado (FENA)[MMUSD]	-\$5.52	-\$1.65	\$2.22	\$6.09	\$9.96	\$13.83

Nota. El flujo de efectivo neto acumulado refleja la capacidad de una empresa para generar efectivo a partir de sus operaciones, así como su capacidad para financiar inversiones, pagar deudas y distribuir dividendos. Es una herramienta importante para evaluar la salud financiera y la solidez de una empresa a lo largo del tiempo. Un flujo de efectivo neto acumulado positivo indica que la empresa ha generado más efectivo de lo que ha utilizado, mientras que un flujo de efectivo neto acumulado negativo puede indicar problemas de liquidez.

Tabla 8.15*Flujo de efectivo 2025*

Concepto	Ene.	Mar.	May.	Jul.	Sept.	Nov.
Ingresos totales [MMUSD]	\$1.51	\$1.51	\$1.51	\$1.51	\$1.51	\$1.51
BTC minado [adim]	12.60	12.60	12.60	12.60	12.60	12.60
Precio de BTC [MUSD]	\$120	\$120	\$120	\$120	\$120	\$120
Egresos totales [MMUSD]	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08
Inversión [MMUSD]	\$0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Costos OP. y Mtt. [MUSD]	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02
Combustible [MUSD]	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54
Flujo de efectivo (FEN) [MMUSD]	\$1.43	\$1.43	\$1.43	\$1.43	\$1.43	\$1.43
Flujo de efectivo neto acumulado (FENA)[MMUSD]	\$17.19	\$20.05	\$22.91	\$25.77	\$28.63	\$31.50

Tabla 8.16*Flujo de efectivo 2026*

Concepto	Ene.	Mar.	May.	Jul.	Sept.	Nov.
Ingresos totales [MMUSD]	\$2.27	\$2.27	\$2.27	\$2.27	\$2.27	\$2.27
BTC minado [adim]	12.60	12.60	12.60	12.60	12.60	12.60
Precio de BTC [MUSD]	\$180	\$180	\$180	\$180	\$180	\$180
Egresos totales [MMUSD]	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08	\$0.08
Inversión [MMUSD]	\$0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Costos OP. y Mtt. [MUSD]	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02	\$55.02
Combustible [MUSD]	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54	\$26.54
Flujo de efectivo (FEN) [MMUSD]	\$2.19	\$2.19	\$2.19	\$2.19	\$2.19	\$2.19
Flujo de efectivo neto acumulado (FENA)[MMUSD]	\$35.11	\$39.79	\$43.86	\$48.23	\$52.60	\$56.98

Segundo escenario:**Tabla 8.17***Flujo de efectivo para los primeros 180 días del 2024*

Concepto	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.
Ingresos totales [USD]	\$37 657	\$38 210	\$52 334	\$59 231	\$60 557	\$66 682	\$64 156
BTC minado [adim]	0.84	0.84	0.84	0.84	0.84	0.84	0.84
Precio de BTC [MUSD]	\$44.8	\$45.4	\$62.3	\$70.5	\$72.09	\$79.4	\$76.3
Egresos totales [USD]	\$7.4*	\$1834	\$1859	\$1889	\$1919	\$1948	\$1978
Inversión [USD]	\$7.4*	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Costos OP. y Mtt. [USD]	\$1834	\$1834	\$1834	\$1834	\$1834	\$1834	
Combustible [USD]	\$893	\$893	\$893	\$893	\$893	\$893	\$893
Flujo de efectivo (FEN) [USD]	\$-7.4*	\$36 376	\$50 500	\$57 397	\$58 723	\$64 848	\$62 322
Flujo de efectivo neto acumulado (FENA)[USD]	\$-7.4*	\$-6.3*	\$-5.1*	\$-3.4*	\$-1.8*	\$27 031	\$1.89*

Nota. *Cantidades expresadas en millones de dolares.

Tabla 8.18
Indicadores de rentabilidad del primer escenario

Indicador	Valores
Valor presente neto (VPN)	\$49 692 457
Valor presente de la inversión (VPI)	\$7 384 805
Índice de utilidad (IU, VPN/VPI)	6.73
Período de recuperación de capital	Tercer mes
Tasa interna de retorno (TIR)	35 %

Tabla 8.19
Indicadores de rentabilidad para el segundo escenario

Indicador	Valores
Valor presente neto (VPN)	\$1 606 278
Valor presente de la inversión (VPI)	\$7 450 223
Índice de utilidad (IU, VPN/VPI)	0.22
Período de recuperación de capital	Sexto mes
Tasa interna de retorno (TIR)	0.24 %

El análisis económico muestra que utilizar el gas de venteo para minar criptomonedas es viable. El costo de la energía producida a partir del gas de venteo es menor que el costo de la energía eléctrica de la red. Además, el precio de las criptomonedas ha estado aumentando en los últimos años, lo que hace que el minado de criptomonedas sea una actividad más rentable.

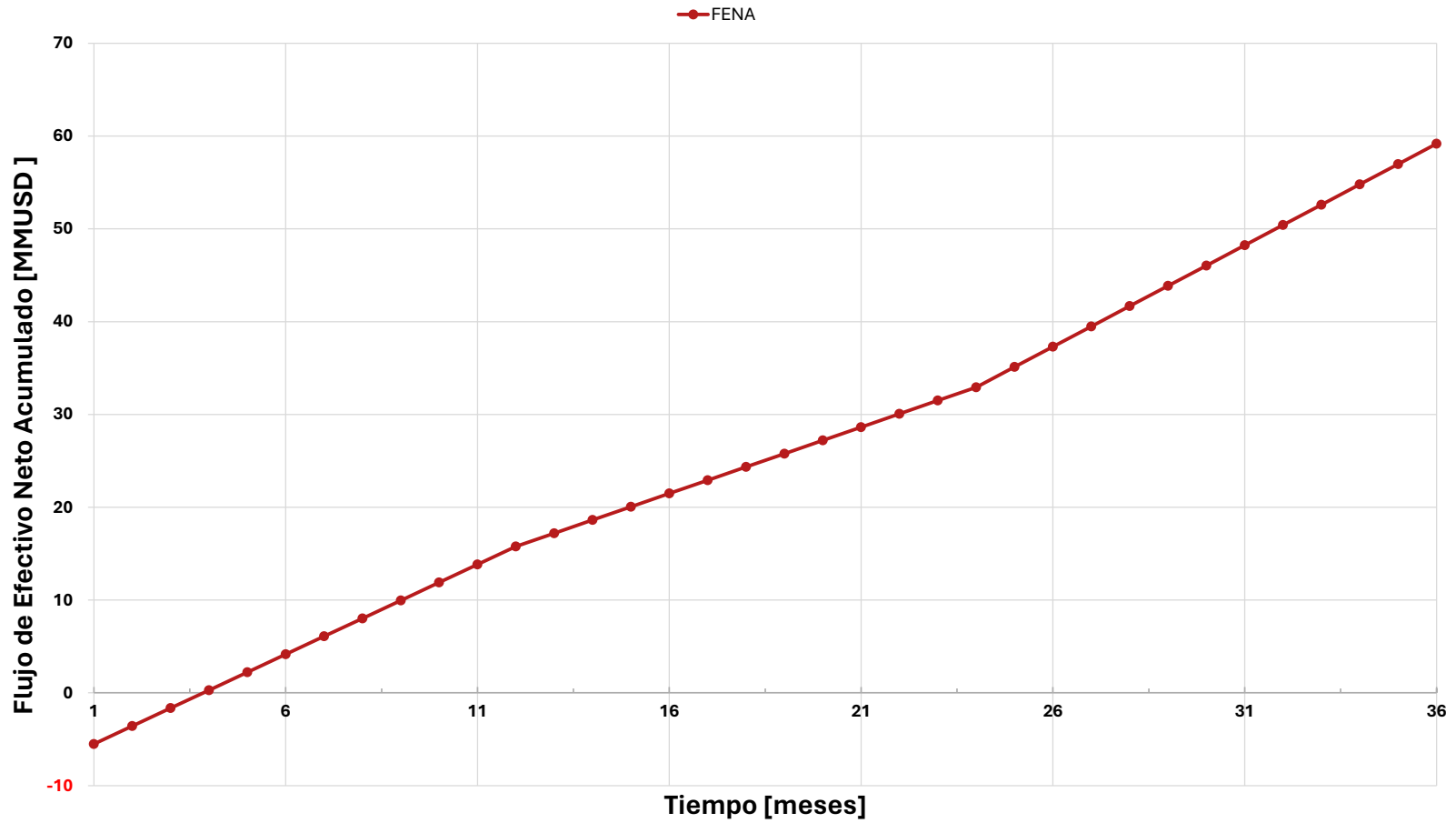
La propuesta de unir el venteo de gas natural con el minado de BTC presenta una oportunidad para aprovechar las ventajas de ambas actividades y generar un impacto positivo en el medioambiente y en la economía.

Recomendaciones:

- Desarrollar un proyecto piloto para demostrar la viabilidad de la propuesta.
- Buscar financiamiento para el proyecto.
- Implementar el proyecto a escala comercial.

Figura 8.6

Flujo de efectivo neto acumulado para los primeros 3 años



Nota. Figura de elaboración propia.

8.4. Impacto ambiental

El aprovechamiento del gas natural para el minado de criptomonedas en el complejo ATG, y en cualquier otro complejo, tiene el potencial de generar tanto impactos ambientales positivos como negativos. Es crucial considerar estos impactos para garantizar que el proyecto se desarrolle de manera sostenible, sustentable y responsable. Algunos de ellos se detallan a continuación:

- El proyecto podría reducir significativamente las emisiones de GEI al capturar y utilizar el gas natural que, de otro modo, se liberaría a la atmósfera como producto de un proceso de combustión controlado o bien en su estado natural, generando así emisiones de metano y dióxido de carbono. Dicha reducción también disminuiría las emisiones de contaminantes atmosféricos, como material particulado, óxidos de nitrógeno y compuestos orgánicos volátiles (COV), lo que mejoraría la calidad del aire en las comunidades aledañas.
- El minado de criptomonedas a partir del aprovechamiento del gas natural podría ser más eficiente en términos energéticos que la minería tradicional, la cual se lleva a cabo a través del uso de fuentes de energía convencionales, como el carbón y algunos derivados del petróleo. Cabe recordar que en comparación con estos combustibles, el gas natural emite una menor cantidad de GEI a la atmósfera.

Es importante considerar que el proceso de minado de criptomonedas implica un consumo de energía y genera emisiones de GEI, aunque estas podrían ser menores si se emplea una energía renovable para efectuar las operaciones de minado. No obstante, el propósito de este trabajo es la utilización de gas natural.

Es crucial implementar medidas de seguridad y protocolos estrictos para evitar fugas de gas natural durante el transporte y procesamiento.

Asimismo, el uso del agua para la refrigeración en las operaciones de minado podría generar estrés hídrico en las regiones con escasez de agua; sin embargo, el equipo de minado es capaz de funcionar con agua de mar, agua de ríos e incluso agua proveniente de procesos industriales, lo cual abre vías alternas para evitar la afectación en el suministro de agua de las comunidades aledañas.

Además, los ASIC tienen una vida útil media de 10 años, por lo que se deben establecer programas de reciclaje y reutilización para los desechos electrónicos generados por el minado.

En resumen, el proyecto tiene el potencial de generar un impacto ambiental positivo al reducir significativamente las emisiones de metano y mejorar la calidad del aire. No obstante, es de suma importancia considerar y abordar los riesgos potenciales asociados a la actividad minera, las fugas, el uso del agua y la generación de desechos

electrónicos. En este sentido, la implementación de mejores prácticas ambientales, tecnologías eficientes y medidas de mitigación adecuadas pueden ayudar a minimizar estos impactos y maximizar los beneficios del proyecto.

Es importante efectuar una evaluación técnica y ambiental detallada del proyecto, considerando las características del sitio, las tecnologías utilizadas, las regulaciones ambientales aplicables y la participación activa de las comunidades locales.

Reflexiones finales

En este capítulo, se presentan las conclusiones derivadas de la evaluación de la actividad minera de activos digitales basada en la generación de electricidad mediante gas natural, con un enfoque específico en su aplicación dentro del AIATG. Se detallan las ventajas y desafíos identificados en la implementación de esta propuesta, respaldados por un análisis sustancial de la IA que confirma su viabilidad a futuro. Asimismo, se ofrecen recomendaciones prácticas destinadas a fomentar el progreso de esta iniciativa.

El gas natural, la minería de criptomonedas y la IA

La utilización del gas natural para el minado de criptomonedas representa una oportunidad para reducir significativamente las emisiones de metano, principal componente de este gas. Esta propuesta aboga por la sostenibilidad ambiental y fomenta la generación de ingresos considerables que impulsan el desarrollo sostenible tanto en México como en el mundo, dado el papel fundamental que desempeña la industria del petróleo y gas natural en la economía global.

Desde el punto de vista de la viabilidad técnica, se ha demostrado que existe un método factible que vincula al gas natural, la generación de energía eléctrica y el minado de criptomonedas. Aunque los procesos de captura y conversión del gas natural en energía eléctrica ya han sido probados en varias ocasiones en el sector energético, ahora queda claro que pueden implementarse en la generación de activos digitales para desarrollar un proyecto económicamente viable.

A lo largo del estudio, se han considerado a la quema y la liberación de gas como actividades conjuntas bajo el término de *venteo*, a pesar de que presentan evidentes disparidades entre sí. Esto se hizo de manera intencional para reforzar en el lector la idea de que estas prácticas representan un área de oportunidad para el aprovechamiento del gas natural, pues, cuando se habla de quema de gas con un propósito secundario, como la creación de los denominados criptoactivos, esta cambia completamente su naturaleza,

con lo que pasa de ser un residuo técnicamente consensuado a una oportunidad para aprovechar este recurso de una mejor forma.

No obstante, sería conveniente que las compañías petroleras cuantifiquen de forma independiente el gas de venteo y el gas de quema en sus reportes. Esta distinción permitiría una mejor comprensión y gestión de estos recursos, promoviendo prácticas más sostenibles y eficientes en la industria.

En virtud de lo anterior, dadas las preocupaciones ambientales actuales, se requiere el establecimiento de políticas que regulen de manera clara las diversas actividades involucradas en la industria petrolera. Estas regulaciones deben garantizar la protección del medioambiente y, siguiendo esta línea, contribuir de manera significativa a las comunidades y economías locales mediante enfoques sostenibles que reflejen la esencia del proyecto.

En lo que respecta a la evaluación económica se resalta el potencial que exhibe la propuesta presentada, puesto que se proyectan rendimientos recuperables atractivos en donde la inversión inicial regresa al culminar el primer trimestre de ejecución de este, bajo el pronóstico de tener Tasa interna de Retorno (TIR) cercana a los 35 puntos porcentuales. Este parámetro financiero demuestra la alta rentabilidad del proyecto, pues se considera una Tasa de Rendimiento Mínima Aceptable (TREMA) equivalente a los rendimientos obtenidos a través de los Certificados de la Tesorería de la Federación (CETES), que rondan el 11.38 %, con lo que se puede inferir que esta iniciativa generaría, al menos, tres veces más ganancias. Esta elección se justifica debido a que, en México, este instrumento representa una inversión con un riesgo prácticamente nulo, lo que asegura el retorno de las ganancias dentro de un plazo estimado.

En este punto es menester decir que, en contraste con los llamados CETES, la inversión en criptomonedas sí posee un riesgo considerable derivado de la volátil fluctuación de su precio y la falta de una regulación íntegra en este sector. No obstante, este problema fue identificado como una posible desventaja dentro de la propuesta, por lo que se trabajó en la implementación de estrategias que mitiguen estos desafíos a través del uso de algoritmos de IA que sirvieran de guía para inversionistas dentro de la diversificación de su cartera de monedas digitales, en caso de ser requerido. Con esto se podría reducir la incertidumbre asociada a esta moneda, hoy día ya estigmatizada, a través de herramientas como la minería de opiniones, que mejora sustancialmente la toma de decisiones al fomentar un consenso más amplio de estos activos.

Otros aspectos importantes a destacar dentro de esta valoración financiera son: el precio de los hidrocarburos gaseosos usados para la generación de energía eléctrica, la escalabilidad del proyecto y el equipo utilizado para este fin.

En primera instancia, se puede apreciar que, para desarrollar una propuesta más realista, se utilizaron datos fidedignos sobre el gas natural, incluido el precio, el cual fue

determinado según el volumen necesario para la generación de energía eléctrica requerida en la minería de criptomonedas. Sin embargo, se identificó una oportunidad al considerar la exclusión de costos asociados al transporte, el suministro, la medición y el acceso a la red de distribución de este hidrocarburo. Esto se debe a que el proyecto se ejecutaría dentro de complejos petroleros, donde las instalaciones existentes podrían adaptarse para canalizar el gas directamente al generador eléctrico en lugar de al quemador.

En segundo lugar, se destaca la escalabilidad del proyecto, que lo hace viable no solo en México, sino a nivel global. No obstante, pese a que la propuesta se enfocó en México, específicamente en el AIATG, esta elección se basó en la percepción inicial de una alta inversión requerida. Por esta razón, se decidió implementar el proyecto en el área mexicana con el menor volumen de gas venteado registrado en el año 2020. Esto permitió mostrar una evaluación económica inicial con un número mínimo de equipos y un volumen de gas adecuado para el propósito, pero insignificante en comparación con el volumen de gas venteado a nivel mundial. En este sentido, se puede inferir que las utilidades mostradas en la evaluación económica representan aproximadamente una $\frac{1}{414}$ parte de lo que se podría recuperar si se aprovecha en su totalidad el gas que se vende a nivel nacional, y una $\frac{1}{10000}$ parte de los rendimientos que se podrían obtener a nivel mundial. Asimismo, la escalabilidad del proyecto demandaría una mayor cantidad de materia prima y, por ende, podría conllevar una disminución considerable en su precio.

En un tercer y último aspecto, se encuentra que el equipo utilizado para la generación de energía eléctrica y la minería de criptomonedas representa una simple propuesta para plantear este reto. Sin embargo, en el mercado existe una gran variedad de equipos que podrían hacer que el proyecto fuera más rentable. Además, en muchas ocasiones, su precio también depende de la escala del proyecto y del número de unidades requeridas, de modo que, al igual que con el precio del gas, una mayor demanda de equipos podría dar como resultado una mejora significativa en su precio de venta.

Por último, al combinar la tecnología de la IA y la actividad petrolera, en donde, más allá de lo común de identificar las tendencias y perspectivas nacionales e internacionales que se tienen sobre el venteo de gas, se mostró que, sin importar sus predilecciones, la materia prima, corazón de este proyecto, seguirá existiendo para su correcta ejecución, pues, tal y como se demostró en la propuesta, no se requieren grandes cantidades de gas para hacerla económicamente factible.

En este punto, no queda más que concluir este trabajo con la aclaración de que esta propuesta técnico-económica, respaldada en una meticulosa revisión bibliográfica, representa una oportunidad clave para transitar hacia una industria petrolera más sostenible en donde la eficiencia energética, la rentabilidad económica y la responsabilidad ambiental se unen para mejorar el aprovechamiento actual que se le da al gas natural.

Con las medidas adecuadas, la experiencia y la sinergia del equipo de trabajo, así como con un enfoque integral, esta iniciativa se posiciona como un modelo pionero

que contribuye al desarrollo social y económico de México. Por lo tanto, se recomienda proceder con su implementación tras una revisión minuciosa y la aprobación final de todas las partes interesadas, incluidos los inversores y las autoridades regulatorias pertinentes.

Acceso a los códigos fuente

En este capítulo, se ofrece acceso directo a los códigos fuente de los modelos predictivos de ML desarrollados, lo que simplifica su revisión y reproducción. El código QR enlaza con un repositorio en línea que incluye las bases de datos y los notebooks empleados para entrenar y evaluar los modelos. Asimismo, se han insertado comentarios detallados en cada fragmento de código para facilitar su comprensión y reutilización.

Repositorio de Github



<https://github.com/JumperJu/Tesis-GN-CRYPTO>

V

APÉNDICES

La generación de energía eléctrica y el contexto energético mundial

El agotamiento de los recursos fósiles y la creciente preocupación por el cambio climático han puesto de manifiesto la necesidad de buscar fuentes de energía alternas y sostenibles. Las energías alternas, también conocidas como energías renovables, representan una solución prometedora para abastecer las necesidades energéticas de la sociedad contemporánea de manera sostenible, reduciendo al mismo tiempo la huella ambiental. Por lo tanto, su estudio resulta un punto clave para el futuro energético a nivel mundial.

En este sentido, a medida que las tecnologías en energías renovables continúen mejorando y sus costos disminuyan, se espera que estas fuentes de energía desempeñen un papel cada vez más importante en la matriz energética global.

Energía solar

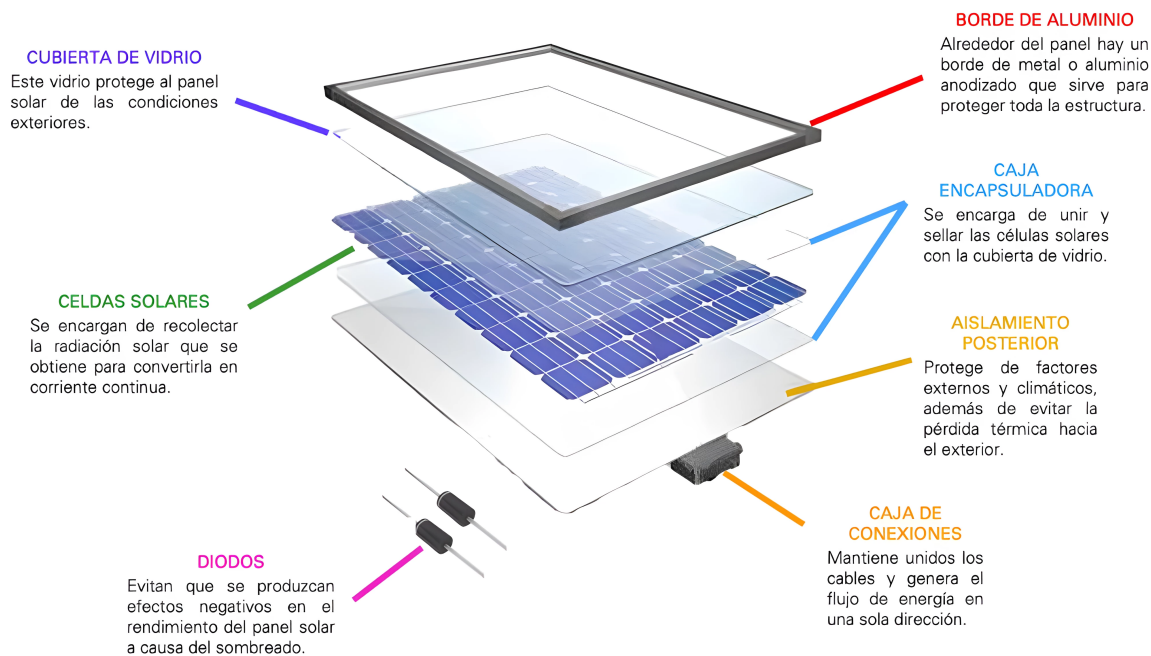
La energía solar se refiere a la energía obtenida del Sol, una estrella compuesta principalmente de hidrógeno y helio ubicada en el centro del sistema solar. Esta energía llega a la Tierra en forma de radiación electromagnética, resultante de las reacciones de fusión nuclear que ocurren en el núcleo solar, proporcionando luz y calor al globo terráqueo.

Aunque existen diversos tipos de energía solar, como la solar térmica y la solar pasiva, esta sección se enfocó exclusivamente en la captación de la radiación solar a través de sistemas fotovoltaicos, dado que estos son los encargados de transformar la energía solar en electricidad (véase Figura A.1). Una peculiaridad notable de estas celdas fotovoltaicas es que, desde su desarrollo bajo la meticulosa mano de Daryl Chapin, Gerald Pearson y Calvin Fuller en el año de 1954, están hechos a base de silicio, un material

semiconductor, de bajo costo y abundante en el mundo (BBVA, 2024a).

Figura A.1

Elementos de un panel solar fotovoltaico



Nota: Adaptada de *¿Qué es un panel solar y cómo funciona?*, por Solarama, 2019 (<https://solarama.mx/blog/que-es-un-panel-solar/>).

A grandes rasgos, los paneles solares son los encargados de transformar la energía proveniente del sol en energía eléctrica mediante un proceso en el cual la radiación solar incide sobre los módulos fotovoltaicos del panel. Esta interacción entre la luz solar y las células fotovoltaicas provoca la excitación de los electrones en el material semiconductor, generando una corriente eléctrica. Finalmente, la corriente eléctrica generada se transfiere a través de cables a un inversor, el cual convierte la corriente continua en corriente alterna, para así poder ser utilizada en el hogar o centro de trabajo, o bien, ser inyectada a la red eléctrica nacional (véase Figura A.2).

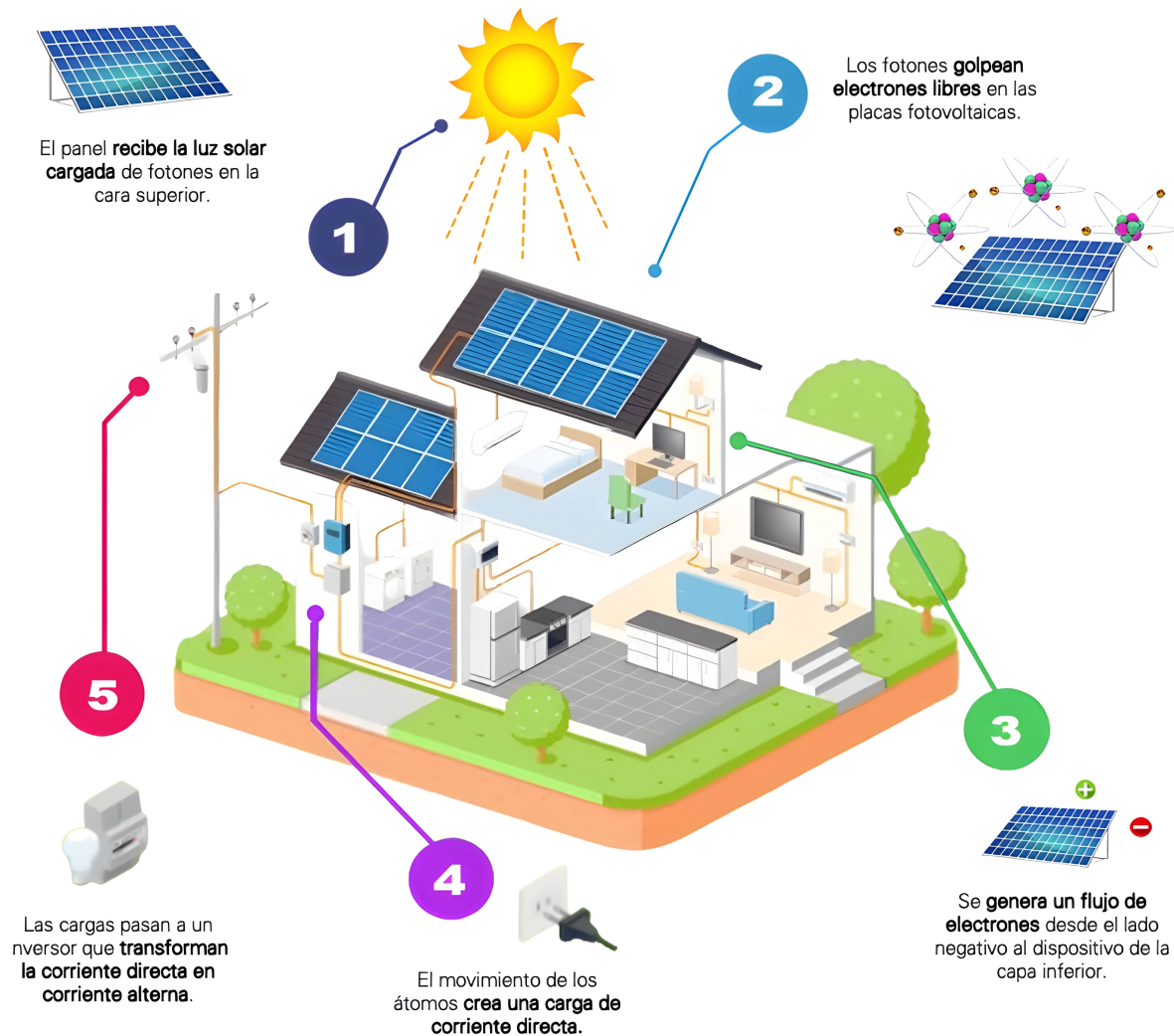
Es importante destacar que la principal ventaja de la energía solar radica en su disponibilidad inagotable y asequible en prácticamente cualquier parte del mundo. Además, su uso conlleva una nula contaminación acústica.

Si bien es cierto que el uso de estos sistemas no genera emisiones de dióxido de carbono ni otros contaminantes atmosféricos que contribuyen al cambio climático y al calentamiento global, es digno mencionar que la producción de esta tecnología sí tiene un impacto ambiental, pues su fabricación produce GEI. Sumado a ello, resulta esencial

resaltar que el aprovechamiento de la energía solar mediante paneles solares no siempre trae consigo una disminución considerable en los gastos de electricidad, ya que este ahorro económico está estrechamente ligado a factores como el tamaño y la eficiencia del sistema fotovoltaico, los patrones de consumo de energía y las tarifas eléctricas locales.

Figura A.2

Proceso de transformación de la energía solar a energía eléctrica



Nota. Adaptada de *¿Qué es y cómo funciona un panel solar?*, por Solar Inc., 2021 (<https://www.energiasolarinc.com/que-es-un-panel-solar-como-funciona/>).

Energía eólica

La historia de la energía eólica se remonta a milenios atrás, cuando se utilizaba para moler granos en los molinos de viento tradicionales, propulsar barcos e incluso drenar lagos y pantanos. Sin embargo, su aplicación como generadora de energía eléctrica no comenzó hasta principios del siglo XIX en EE. UU., cuando el científico Charles Brush inventó la primera turbina generadora de electricidad en 1887. Dos años después, el científico danés Poul la Cour mejoró esta máquina al descubrir que su eficiencia aumentaba reduciendo el número de aspas. Estas invenciones sentaron las bases para la formulación de la ley de Betz en 1919, la cual establece los principios teóricos para aprovechar la energía del viento (BBVA, 2024b).

Para comprender de forma integral la generación de esta fuente de energía renovable, es fundamental referirse primero a la energía solar, que ya se describió previamente. La radiación solar es quien aumenta la temperatura del aire y, por ende, provoca la formación del viento, un componente sustancial para la generación de energía eólica. El viento puede entenderse como el movimiento del aire a lo largo y ancho de la atmósfera terrestre. Este movimiento es causado por diferencias en la presión atmosférica que surgen como resultado de la variación de la temperatura y composición del aire.

Al moverse, el aire produce la energía cinética necesaria para que los aerogeneradores transformen el viento en electricidad. Estas turbinas eólicas tienen una altura típica de entre 80 y 120 metros y están equipados con una veleta que los orienta automáticamente hacia la dirección del viento para maximizar su aprovechamiento y una multiplicadora que aumenta la velocidad de rotación del eje a miles de revoluciones por minuto (véase Figura A.3).

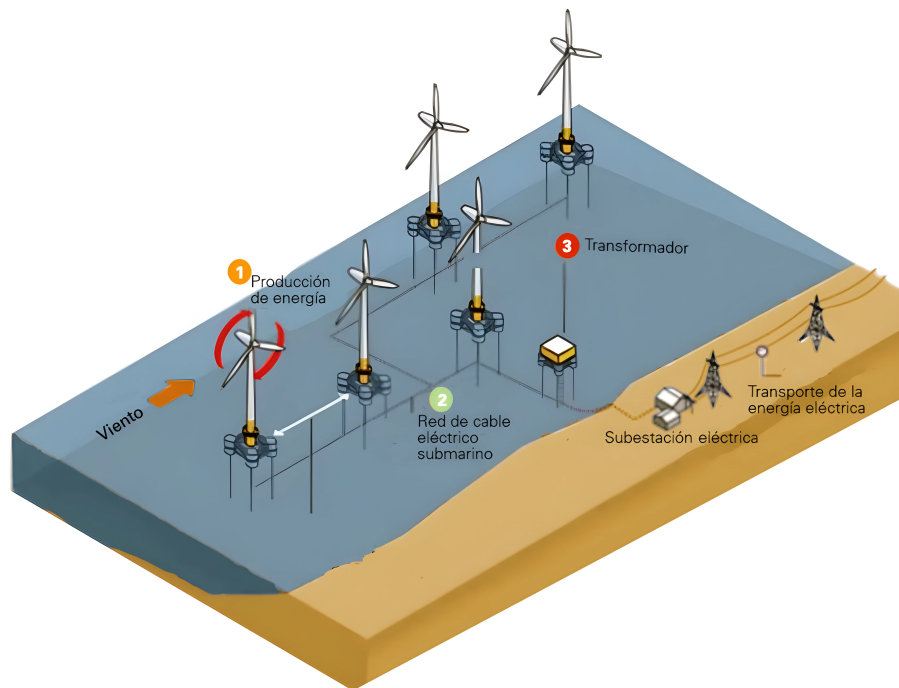
Al igual que la energía solar, la energía eólica es una fuente de energía que suma sus esfuerzos para mitigar la emisión de GEI a la atmósfera. Además, las palas de las turbinas eólicas pueden ser reparadas en caso de ser averiadas o reutilizadas para la construcción de nuevas hélices (Repsol, 2024a).

A su vez, la energía del viento puede subdividirse en dos grandes vertientes que la clasifican con base en la posición en donde se encuentren instalados sus modelos de producción, ya sea en tierra u *onshore*, o en mar u *offshore*. No obstante, sin importar la locación de las instalaciones, el principio de generación de energía es, en esencia, el mismo.

En síntesis, el proceso de generación de energía eólica inicia cuando el viento mueve las aspas del rotor, provocando que el generador se active. Luego, la multiplicadora incrementa la velocidad de giro del rotor, convirtiendo la energía cinética resultante en energía eléctrica a través de campos magnéticos en el generador. Esta electricidad se convierte en corriente alterna mediante un convertidor y se envía a una subestación transformadora, donde se combina con la energía generada por otros aerogeneradores

Figura A.4

Proceso de transformación de la energía eólica offshore a energía eléctrica



Nota. Pese a que en esta imagen se detalla el proceso de transformación de energía eléctrica costa a fuera, este es el mismo para instalaciones situadas en tierra firme. Adaptada de *Proyecto Eolia*, por UK Wind Energy Database, 2019, (<https://www.sectorelectricidad.com/wp-content/uploads/2012/11/parque-eolico-marino-offshore.jpg>).

Energía mareomotriz

Tanto la energía eólica como la energía mareomotriz surgen debido a la influencia que tiene el sol sobre el denominado “planeta azul”. Sin embargo, en el caso de la energía mareomotriz, el único satélite natural de la Tierra tiene un mayor protagonismo, dado que se encuentra más cercano al cuerpo celeste que actualmente habita la civilización humana.

En este contexto, la energía mareomotriz, también llamada energía marina u oceánica, se origina como resultado de las fuerzas de atracción gravitatorias ejercidas por el sol y la luna sobre el planeta Tierra. Dichas fuerzas llevan a la formación de protuberancias que se desplazan a lo largo de la superficie terrestre, lo que da lugar a las mareas.

En un sentido práctico, la marea se refiere al cambio periódico en el nivel del mar y otros cuerpos de agua, como extensos lagos y ríos. Este fenómeno causa fluctuaciones regulares en el nivel del agua, dando como resultado mareas altas y bajas que ocurren

dos veces al día. Estas variaciones son más evidentes en las zonas costeras.

Como se mencionó con anterioridad, la energía mareomotriz también es conocida como energía marina. Sin embargo, en ciertos contextos científicos, se considera una subcategoría de la energía marina, la cual incluye otros tipos de energía, como la undimotriz. La energía undimotriz aprovecha la formación de oleajes mediante el mismo principio de rotación de una turbina para generar energía eléctrica, pero difiere en que su origen está en los vientos que provocan estas olas (Repsol, 2024c).

Durante los eventos de luna nueva y luna llena, se produce una alineación entre la Tierra, la luna y el sol, lo que ocasiona un incremento significativo en la magnitud de las mareas conocidas como mareas vivas. En estos momentos, las fuerzas gravitatorias ejercidas por la luna y el sol se conjuntan, produciendo mareas especialmente altas en comparación con otros períodos del mes.

Por el contrario, durante los primeros y terceros cuartos lunares, la luna y el sol se encuentran en ángulos rectos entre sí desde la perspectiva de la Tierra. En esta configuración, las fuerzas gravitatorias ejercidas por ambos cuerpos celestes se contrarrestan en cierta medida, lo que da como resultado mareas menos extremas conocidas como mareas muertas.

Durante siglos, la energía mareomotriz ha sido aprovechada por la humanidad en diferentes formas. Desde la antigüedad, se utilizaba en molinos de marea para moler trigo y en sistemas de esclusas que facilitaban contundentemente la navegación. No obstante, con los avances tecnológicos actuales, la energía mareomotriz ha evolucionado hacia tecnologías más avanzadas que permiten su conversión directa en electricidad.

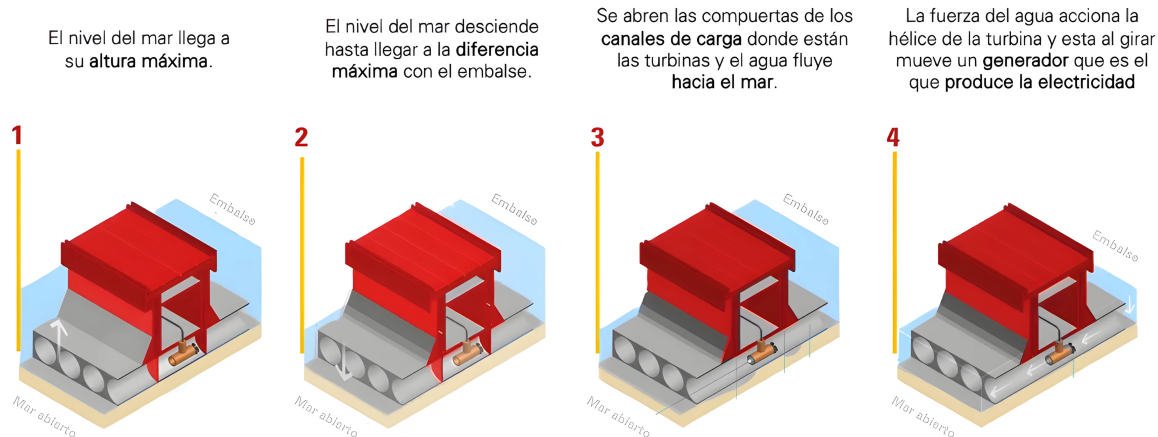
Estas tecnologías contemporáneas aprovechan el movimiento de las mareas para poner en rotación turbinas y alternadores, los cuales, mediante el movimiento de sus aspas y el flujo del agua, producen electricidad de forma más limpia y sostenible (véase Figura A.5). Resulta relevante mencionar que dicho procedimiento de generación de energía eléctrica requiere de una planta mareomotriz, la cual debe ubicarse en un estuario, dique o bahía (Repsol, 2024b).

La energía mareomotriz destaca por su previsibilidad, puesto que las mareas siguen un ciclo regular y constante. Esta regularidad permite predecir con precisión los momentos de marea alta y baja, facilitando así la planificación y el aprovechamiento eficiente de esta forma de energía. Además, la generación de electricidad a partir de las mareas no depende de la velocidad a la que se desplacen los cuerpos de agua, sino más bien de la disponibilidad del recurso hídrico.

Finalmente, aunque no menos importante, cabe destacar que tanto la energía mareomotriz como la energía undimotriz se clasifican como formas de energía hidráulica, es decir, energía que procede del movimiento del agua.

Figura A.5

Proceso de transformación de la energía mareomotriz a energía eléctrica.



Nota. Adaptada de *Así funciona una central mareomotriz y genera energía*, por BBVA, 2023 (<https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/asi-funciona-una-central-mareomotriz-y-genera-energia>).

Energía geotérmica

Como es sabido, en las profundidades de la corteza terrestre se encuentran recursos valiosos almacenados en la porosidad de las rocas, tales como petróleo y el gas natural, ambos mencionados anteriormente en este estudio. Sin embargo, la propia naturaleza ha evidenciado la existencia de cantidades significativas de vapor de agua y agua caliente depositadas en el subsuelo, las cuales, a diferencia de los fluidos de origen fósil, pueden encontrarse en cualquier región geográfica.

Estos depósitos se originan cuando el agua de las precipitaciones se infiltra a través de diversos estratos rocosos, se acumula y forma cuerpos de agua como, por ejemplo, mantos, corrientes subterráneas o acuíferos confinados. Cuando esta agua entra en contacto con las elevadas temperaturas del subsuelo, una parte de ella se evapora, formando una reserva geotérmica que contiene agua y vapor a altas temperaturas (Repsol, 2024c).

Durante mucho tiempo, la energía geotérmica se ha empleado como una forma de calefacción térmica en calderas. Este método resultó de gran utilidad para François Jacques de Larderel, un ingeniero y empresario francés, quien en 1818 utilizó las emanaciones de agua y vapor que surgían de grietas en el subsuelo cerca de Montecerboli para producir ácido bórico, hecho que impulsó el desarrollo de este tipo de energía (Iberdrola, 2024a).

Haciendo una síntesis de todo lo expuesto y tomando como referencia la defini-

ción etimológica de energía geotérmica, esta se puede conceptualizar de una forma más concreta como una fuente de energía renovable proveniente del calor de la Tierra y del agua que se precipita, filtra y acumula en el subsuelo de la corteza terrestre para generar electricidad y, de esta manera, de satisfacer las necesidades energéticas actuales.

En términos sencillos, para acceder a este recurso natural, al igual que con los hidrocarburos, se requiere perforar un pozo que conecte la superficie con la reserva geotérmica en una ubicación donde se hayan identificado previamente emanaciones de agua y vapor. A través de este pozo, se extrae la mezcla de agua y vapor, que luego se separa en la superficie. Posteriormente, el vapor de agua se utiliza para generar energía mecánica al pasar por una turbina, la cual activa un generador para producir energía eléctrica. Finalmente, esta energía eléctrica se envía a un transformador que la lleva a una subestación eléctrica, encargada de distribuirla a la red eléctrica (véase Figura A.6).

Es relevante señalar que, usualmente, el agua en forma líquida se vuelve a inyectar en el subsuelo con el propósito de que se caliente y se evapore nuevamente. De manera similar, el vapor restante se condensa para ser reinyectado en el subsuelo y así reiniciar el ciclo.

No obstante, pese a que estas acumulaciones geotérmicas pueden generarse en prácticamente cualquier zona, las operaciones de perforación y extracción pueden generar disturbios en el suelo, la vegetación y la vida animal.

Biomasa

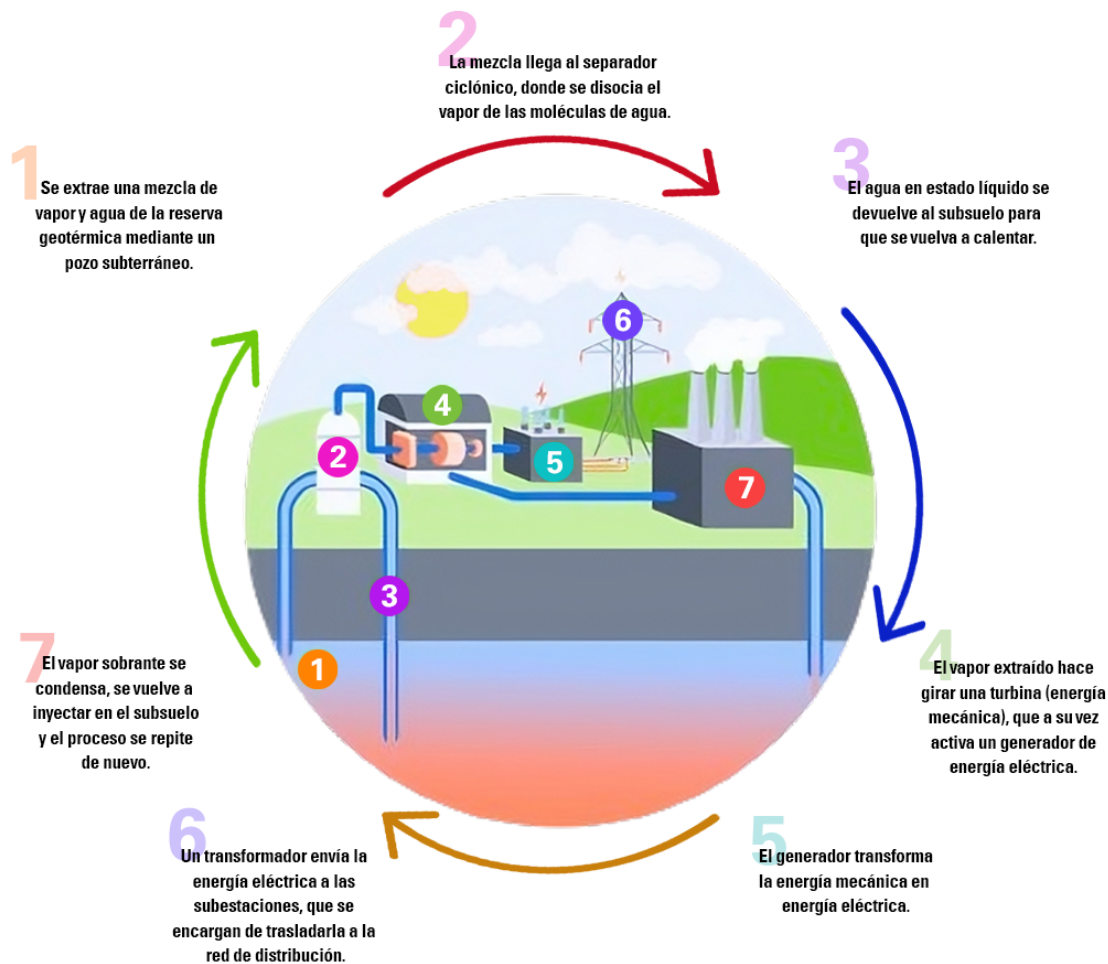
La energía de biomasa, también conocida como bioenergía, hace alusión a la energía resultante de la materia orgánica constitutiva de todos los seres vivos, sus excreciones y sus restos no vivos (Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales [SEMARNAT], 2018).

En este punto resulta importante enfatizar que, aunque los hidrocarburos se originaron a partir de la transformación de materia orgánica depositada y sometida a altas presiones y temperaturas durante millones de años, estos no se clasifican como biomasa debido a que no se regeneran en un ciclo de tiempo relativamente corto.

La biomasa puede originarse directamente de la naturaleza, como en el caso de los recursos forestales, o puede ser producida a través de la agricultura, donde se requieren áreas de terreno para cultivar plantas con el fin de obtener combustibles como el biodiésel. También puede provenir de residuos agrícolas, ganaderos, urbanos o industriales. Es así como, con base en su origen, la biomasa puede clasificarse en tres categorías: biomasa natural, biomasa residual y biomasa producida (Coxtinica, 2015, p.65)

Figura A.6

Proceso de transformación de la energía geotérmica a energía eléctrica



Nota. Adaptada de *¿Cómo funciona una central geotérmica?*, por Iberdrola, 2024a (<https://www.iberdrola.com/sostenibilidad/energia-eolica>).

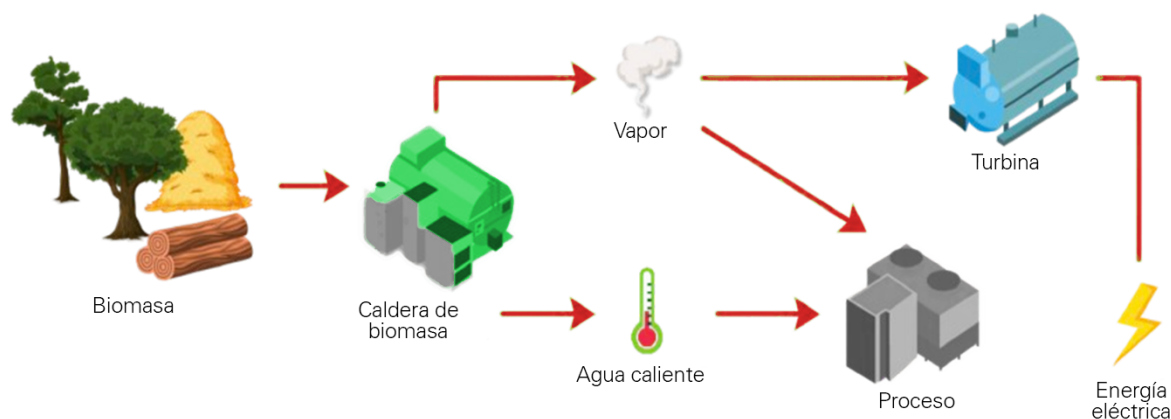
Por un lado, la biomasa natural se refiere a la materia orgánica presente en la naturaleza que se transforma sin intervención humana alguna. Por otro lado, la biomasa residual hace referencia a aquellos residuos orgánicos que se generan como resultado de las actividades humanas. Finalmente, la biomasa producida se trata de aquellos cultivos que, más allá de servir como un alimento, fungen como precursores de los denominados

biocombustibles en los que se maximiza el aprovechamiento de su energía (Coxtinica, 2015, p.65)

La generación de energía eléctrica a partir de biomasa implica varios pasos. Primero, se recolecta y se procesa la biomasa para convertirla en un combustible adecuado, como astillas de madera, *pellets* de biomasa o biogás. Luego, este combustible se quema en una caldera para producir vapor. El vapor generado se dirige hacia una turbina, la cual está conectada a un generador. Al pasar por la turbina, el vapor hace que esta gire, lo que a su vez hace girar el generador. El generador convierte la energía mecánica de la turbina en energía eléctrica. Finalmente, la energía producida se envía a través de una red eléctrica para su distribución y uso (véase Figura A.7).

Figura A.7

Proceso de transformación de la bioenergía a energía eléctrica



Nota. Adaptada de *Aprovechamiento de biomasa para generar energía eléctrica*, por Electríz, 2023 (<https://electriz.com.mx/aprovechamiento-de-biomasa/>).

Aunque la combustión de biomasa emite dióxido de carbono (CO_2), se considera un impacto neutral en carbono, dado que la biomasa absorbe carbono durante su crecimiento. No obstante, un proceso de combustión incompleto de esta podría ocasionar la generación de monóxido de carbono (CO), un gas que contribuye al efecto invernadero y puede causar efectos adversos a la salud humana.

Energía nuclear

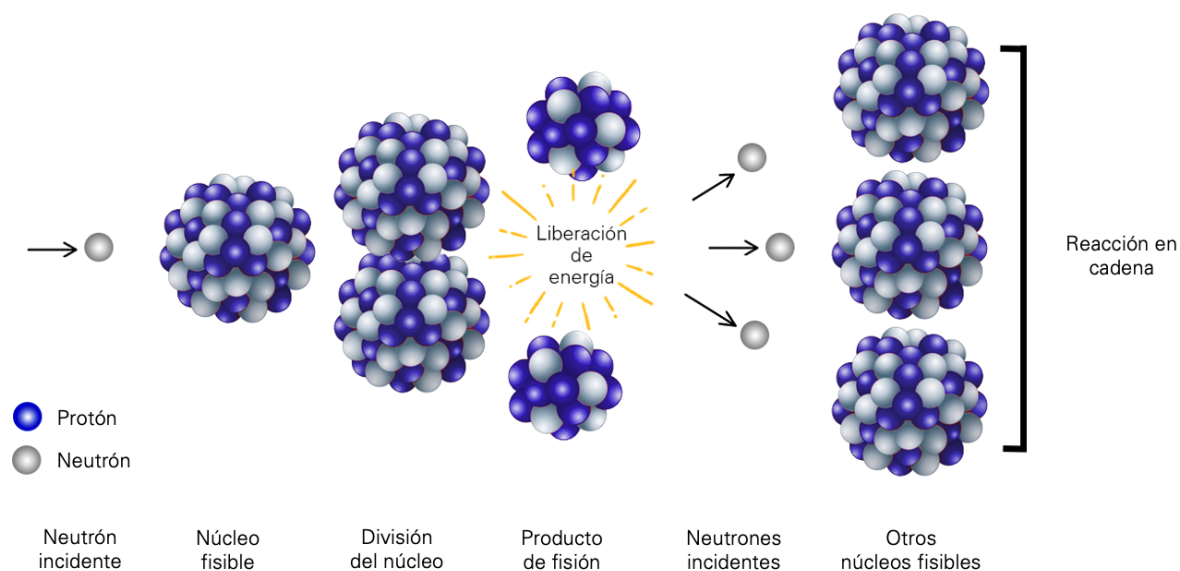
La energía nuclear es la energía contenida en el núcleo de un átomo, el cual constituye la parte central y más densa de esta unidad básica de la materia. Este está compuesto por protones, partículas con carga positiva, y neutrones, partículas sin carga eléctrica. En esencia, la energía nuclear es la fuerza que mantiene unidas a estas partículas (Consejo de Seguridad Nuclear [CSN], 2024).

Esta forma de energía puede ser liberada mediante dos procesos distintos: la fisión y la fusión nuclear. No obstante, hasta la fecha, la generación de electricidad a partir de energía nuclear lleva a cabo principalmente mediante fisión nuclear, puesto que la tecnología para generar energía eléctrica a través de fusión nuclear aún está en fase de investigación y desarrollo (Galindo, 2021).

La fisión nuclear es una reacción en la cual un núcleo se divide en partes más pequeñas, liberando una gran cantidad de energía en forma de calor y radiación. Cabe mencionar que, durante esta separación, también se liberan algunos neutrones, los cuales golpearán a otros átomos y desatarán una reacción en cadena (véase Figura A.8).

Figura A.8

Fisión nuclear



Nota. Adaptada de *¿Qué es la energía nuclear? La ciencia de la energía nucleoelectrica*, por A. Galindo, 2021, Organismo Internacional de Energía Atómica (<https://www.iaea.org/es/newscenter/news/que-es-la-energia-nuclear-la-ciencia-de-la-energia-nucleoelectrica>).

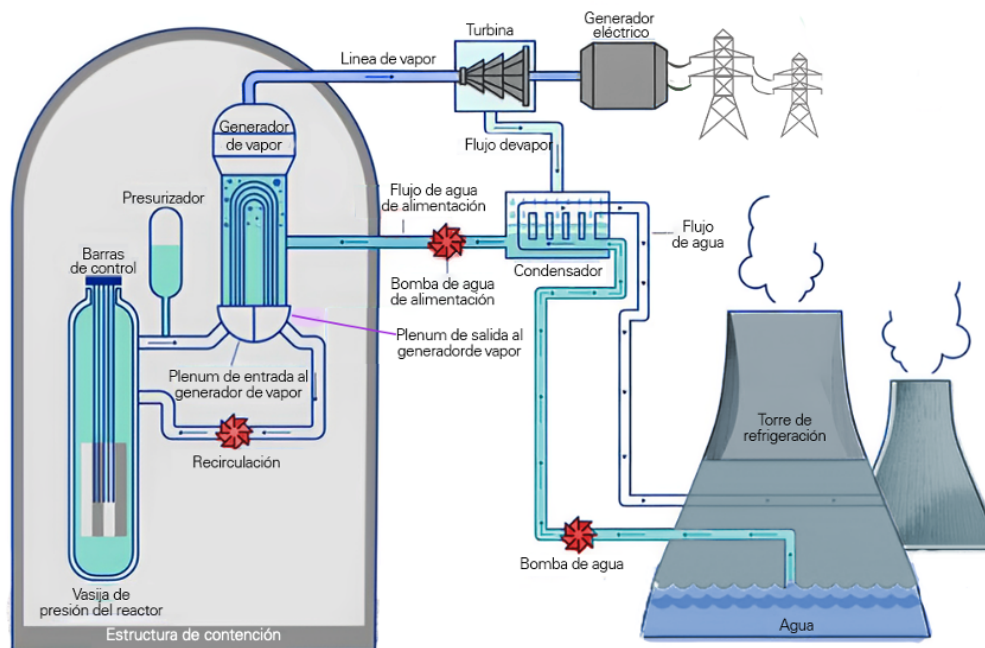
Esta energía térmica liberada es procesada en una central nuclear para generar energía eléctrica a través de un proceso semejante al descrito en la sección 2.1.1, cuando se abordó la generación de energía eléctrica a partir de combustibles fósiles (véase Figura A.9).

No obstante, una de las principales preocupaciones asociadas al uso de esta fuente de generación de energía eléctrica es la gestión segura de los residuos generados durante el proceso de fisión nuclear. Dichos residuos son altamente radiactivos y deben almacenarse durante períodos de tiempo extremadamente largos, lo que plantea desafíos tanto técnicos como éticos.

Otro aspecto por considerar es el riesgo inherente de accidentes nucleares, como el desastre de Chernóbil en 1986 y el accidente de Fukushima en 2011, que pueden tener graves consecuencias para la salud humana y el medioambiente. Además del alto costo económico y el tiempo requerido para construir y dismantelar plantas nucleares, así como los peligros asociados a la proliferación nuclear y el uso indebido de materiales nucleares con fines militares.

Figura A.9

Funcionamiento de una central nuclear



Nota. Adaptada de *¿Qué es la energía nuclear? La ciencia de la energía nucleoelectrica*, por A. Galindo, 2021, Organismo Internacional de Energía Atómica (<https://www.iaea.org/es/newscenter/news/que-es-la-energia-nuclear-la-ciencia-de-la-energia-nucleoelectrica>).

Las fuentes de energía primaria, los hidrocarburos gaseosos, la electricidad y el mundo

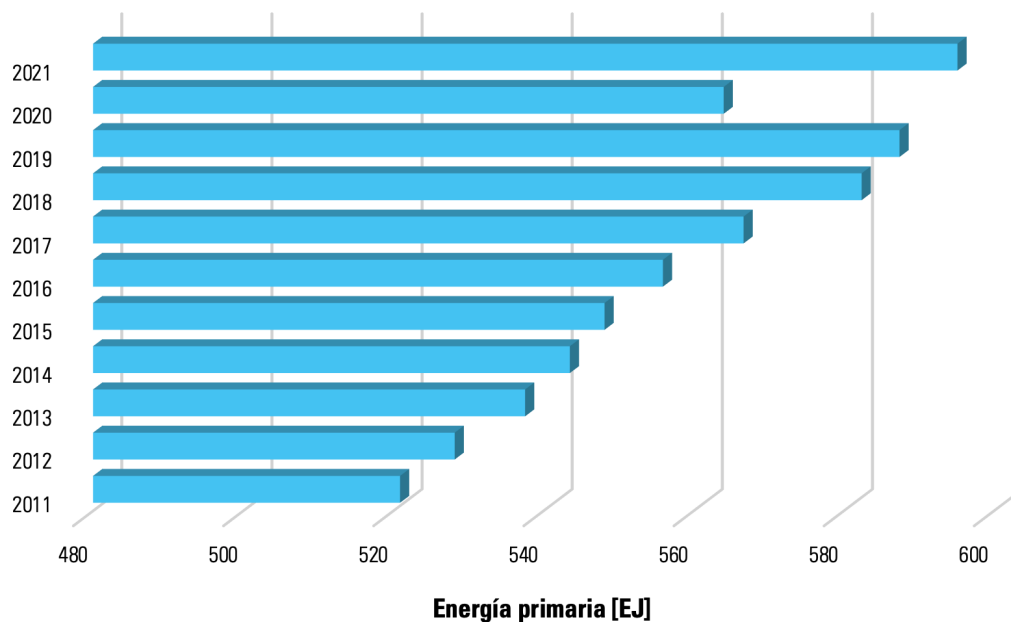
Consumo de energía primaria

A pesar de que el mundo aún estaba lidiando con los efectos de la pandemia causada por el virus SARS-CoV-2, en 2021 el consumo de energía primaria aumentó incluso más que el reportado un año antes de que esta apareciera. Este incremento sin duda puede interpretarse como una señal de recuperación en la economía mundial y el gradual retorno a las actividades cotidianas que se vieron interrumpidas tras el confinamiento decretado en 2020.

Según los datos proporcionados en el Reporte Estadístico de la Energía Mundial publicado por la empresa petrolera BP, a principios del año 2022 se observó que en 2021 la demanda de energía primaria aumentó en un 5.8 % con respecto al consumo registrado en 2020, pasando de 564.01 a 595.15 exajoules (véase Figura A.10).

Figura A.10

Evolución del consumo de energía primaria mundial de 2011 a 2021



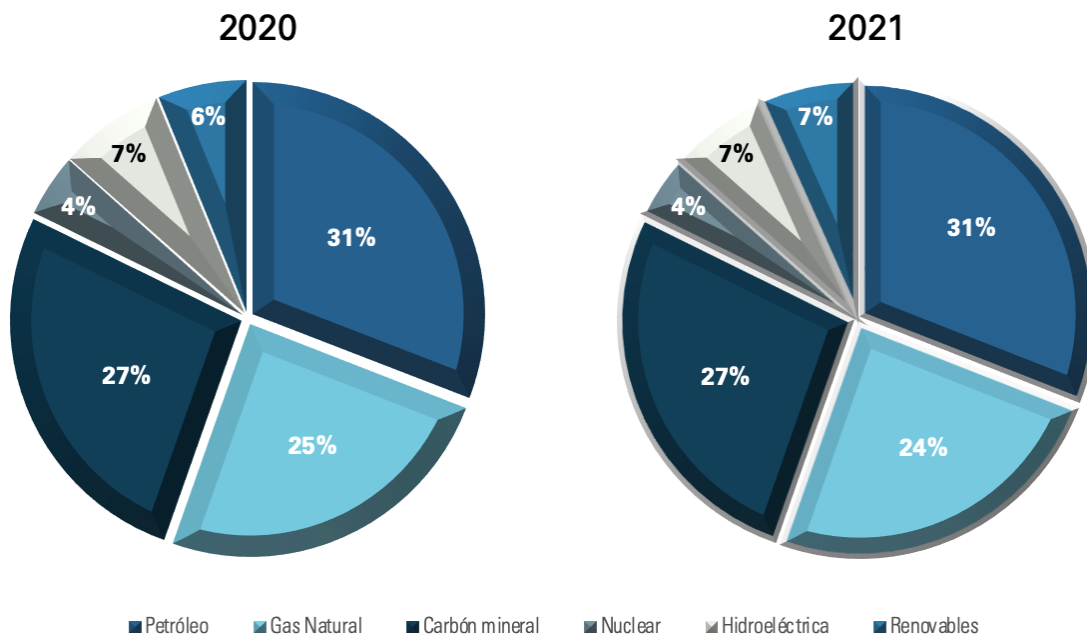
Nota. Figura de elaboración propia con información de *bp Statistical Review of World Energy 2022*, por BP, 2022, BP.

Es importante destacar que, de todo el consumo de energía, poco más del 80 % provino de combustibles de origen fósil. Esta contribución de cada una de las fuentes de energía primaria dentro de la demanda de energía mundial se aprecia de mejor forma

en la Figura A.11, en donde se exhibe que la principal fuente de energía primaria fue el petróleo seguido del carbón mineral y el gas natural, respectivamente.

Figura A.11

Consumo de energía primaria mundial por tipo de combustible registrado en 2021

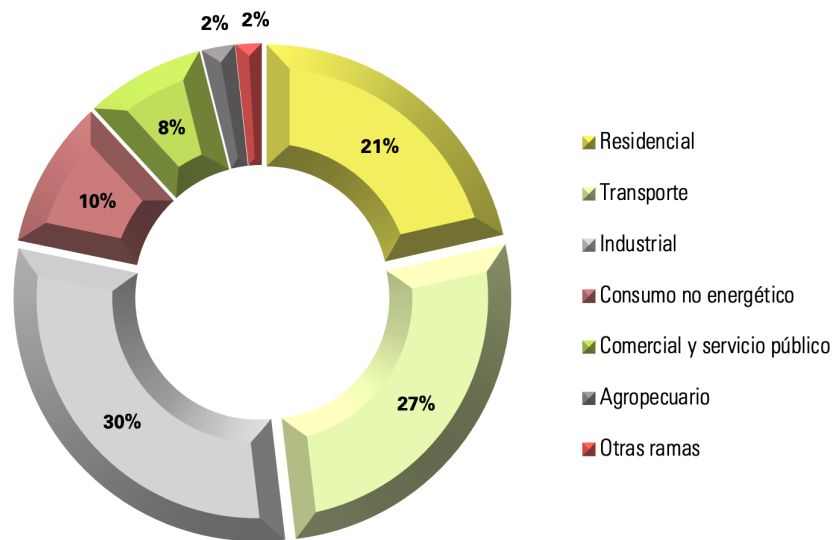


Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Figura de elaboración propia con información de *bp Statistical Review of World Energy 2022*, por BP, 2022, BP.

Las cifras presentadas previamente difieren de las reportadas por la Agencia Internacional de Energía, la cual señaló que en 2021 la producción mundial de energía primaria fue de 614.32 exajoules. Sin embargo, lo destacable de este punto es el evidente crecimiento en la demanda de energía primaria entre 2020 y 2021 (Secretaría de Energía [SENER], 2022, p.23).

A nivel mundial, en 2021, el sector industrial lideró el consumo de energía primaria con aproximadamente el 30.12 % del consumo total de energía, seguido por el sector de transporte, que representó el 26.68 % del consumo global (SENER, 2022, p.28). Estas proporciones, en conjunto con las de otros sectores, se muestran en la Figura A.12.

Si bien es cierto que se prevé que con el pasar de los años la sociedad cada vez demandará más energía debido al crecimiento poblacional y económico proyectado a nivel mundial, esta energía deberá generarse con emisiones reducidas de GEI. En este contexto, el gas natural se vuelve fundamental, dado que, como se explicó al inicio de esta tesis, es el combustible hidrocarburo con el proceso de combustión más limpio.

Figura A.12*Consumo mundial de energía porcentual por sectores*

Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Adaptada de *Balance Nacional de Energía*, por Secretaría de Energía [SENER], 2022, Secretaría de Energía.

Generación de energía eléctrica

En cuanto a la producción de electricidad, se observó que en 2021 hubo un aumento de poco más de seis unidades porcentuales en comparación con 2020. Este incremento representó un repunte significativo, similar al observado en 2010 después de la crisis financiera de 2008 (véase Figura A.13).

Aunque el carbón continuó siendo la principal fuente de generación de electricidad en 2021, las energías renovables adquirieron una relevancia significativa. Por primera vez, las energías solar y eólica representaron más del 10% de la generación mundial de electricidad, superando incluso la contribución de la energía nuclear.

Es digno de mencionar que, en ese mismo año, la producción de energía eléctrica se elevó en un 2.6% en comparación con el año anterior; sin embargo, la participación del gas natural en este proceso disminuyó notablemente, pasando del 23.7% al 22.9% (véase Figura A.14)

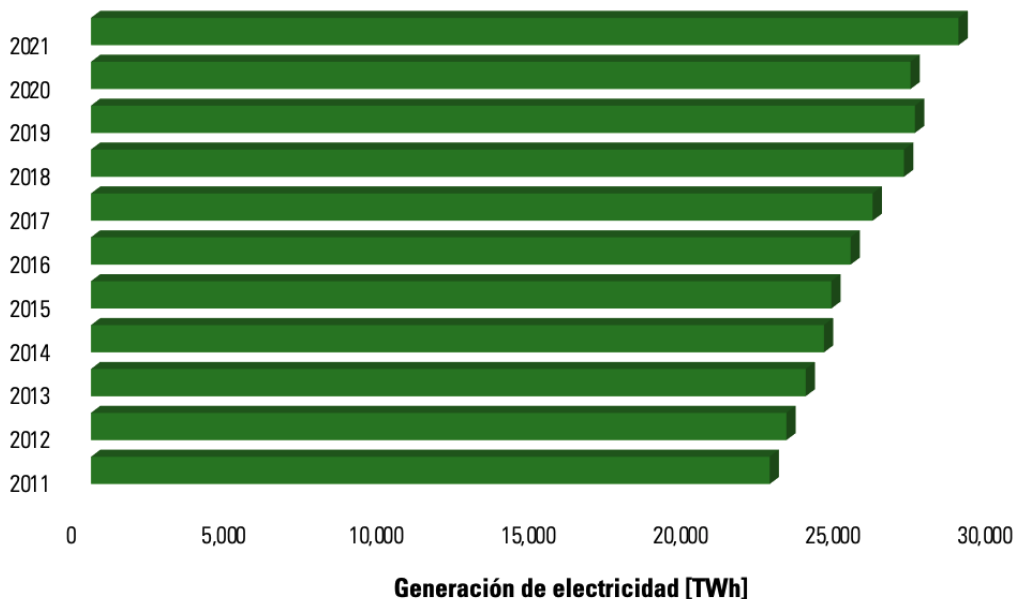
Según datos de la Agencia Internacional de Energía (IEA, 2023), durante el año 2021, la mayor demanda de gas natural provino de los sectores industrial y residencial, que representaron el 68.6% del consumo mundial (véase Figura A.15).

Coincidentemente, teniendo en cuenta que el gas natural es uno de los principales precursores de la generación de energía eléctrica a nivel mundial, estos mismos sectores

fueron los que tuvieron un mayor consumo de energía eléctrica durante el año 2021, registrando un consumo total de este insumo de poco más del 65 % (véase Figura A.16).

Figura A.13

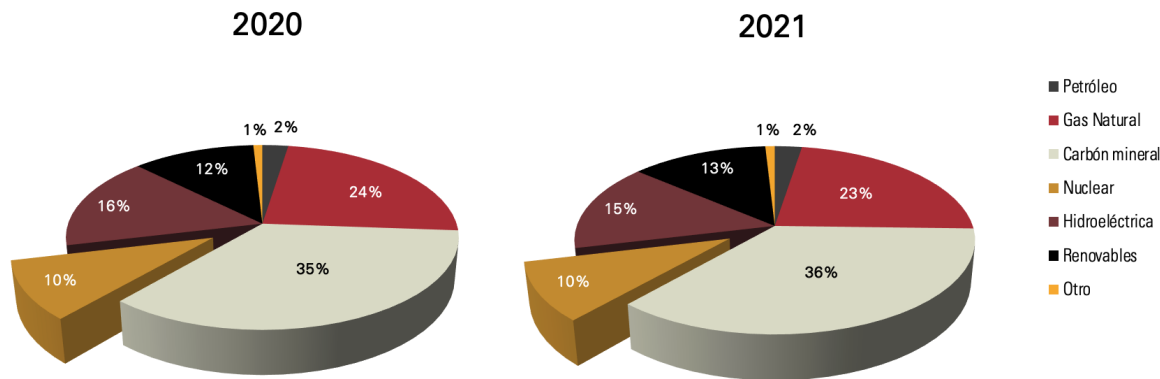
Evolución de la generación de energía eléctrica de 2011 a 2021



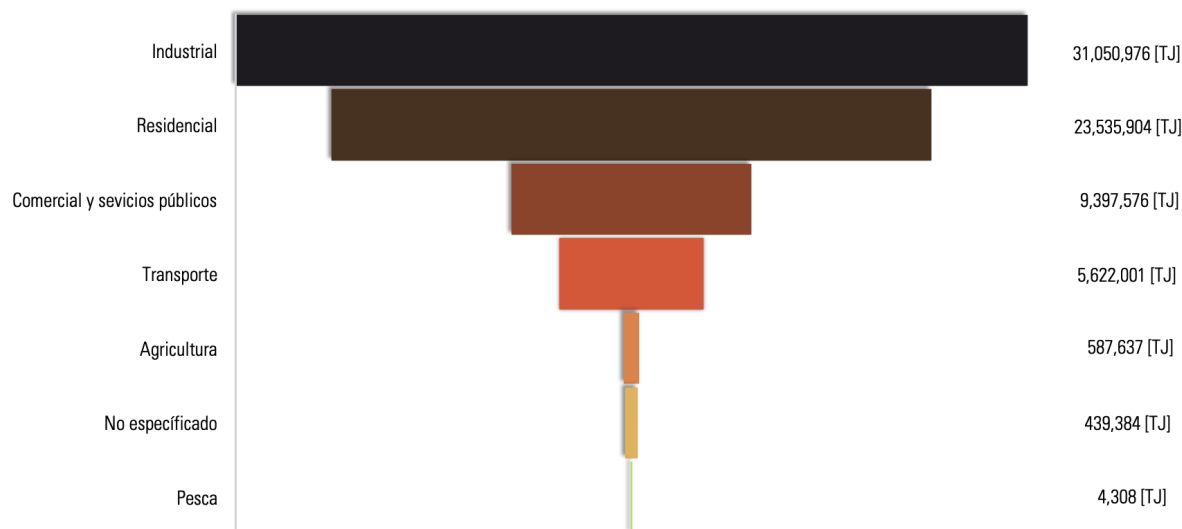
Nota. Figura de elaboración propia con información de *bp Statistical Review of World Energy 2022*, por BP, 2022, BP.

Figura A.14

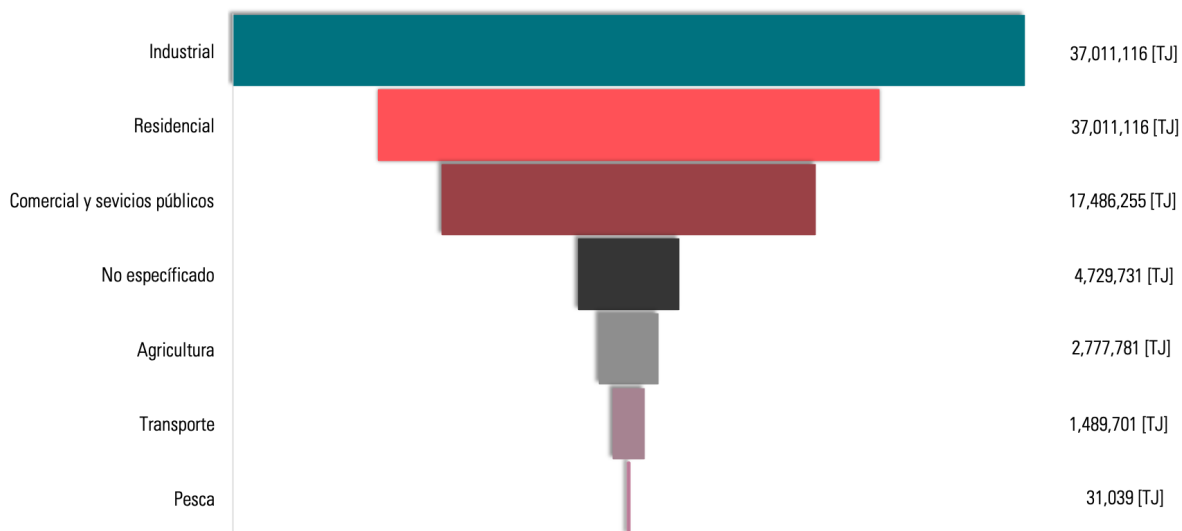
Generación de energía eléctrica mundial por tipo de combustible registrada en 2021



Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Figura de elaboración propia con información de *bp Statistical Review of World Energy 2022*, por BP, 2022, BP.

Figura A.15
Consumo mundial de gas natural por sector, 2021


Nota. Adaptada de *World Energy Outlook 2023*, por Agencia Internacional de Energía [IEA], 2023, IEA.

Figura A.16
Consumo mundial de electricidad por sector, 2021.


Nota. Adaptada de *World Energy Outlook 2023*, por Agencia Internacional de Energía [IEA], 2023, IEA.

Panorama actual del gas natural en México

Provincias petroleras

En México, se pueden identificar ocho provincias petroleras, de las cuales dos son consideradas como provincias marginales: Chihuahua y Golfo de California. A pesar de que cuentan con potencial productor, actualmente no tienen producción y han sido exploradas de manera limitada. Por otro lado, las seis provincias restantes poseen reservas y un alto potencial de producción de hidrocarburos. Dos de estas provincias son terrestres, mientras que cinco son transicionales y una provincia es marina (CNH, 2018, p.59).

Figura B.1

Provincias petroleras de México



Nota. Adaptada de *El sector del gas natural: algunas propuestas para el desarrollo de la industria nacional*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH], 2018.

De estas ocho prominentes provincias petroleras, seis resaltan por su inminente potencial productivo. Dichas provincias son: Sabinas, Burro-Picachos, Burgos, Tampico-Misantla, Veracruz, Sureste y Golfo de México Profundo. Si bien es cierto que estas regiones son pródigas en la producción de gas, el tipo de yacimiento que alberga a los fluidos hidrocarburos no es el mismo para todas ellas (CNH, 2018, p.59). Los detalles sobre los atributos asociados a estos yacimientos y a los recursos energéticos gaseosos que generan se encuentran detallados en la Tabla B.1.

Tabla B.1

Tipo de yacimiento y gas producido por provincia petrolera

Provincia petrolera	Gas producido	Tipo de yacimiento
Sabinas, Burro-Picachos	Gas seco	No convencional
Burgos	Gas húmedo y gas seco	Convencional y no convencional
Tampico-Misantla	Gas húmedo	Convencional y no convencional
Veracruz	Gas seco	Convencional
Sureste	Gas húmedo y gas seco	Convencional
Golfo de México Profundo	Gas húmedo y gas seco	Convencional

Nota. Adaptada de *El sector del gas natural: algunas propuestas para el desarrollo de la industria nacional*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH], 2018.

Reservas

Aunque el gas es abundante en México, el estudio de las reservas de hidrocarburos gaseosos que se prevén serán recuperables a corto, mediano o largo plazo es de suma relevancia debido al rol de que tiene y seguirá teniendo este fluido dentro de la matriz energética nacional.

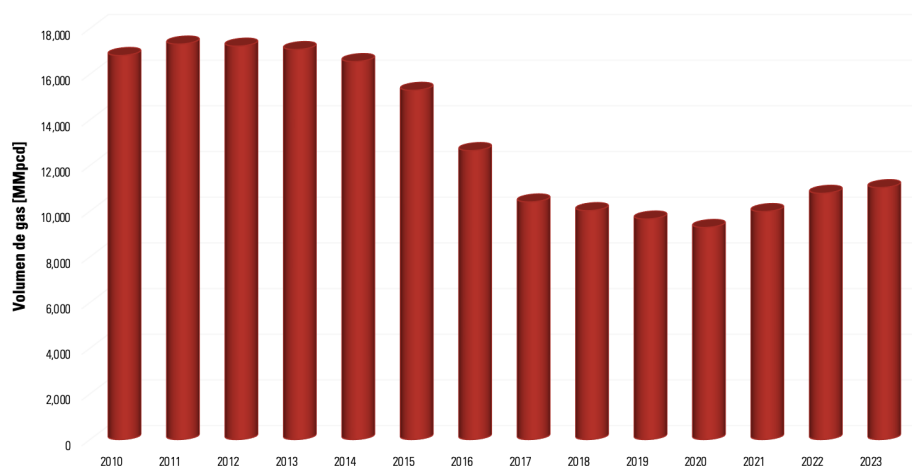
En cuanto a las reservas probadas, se observa una disminución del 35.44 % en la última década, pasando de alrededor de 17 075.41 [MMMpc] en 2013 a 11 028.83 [MMMpc] en 2023. Sin embargo, esta tendencia a la baja parece haberse revertido, puesto que en los últimos cuatro años ha habido un aumento del 18.77 % en el volumen de gas en términos de reservas, como se muestra en la Figura B.2 (CNH, 2024a).

Es importante subrayar que la disminución en las reservas podría interpretarse como resultado de una limitada o nula exploración de nuevos yacimientos petroleros, o

bien, de una reducción en la producción de los campos en explotación. Por el contrario, un aumento en el volumen de las reservas de gas indica claramente que se han explorado y descubierto nuevos yacimientos. En este contexto, el incremento reciente puede atribuirse a los hallazgos de los campos jóvenes de Quesqui e Ixachi, los cuales se sitúan en la provincia del sureste y han contribuido de forma sustancial al aumento de las reservas y la producción nacional de gas y condensado.

Figura B.2

Evolución de las reservas probadas de gas, 2010-2023



Nota. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH].

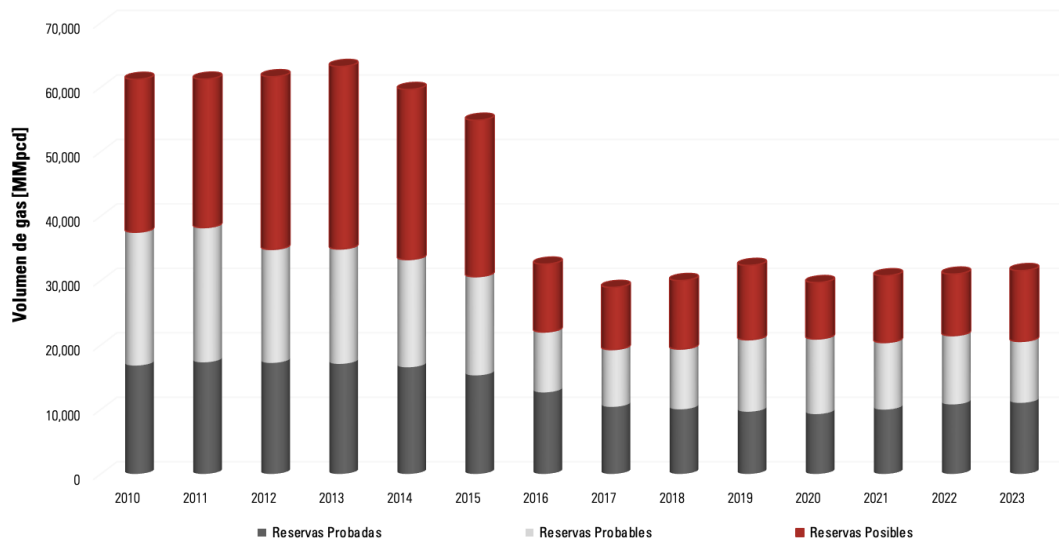
Al igual que las reservas probadas, las reservas probables y posibles también han experimentado una notable disminución en la última década, como se ilustra en la Figuras B.3 y B.4, alcanzando un valor de 9 537 [MMMpc] y 10 993 [MMMpc] en el último año, respectivamente (CNH, 2024a).

Recursos prospectivos

En 2021, la mayoría de los recursos prospectivos convencionales estaban ubicados en el Golfo de México Profundo, lo que representaba el 49 % del total nacional, mientras que el 61 % de los no convencionales se encontraban en el sur de México, particularmente en la provincia petrolera de Tampico-Misantla (CNH, 2024a). (Véase Figura B.5).

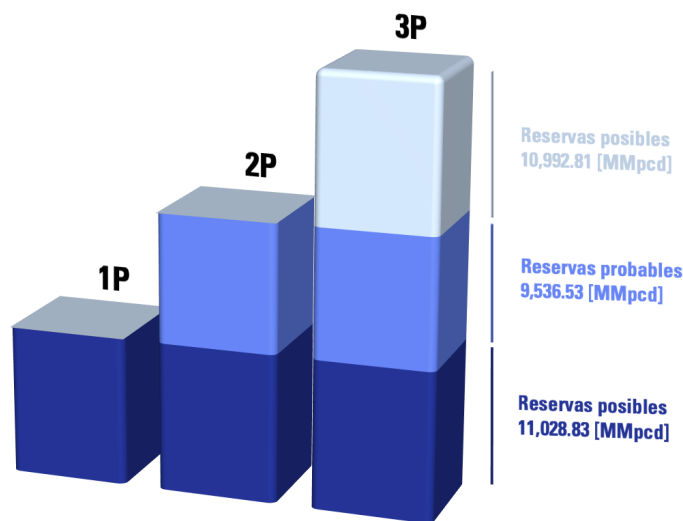
En los yacimientos convencionales, aproximadamente el 70 % de los recursos prospectivos se componen de aceite, mientras que el 30 % restante corresponde a gas natural. Por otro lado, en los yacimientos no convencionales se estima que un poco más del 60 % corresponde a aceite, mientras que el 40 % restante se compone de gas natural (CNH, 2024b, p. 1). (Véase Figura B.6).

Figura B.3
Reservas de hidrocarburos gaseosos en México

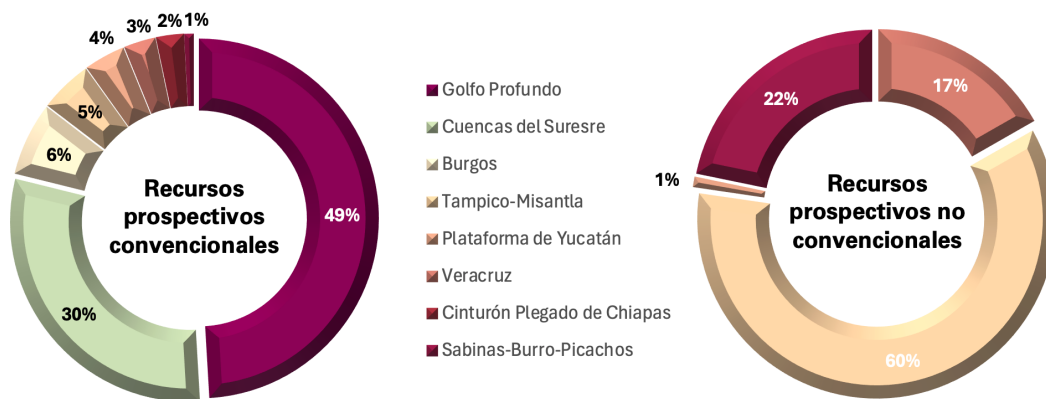


Nota. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH].

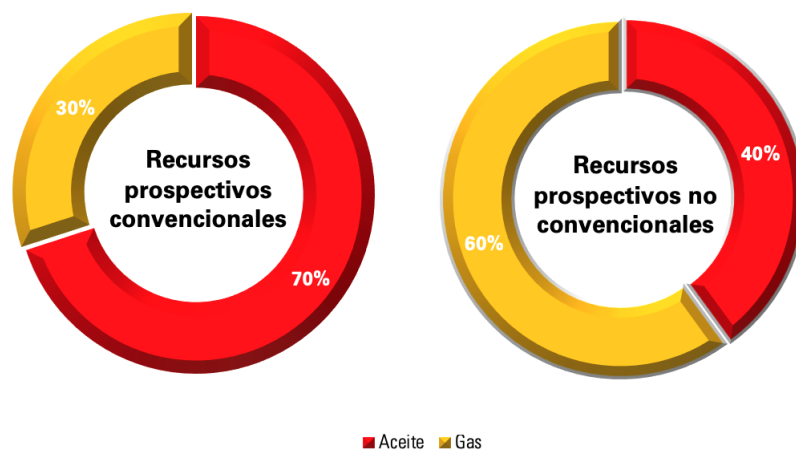
Figura B.4
Reservas de gas natural en 2023



Nota. Adaptada de *Reservas de Hidrocarburos* por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH], 2024b.

Figura B.5
Distribución de los recursos prospectivos en México


Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Adaptada de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos* por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH], 2024a

Figura B.6
Reparto de los recursos prospectivos según la naturaleza de los hidrocarburos.


Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH].

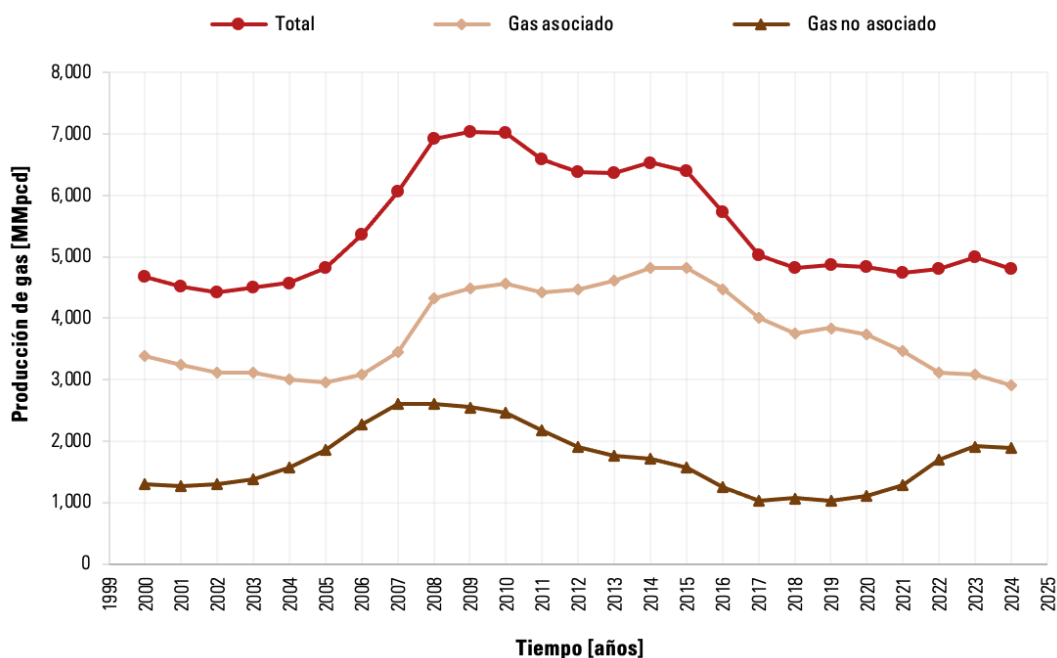
Los recursos prospectivos de gas húmedo y seco estimados en yacimientos convencionales ascienden a un total de 83.2 [MMMMpc], ubicándose principalmente en la provincia del Golfo de México Profundo. Por otro lado, los recursos prospectivos de estos mismos tipos de fluidos en yacimientos no convencionales son considerablemente mayores, totalizando 141.5 [MMMMpc], en donde la provincia de Sabinas-Burro-Picachos exhibe el potencial prospectivo más elevado (CNH, 2024b, p. 1).

Producción

La extracción de gas ha sufrido una marcada disminución desde enero de 2010, descendiendo de 7 020 [MMpcd] a 4 801.5 [MMpcd] para enero de 2024. En este último año, la producción se distribuyó en 2 910.2 [MMpcd] de gas asociado y 1 891.3 [MMpcd] de gas no asociado, lo que representó el 60.61 % y el 39.39 % de la producción total, respectivamente. El decremento en la extracción de este valioso recurso energético se originó principalmente por la reducción en la producción de gas asociado, que en los últimos catorce años disminuyó en un 36.20 %, mientras que la producción de gas no asociado solo lo hizo en un 23.05 %. Dichas caídas se pueden observar en la Figura B.7.

Figura B.7

Histórico de producción de hidrocarburos gaseosos en México, 2000-2024



Nota. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH].

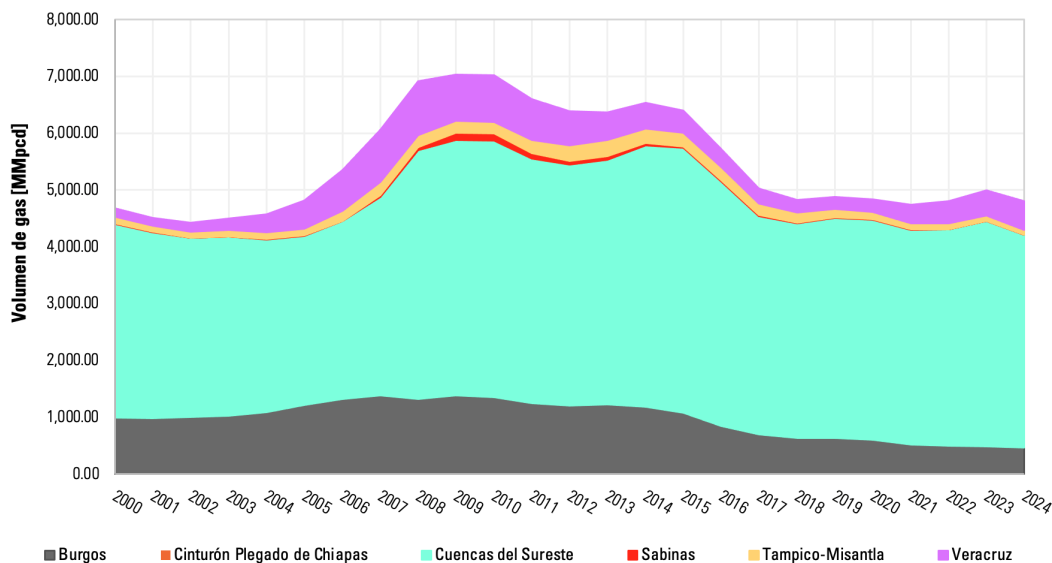
Evidentemente, este pronunciado descenso en la producción de gas refleja la rápida declinación que están experimentando los campos mexicanos, muchos de los cuales ya se consideran en fase madura.

En este contexto, es crucial resaltar la contribución significativa de las cuencas del sureste, pues actualmente representan el 78.18 % de la producción nacional de este hidrocarburo (véase Figura B.8). Sin embargo, el gas natural producido en esta zona presenta una alta concentración de nitrógeno. Esta característica se atribuye a la inyección

de este gas en los yacimientos de petróleo como parte de las técnicas de mantenimiento de presión, las cuales buscan aumentar el factor de recuperación de estas acumulaciones.

Figura B.8

Evolución de la producción nacional de gas por cuenca y ubicación, 2000-2024



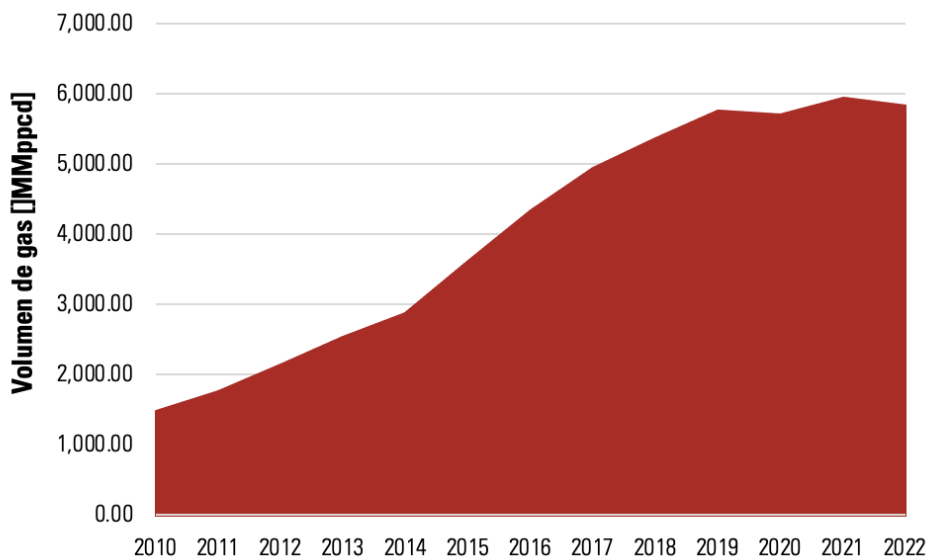
Nota. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH].

Importaciones

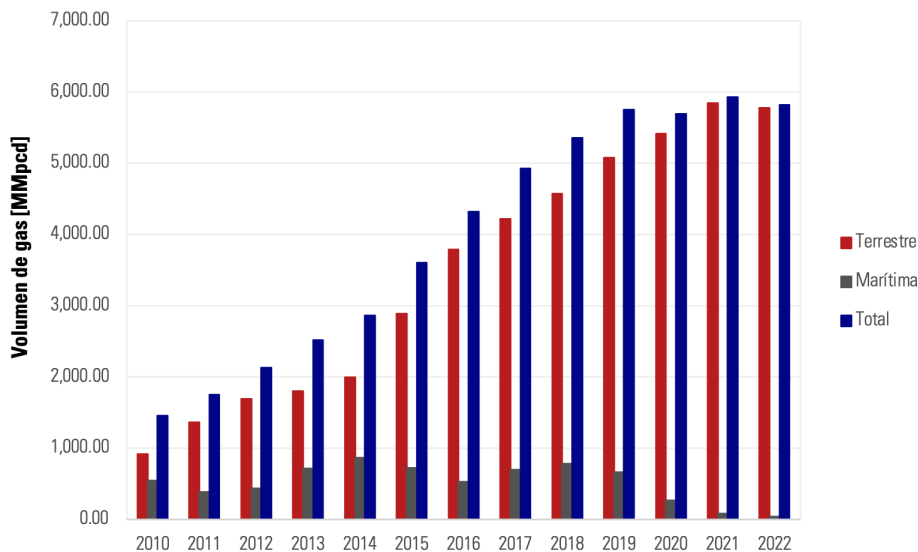
Tras la caída en la producción de gas natural registrada en la última década, es importante mencionar que el volumen requerido para satisfacer la demanda energética nacional fue complementado por la llegada de hidrocarburos provenientes de países extranjeros. A pesar de que estas importaciones estaban aumentando, esa tendencia parece haber cambiado en 2020 debido a la crisis sanitaria provocada por el virus SARS-CoV-2.

No obstante, un año después, la demanda energética aumentó en un 4%, probablemente debido al incremento en el consumo de gas natural en los hogares durante el confinamiento nacional. Para el año 2022, este aumento se redujo con el retorno a la llamada “nueva normalidad”, dado que las importaciones totales de gas descendieron de 5 924 [MMpcd] a 5 820 [MMpcd], lo que representó una disminución del 1.76% con respecto del año anterior (SENER, 2022). (Véase Figura B.9).

En este sentido, de los 5 820 [MMpcd] importados, 5 777 [MMpcd] de estos fueron enviados vía terrestre, mientras que los 43 [MMpcd] restantes llegaron al país vía marítima en forma de GNL. Esta relación de gas importado se muestra en la Figura B.10 (SENER, 2022).

Figura B.9
Importaciones de gas registradas en 2022


Nota. Figura de elaboración propia con información de *Balance Nacional de Energía*, por Secretaría de Energía [SENER], 2022, Secretaría de Energía.

Figura B.10
Importaciones registradas por tipo de transporte


Nota. Figura de elaboración propia con información de *Balance Nacional de Energía*, por Secretaría de Energía [SENER], 2022, Secretaría de Energía.

Oferta, demanda y aprovechamiento por sectores del gas natural

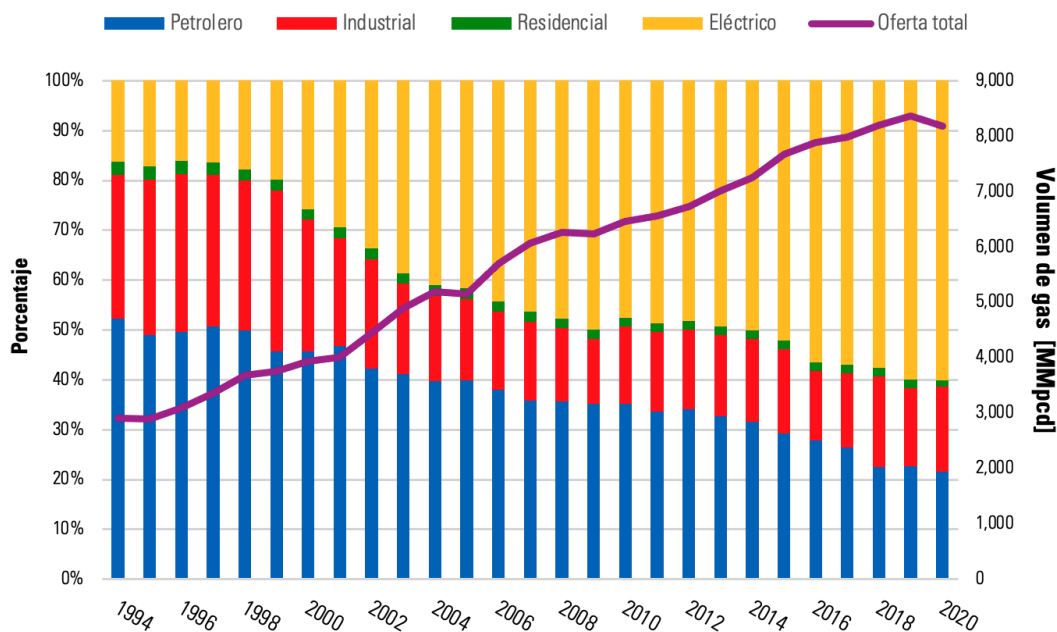
Como cualquier otro mercado, el mercado de gas natural se ve afectado por la *Ley de la Oferta y la Demanda*. Sin embargo, los precios de este recurso también pueden ser influenciados por una serie de factores adicionales, como la disponibilidad de infraestructura de transporte, los costos de producción, los precios de los combustibles alternativos, las regulaciones gubernamentales y las condiciones geopolíticas. Asimismo, estos elementos también pueden impactar de forma significativa en la manera en que se desarrolla el mercado del gas natural.

En lo que respecta a la oferta de gas natural en México, esta incluye los complejos procesadores de gas, las importaciones de gas continental, las importaciones de GNL y las inyecciones directas de gas desde campos que no requieren procesamiento adicional. Es importante destacar que, en los últimos años, más del 50 % de esta oferta de hidrocarburos gaseosos es gas importado al territorio nacional.

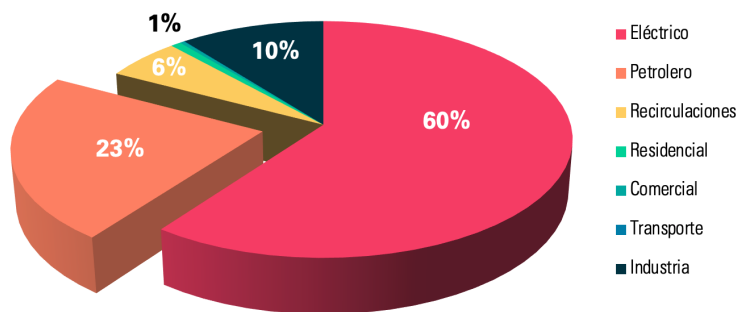
El sector eléctrico ha experimentado un aumento significativo en la demanda de gas natural en México, pasando de representar el 16 % de la demanda total en 1994 al 60 % en 2021, y convirtiéndose así en el mayor consumidor de este recurso en el país. En contraste, el consumo residencial de gas natural ha sido mucho menor, representando solo el 0.76 % del consumo total en el mismo año. Por otro lado, en el año 2022, el sector petrolero ocupó el segundo lugar entre los principales demandantes de gas natural para su propio consumo (CONAHCYT, 2023). (Véanse Figuras B.11 y B.12).

Si bien es cierto que el aprovechamiento de este recurso no renovable ha sido una prioridad para garantizar el suministro seguro y sostenible de energía, la promoción de su uso eficiente en los diversos sectores económicos ha traído consigo notables mejoras en el desarrollo urbano del país. Por ejemplo, se ha observado la expansión de la infraestructura del transporte y distribución de gas natural, así como la creación de nuevas estaciones de servicio de GNC para abastecer a vehículos que funcionan con este tipo de combustible. En el ámbito residencial, el gas natural ha sido fundamental como combustible para sistemas de calefacción y aire acondicionado, especialmente durante las estaciones de invierno y verano, cuando México experimenta climas extremos. En este punto, cabe recordar que uno de los usos más significativos de este fluido hidrocarburo, que involucra a todos los sectores, es la generación de energía eléctrica, tópico que se discutió en el capítulo 2 de este estudio.

Por último, pero no menos importante, la proyección de la Secretaría de Energía sobre la demanda futura de gas natural en México, según la Prospectiva de Gas Natural (2017-2031), es destacable. Se estima que, para el año 2031, la demanda alcance un volumen de 9 659.9 [MMpcd], con una tasa de crecimiento anual promedio del 1.37 % (CNH, 2018, p. 111).

Figura B.11
Oferta y consumo final por sector de Gas Natural, 1994, 2020


Nota. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Consejo Nacional de Humanidades Ciencias y Tecnología [CONAHCYT], 2023, CONAHCYT.

Figura B.12
Demanda sectorizada de gas natural en México, 2021


Nota. La adición de los parciales puede diferir de los totales debido al redondeo de las cifras. Figura de elaboración propia con información de *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*, por Consejo Nacional de Humanidades Ciencias y Tecnología [CONAHCYT], 2023, CONAHCYT.

Regulación y normatividad de las criptomonedas

El limbo fiscal de las criptomonedas en México

En México, las criptomonedas han experimentado una gran popularidad los últimos años, aunque su adopción y regulación aún está en curso. Debido a la publicación en el año 2018 de la Ley Fintech, se han generado diversos debates acerca del tratamiento tributario que se debe otorgar a las operaciones con criptomonedas, que son ofrecidas por instituciones o plataformas de tecnología financiera. Debido a que esta regulación o ley no está claramente definida en cuanto a si las criptomonedas deben considerarse una moneda, un bien o valor, o un activo virtual, existe incertidumbre sobre los procesos fiscales que deberían aplicarse a ellas.

Día con día, la tecnología avanza a pasos agigantados, lo que nos permite comunicarnos, obtener información, adquirir y enajenar bienes con solo conectarnos a internet. Conforme avanza la tecnología, también avanzan las medidas y maneras que el mercado toma para realizar sus operaciones. En este avance tecnológico tan veloz se vuelve cada vez más difícil para la autoridad y gobiernos controlar todas estas transacciones, pues a mayor establecimiento de controles, mayor es la evasión de la sociedad a la regulación de la autoridad (Campos *et al.* 2019) .

Cada vez es más evidente la presencia de las monedas virtuales y el impacto que están teniendo y tendrán en el día a día. Bitcoin, como se menciono anteriormente, es la criptomoneda más reconocida y la que mejor se cotiza a nivel mundial, pues su capitalización en el mercado ha llegado a ascender hasta los 1000 millones de dólares. Las criptomonedas han experimentado un crecimiento explosivo en el mercado financiero global. Algunos de los países más destacables en este aspecto son Alemania, EE. UU., Japón y Reino Unido. Este auge ha obligado a los gobiernos de estas naciones

a implementar medidas regulatorias sobre estas monedas digitales, abarcando tanto su funcionamiento como su administración.

México, aunque más lento que los países antes mencionados, no se queda atrás; poco a poco, las transacciones con criptomonedas están ganando terreno. En respuesta a este crecimiento, el Congreso de la Unión, en conjunto con el Poder Ejecutivo Federal, promulgó un Decreto de Ley conocido como Ley para Regular las Instituciones de Tecnología Financiera (Ley FinTech). Esta ley, publicada en el DOF el 9 de marzo de 2018, tiene como objetivo regular los servicios financieros electrónicos provistos por las empresas FinTech. Entre las áreas que abarca la regulación se encuentran los servicios de operación, administración y funcionamiento de los activos virtuales ofrecidos por medios innovadores, tal como se establece en su primer artículo.

De acuerdo con esta ley, “los activos virtuales o criptomonedas, no pertenecen al sistema financiero mexicano porque el gobierno federal y el Banco de México no los respalda, en cambio, los reconoce como operaciones riesgosas y fraudulentas.” (Campos *et al.* 2019).

En consecuencia, un usuario que experimente un aumento o una disminución de su capital o patrimonio como resultado de operaciones con activos virtuales, es decir, que obtenga un ingreso derivado de la inversión o transacción, no podrá cumplir con sus obligaciones fiscales de manera adecuada. Esto se debe a que la ley fiscal no establece un procedimiento específico para la tributación de este tipo de operaciones. La falta de claridad por parte de la autoridad fiscal sobre si un activo virtual se considera un bien, una moneda o un valor genera incertidumbre y dificulta el cumplimiento fiscal.

Marco conceptual

Las criptomonedas representan una forma de divisa virtual descentralizada, cuya operatividad se fundamenta en la tecnología *blockchain* y se sustenta en la aplicación de protocolos criptográficos de tipo *Peer-to-peer*. Estas monedas digitales sirven como medio de intercambio para transacciones comerciales de bienes y servicios, operando a través de una red global sin la intervención de una autoridad centralizada. Una de sus características primordiales radica en su condición de activos virtuales que carecen de respaldo gubernamental, como señaló Medina (2016).

En consonancia con lo dispuesto en el artículo 30 de la Ley para Regular las Instituciones de Tecnología Financiera (FinTech), los activos virtuales se definen como representaciones de valor registradas electrónicamente y utilizadas como medio de pago en distintos actos jurídicos, cuya transferencia se realiza exclusivamente mediante medios electrónicos (Cámara de Diputados, 2024, p. 12). Por otro lado, el término “activo” fue conceptualizado por el Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad en 2010 como un recurso o elemento controlado y empleado por un agente económico, con la expectativa

de generar beneficios futuros (Pisfil, 2018). La Real Academia Española (RAE, 2024), en su edición de 2024, definió lo “virtual” como algo que posee una existencia aparente, pero no real (Real Academia Española [RAE], 2024).

De acuerdo con el Consejo General del Poder Judicial de la Real Academia Española (2016), el concepto de moneda se refiere al instrumento oficialmente reconocido como unidad de cuenta, reserva de valor y medio de intercambio. Es importante señalar que los términos “criptomoneda”, “moneda virtual” y “activo virtual” aluden al mismo concepto dentro de este contexto.

Según la definición de la Real Academia Española (Real Academia Española [RAE], 2023), el término “valor” denota el título transferible cuya posesión es necesaria para ejercer el derecho manifestado en él.

Por su parte, Bonnacase (2002) definió los bienes como entidades materiales o inmateriales, consideradas en términos de su capacidad para ser objeto de apropiación, ya sea de manera actual o potencial. Esto implica que los bienes pueden ser tanto tangibles como intangibles, y son susceptibles de transmisión. Los bienes tangibles son aquellos que pueden percibirse a través de los sentidos, mientras que los bienes intangibles son aquellos que no pueden evidenciarse directamente, pero cuya existencia y valor pueden ser evaluados por la inteligencia (Universidad Interamericana para el Desarrollo, s.f.).

Según González (2006), las funciones principales del dinero incluyen actuar como medio de intercambio, unidad de cuenta y reserva de valor.

Por otro lado, Ochoa (2018) sostuvo que las criptomonedas cumplen dos de las tres funciones primordiales del dinero: en primer lugar, funcionan como medio de intercambio, permitiendo adquirir bienes o servicios y saldar deudas al ser intercambiadas por moneda fiduciaria; en segundo lugar, actúan como unidad de cuenta al expresar un valor monetario que facilita la determinación del precio de bienes o servicios. En consecuencia, las criptomonedas pueden ser intercambiadas por dinero fiat, cuando se utilizan para transacciones de bienes y servicios virtuales o reales, así como por dinero digital cuando se emplean en transacciones dentro del ámbito virtual.

Marco legal

De la revisión de literatura, se presenta un resumen del marco legal establecido en México y en otros países, aplicable a las criptomonedas (véase Tabla C.1).

Tabla C.1

Regulación internacional de las criptomonedas

País	Reglas sobre lavado de dinero	Tratamiento regulatorio	Tratamiento tributario
Alemania	No	Unidades de cuenta	Representación digital del valor
Australia	Sí	Sí*	Monedas extranjeras
Brasil	No	Activos digitales*	No
Canadá	No	Sí	Monedas digitales
Chile	No	Sí*	Activos virtuales incorporables
España	Sí*	Activos digitales*	Rendimientos de actividades económicas
EE. UU.	Sí	Producto básico/valores	Monedas virtuales convertibles/propiedad
Francia	No	Sí*	No
Japón	Sí	Forma de pago/depósito de valor/valor financiero	Monedas virtuales convertibles/ingresos varios
México	Sí	Activos virtuales	No
Reino Unido	No	Sí*	Activos electrónicos descentralizados

Nota. * Se encuentra en proceso de regulación, Las respuestas con “No” son debido a que no hay información disponible. Tomado de *mplicaciones fiscales de las operaciones con criptomonedas en México*, Campos *et al.* 2019, Universidad Autónoma de Baja California.

El análisis del marco regulatorio global de las criptomonedas evidencia un interés creciente en la regulación de las transacciones relacionadas con estas formas de divisa digital a nivel internacional. En contraposición, en México persiste una etapa de exploración y asimilación en cuanto a las criptomonedas. Aunque se ha promulgado una legislación para supervisar sus operaciones, aún no se ha definido de manera precisa el tratamiento fiscal que debe otorgárseles. En virtud de los principios descritos en la sección, se considera que la criptomoneda constituye un activo o bien intangible, lo que podría implicar su sujeción al régimen fiscal de enajenación de bienes, que conforme a

lo estipulado en la fracción I del artículo 14 del Código Fiscal de la Federación, es “toda transmisión de propiedad, aun en la que el enajenante se reserve el dominio del bien enajenado” (Cámara de Diputados, 2024, p. 6).

De la definición anterior, el tratamiento fiscal de la enajenación de bienes se encuentra plasmado en el Título V Capítulo IV Sección I, de la Ley de Impuesto sobre la renta. Si se aplica la legislación tributaria mexicana vigente a los ingresos que proceden de las diferentes naturalezas jurídicas, se obtienen los datos proporcionados en la Tabla C.2.

Tabla C.2

Posibles modelos de tributación de las criptomonedas en México

Ley	Clasificación del ingreso	Régimen de tributación
ISR	Enajenación	Enajenación de bienes
ISR	Enajenación (permuta)	Enajenación de bienes
ISR	Enajenación (actividades de comercio)	General de ley/Actividades empresariales y profesionales
ISR	Prestación de servicios (minería)	General de ley/Actividades empresariales y profesionales
ISR	De cualquier otro tipo (distinto a los anteriores)	De los demás ingresos
IVA	Enajenación	Enajenación de bienes
IVA	Presentación de servicios independientes	General de ley/Actividades empresariales y profesionales

Nota. Impuesto sobre la renta (ISR), impuesto al valor agregado (IVA) Tomado de *mplicaciones fiscales de las operaciones con criptomonedas en México*, Campos et al. 2019, Universidad Autónoma de Baja California.

Naturaleza jurídica de las operaciones con criptomonedas

Según diversos autores, la interpretación de las criptomonedas puede variar entre considerarlas como moneda virtual o digital, o incluso como activo virtual o digital, debido a su uso como medio de intercambio en transacciones comerciales.

Según Jiménez de Arechaga (2018), cuando las transacciones con criptomonedas tienen como propósito la inversión, se las trata como una forma de propiedad o activo de capital, mientras que cuando se utilizan como medio de pago, se las considera como moneda digital. No obstante, Talavera (2018) argumentó que las criptomonedas no pueden catalogarse estrictamente como moneda, puesto que carecen de reconocimiento

legal para su operación, dado que cada país cuenta con una legislación que establece la unidad monetaria respaldada por la ley.

Por ejemplo, la Ley Monetaria de los Estados Unidos Mexicanos, promulgada por el Congreso de la Unión, Cámara de Diputados (2009), en su artículo inicial, estipula que las criptomonedas no poseen la condición de moneda para propósitos legales, lo que también se confirma en la Ley FinTech (Cámara de Diputados, 2024).

Desde una perspectiva económica, Pérez y Niño Fuentes (2018) señalaron que, aunque las criptomonedas no cuentan con el respaldo legal necesario, sí cumplen con las funciones fundamentales de una moneda. En consecuencia, proponen la creación de una nueva categoría legal adaptada a las modernas estructuras del comercio digital para regular adecuadamente este fenómeno emergente (Pérez y Niño Fuentes, 2018).

Según Rivas (2016), las criptomonedas pueden ser consideradas como valores, dado que funcionan como un mecanismo de transferencia financiera cuyo propósito principal es atraer fondos de los individuos. Sin embargo, el autor precisó que, por ejemplo, en Colombia es crucial que la normativa identifique a las criptomonedas como un instrumento financiero legítimo, es decir, que las reconozca como valores, situación que aún no se ha materializado. De manera similar, la fracción II del artículo primero de la Ley del Mercado de Valores de México, establece que los “títulos ofrecidos a través de las instituciones de tecnología financiera” (Cámara de Diputados, 2024, p. 1) están excluidos de la regulación establecida por dicha ley, puesto que no son considerados como valores.

Por otro lado, los legisladores mexicanos describen a las criptomonedas como activos virtuales, los cuales están asumiendo la función de las monedas de curso legal en ciertas transacciones comerciales tecnológicas, al ser utilizadas como medio de pago. Según Navarro (2015), esta caracterización como activos virtuales implica que las criptomonedas representan bienes intangibles que tienen una representación electrónica de una divisa.

Tributación de las criptomonedas en México

En cuanto a la tributación de las criptomonedas, algunos modelos presentados en la Tabla C.2 concuerdan con las prácticas adoptadas por otros países. Estos modelos se centran en gravar los ingresos o ganancias derivados de las operaciones con criptomonedas. Por ejemplo, en EE. UU. y Reino Unido las criptomonedas se gravan como actividades de inversión e intercambio, mientras que en Chile se gravan como actividades comerciales. Ram (2018) sostiene que “la intención con la que se adquiere una criptomoneda es un factor determinante para establecer el tipo de impuesto aplicable” (p. 10). En este sentido, los impuestos aplicables son el Impuesto sobre la Renta (ISR) y el Impuesto al Valor Agregado (IVA).

En lo que concierne al IVA, la Unión Europea (UE), Chile y los Estados Unidos de América han eximido a las criptomonedas de este gravamen. Sin embargo, en México, aún no se ha establecido una definición precisa al respecto. Las suposiciones previas sugieren que las criptomonedas o activos virtuales no son considerados como moneda de curso legal ni como valores, puesto que las regulaciones que rigen estos conceptos no las incluyen dentro de su ámbito de aplicación.

No obstante, se presume que las criptomonedas son bienes intangibles o incorporeales. Su transacción podría equipararse a un contrato de permuta de bienes, lo que implicaría que estén sujetas al ISR bajo el régimen de enajenación de bienes, tanto si se utilizan como medio de intercambio como de inversión. Dichas operaciones también podrían estar sujetas al IVA (Campos *et al.* 2019). Las actividades de minería de criptomonedas pueden ser conceptualizadas como la prestación de servicios de manera autónoma. En este escenario, dichas actividades estarían sujetas a la tributación del ISR conforme al régimen fiscal de actividades empresariales y profesionales, así como al IVA.

Es fundamental resaltar que los individuos involucrados en estas operaciones están obligados no solo a cumplir con el pago y la declaración de impuestos correspondientes en la jurisdicción en la que operan, sino también a cumplir con otras normativas legales y administrativas, como aquellas destinadas a prevenir el lavado de dinero. Resulta imperativo que los usuarios de criptomonedas adquieran conocimientos sobre sus responsabilidades fiscales y legales con el fin de evitar posibles contingencias en el futuro.

La tributación de las criptomonedas en el contexto global

La tributación aplicada a las criptomonedas exhibe variaciones significativas a nivel global; sin embargo, la mayoría de los gobiernos las clasifican como activos de capital en lugar de monedas de curso legal. Bajo esta consideración, la titularidad de criptomonedas desde la perspectiva gubernamental no equivale a la posesión de moneda fiduciaria, como el dólar, sino más bien a la tenencia de activos con similitudes a acciones o bonos. Por ende, se establecen impuestos específicos para gravar estas tenencias.

Dada la potencial carga tributaria considerable asociada a las criptomonedas, los inversores buscan estrategias legales para mitigarla. Una alternativa es adquirir la residencia fiscal en países con bajos impuestos a las criptomonedas o incluso exención total. El cambio de residencia fiscal implica obtener ciudadanía o permiso de residencia en el país elegido y residir allí durante un mínimo de 183 días al año. Algunas naciones, como Malta, Portugal y los EAU, facilitan la adquisición de residencia mediante inversión extranjera. Una vez obtenido el estatus de residente, el inversor puede trasladarse al país, convertirse en residente fiscal y optimizar el pago de impuestos sobre sus activos criptográficos.

En términos generales, la tributación de las criptomonedas no se limita a su mera posesión. Los eventos que generan obligaciones tributarias incluyen la ganancia o el gasto desde la cartera digital que las contiene. La mayoría de los países aplican impuestos sobre la renta y sobre las ganancias de capital, dependiendo del tipo de beneficio obtenido.

Impuestos aplicables a las criptomonedas

Las criptomonedas están sujetas a dos tipos principales de impuestos: el impuesto sobre la renta y el impuesto sobre las ganancias de capital.

Impuesto sobre la renta

Se impone un impuesto sobre la renta sobre cualquier ingreso obtenido en criptomonedas. Esto incluye:

- Recepción de criptomonedas como pago: por ejemplo, salarios, honorarios por servicios o bienes.
- Minado de criptomonedas: verificación de transacción y creación de nuevas unidades de criptomoneda a cambio de una recompensa.
- *Staking* de criptomonedas: bloqueo de unidades de criptomoneda para mantener la seguridad de una red *blockchain* a cambio de una recompensa.
- AirDrops: pequeñas cantidades de criptomonedas recibidas como parte de una campaña promocional.
- Intereses y otras recompensas: bonificaciones por referir nuevos usuarios a un *exchange* de criptomonedas, entre otros.

Impuesto sobre las ganancias de capital

Se aplica un impuesto sobre las ganancias de capital cuando se obtiene un beneficio al deshacerse de criptomonedas. Esto ocurre en los siguientes casos:

- Venta de criptomonedas por moneda fiduciaria: obtener un precio superior al de la compra inicial.
- Intercambio de una criptomoneda por otra.
- Utilización de criptomonedas para comprar bienes y servicios.
- Considerando generalmente como una venta de criptomonedas.

Principales factores para la consideración de un país como amigable con las criptomonedas

- **Aceptación legal de las criptomonedas.**

La legalización de las criptomonedas es un factor crucial para determinar si un país es amigable con ellas. Algunos países han prohibido por completo las criptomonedas, como China, Egipto, Argelia, Bangladés, Etiopía e Irak. En la mayoría de los países africanos, así como en Indonesia, Kazajistán, Turquía, Ecuador, Bolivia y Arabia Saudita, las criptomonedas están parcialmente prohibidas, lo que significa que los bancos no pueden ofrecer servicios relacionados con ellas y las aplicaciones para comprar y vender criptomonedas no pueden operar legalmente. Por lo tanto, el reconocimiento y la legalización de las criptomonedas es uno de los criterios principales para un país amigable con estas.

- **Tasas mínimas o nulas de impuestos sobre las criptomonedas.**

Cuando un gobierno reconoce legalmente las criptomonedas, desarrolla un enfoque para su regulación y tributación. La mayoría de los países amigables con las criptomonedas aplican tasas muy bajas o nulas, o bien ofrecen condiciones que permiten eximir de impuestos a los activos en criptomonedas.

Países sin impuestos en criptomonedas

El mercado crypto sigue en desarrollo, por lo que las regulaciones en los diferentes países que se mencionan a continuación pueden no ser recientes. Se recomienda revisar la regulación más reciente en los respectivos portales de cada gobierno.

Portugal

Portugal se posicionaba hasta hace poco como uno de los países más atractivos para la inversión en criptomonedas debido a su régimen fiscal favorable. No obstante, a partir de 2023, se implementó un impuesto del 28 % sobre las ganancias a corto plazo (menos de un año) obtenidas de la venta de criptomonedas. Las ganancias a largo plazo, por el contrario, continúan exentas de tributación. Asimismo, las transacciones entre criptomonedas (*crypto-to-crypto*) y los activos criptográficos no fungibles (NFT) permanecen exentas de impuestos (Scharbakova, 2023a).

Residencia en Portugal: cabe destacar que los extranjeros interesados en residir en Portugal disponen de alternativas simplificadas para obtener un permiso de residencia.

En concreto, existen programas de residencia por inversión y de visado por ingresos pasivos.

Residencia por Inversión (Golden Visa): este programa otorga un permiso de residencia a extranjeros que inviertan un mínimo de €250 000 en la economía portuguesa. Las opciones de inversión incluyen el apoyo a las artes y el patrimonio cultural, la financiación de actividades de investigación, la adquisición de unidades de fondos de inversión, la apertura de una empresa o la inversión en un negocio existente. El permiso de residencia se concede por un período inicial de dos años, con posibilidad de renovación. Una vez transcurridos cinco años, el inversionista y su familia pueden solicitar la ciudadanía (Scharbakova, 2023a).

Visado por Ingresos Pasivos (D7 Visa): este programa de visado, denominado oficialmente D7, está dirigido a extranjeros financieramente independientes. Para acceder a él, la persona debe alquilar o comprar una propiedad en Portugal y demostrar la percepción de ingresos pasivos suficientes. El monto mínimo exigido para los ingresos pasivos se vincula al salario mínimo portugués, siendo en 2023 de € 760 mensuales. A partir del 1 de enero de 2024, el mínimo requerido se incrementó a €820 mensuales. El permiso de residencia inicial se concede por dos años, con posibilidad de prórroga por tres años adicionales. Tras cinco años, el titular del visado puede optar por la ciudadanía portuguesa (Scharbakova, 2023a).

Si bien la exención fiscal para las criptomonedas a largo plazo sigue vigente en Portugal, es importante tener en cuenta la nueva tributación sobre las ganancias a corto plazo. Para aquellos interesados en residir en Portugal, los programas de inversión y de ingresos pasivos ofrecen alternativas interesantes para obtener un permiso de residencia.

Malta

Malta ha sido apodada la “Isla Blockchain” debido a su reconocimiento de las criptomonedas como medio de intercambio y depósito de valor. Esto se evidencia en la presencia de casas de cambio de criptomonedas reconocidas globalmente, como Binance, que tienen su sede en el país.

Impuestos sobre criptomonedas: Los inversores en criptomonedas en Malta no pagan impuesto sobre las ganancias de capital por sus inversiones a largo plazo. Sin embargo, los *traders* profesionales que realizan transacciones frecuentes y a corto plazo podrían estar sujetos al impuesto sobre la renta de las empresas. La tasa impositiva habitual es del 35 %, pero puede reducirse a 0-5 % dependiendo del estado de residencia del *trader* y los beneficios obtenidos de las criptomonedas (Shamili, 2023).

Residencia fiscal en Malta: para disfrutar plenamente de las ventajas fiscales de Malta en materia de criptomonedas, una persona debe residir en el país al menos 183 días al año. Para facilitar la reubicación, los extranjeros con alto patrimonio pueden

obtener la residencia o la ciudadanía.

Permiso de residencia en Malta: para obtener el permiso de residencia, se debe alquilar o comprar bienes inmuebles y abonar tasas administrativas. El monto mínimo de inversión es de €8 750 por año en alquiler o €220 000 en compra (Shamili, 2023).

Régimen fiscal especial para residentes: al obtener el permiso de residencia, el inversor se convierte en residente fiscal de Malta y tributa bajo un régimen especial:

- 15 % - sobre los ingresos obtenidos fuera de Malta y transferidos al país;
- 0 % - sobre los ingresos globales no transferidos a Malta;
- 35 % - sobre los ingresos obtenidos en Malta.

Residencia permanente en Malta: la residencia permanente se otorga a inversores extranjeros que cumplan con todos los requisitos:

- Alquilar o comprar bienes inmuebles en el país;
- Abonar una tasa administrativa de €40 000;
- Pagar una contribución de €58 000 en caso de alquiler o €28 000 en caso de compra de bienes inmuebles;
- Realizar una donación benéfica de €2000+. Los umbrales de precio para el alquiler y la compra de bienes inmuebles varían según la ubicación;
- Demostrar la posesión de €500 000 en activos disponibles, incluyendo, €150 000 en activos financieros líquidos (depósitos, acciones, bonos).

Ciudadanía maltesa: la ciudadanía puede adquirirse por naturalización, por servicios excepcionales o mediante inversión directa. Para ello, los solicitantes deben invertir, al menos, €690 000 y cumplir con las siguientes condiciones:

- Contribuir con €600 000 al Fondo Nacional de Desarrollo y Social;
- Realizar una donación benéfica de €10 000;
- Alquilar un inmueble durante 5 años por €16 000 anuales o comprar uno por €700 000. Inicialmente, los inversores obtienen un permiso de residencia por 1 o 3 años, pudiendo solicitar el pasaporte posteriormente.

Suiza

Suiza, apodada “Valle del Cripto”, es reconocida como uno de los principales paraísos fiscales para las criptomonedas. Alberga importantes proyectos criptográficos como Bitcoin Suisse y Ethereum. Si bien existen ciertos impuestos aplicables a las criptomonedas, estos dependen del tramo impositivo y las actividades del inversor (Sahhova, 2023).

Tributación de Criptoactivos: los *traders* y mineros calificados deben pagar un impuesto sobre la renta del 0-13.2% y un impuesto sobre el patrimonio del 0.5-0.8%, dependiendo del ingreso anual total. Los inversores individuales están exentos del impuesto sobre las ganancias de capital y pueden operar con criptomonedas libres de impuestos. Sin embargo, si las criptomonedas forman parte de los activos de una empresa individual, se gravan con el impuesto sobre las ganancias de capital (Sahhova, 2023).

Residencia para extranjeros: extranjeros con independencia financiera pueden obtener un permiso de residencia en Suiza mediante el pago de un impuesto único. El monto varía según el cantón y los gastos familiares, oscilando entre CHF 450 000 y CHF 1 000 000 anuales. Además del impuesto único, el inversionista debe contribuir con CHF 18 000 anuales a la seguridad social por cada miembro adulto de la familia y cubrir otros costos como el seguro médico. El permiso de residencia requiere renovación anual y permite al inversor y su familia residir en Suiza sin derecho a trabajar en el país (Sahhova, 2023).

Aunque Suiza ofrece ventajas fiscales para algunos actores del mundo criptográfico, la tributación depende del perfil del inversor y sus actividades. Por otro lado, el programa de residencia para extranjeros con independencia financiera presenta ciertas barreras económicas.

Emiratos Árabes Unidos

Los EAU se están consolidando como un importante centro para la tecnología *blockchain* y las criptomonedas. A principios de 2023, Ras Al Khaimah, uno de los siete emiratos, estableció una zona franca para empresas que operan con activos digitales y virtuales. Esta zona ofrece atractivas condiciones para la inversión, como propiedad extranjera del 100%, exención del impuesto sobre la renta corporativo y personal, y aranceles aduaneros del 0% (Scherbakova, 2023b).

Impuestos sobre criptomonedas: los inversores individuales en los EAU no están sujetos a impuestos sobre la renta o ganancias de capital por sus activos en criptomonedas. Sin embargo, es importante tener en cuenta que el costo de vida en los EAU sigue siendo alto, y los bienes y servicios, incluso aquellos adquiridos con criptomonedas, están gravados con un IVA del 5% (Scherbakova, 2023b).

Residencia por inversión: los extranjeros que deseen trasladarse a los EAU pueden

obtener un visado de residencia a través de la inversión inmobiliaria. El “Golden Visa” de los EAU se otorga por 2 o 10 años y está disponible para quienes compran propiedades en el país. Para obtener un visado de 10 años, un inversionista debe adquirir una propiedad por un valor mínimo de 2 000 000 AED (aproximadamente \$545 000 USD). Para un visado de 2 años, la inversión mínima en propiedad es de 750 000 AED (\$204 000 USD) (Scherbakova, 2023b).

Zonas francas: las propiedades se adquieren en las zonas francas, áreas especiales donde los extranjeros tienen permitido comprar bienes inmuebles. Los inversores pueden optar por financiamiento hipotecario, siempre que el pago inicial sea del 50 % (Scherbakova, 2023b).

Los EAU ofrecen un entorno favorable para la inversión en criptomonedas y la participación en la industria *blockchain*. Sin embargo, es esencial considerar el alto costo de vida y la existencia de un IVA del 5 % sobre bienes y servicios. La posibilidad de obtener un visado de residencia a través de la inversión inmobiliaria representa una opción atractiva para algunos inversores extranjeros.

El Salvador

El Salvador se ha convertido en el primer país del mundo en reconocer el Bitcoin como moneda de curso legal. Esta medida, implementada en 2021, permite a los ciudadanos salvadoreños utilizar legalmente las criptomonedas para el pago de bienes y servicios.

Motivación: la decisión del gobierno salvadoreño se sustenta en la intención de atraer inversiones a la economía nacional. Se espera que la adopción del Bitcoin fomente la inclusión financiera, mejore la eficiencia de las transacciones y reduzca los costos asociados a las transferencias internacionales (Gobierno de El Salvador, 2022).

Marco regulatorio: el gobierno salvadoreño ha desarrollado un marco legal para regular el uso de Bitcoin como moneda de curso legal. Esta normativa establece las condiciones para la conversión entre Bitcoin y dólares estadounidenses, además de garantizar la protección de los consumidores en sus transacciones con criptomonedas.

Ventajas para extranjeros: además de la ausencia de impuestos sobre las criptomonedas, el gobierno salvadoreño ofrece incentivos fiscales a los extranjeros que decidan trasladarse al país. Esta medida, conocida como Ley Bitcoin, exime a los residentes extranjeros de pagar impuestos sobre las ganancias de capital derivadas de sus inversiones en Bitcoin.

Implicaciones: la adopción del Bitcoin como moneda de curso legal en El Salvador ha generado un gran interés y debate a nivel internacional. Si bien algunos expertos destacan sus potenciales beneficios en términos de inclusión financiera e innovación económica, otros advierten sobre los riesgos asociados a la volatilidad de las criptomonedas

y la falta de claridad regulatoria.

La decisión de El Salvador de adoptar el Bitcoin como moneda de curso legal representa un hito histórico en la evolución de las criptomonedas. El tiempo dirá si esta medida logra cumplir con sus objetivos y si otros países seguirán su ejemplo.

Singapur

Singapur se ha posicionado como un enclave cryptoamigable para inversores individuales gracias a su marco regulatorio flexible. En este sentido, destaca la ausencia de impuestos sobre las ganancias de capital derivadas de la venta o intercambio de criptomonedas. Esto significa que cualquier beneficio obtenido a través de estas actividades queda exento de tributación (Shamilli, 2024).

Activos intangibles: además, la legislación singapurense clasifica las criptomonedas como activos intangibles. En consecuencia, cuando se utilizan para adquirir bienes o servicios, la transacción se considera un trueque en lugar de una venta, lo que refuerza la exoneración fiscal para los individuos.

Regulación para empresas: sin embargo, la regulación para las empresas es más rigurosa. Si bien las empresas no tributan por las ganancias de capital obtenidas con criptomonedas, sí están sujetas al impuesto sobre la renta en los siguientes casos:

- **Aceptación de criptodivisas como pago por bienes o servicios:** en este caso, se aplica una tasa de impuesto del 17 % sobre los ingresos percibidos en criptomonedas.
- **Actividad principal relacionada con el comercio de criptomonedas:** las empresas cuya actividad principal sea el comercio de criptomonedas también están sujetas a un impuesto sobre la renta del 17 % sobre sus ingresos obtenidos en esta actividad.

La lista de los países más amigables con las criptomonedas incluye a Portugal, Malta, EAU, Alemania, El Salvador, Georgia, Suiza y otros. Estos países ofrecen incentivos fiscales para atraer inversiones y estimular el desarrollo del ecosistema criptográfico. Países como Países Bajos, Francia, España e India no promueven activamente el desarrollo de las criptomonedas y, por el contrario, imponen impuestos elevados a los inversores en este activo.

Para disfrutar de los beneficios fiscales ofrecidos por los países amigables con las criptomonedas, las personas deben trasladarse al país elegido y convertirse en residentes fiscales allí. Para facilitar y agilizar la reubicación, se puede participar en programas gubernamentales para inversores, como obtener el permiso de residencia por inversión en Portugal, la Golden Visa de los EAU o la ciudadanía maltesa por naturalización por servicios excepcionales mediante inversión directa.

Elegir un país con un régimen fiscal favorable para las criptomonedas puede

ser una estrategia atractiva para inversores y entusiastas de este activo. Sin embargo, es importante considerar las implicaciones legales y fiscales de la reubicación antes de tomar una decisión.

Fundamentos de inteligencia artificial

La inteligencia artificial y sus primeras manifestaciones

En el vasto universo del conocimiento, el cerebro humano, una proeza biológica creada por la naturaleza, ha sido durante mucho tiempo el epicentro de la maravilla y la complejidad. Como órgano supremo del cuerpo humano, provee al hombre de un don único que le permite interactuar con los demás individuos y evolucionar al mundo: la inteligencia.

A pesar de los notables avances que se han tenido en la industria tecnológica, el hombre sigue posicionándose por encima de las máquinas debido a su habilidad innata de pensar. Mientras que el ser humano procesa la información recopilada del entorno a través de sus sentidos y toma decisiones basadas en esa información, las máquinas resultan limitadas en este aspecto, puesto que carecen de la capacidad para analizar los datos y tomar decisiones de manera similar a los humanos (Mohammed *et al.* 2017, p. xix).

En un sentido estricto y fundamental, la invención de las máquinas y sus distintas variantes se centró, en un inicio, en asistir al ser humano en sus tareas diarias, con el objetivo de mejorar la precisión y reducir el tiempo necesario para llevarlas a cabo. Sin embargo, en el mundo contemporáneo, surge la imperiosa necesidad de desarrollar máquinas que no solo sean inteligentes, sino también pensantes.

La distinción entre los adjetivos “inteligente” y “pensante”, aunque podría sonar redundante, es de suma importancia, dado que los problemas de comunicación y acceso a la información que afectaban a las generaciones pasadas fueron resueltos por dispositivos meramente “inteligentes”. No obstante, para no generar confusión entre lo que se encuentra ya reportado en la literatura y lo que se explica en esta sección, se utili-

zará el término de “máquina inteligente” para referirse a aquellas máquinas capaces de comprender y resolver problemas de forma crítica y analítica, imitando las habilidades humanas.

Pese a que pareciera que el crear una máquina inteligente es una exigencia reciente, esta necesidad ya había sido identificada por expertos en informática desde hace unas cuantas décadas. Tal es el caso de Alan Turing, un matemático británico que, en un intento por medir el desempeño de una máquina en términos de inteligencia, diseñó el famoso Test de Turing en el año de 1950 (Mohammed *et al.* 2017, p. xx).

Aunque se suele afirmar que la era de las máquinas inteligentes empezó a mediados del siglo XX con el cuestionamiento de Turing sobre si estas pudiesen pensar, el origen de la IA se remonta a 1943. En ese año, el neurocientífico Warren McCulloch y el matemático Walter Pitts establecieron los fundamentos de esta disciplina con el desarrollo del primer modelo de una red neuronal artificial (Mohammed *et al.* 2017, p. xx).

En este sentido, la IA puede entenderse como aquel conjunto de métodos computacionales que permite a las máquinas emular el intelecto humano de manera que, mediante el pensamiento crítico y el razonamiento lógico, estas pueden resolver problemas a través de la toma de decisiones sustentadas en un análisis meticuloso de la información y los datos a los que se les da acceso.

El aprendizaje automático y la forma de aprender de las máquinas

Al nacer, el ser humano carece de habilidades y destrezas que le permitan enfrentar la vida de manera autónoma. Sin embargo, con el paso del tiempo, surge el aprendizaje, un proceso inherente e intuitivo característico de los seres humanos, que les permite adquirir, mediante la práctica, las capacidades y competencias necesarias para subsistir. Este proceso de aprendizaje es similar al que experimentan las máquinas, puesto que, para imitar el pensamiento humano, necesitan aprender a aprender. Esto se logra a través del aprendizaje de máquina, mejor conocido por su homólogo en inglés, ML (Singh, 2022, p. 39).

En este contexto, el aprendizaje automático, una subrama de la IA, es un mecanismo mediante el cual se intenta que las máquinas imiten la forma humana de aprender sin la necesidad de recurrir a la programación explícita (Ávila *et al.* 2021, p. 2). En otras palabras, este busca que, más allá de seguir una serie de instrucciones para ejecutar una tarea, la máquina identifique patrones que le permitan, a partir de una base de datos, tomar decisiones.

Hoy día se conocen cuatro métodos esenciales dentro del aprendizaje automático:

el aprendizaje supervisado, el aprendizaje no supervisado, el aprendizaje semisupervisado y el aprendizaje por refuerzo. Estas formas de aprendizaje permiten entrenar a las máquinas en el procesamiento de imágenes, el reconocimiento de patrones, la realización de predicciones, la clasificación de datos, el procesamiento del lenguaje natural, entre otras muchas aplicaciones más (Mohammed *et al.* 2017, p. xxi).

A continuación, se describen los diversos tipos de aprendizaje para comprender cómo aprenden los modelos de aprendizaje automático:

Aprendizaje supervisado. En este tipo de aprendizaje, se hace uso de un conjunto de datos de entrenamiento previamente etiquetados que sirven de guía al modelo para la predicción de nuevos datos. Dichos datos de entrenamiento consisten en pares de entrada-salida proporcionados generalmente por el ser humano, en donde la entrada es la información dada al modelo y la salida es la etiqueta o valor esperado correspondiente a esa entrada.

Aprendizaje no supervisado: En contraste con el aprendizaje supervisado, en el aprendizaje no supervisado los datos no están etiquetados. Por lo tanto, el modelo deberá buscar patrones o estructuras ocultas que permitan descubrir similitudes en ellos para agruparlos o clasificarlos sin requerir de la intervención humana (International Business Machines [IBM], s.f.).

Aprendizaje semisupervisado. En el aprendizaje semisupervisado, el conjunto de datos incluye tanto datos etiquetados como no etiquetados con el objeto de desarrollar un modelo que pueda predecir las clases de nuevos datos no etiquetados de manera más precisa que un modelo generado utilizando únicamente los datos etiquetados (Mohammed *et al.* 2017, p. 10).

Aprendizaje reforzado: El aprendizaje reforzado es similar al aprendizaje humano, dado que el modelo aprende a través de la interacción con su entorno, probando y cometiendo errores, ya sea para minimizar el riesgo o bien para maximizar la recompensa (Mohammed *et al.* 2017, p. 11).

Una vez entendidos los tipos de aprendizaje utilizados en ML, es fundamental recordar dos aspectos esenciales: primero, que todo modelo de aprendizaje automático necesita datos de calidad y en cantidad suficiente para su implementación adecuada; segundo y último, que para evaluar la fiabilidad del modelo se requiere tanto de validación como de evaluación.

Figura D.1*Técnicas de aprendizaje fundamentales en el Machine Learning*

Nota. Adaptada de *Machine Learning: Algorithms and Applications* por Mohammed *et al.* 2017.

Procesamiento natural del lenguaje y minería de opiniones

Siguiendo la propuesta de Jackson y Moulinier (2002), el procesamiento natural del lenguaje (PNL) puede definirse como aquella capacidad de los componentes, tanto de *software* como de *hardware*, de un dispositivo inteligente o sistema informático, para analizar, comprender y sintetizar el lenguaje humano en sus diversas formas, ya sea escrita u oral (p. 2).

Hoy en día, el procesamiento natural del lenguaje se utiliza de diversas maneras y está presente en muchos dispositivos inteligentes y sitios web que rodean a las personas. Por ejemplo, se encuentra en los asistentes de voz de la domótica del hogar, los motores de búsqueda y los traductores de texto, entre otros. Dado que los humanos están constantemente expuestos a información que necesita ser interpretada, analizada y comprendida para tener una visión del mundo, surge la necesidad de herramientas que

puedan hacer estas tareas de manera automática.

Una instancia ilustrativa de esto es la minería de opiniones, también conocida como “análisis de sentimiento”, una técnica que se centra en interpretar automáticamente las opiniones o sentimientos expresados en un texto sobre un tema o producto específico. Se utiliza comúnmente en la percepción de productos o servicios, la evaluación de contenido multimedia, la detección de noticias falsas y la evaluación de la volatilidad de activos digitales. El objetivo de esta interpretación automática es determinar si el sentimiento expresado es positivo, negativo o neutro, lo que permite tomar decisiones basadas en el estudio de la opinión pública.

Árboles de decisión

Los árboles de decisión son un modelo de aprendizaje supervisado de clasificación que se representa mediante una estructura similar a un diagrama de flujo en forma de árbol. En este modelo, cada nodo interno representa una prueba realizada sobre un atributo, cada rama corresponde a un posible resultado de la prueba, y cada hoja muestra la predicción de clases. (Jiawei y Kamber, 2006, p. 772)

Mohammed *et al.* (2017) propusieron un flujo de trabajo que describe cómo este algoritmo de aprendizaje automático clasifica los datos. La metodología descrita por los autores antes mencionados se puede resumir en tres simples pasos: primero, los datos de entrenamiento se colocan en la raíz del árbol; luego, este conjunto de información se separa según algunos atributos previamente seleccionados mediante medidas estadísticas; por último, el proceso de división del conjunto de datos continúa hasta que ya no haya más datos de entrenamiento por clasificar, no queden atributos disponibles, o los datos restantes pertenezcan a una sola clase.

Aun cuando los árboles de decisión etiquetan a los datos con base en atributos, también son de gran utilidad dentro de la selección de subconjuntos de estos en donde se simplifica y mejora el rendimiento del modelo como resultado de la omisión de aquellos atributos que son considerados irrelevantes. Por ende, el algoritmo únicamente se focaliza en aquellos que resulten más relevantes para la predicción de clases (Jiawei y Kamber, 2006, p. 772).

Es importante destacar que, aunque inicialmente se pensaba que los árboles de decisión se utilizaban exclusivamente para la clasificación de datos, en la actualidad se ha comprobado que también son muy útiles como modelo de regresión. Este enfoque se distingue por producir resultados cuantitativos en lugar de cualitativos, como los obtenidos en la clasificación (Amat, 2017, p. 11).

Otro aspecto crucial a considerar es que, aunque el algoritmo tiende a ajustarse bien a los datos de entrenamiento, su capacidad predictiva puede verse afectada por

el sobreajuste. Este fenómeno puede prevenirse de varias maneras, como estableciendo un número mínimo de observaciones que debe tener un nodo para poder ser dividido, limitando el número máximo de divisiones que puede tener la rama más larga del árbol, o mediante la poda de árbol. Esta última consiste en eliminar nodos y ramas del árbol que no mejoran la precisión de la predicción en un conjunto de datos de prueba, lo que da como resultado una estructura más robusta del árbol de decisión y una predicción más precisa (Amat, 2017, p. 33).

La optimización e innovación de este tipo de algoritmos predictivos basados en reglas binarias ha propiciado el desarrollo de nuevas técnicas de aprendizaje automático, como los árboles de decisión potenciados por gradientes y los populares bosques aleatorios. Estos métodos se explican en los siguientes apartados y se fundamentan en la aplicación de árboles de decisión a una escala mayor.

Árboles de decisión potenciados por gradientes

Según Amat (2017), la esencia de los árboles de decisión potenciados por gradientes radica en un algoritmo de optimización que entrena modelos predictivos simples, compuestos por árboles de decisiones débiles, de manera secuencial. El objetivo es que cada modelo se perfeccione corrigiendo los errores de los modelos anteriores, y así mejorar gradualmente la precisión de cada iteración (p. 138).

Asimismo, dicho autor presenta dentro de su trabajo la secuencia que sigue el algoritmo potenciado por gradientes, la cual se describe en seguida. Inicialmente, el modelo parte del ajuste de un primer árbol de decisión débil f_1 , del cual emana la predicción de la variable de respuesta y .

$$f_1(x) \approx y \quad (\text{D.1})$$

Se determinan los errores residuales a través de la diferencia $y - f_1(x)$ y, posteriormente, se ajusta un nuevo modelo predictivo simple f_2 , que trata de predecir los residuos del modelo anterior, es decir, intenta corregir los errores que ha hecho el primer modelo.

$$f_2(x) \approx y - f_1(x) \quad (\text{D.2})$$

Después, en la siguiente iteración se efectúa el cálculo de los errores de f_1 que f_2 no ha sido capaz de corregir, y se ajusta un tercer árbol f_3 para tratar de rectificarlos y así sucesivamente.

$$f_3(x) \approx y - f_1(x) - f_2(x) \quad (\text{D.3})$$

$$f_2(x) \approx y - f_1(x) - f_2(x) - \dots - f_{n-1}(x) - f_n(x) \quad (\text{D.4})$$

No obstante, al igual que en los árboles de decisión simples, en los árboles de decisión potenciados por gradiente se presenta el riesgo de sobreajuste. Para evitar este problema, se hace uso de un valor de regularización, conocido como tasa de aprendizaje (λ), que limita la influencia de cada modelo en el conjunto de ensamble. Considerando el valor de regularización, las expresiones (D.2), (D.3) y (D.4) pueden reescribirse de la siguiente manera:

$$f_2(x) \approx y - \lambda f_1(x) \quad (\text{D.5})$$

$$f_3(x) \approx y - \lambda f_1(x) - \lambda f_2(x) \quad (\text{D.6})$$

$$f_2(x) \approx y - \lambda f_1(x) - \lambda f_2(x) - \dots - \lambda f_{n-1}(x) - \lambda f_n(x) \quad (\text{D.7})$$

Es importante destacar que este algoritmo produce como resultado el promedio de todas las iteraciones realizadas cuando se utiliza como modelo de regresión. En el caso de la clasificación de atributos, arroja la clase más frecuente.

Bosque aleatorio

A diferencia del modelo de árboles de decisión potenciados por gradientes, el bosque aleatorio, mejor conocido por su homólogo en inglés *random forest*, está formado por varios árboles de decisión individuales. Cada árbol se entrena con una muestra aleatoria del conjunto de datos de entrenamiento original y utiliza la técnica de ensacado para combinar los resultados de todos los árboles (Amat, 2017, p. 65).

El ensacado, o *bagging* en inglés, es una técnica estadística que implica la creación de múltiples conjuntos de datos de entrenamiento mediante el muestreo con reemplazo del conjunto de datos original. Este procedimiento implica entrenar modelos predictivos independientes utilizando distintas muestras de datos para cada uno, y luego promediar las predicciones o determinar la clase más frecuente con el objeto de reducir la varianza, lo cual se logra de forma más significativa cuando los modelos no se correlacionan entre sí (Amat, 2017, p. 72).

De acuerdo con Amat (2017), aunque este tipo de mejora provee de una capacidad predictiva de mejor calidad en comparación con los modelos predictivos simples, esta reduce la interpretación del modelo, de modo que no resulta sencilla la tarea de identificar a aquellos predictores que resulten más importantes (p. 97). En ese sentido,

la popularidad de los bosques aleatorios en el aprendizaje automático supervisado se debe a su capacidad para manejar conjuntos de datos con alta dimensionalidad y su capacidad para minimizar significativamente el sobreajuste.

Redes neuronales

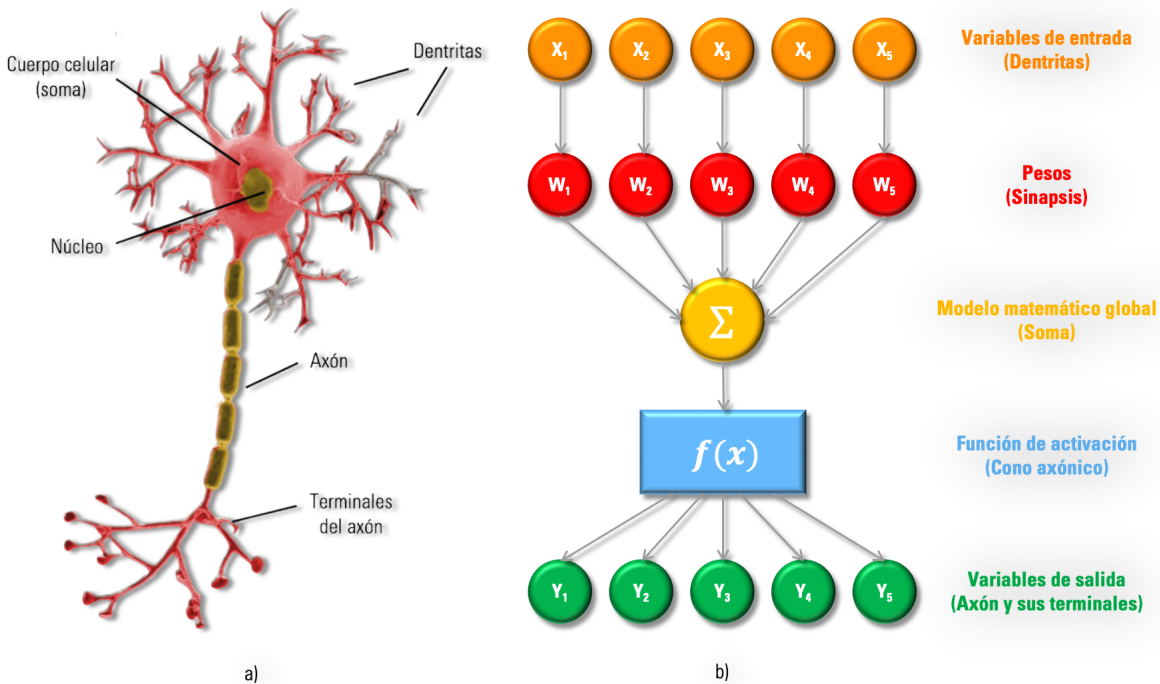
Las redes neuronales en el aprendizaje de máquina se basan en simulaciones de la arquitectura biológica característica del cerebro humano, el cual contiene numerosas neuronas interconectadas, cada una con un cuerpo celular llamado soma celular, una serie de extensiones fibrosas llamadas dendritas y una sola fibra larga conocida como axón (Mohammed *et al.* 2017, p. 89).

Las dendritas tienen como función principal recibir los mensajes de otras células y transmitir la señal al soma. Desde allí, la señal viaja a través del axón hasta alcanzar la sinapsis, que es una conexión funcional entre dos neuronas o entre una neurona y una célula efectora. Posteriormente, el mensaje se propaga a lo largo del axón hasta llegar al extremo de la neurona, donde pasa a las terminaciones de este y, finalmente, al espacio entre neuronas, donde puede transferirse al siguiente nervio hasta generar una respuesta física, o bien, una señal para el pensamiento y la memoria (Mohammed *et al.* 2017, p. 89).

Aunque este método de transmitir mensajes entre neuronas es fundamental en las ciencias biológicas y de la salud, carece de terminología relacionada con máquinas o IA. Sin embargo, este concepto es esencial para establecer una analogía entre el funcionamiento del sistema nervioso central y el de las redes neuronales artificiales.

En el contexto de la IA, cada nodo interno de una red neuronal artificial se denomina neurona, representada como una unidad computacional que recibe entradas de otras neuronas, realiza cálculos basados en estas y envía los resultados a distintas células nerviosas. Estos cálculos suelen estar influenciados por los pesos asignados a las conexiones de entrada a esa neurona, dado que la entrada se escala en cierta medida por dicho peso. En similitud con la descripción del proceso biológico de transmisión de información, este peso puede entenderse como un equivalente a la fuerza de conexión sináptica, también referido en la literatura como plasticidad sináptica (Aggarwal, 2023, p. 319).

A través de la variación adecuada de los pesos sinápticos, se puede determinar un modelo matemático global que describa perfectamente a la red neuronal artificial, lo cual es análogo al aprendizaje de la fuerza sináptica en las redes neuronales biológicas. Este ajuste se efectúa de forma gradual por medio de los datos de entrenamiento bajo la óptica de aumentar los pesos sinápticos cuando las predicciones presenten vicisitudes significativas con respecto a los resultados originales (Aggarwal, 2023, p. 319).

Figura D.2
Anatomía neuronal desde distintas perspectivas


Nota. En esta figura se presentan dos esquemas: en el inciso a) se muestra el modelo de una red neuronal biológica, detallando sus componentes; en el inciso b), se presenta el modelo de una red neuronal artificial, diseñada para emular el comportamiento de las neuronas biológicas en un entorno computacional. Asimismo, se destaca la analogía entre los componentes de ambas redes, dado que estos modelos están estrechamente relacionados en términos de estructura y funcionamiento. Las neuronas biológicas tienen equivalentes en las neuronas artificiales, mientras que las sinapsis biológicas se asemejan a las conexiones ponderadas en la red neuronal artificial. Además, la transmisión de señales eléctricas en el cerebro humano se compara con el procesamiento de datos en la red neuronal artificial. Adaptada de *Machine Learning: Algorithms and Applications* por Mohammed *et al.* 2017.

Es importante destacar que estos modelos abarcan desde los más simples, como el perceptrón, hasta las redes multicapa, que constituyen el campo específico del aprendizaje profundo o *deep learning*. Aunque existen una gran variedad de estructuras de redes neuronales, este estudio se enfocó únicamente en dos tipos de arquitecturas: las redes neuronales recurrentes con memoria a largo plazo y las redes neuronales modulares.

Recurrentes con memoria a largo plazo

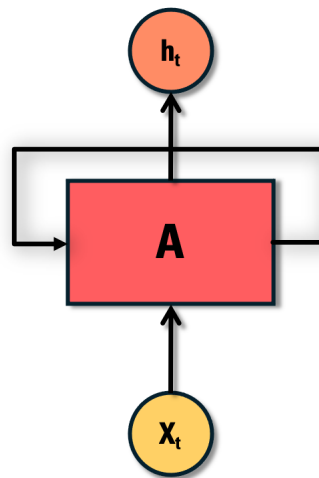
Para comprender las redes neuronales recurrentes con memoria a largo plazo (LSTM, por sus siglas en inglés), resulta esencial partir de la definición de una red neuronal recurrente básica.

Cuando una persona decide ver su serie favorita en una plataforma de *streaming*, puede seguir fácilmente el desarrollo del nuevo episodio gracias a que recuerda lo sucedido anteriormente y cómo ello influye en los eventos actuales. A diferencia de los seres humanos, las redes neuronales convencionales no tienen esta capacidad de recordar. Por lo tanto, es necesario emplear redes neuronales más profundas que puedan retener la mayor cantidad posible de información para comprender, en la medida de lo viable, lo que ocurrirá en el futuro. Estas redes son conocidas como redes neuronales recurrentes (RNN, por sus siglas en inglés), modelos de aprendizaje profundo supervisado que emplea bucles para mantener información a lo largo del tiempo (Olah, 2015, pp. 2-3).

Retomando el punto anterior, la memoria en una red recurrente se logra mediante ciclos en los que un modelo neuronal (A) recibe una entrada (x_t) que analiza y comprende para predecir una salida (h_t), ambas situadas en un mismo tiempo t , y luego transmite la información recopilada al siguiente paso de la red (véase Figura D.3).

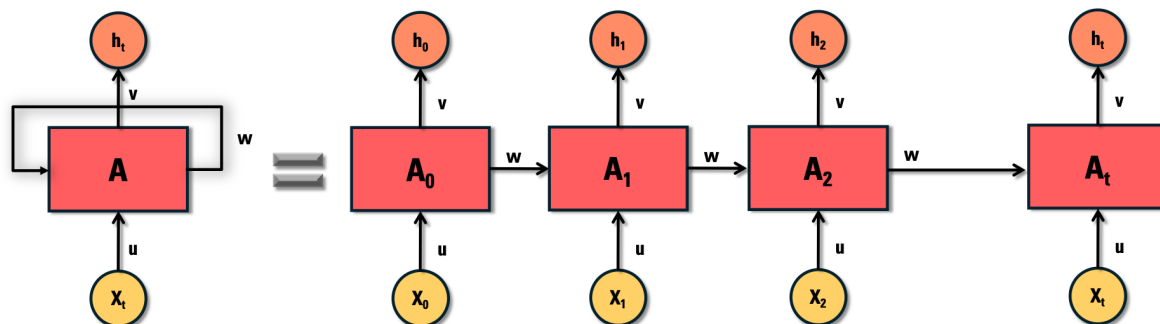
Figura D.3

Red neuronal recurrente



Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

Desde esta perspectiva, se observa que una RNN no es más que la conjunción de múltiples capas que reciben el dato de una capa predecesora, almacenan su información y la transmiten a una capa sucesora. Si se desglosa el modelo, la RNN podría representarse tal y como se muestra en la Figura D.4. En esta se puede observar que hay capas ocultas de la red que están conectadas entre sí a lo largo del tiempo, representadas por la letra “A”. Estas capas representan la memoria de la red. También se nota que, a diferencia de las redes neuronales convencionales, en las redes neuronales recurrentes hay tres conjuntos de pesos (u , v y w) cuyos valores varían durante el entrenamiento de la red (Ávila *et al.* 2021, pp. 5-6).

Figura D.4*Desglose de una red neuronal recurrente*

Nota. Adaptada de *deep learning para el pronóstico de producción de yacimientos no convencionales* [Conferencia], por Ávila *et al.*, 2021. *Congreso Mexicano del Petróleo*.

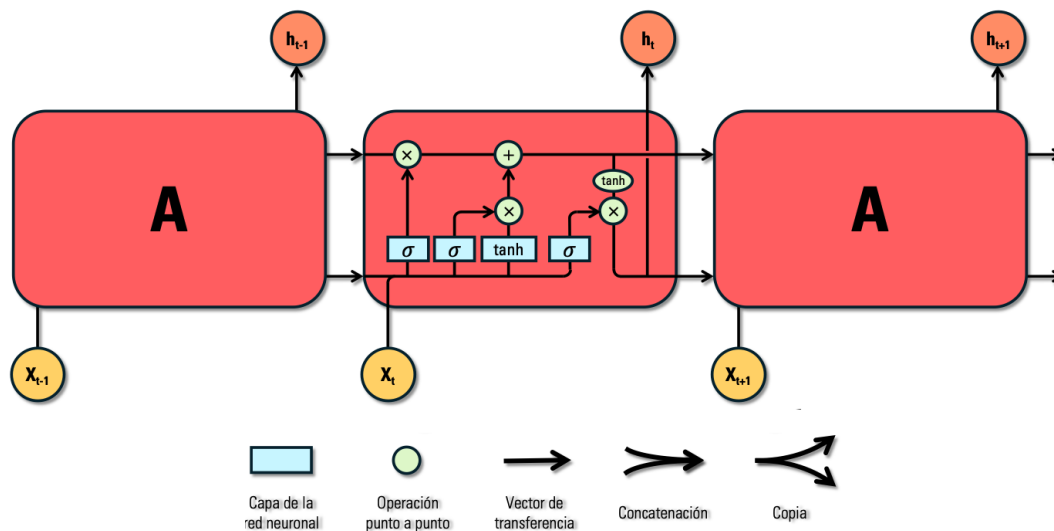
Las RNN han demostrado su eficacia en diversas aplicaciones, como el procesamiento del lenguaje natural, el reconocimiento de voz, el análisis de sentimientos, la traducción automática, el modelado de series temporales y la generación de texto. En cuanto a las LSTM, estas representan una mejora de las redes recurrentes convencionales introducida por Hochreiter y Schmidhuber (1997, p. 1735). Estas redes tienen la capacidad de recordar información durante períodos prolongados, lo que resuelve el problema del gradiente de desvanecimiento presente en el entrenamiento de las redes neuronales profundas (Ávila *et al.* 2021, p. 6).

El gradiente de desvanecimiento hace referencia a la situación en la que los gradientes que se propagan hacia atrás a través de las capas de la red neuronal se vuelven cada vez más pequeños a medida que avanzan hacia las capas más profundas. Esto ocasiona que las actualizaciones de peso en las capas más cercanas a la entrada sean muy pequeñas o incluso se vuelvan insignificantes, lo que dificulta que la red aprenda eficazmente dependencias a largo plazo en los datos de entrada.

En comparación con las unidades computacionales de una red recurrente convencional, en las redes LSTM, se denominan celdas de memoria y constan de tres compuertas principales: la compuerta de olvido, la compuerta de actualización y la compuerta de salida. Además, cada celda tiene un dato de entrada (x_t) y datos de la celda anterior ocultos en un estado correspondiente a la marca temporal anterior (h_{t-1}) (Ávila *et al.* 2021, p. 6). (Véase Figura D.5).

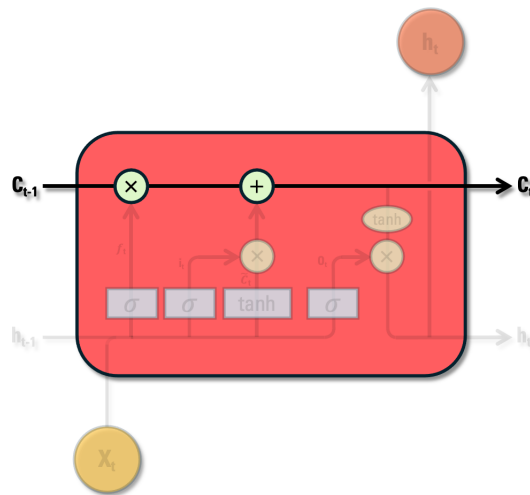
El núcleo central de las LSTM es la celda de estado, que es una celda transportadora que se mueve de una celda a otra, facilitando el flujo de información. En la Figura D.6, esta celda se representa con una flecha horizontal de color negro (Ávila *et al.* 2021, p. 6).

Figura D.5
Red neuronal recurrente de memoria a largo plazo



Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

Figura D.6
Celda de estado de una red neuronal LSTM



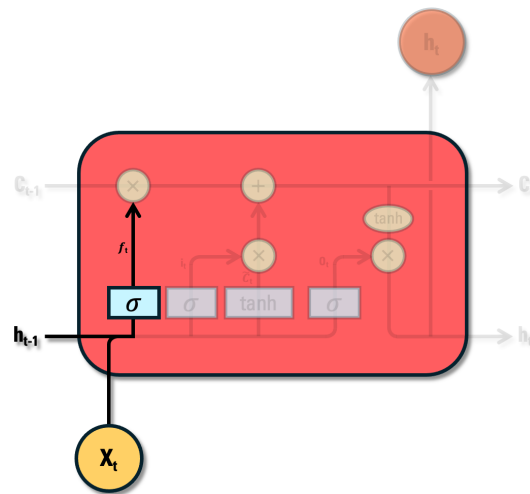
Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

Es esencial tener en cuenta que este tipo de redes pueden modificar la información en cada celda de estado mediante sus distintas compuertas. Sin embargo, la adición o sustracción de información se describirá al ejemplificar el proceso que se realiza dentro de cada una de ellas.

En primer lugar, se encuentra la compuerta de olvido, que se activa mediante una función sigmoideal que recibe el dato de entrada (x_t) y el estado oculto inmediato anterior (h_{t-1}), y genera una salida binaria para cada elemento de la celda de estado (C_{t-1}). Cada salida indica si la información es relevante y, por lo tanto, se mantiene en la celda de estado, o si debe ser descartada, en cuyo caso el valor de salida es nulo. En resumen, esta compuerta funciona como un filtro que descarta la información considerada como irrelevante (véase Figura D.7).

Figura D.7

Compuerta de olvido



Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

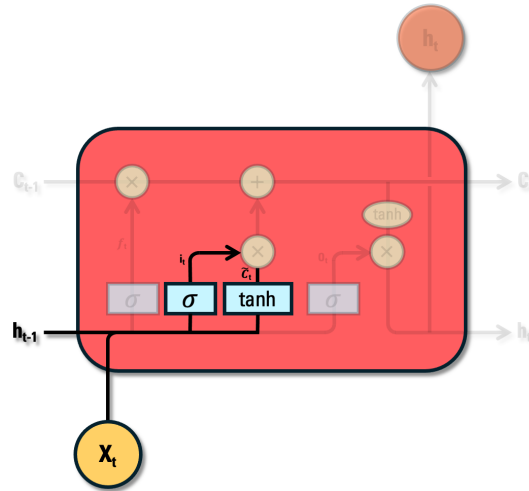
Este proceso de olvido de información puede representarse a través de la función (D.8), la cual se muestra a continuación:

$$f_t = \sigma(x_t \cdot u_f + h_{t-1} \cdot w_f) \quad (\text{D.8})$$

En segundo lugar, está la compuerta de actualización, que se divide en dos partes principales: la primera está conformada por una función de activación sigmoideal que elige a aquellos datos del estado oculto anterior que serán actualizados; y, la segunda, que es una función de activación tangencial hiperbólica que crea un nuevo vector de datos (\tilde{C}_t) (véase Figura D.8).

La actualización (i_t) y la creación de nuevos datos (\tilde{C}_t) están dadas por las siguientes relaciones matemáticas:

$$i_t = \sigma(x_t \cdot u_i + h_{t-1} \cdot w_i) \quad (\text{D.9})$$

Figura D.8
Compuerta de actualización


Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

$$\tilde{C}_t = \tanh(x_t \cdot u_i + h_{t-1} \cdot w_i) \quad (\text{D.10})$$

Como siguiente paso, se actualiza la nueva celda de estado (C_t) por medio de la suma del producto de la celda de estado anterior (C_{t-1}) y el olvido de información (f_t), junto con el producto de la actualización de datos (i_t) y el nuevo vector de datos creados por la función tangencial hiperbólica (\tilde{C}_t). (Véase Figura D.9).

En este sentido, el procedimiento descrito en el párrafo anterior y ejemplificado en la la Figura D.9 puede expresarse matemáticamente de la siguiente manera:

$$C_t = C_{t-1} \cdot f_t + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (\text{D.11})$$

Finalmente, en la compuerta de salida se realiza la predicción de los valores que poseerán los datos de salida (h_t), los cuales, en primera instancia, son seccionados por la función sigmoideal que indica la fracción de datos que se designarán como salidas.

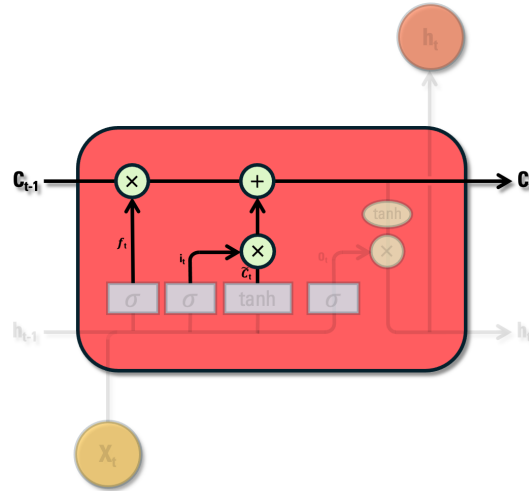
$$o_t = \sigma(x_t \cdot u_o + h_{t-1} \cdot w_o) \quad (\text{D.12})$$

Después, los datos de la celda de estado (C_t) son operados por la función tangente hiperbólica y el resultado obtenido es multiplicado por los datos de salida de la función sigmoideal (o_t), obteniendo así los datos que se transferirán a la siguiente celda (h_t) (véase Figura D.10).

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (D.13)$$

Figura D.9

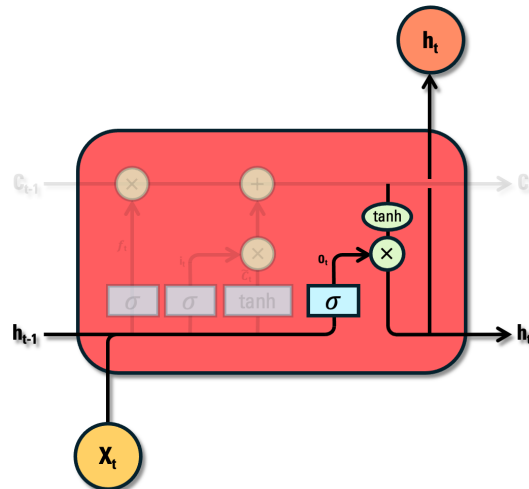
Actualización de la nueva celda de estado



Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

Figura D.10

Compuerta de salida



Nota. Adaptada de *Understanding LSTM Networks*, por Olah, 2015.

En síntesis, las redes neuronales LSTM son una ampliación de las redes neuronales recurrentes que, como su nombre lo indica, hacen posible que la red retenga información a largo plazo a través del filtrado y actualización del flujo de información.

Modulares

En lo que respecta a las redes neuronales modulares, estas son un tipo de redes cuyas unidades de procesamiento son separadas en módulos especializados más pequeños, los cuales están enlazados entre sí y cada uno enfocado en realizar una tarea específica.

Las neuronas en un modelo de red neuronal modular son parecidas a las de cualquier otra red neuronal. En líneas generales, cada neurona recibe entradas, realiza una operación matemática con ellas y produce una salida. Esta estructura modular ofrece una mayor flexibilidad y capacidad de ampliación al diseñar redes neuronales, dado que los módulos pueden reutilizarse o combinarse para formar redes más extensas y complejas. Además, los módulos especializados pueden entrenarse de forma más efectiva y específica, lo que podría aumentar el rendimiento y la precisión del modelo.

B

back-end

Base de datos utilizada específicamente para almacenar datos destinados a una aplicación web o móvil. Esta reside en el servidor de la aplicación, lo que significa que no es accesible para los usuarios finales y guarda una amplia gama de información, incluidos datos de usuario, información de productos, detalles de pedidos, y otros tipos de datos relevantes para la aplicación.

batch_size

Hiperparámetro característico de las redes neuronales, también referido como tamaño de lotes, que alude al número de ejemplos de entrenamiento que se utilizan durante cada iteración de este proceso.

C

ciencia de datos

Área de estudio que emplea diversos métodos científicos, procesos y algoritmos para obtener información valiosa de conjuntos de datos estructurados y no estructurados con el objetivo de generar conclusiones que apoyen la toma de decisiones.

condensado

Hidrocarburo líquido de alta gravedad API, el cual posee un elevado valor comercial derivado de su composición que lo hacen adecuado para la producción de gasolina, disolventes y otros productos petroquímicos.

cricondenterma

Temperatura máxima a la cual dos fases en equilibrio pueden coexistir. Este condición también es referida en el texto como límite cricondentérmico.

criogénica

Término utilizado para referirse a la producción, mantenimiento y/o utilización de temperaturas extremadamente bajas, equiparables e incluso superiores a la temperatura de ebullición del nitrógeno (-195.79 [°C]).

D

deep learning

Técnica innovadora que emplea redes neuronales compuestas por varias capas interconectadas de neuronas artificiales, formando así una estructura compleja que facilita el procesamiento y la extracción avanzada de información.

E

efecto invernadero

Fenómeno natural mediante el cual determinados gases presentes en la atmósfera terrestre absorben y retienen parte del calor proveniente del sol. Entre los gases responsables de este efecto se encuentran el dióxido de carbono (CO_2), el metano (CH_4), los óxidos de nitrógeno (NO_x) y el vapor de agua (H_2O), entre otros.

ekW

Clasificación de potencia eléctrica del generador expresada en kilowatts efectivos (ekW), también conocida como kilovatios eléctricos (kWe), se refiere a la potencia eléctrica total que puede proporcionar un generador después de considerar las pérdidas por eficiencia o durante la conversión de energía mecánica a eléctrica. Esta métrica se utiliza para determinar la capacidad del generador para alimentar equipos específicos (Caterpillar, 2023).

epochs

Hiperparámetro usado en los modelos de aprendizaje automático de redes neuronales para aludir al control que se tiene sobre el número de veces que el algoritmo indaga sobre la totalidad del conjunto de datos de entrenamiento durante este proceso de adiestramiento.

F

función de pérdida

Métrica que se utiliza para medir la discrepancia entre las predicciones de un modelo y los valores reales en un conjunto de datos, permitiendo así evaluar la capacidad predictiva del modelo.

función de activación

Modelo matemático que modifica la información generada por la combinación lineal de los pesos sinápticos y las entradas con el objeto de modelar relaciones más complejas en los datos, permitiendo así que el modelo pueda resolver problemas que requieran un aprendizaje no lineal.

H

Henry Hub

Instalación de distribución de gas natural situada en Erath, Luisiana, Estados Unidos, ampliamente reconocida como un punto de referencia crucial para establecer el precio del gas natural en la región de Norteamérica.

hiperparámetro

Configuración ajustable que se elige previo a entrenar un modelo de aprendizaje automático y que afecta la capacidad del modelo para aprender de los datos. La elección adecuada de dicha configuración determina el rendimiento del modelo implementado.

hold

Estrategia de inversión a largo plazo que implica mantener las criptomonedas en posesión, incluso durante períodos de alta volatilidad del mercado. Esta estrategia es adecuada para inversores que confían en el potencial futuro de las criptomonedas y buscan diversificar su cartera de inversiones.

huella de carbono

Medida del impacto ambiental que tienen las actividades humanas en términos de la cantidad de GEI que se emiten.

I

impuesto sobre las ganancias de capital

Impuesto aplicable a las ganancias obtenidas por la venta de activos, incluyendo criptomonedas.

impuesto sobre la renta

Impuesto que grava los ingresos obtenidos por las personas, ya sean salarios, ganancias por inversiones, alquileres u otros tipos de ingresos en un lapso de tiempo establecido. Este se establece en función del total de los ingresos percibidos y las deducciones permitidas según la legislación fiscal vigente.

L

lag

Intervalo temporal que representa la diferencia en tiempo entre dos eventos implementado principalmente en modelos de predicción que se basan en valores pasados de una serie temporal para proyectar valores futuros.

Ley de la Oferta y la Demanda

Principio fundamental de la economía que describe la relación entre la cantidad de un bien o servicio que se ofrece en el mercado (oferta) y la cantidad de ese bien o servicio que los consumidores desean adquirir (demanda). Esta ley establece que, en un mercado competitivo, el precio de un bien o servicio corresponde al punto de intersección entre la oferta y la demanda.

límite económico

Instante en el que un proyecto petrolero carece de rentabilidad debido a que sus costos de producción superan su capacidad para generar ganancias.

lluvia ácida

Forma de precipitación que tiene un nivel de acidez superior al normal, causado principalmente por la combinación de la humedad del aire con algunos contaminantes presentes en la atmósfera terrestre como, por ejemplo, los óxidos de nitrógeno (NO_x) y el dióxido de azufre (SO_2).

M

matriz energética

Representación gráfica o descriptiva de las fuentes de energía disponibles en un país, una región o una entidad, empleadas para satisfacer sus necesidades energéticas.

max_depth

Hiperparámetro comúnmente usado en algoritmos basados en árboles de decisión para controlar la profundidad máxima que puede alcanzar un árbol durante su construcción.

N

n_estimators

Hiperparámetro utilizado en bosques aleatorios y árboles de decisión impulsados por gradientes para controlar el número de árboles en el ensemble.

O

one-peer

Nodo con conexión única y directa a otro nodo de la red cuyo acceso a la información está limitado a ese nodo específico.

optimizador

Algoritmo esencial en las redes neuronales que de mejora el rendimiento del modelo a través del ajuste de sus pesos sinápticos y sesgos.

P

peer-to-peer

Red descentralizada en la que los ordenadores participantes comparten directamente recursos entre sí sin la necesidad de un servidor central. En el contexto específico de la *blockchain*, esta permite la comunicación de nodos con el objeto de distribuir y validar transacciones. También puede referirse a ella como P2P.

plasticidad sináptica

Capacidad que tienen las sinapsis neuronales de cambiar su fuerza o eficacia dentro de la transmisión de señales.

promedio móvil

Valor medio calculado de un subconjunto de datos en una serie temporal. Este promedio se recalcula desplazando el subconjunto a través de toda la serie de datos, de ahí el término "móvil".

prueba de conocimiento cero

Protocolo criptográfico que permite a una parte demostrar a otra la veracidad de cierta información sin revelarla en sí misma, procurando en todo momento su confidencialidad.

R

random_state

Parámetro empleado en Python dentro del algoritmo de bosque aleatorio para referirse a la **semilla**. (Véase el término de **semilla**).

ratio de Sharpe

Medida utilizada en finanzas para evaluar el rendimiento de una inversión en relación con el riesgo asumido. Este indicador establece la rentabilidad adicional obtenida por cada unidad de riesgo que se asume (Bailey y López de Prado, 2012).

recurso natural

Elemento proveniente de la naturaleza cuyo aprovechamiento puede resultar beneficioso para la humanidad.

recurso energético

Fuente o sustancia de la cual se puede obtener energía.

recursos prospectivos

Cantidad de hidrocarburos proyectada en una fecha específica, asociada con acumulaciones que aún no han sido descubiertas pero se presume que existen según la información disponible, y se estima que pueden ser recuperadas potencialmente mediante proyectos futuros de exploración y desarrollo.

reservas

Volumen de hidrocarburos que se espera sea recuperable y comercialmente rentable a partir del desarrollo de proyectos en acumulaciones conocidas, en una fecha determinada y bajo condiciones específicas. Para ser considerados reservas, los hidrocarburos deben cumplir cuatro requisitos fundamentales: primero, haber sido descubiertos; segundo, ser técnicamente recuperables; tercero, ser económicamente viables; y finalmente, estar presentes en el yacimiento en la fecha efectiva de evaluación, de acuerdo con los planes de desarrollo implementados.

reservas probables

Reservas adicionales que, según un análisis de datos de geociencias e ingeniería, se consideran que tienen una menor probabilidad de ser recuperadas en comparación con las reservas probadas, pero un mayor grado de certidumbre con respecto de las reservas posibles.

reservas probadas

Reservas que, según datos de geociencias e ingeniería, se consideran con un alto grado de certeza a ser recuperadas en el futuro.

S

semilla

Valor inicial utilizado para la generación de números pseudoaleatorios. Más allá de ser un fenómeno estocástico, esta posee un enfoque determinista, pues su establecimiento favorece la replicabilidad de los datos aleatorios utilizados dentro del algoritmo.

sobreajuste

También conocido como *overfitting*, es un problema existente en el aprendizaje automático y la ciencia de datos en el que un modelo se ajusta demasiado bien a los datos de entrenamiento, lo que resulta en un rendimiento deficiente al generalizar a nuevos datos o datos no vistos.

sostenibilidad

Capacidad de satisfacer las necesidades presentes sin comprometer la habilidad de las generaciones futuras para cubrir sus propias necesidades. Esta busca armonizar las demandas humanas con la conservación del medio ambiente y el progreso económico.

staking

Inmovilización de los activos digitales de los usuarios durante un período de tiempo determinado que se realiza con el objeto de contribuir al funcionamiento y seguridad de una cadena de bloques. A cambio de este compromiso, los participantes reciben recompensas en forma de nuevas criptomonedas.

subajuste

Describe un modelo que no es lo suficientemente complejo como para capturar la estructura subyacente de los datos. En estos casos, el modelo resulta ser demasiado simple para representar adecuadamente los datos de entrenamiento, lo que impide que pueda generalizar bien a nuevos datos.

T

Test de Turing

Prueba que busca establecer un criterio para evaluar si una máquina es capaz de demostrar un nivel de inteligencia equiparable o indistinguible al humano.

trader

Profesional encargado de realizar transacciones de compra-venta de activos dentro de los mercados financieros.

transadas

Entiéndase como acciones, opciones de suscripción de acciones, instrumentos de renta fija y de intermediación financiera y las monedas.

V

velocidad de deflagración laminar

Magnitud termodinámica propia de la dinámica de las llamas que hace alusión a la velocidad a la que una llama se propaga a través de una mezcla de combustible-oxidante en condiciones de flujo laminar, es decir, en ausencia de turbulencias.

BIBLIOGRAFÍA

- Agencia Andaluza de la Energía. (2019). *Infografía energía eólica*. <https://www.agenciaandaluzadelaenergia.es/es/biblioteca/infografia-energia-eolica>
- Agencia Internacional de Energía [IEA]. (2023). *World Energy Outlook 2023* (inf. téc.).
- Aggarwal, C. (2023). *Machine Learning for Text* (2.^a ed.). Springer Nature Switzerland AG. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-96623-2>
- Altamirano, A., y Lucero, F. (2023). *Predicción de Producción de Fluidos empleando Machine Learning en T Inferior del Campo Sacha. FIGEMPA: Investigación y Desarrollo*, 16(2), 70-78. <https://doi.org/10.29166/revfig.v16i2.4542>
- Álvarez-Díaz, L. J. (2019). *Cryptocurrencies: evolution, growth and perspectives of Bitcoin. Población y Desarrollo*, 25(49), 130-142. <https://doi.org/10.18004/pdfce/2076-054x/2019.025.49.130-142>
- Amat, J. (2017, febrero). *Árboles de decisión, random forest, gradient boosting y C5.0 [Ciencias de Datos]*. https://cienciadedatos.net/documentos/33_arboles_de_prediccion_bagging_random_forest_boosting#Out-of-Bag_Error
- An, Y., Choi, P., y Huang, S. (2021). *Blockchain, cryptocurrency, and artificial intelligence in finance. En P. Choi S. Huang (eds.), Fintech with Artificial Intelligence, Big Data, and Blockchain*, 1-34. https://doi.org/10.1007/978-981-33-6137-9_1
- Arias, J. (2019, mayo). *Estado del Arte y Marco conceptual de las tecnologías de Machine Learning aplicadas al recobro mejorado*. [Informe final de consultoría, Unidades Tecnológicas de Santander]. Repositorio UTS. <http://repositorio.uts.edu.co:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/1612/Informe%20final%20de%20consultor%C3%ADa.pdf?sequence=1>
- Ávila, A., Hernández, O., Arévalo, J., y Castellanos, F. *Aplicación de deep learning para el pronóstico de producción de yacimientos no convencionales*. En: Congreso Mexicano del Petróleo. Monterrey., 2021. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.26313.47208>
- Ayuso, M. E. (2017). *Análisis de las prácticas de quema y venteo de gas natural asociado: obstáculos y avances en Latinoamérica. Revista de Energía de Latinoamérica y el Caribe*, 1(1), 66-105. <https://enerlac.olade.org/index.php/ENERLAC/article/view/15>

- Azarate, A. (2015, noviembre). *México es deficitario en gas natural... y aun así lo desperdicia*. Forbes México. <https://www.forbes.com.mx/mexico-es-deficitario-en-gas-natural-y-aun-asi-lo-desperdicia/>
- Bailey, D., y López, M. (2012). *The Sharpe Ratio Efficient Frontier*. *Journal of Risk*, 15(2). https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1821643
- Banco Central Europeo [BCE]. (2012). *Virtual Currency Schemes* (inf. téc.). Euro System. Alemania. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf>
- BBVA. (2023, diciembre). *Así funciona una central mareomotriz y genera energía*. <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/asi-funciona-una-central-mareomotriz-y-genera-energia/>
- BBVA. (2024a). *¿Qué son los paneles solares, cómo funcionan y cuál es su futuro?* <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-son-los-paneles-solares-como-funcionan-y-cual-es-su-futuro/>
- BBVA. (2024b, enero). *¿Qué es la energía eólica? La importancia del viento como renovable*. <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-es-la-energia-eolica-la-importancia-del-viento-como-renovable/>
- Bitcoin. (s.f.). *Bitcoin*. <https://bitcoin.org/en/faq#more-help>
- Bitmain. (2024). *Bitmain*. <https://shop.bitmain.com/>
- Blockchain. (s.f.). *Bitcoin Block*. <https://www.blockchain.com/explorer/blocks/btc>
- Bonnecase, J. (2002). *Tratado elemental de derecho civil* (Vol. 2). Oxford University Press.
- BP. (2022). *bp Statistical Review of World Energy 2022* (inf. téc.). bp. London. <https://www.bp.com/content/dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/statistical-review/bp-stats-review-2022-full-report.pdf>
- Cámara de Diputados. (2009). *Ley Monetaria de los Estados Unidos Mexicanos*. <https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/152.pdf>
- Cámara de Diputados. (2024). *Ley para Regular las Instituciones de Tecnología Financiera*. <https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/LRITF.pdf>

- Cambridge Centre for Alternative Finance. (2024). *Cambridge blockchain network sustainability index: CBECI*. <https://ccaf.io/cbnsi/cbeci>
- Campos, D. V., Moreno, J. d. J., y Obregón, M. d. M. (2019, julio). *Implicaciones fiscales de las Operaciones con Criptomonedas en México* [Tesis]. Universidad Autónoma de Baja California, Repositorio Institucional UABJ. <https://hdl.handle.net/20.500.12930/769>
- Carrillo, G. A., y Guerrero, P. C. (2013, julio). *Cálculo de Propiedades del Gas Natural* [Tesis]. Universidad Rafael Urdaneta.
- Center for Climate and Energy Solutions. (2020, julio). *Natural Gas - Center for Climate and Energy Solutions*. <https://www.c2es.org/content/natural-gas/>
- Černevičienė, J., y Kabašinskas, A. (2022). *Review of Multi-Criteria Decision-Making Methods in Finance Using Explainable Artificial Intelligence*. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 5. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.827584>
- Coinbase. (2024). *Bitcoin*. <https://www.coinbase.com/price/bitcoin>
- CoinCodex. (2024). *Live Crypto Prices and Cryptocurrency Market Cap*. <https://coincodex.com/>
- Comisión Nacional de Hidrocarburos. (2017, diciembre). *Lineamientos que regulan el procedimiento de cuantificación y certificación de Reservas de la Nación*.
- Comisión Nacional de Hidrocarburos. (2019, junio). *Prueba Piloto para la Clasificación de Recursos y Reservas Petroleras de México conforme a la Clasificación Marco de las Naciones Unidas para la Energía Fósil y los Recursos y Reservas Minerales 2009 (CMNU-UNFC)* (inf. téc.). México.
- Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH]. (2018). *El sector del gas natural: Algunas propuestas para el desarrollo de la industria nacional*. (Inf. téc.). Comisión Nacional de Hidrocarburos. México. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/391881/Documento_Tecnico_GasNatural_CNH2018__1_.pdf
- Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH]. (2024a). *Centro Nacional de Información de Hidrocarburos: reservas y recursos*. <https://hidrocarburos.gob.mx/estadisticas/>
- Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH]. (2024b). *Reservas de Hidrocarburos*. <https://reservas.hidrocarburos.gob.mx>

- Comisión Nacional de Hidrocarburos [CNH]. (Resolución CNH.06.001 del 14 de diciembre de 2009). *[Por la que la Comisión Nacional de Hidrocarburos da a conocer las disposiciones técnicas para evitar o reducir la quema y el venteo de gas en los trabajos de exploración y explotación de hidrocarburos]*. (Inf. téc.). Comisión Nacional de Hidrocarburos. México D.F. https://dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5122914&fecha=04/12/2009
- Comisión Reguladora de Energía. (2010, marzo). *Norma Oficial Mexicana NOM-001-SECRE-2010, Especificaciones del gas natural*. <https://www.dof.gob.mx/normasOficiales/3997/sener/sener.htm>
- Companies Market Cap. (2024). *Largest Companies by Market Cap*. <https://companiesmarketcap.com/>
- Consejo de Seguridad Nuclear [SCN]. (2024). *La energía nuclear*. <https://www.csn.es/la-energia-nuclear>
- Consejo Nacional de Humanidades Ciencias y Tecnologías [CONAHCYT]. (2023). *Flujos y uso de gas*. <https://energia.conacyt.mx/planeas/hidrocarburos/flujo-gas#>
- Coxtinica, A. (2015, febrero). *La generación de energía eléctrica por fuentes renovables y su uso en México* [Tesis]. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Cutkovic, M. (2023). *Best Trading Indicators: most popular technical Indicators*. <https://www.axi.com/int/blog/education/trading-indicators>
- Diario Oficial de la Federación [DOF]. (2019). *Comercializadora Metrogas, S.A. de C.V.* https://dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5550011&fecha=11/02/2019
- Díaz, C. O., Mayorga Peraza, R. M., Amaya Ayala, A. J., y Salazar Hernández, R. J. (2022). *Importancia de las criptomonedas y su impacto en los mercados financieros internacionales a partir de la evolución del bitcoin*. *Realidad Empresarial*, (14), 10-25. <https://doi.org/10.51378/reuca.v1i14.7525>
- Dorantes, E. (2023). *El Gas Natural como fuente de desarrollo en el mundo*. https://www.linkedin.com/posts/unam-spe-student-chapter_wearespe-soysaip-cepipmunam-activity-7022311203838296064-xFzF/
- Electriz. (2023). *Aprovechamiento de biomasa para generar energía eléctrica*. <https://electriz.com.mx/aprovechamiento-de-biomasa/>

- Financial Stability Board [FSB]. (2018). *Crypto-asset markets: potential channels for future financial stability implications*. <https://www.fsb.org/2018/10/crypto-asset-markets-potential-channels-for-future-financial-stability-implications/>
- Fuentes, E. (2010). *Descripción de las Características y Propiedades del Gas Natural* [Tesis]. Universidad de Oriente.
- Galindo, A. (2021, noviembre). *¿Qué es la energía nuclear? La ciencia de la energía nucleoelectrica* (inf. téc.). Organismo Internacional de Energía Atómica. <https://www.iaea.org/es/newscenter/news/que-es-la-energia-nuclear-la-ciencia-de-la-energia-nucleoelectrica>
- Glassnode. (s.f.). *BTC: Adoption and Growth*. <https://studio.glassnode.com/home>
- Gobierno de Canarias. (2014, noviembre). *Central Termoeléctrica (Esquemas)*. <https://www3.gobiernodecanarias.org/medusa/ecoblog/fsancac/2014/11/03/central-termoelectrica-esquemas/>
- Gobierno de El Salvador. (2022). *Ley de Emisión de Activos Digitales*. <https://www.asamblea.gob.sv/sites/default/files/documents/correspondencia/4CCA02DF-7C4F-4B25-9725-821EB3618A5D.pdf>
- González, A. (2006). *El concepto .energía.en la enseñanza de las ciencias*. *Revista Iberoamericana de Educación*, 38(2), 1-7. <https://doi.org/10.35362/rie3822660>
- Gorjón, S. (2014, enero). *Divisas o Monedas Virtual: El caso de Bitcoin*. En *Dirección General de Operaciones, Mercados y Sistemas de Pago*. Banco de España. https://www.in-diem.com/wp-content/uploads/2017/12/Nota_informativa_Bitcoin_enero2014.pdf
- Guo, H., y Polak, P. (2021). *After the Collision of Crisis and Opportunity to Redefining the Artificial Intelligence in Finance: The New Intelligent Finance Era*. *Studies in Computational Intelligence*, 954, 157-172. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72080-3_{_}9
- Harrast, S. A., McGilsky, D., y Sun, Y. (2022). *Determining the Inherent Risks of Cryptocurrency: A Survey Analysis*. *Current Issues in Auditing*, 16(2), A10-A17. <https://doi.org/10.2308/CIIA-2020-038>
- Hirsch-Kreinsen, H. (2011). *Financial Market and Technological Innovation*. *Industry & Innovation*, 18(4), 351-368. <https://doi.org/10.1080/13662716.2011.573954>

- Hochreiter, S., y Schmidhuber, J. (1997). *Long Short-Term Memory*. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Hong, E. (2023, marzo). *How does bitcoin mining work?* En *Investopedia*. <https://www.investopedia.com/tech/how-does-bitcoin-mining-work/#citation-11>
- Hosen, M., Thaker, H. M. T., Subramaniam, V., Eaw, H.-C., y Cham, T.-H. (2023). *Artificial Intelligence (AI), Blockchain, and Cryptocurrency in Finance: Current Scenario and Future Direction*. *Proceedings of the 2nd International Conference on Emerging Technologies and Intelligent Systems*, 322-332. https://doi.org/10.1007/978-3-031-25274-7{_}_}26
- Iberdrola. (2024b). *¿Cómo funciona una central geotérmica?* <https://www.iberdrola.com/sostenibilidad/energia-eolica>
- Iberdrola. (2024a). *¿Qué es la energía eólica, cómo se transforma en electricidad y cuáles son sus ventajas?* <https://www.iberdrola.com/sostenibilidad/energia-eolica>
- Instituto Mexicano del Petróleo [IMP]. (2018, noviembre). *Asesoría técnica para la revisión de la NOM-001-SECRE-2010 “Especificaciones de gas natural”* (inf. téc.). Instituto Mexicano del Petróleo. México.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2014). *Climate Change 2013 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- International Business Machines [IBM]. (s.f.). *¿Qué es el aprendizaje no supervisado?* <https://www.ibm.com/mx-es/topics/unsupervised-learning>
- Jackson, P., y Moulinier, I. (2002). *Natural Language Processing for Online Applications* (R. Mitkov, Ed.). John Benjamins Publishing Company.
- Jiawei, H., y Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques* (2.^a ed.). Burlington, MA.
- Jímenez de Arechaga, A. I. (2018). *Criptomonedas y su fiscalidad*. [Tesis]. Universidad de La Laguna. <https://riull.ull.es/xmlui/handle/915/9252?show=full>
- Levich, R. M., Corrigan, E. G., Sanford, C. S., y Votja, G. J. (1988). *Financial Innovations in International Financial Markets. The United States in the World Economy*, 215-277.

- López, Yineth Daniela y Martínez, M. C. (2021, febrero). *Diseño de un modelo de Machine Learning para la selección del mejor mecanismo de control de arena entre los mecanismos zeta flow y high rate water pack en el Campo X de los Llanos Orientales de Colombia* [Tesis]. Fundación Universidad de América, Repositorio Institucional Lumieres. <https://hdl.handle.net/20.500.11839/8264>
- Makarov, I., y Schoar, A. (2022). *Cryptocurrencies and Decentralized Finance (DeFi)*. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2022(1), 141-215. <https://doi.org/10.1353/eca.2022.0014>
- McCain, W. (1990). *The Properties of Petroleum Fluids* (2.^a ed.). PennWell Publishing Company.
- McCain, W. (1994). *Heavy Components Control Reservoir Fluid Behavior*. *J Pet Technol*, 46(09), 746-750. <https://doi.org/10.2118/28214-PA>
- Medina, M. F. (2016, junio). *Análisis Y Comparación De Monedas Criptográficas Basadas En La Tecnología Blockchain* [Tesis]. Universidad Autónoma de Barcelona. <https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/56344/8/mmedinareyTFM0616memoria.pdf>
- Mohammed, M., Khan, M. B., y Bashier, E. B. M. (2017). *Machine Learning: Algorithms and Applications*. Taylor & Francis Group.
- Mougayar, W., y Buterin, V. (2016, mayo). *The Business Blockchain: Promise, Practice, and Application of the Next Internet Technology* (1.^a ed.). Wiley.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Navarro, S. N. (2015). *Un mercado financiero floreciente: el del dinero virtual no regulado (Especial atención a los BITCOINS)*. *Revista CESCO de Derecho de Consumo*, (13). 79-115. <https://revista.uclm.es/index.php/cesco/article/view/717>
- Nofer, M., Gomber, P., Hinz, O., y Schiereck, D. (2017). *Blockchain. Business & Information Systems Engineering*, 59(3), 183-187. <https://doi.org/10.1007/s12599-017-0467-3>
- Ochoa, D. R. (2018). *Las criptomonedas : el caso del Bitcoin* [Tesis]. Universidad Nacional Autónoma de México. <https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000777662/3/0777662.pdf>

- Olah, C. (2015, agosto). *Understanding LSTM Networks*. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- Ortiz, J. L. (2014). *Potencial del Gas Natural en México* [Tesis]. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Palacios, Z. J., Vela Avellaneda, M. A., y Tarazona Bermudez, G. M. (2015). *Bitcoin como alternativa transversal de intercambio monetario en la economía digital. Redes de Ingeniería*, 6(1), 106. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.redes.2015.1.a08>
- Peréz, A. I., y Niño Fuentes, A. D. (2018). *Tratamiento Jurídico de las Transacciones Comerciales con BITCOINS en Colombia*. [Tesis]. Universidad Libre de Colombia Repositorio Institucional Unilibre. <https://hdl.handle.net/10901/11534>
- Pisfil, C. M. (2018). *Desafío tenológico para las NIIF: propuesta del tratamiento contable para las criptomonedas que garantice la comparabilidad de estados financieros [Ponencia]. Congreso Internacional de Contaduría, Administración e Informática, Perú: Pontificia Universidad Católica del Perú*. <https://investigacion.fca.unam.mx/docs/memorias/2018/5.03.pdf>
- Procuraduría Federal de Protección al Ambiente. (1988, enero). *Ley General de Equilibrio Ecológico y la Protección al Ambiente*.
- Ram, A. J. (2018). *Taxation of the Bitcoin: initial insights through a correspondence analysis. Meditari Accountancy Research*, 26(2), 214-240. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-10-2017-0229>
- Ravishankara, A. R., Daniel, J. S., y Portmann, R. W. (2009). *Nitrous Oxide (N_2O): The Dominant Ozone-Depleting Substance Emitted in the 21st Century. Science*, 326(5949), 123-125. <https://doi.org/10.1126/science.1176985>
- Real Academia Española [RAE]. (2023). *valor* / *Diccionario de la lengua española*. <https://dle.rae.es/valor>
- Real Academia Española [RAE]. (2024). *Criptomoneda*. <https://dle.rae.es/criptomoneda>
- Repsol. (2024a). *La energía del viento*. <https://www.repsol.com/es/energia-futuro/futuro-planeta/energia-eolica/index.cshtml>

- Repsol. (2024b). *Sacándole el máximo partido a las mareas*. <https://www.repsol.com/es/energia-futuro/futuro-planeta/energia-mareomotriz/index.cshtml>
- Repsol. (2024c). *Transformamos el calor de la tierra en energía*. <https://www.repsol.com/es/energia-futuro/futuro-planeta/energia-geotermica/index.cshtml>
- Ribes, E. A. (2023). *Transforming personal finance thanks to artificial intelligence: myth or reality? Financial Economics Letters*, 2(1). <https://doi.org/10.58567/fel02010002>
- Rivas, P. A. (2016). *La inclusión del Bitcoin en el marco de la soberanía monetaria y la supervisión por riesgos en Colombia*. *Revista de Derecho Privado*, 1-36. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=360046467006>
- Sahhova, A. (2023). *Cryptographic Regulations in Switzerland. Regulated Union Euroe*.
- Sánchez, J. (2018). *Criptomonedas*, Corte Suprema de Justicia de Paraguay. <https://www.pj.gov.py/ebook/monografias/extranjero/civil/Julia-Sanchez-Criptomonedas.pdf>
- Santiago, Juan. (2023). *Bitcoin ha ganado 60 % en 2023 por eventual aprobación de ETF*. <https://www.economista.com.mx/mercados/Bitcoin-ha-ganado-60-en-2023-por-eventual-aprobacion-de-ETF-20230917-0032.html>
- Santín, A. (2017). *Peer 2 Peer. Sistemas Operativos Distribuidos*. <https://www.dit.upm.es/~joaquin/so/p2p/p2p.pdf>
- Scharbakova, M. (2023a, marzo). *Cryptographic Regulations Portugal*. <https://rue.ee/es/regulaciones-criptograficas-en-europa/portugal/>
- Scherbakova, M. (2023b, octubre). *Cryptographic Regulations UAE*. [https://rue.ee/es/regulaciones-criptograficas-en-europa/dubai/#:~:text=Las%20reglas%20generales%20para%20las,Antilavado%20de%20Dinero%20\(AML\).](https://rue.ee/es/regulaciones-criptograficas-en-europa/dubai/#:~:text=Las%20reglas%20generales%20para%20las,Antilavado%20de%20Dinero%20(AML).)
- Secretaría de Energía [SENER]. (2022). *Balance Nacional de Energía* (inf. téc.). Secretaría de Energía. México.
- Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales [SEMARNAT]. (2018, octubre). *¿Qué es la energía de biomasa?* <https://www.gob.mx/semarnat/articulos/que-es-la-energia-de-biomasa?idiom=es>
- Semrush. (2024, febrero). *March 2024 Traffic Stats*. <https://es.semrush.com/website/reddit.com/overview/>

- Shamili, S. (2023, febrero). *Cryptographic Regulations Malta*. <https://rue.ee/es/regulaciones-criptograficas-en-europa/malta/>
- Shamilli, S. (2024). *Cryptographic Regulations Singapore*. <https://rue.ee/crypto-regulations/singapore/>
- Singh, P. (2022). *Machine Learning with PySpark: With Natural Language Processing and Recommender Systems* (2.^a ed.). Apress Media LLC. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7777-5>
- Solar Inc. (2021). *¿Qué es y cómo funciona un panel solar?* <https://www.energiasolarinc.com/que-es-un-panel-solar-como-funciona/>
- Solarama. (2019). *¿Qué es un panel solar y cómo funciona?* <https://solarama.mx/blog/que-es-un-panel-solar/>
- Syed, F., Alshamsi, M., Dahaghi, A., y Neghabhan, S. (2020). *Artificial lift system optimization using machine learning applications*. *Petroleum*, 8(2). <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2020.08.003>
- Talavera, J. (2018). *Las criptomonedas y su desafío legal el mundo del abogado*. <https://elmundodelabogado.com/revista/posiciones/item/las-criptomonedas-y-su-desafio-legal>
- Tecnología Minera. (2023, mayo). *El Machine Learning puede transformar el sector del petróleo y gas*. <https://tecnologiaminera.com/noticia/el-machine-learning-puede-transformar-el-sector-del-petroleo-y-gas-1684850630>
- The World Bank. (2024). *Global Flaring and Methane Reduction Partnership (GFMR)*. <https://www.worldbank.org/en/programs/gasflaringreduction>
- Thompson Power Systems. (2023, diciembre). *A guide to generator Ratings*. <https://thompsonpowersystems.com/resources/blog/a-guide-to-generator-ratings/#:~:text=What%20Is%20eKW%3F,in%20either%20watts%20or%20kilowatts.>
- UK Wind Energy Databases. (2019). *Proyecto Eolia*. <https://www.sectorelectricidad.com/wp-content/uploads/2012/11/parque-eolico-marino-offshore.jpg>
- United States Environmental Protection Agency [EPA]. (2024). *Sources of Greenhouse Gas Emissions*. <https://www.epa.gov/ghgemissions/sources-greenhouse-gas-emissions>
- Universidad Interamericana para el Desarrollo. (s.f.). *La propiedad en el derecho civil*.

- Universidad Nacional Autónoma de México. (2016). *Nodos*. <https://www.fhycs.unam.edu.ar/manual/nodos-y-enlaces/#:~:text=Los%20nodos%20Son%20bloques%20de%20informaci%C3%B3n%20textual%20o,necesidad%20de%20respaldarse%20en%20otro%20texto%20o%20nodo>.
- Uribe, E. Y., Herrera Munera, B. A., y Bedoya Caro, I. D. (2019). *Estudio teórico, numérico y experimental de la intercambiabilidad del gas natural en Antioquia*. *DYNA*, 86(208), 346-354. <https://doi.org/10.15446/dyna.v86n208.75116>
- Vora, G. (2015). *Cryptocurrencies: Are Disruptive Financial Innovations Here? Modern Economy*, 06(07), 816-832. <https://doi.org/10.4236/me.2015.67077>
- Weerawarna, R., Miah, S. J., y Shao, X. (2023). *Emerging advances of blockchain technology in finance: a content analysis*. *Personal and Ubiquitous Computing*, 27(4), 1495-1508. <https://doi.org/10.1007/s00779-023-01712-5>
- Wigley, B., y Cary, N. (2018). *The Future Is Decentralised. Block Chains, Distributed Ledgers & The Future of Sustainable Development*.
- Willing, N. (2024). *Halving (Bitcoin)*. <https://www.techopedia.com/definition/halving#:~:text=Techopedia%20Explains%20the%20Halving%20Meaning&text=The%20meaning%20of%20halving%20is,reward%20is%20reduced%20by%20half>.
- Xu, S., y Chan, H. K. (2019). *Forecasting Medical Device Demand with Online Search Queries: A Big Data and Machine Learning Approach*. *Procedia Manufacturing*, 39, 32-39. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.225>
- Zheng, Z., Xie, S., Dai, H. N., Chen, X., y Wang, H. (2018). *Blockchain challenges and opportunities: a survey*. *International Journal of Web and Grid Services*, 14(4), 352. <https://doi.org/10.1504/IJWGS.2018.095647>