

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
ESCUELA DE POSGRADO



**Efecto mediador de la Sostenibilidad en la Inteligencia
Artificial y la Optimización de Procesos Mineros**

**TESIS PARA OBTENER EL GRADO DE MAGÍSTER EN DIRECCIÓN
DE OPERACIONES PRODUCTIVAS OTORGADO POR LA
PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**

PRESENTADA POR

Keyla Xiomery, Contreras Medina, DNI: 71070909

Elizabeth Hurtado, Vásquez, DNI: 73882762

Wilber Juan, Lazo Condo, DNI: 42581062

Meisser Magnolia, Torres Rosales, DNI: 44673009

ASESOR

Luis Alfredo, Negrón Naldos, DNI: 10788917

ORCID 0000-0003-1328- 0323

JURADO

Leovigildo Alexander, Pereyra Graham

Gonzalo Javier, Cachay Silva

Luis Alfredo, Negrón Naldos

Surco, febrero 2023

Declaración Jurada de Autenticidad

Yo, Luis Alfredo Negrón Naldos, docente del Departamento Académico de Posgrado en Negocios de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) de la tesis/el trabajo de investigación titulado: "Efecto mediador de la Sostenibilidad en la Inteligencia Artificial y la Optimización de Procesos Mineros".

del/de la autor(a)/ de los(as) autores(as)


- Keyla Xiomery Contreras Medina
- Elizabeth Hurtado Vásquez
- Wilber Juan Lazo Condo
- Meisser Magnolia Torres Rosales

dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 14%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 27/03/2023.
- He revisado con detalle dicho reporte y confirmo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio alguno.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha:Lima, 27 de Marzo del 2023.....

Apellidos y nombres del asesor / de la asesora: <u>Negron Naldos, Luis Alfredo</u>	
DNI:10788917	Firma
ORCID: 0000-0003-1328-0323	



Agradecimiento

Agradecemos de una manera especial a nuestro asesor Luis Alfredo Negrón Naldos, a quien le debemos gran parte de nuestro aprendizaje, de igual manera a nuestros profesores que nos acompañaron durante toda la maestría, por los conocimientos impartidos, su orientación y constante apoyo durante todo el proceso de aprendizaje y de investigación.

De manera especial, agradecemos a nuestros padres, por su apoyo incondicional y su motivación constante para alcanzar nuestros objetivos.



Dedicatorias

A Dios por ser mi fundamento de vida, a mis padres Nivia y Hermes por su apoyo e impulso constante, a mi hermana Nayla por ser mi motivo para lograr las cosas, a Ossmar por ser mi fuerza, amor y apoyo incondicional y a mamá Leonor porque desde el cielo guía mis pasos

Keyla Xiomery Contreras Medina

Dedico esta investigación a Dios, por ser mi guía, a mis padres por apoyarme siempre y por su amor incondicional a mi esposo por su amor y apoyo constante.

Elizabeth Hurtado Vásquez

A mis padres: Víctor Lazo y Aurelia Condo quienes con su apoyo desinteresado me alentaron en cada etapa de vida, además por ser mi punto de apoyo en mi formación profesional y personal.

Wilber Juan Lazo Condo

A mi familia, en especial a mi querido padre, que con su dedicación y sus consejos ha sido el guía en mi formación profesional y personal

Meisser Magnolia Torres Rosales

Resumen Ejecutivo

En la presente investigación se realiza un estudio para describir e identificar la aplicación de Inteligencia Artificial (IA) en empresas del sector minero peruano; teniendo como principal objetivo analizar el efecto mediador de la Sostenibilidad en la Inteligencia Artificial y la Optimización de Procesos Mineros.

La tesis se desarrolla dentro de un marco de diseño no experimental transeccional o transversal, con un enfoque cuantitativo; dado que la información se recolecta en un momento preciso; en este sentido los datos se recopilaron a través de la elaboración de una encuesta con 25 preguntas siguiendo la escala Likert, la cual fue validada a través de un juicio de expertos. Posteriormente, los resultados de las encuestas realizadas a las empresas mineras fueron analizados a través del software estadístico IBM AMOS 28.

El resultado final de la tesis determina que la Inteligencia Artificial se presenta como una buena alternativa para lograr la sostenibilidad en los procesos mineros, a través de la aplicación de machine learning y análisis de datos se logra generar un impacto tangible para las compañías mineras. Asimismo, no solo se obtendrán beneficios sociales y ambientales, sino económicos tal cual se evidencia en las empresas mineras que han logrado la implementación de IA como parte de la optimización de sus procesos.

Abstract

In the present research, a study is carried out to describe and identify the application of Artificial Intelligence (AI) in companies of the Peruvian mining sector; having as main objective to analyze the mediating effect of Sustainability in Artificial Intelligence and the Optimization of Mining Processes.

The thesis is developed within a non-experimental transversal or cross sectional design framework, with a quantitative approach; given that the information is collected at a precise moment. In this sense, the data was collected through a 25-question survey following the Likert scale, which was validated through expert judgment. Subsequently, the results of the surveys conducted with the mining companies were analyzed using IBM AMOS 28 statistical software.

The final result of the thesis determines that Artificial Intelligence is presented as a good alternative to achieve sustainability in mining processes. Through the application of machine learning and data analysis, a tangible impact can be generated for mining companies.

Likewise, not only social and environmental benefits will be obtained, but also economic benefits as evidenced by mining companies that have successfully implemented AI as part of the optimization of their processes.

Tabla de Contenidos

Lista de Tablas	x
Lista de Figuras.....	xi
Capítulo I: Introducción	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Problema de Investigación	4
1.3. Propósito de la Investigación	5
1.3.1. Preguntas de Investigación	6
1.3.2. Hipótesis	6
1.4. Justificación de la Investigación	8
1.5. Marco Conceptual	8
1.6. Definición de Términos del Estudio	11
1.6.1 Inteligencia artificial	11
1.6.2 Productividad minera	11
1.6.3 Optimización de procesos.....	12
1.6.4 Sostenibilidad	12
1.7. Limitaciones	12
1.8. Delimitaciones.....	13
Capítulo II: Revisión de la Literatura	14
2.1. Introducción	14
2.2. Revisión Literaria.....	14
2.2.1 Inteligencia artificial	14
2.2.2 Inteligencia artificial en la industria minera	16
2.2.3 Inteligencia artificial en la productividad.....	19
2.2.4 Inteligencia Artificial en los Costos Operativos	21

2.2.5 Inteligencia Artificial en la Reducción de Tiempos	21
2.2.6 Inteligencia Artificial en América Latina	22
2.2.7 Aplicación de la Inteligencia Artificial en Diferentes Sectores	23
2.2.8 Sostenibilidad	24
Capítulo III: Metodología	35
3.1. Metodología	35
3.2. Diseño de la Investigación	35
3.3. Conveniencia del Diseño.....	36
3.4. Preguntas e Hipótesis de la Investigación	37
3.5. Población y Participantes	37
3.6. Prueba de normalidad de los datos.....	39
3.7 Información sobre el Consentimiento	40
3.8. Marco del Muestro	40
3.9. Confidencialidad	40
3.10. Localización Geográfica	41
3.11. Instrumento	41
3.12. Recopilación de Datos.....	41
3.13. Análisis de Datos.....	42
3.14. Validez y Confiabilidad	42
Capítulo IV: Presentación y Análisis de Resultados.....	44
4.1. Resultados	44
4.2. Evaluación del Modelo Estructural	49
Capítulo V: Discusión de Resultados	54
5.1. Discusión de Resultados	54
Capítulo VI: Conclusiones y Recomendaciones	58

6.1. Conclusiones	58
6.2. Recomendaciones.....	59
Referencias.....	62
Apéndices	80
Apéndice A: Matriz de Operacionalización	80
Apéndice B: Instrumento de Recolección de Datos	83
Apéndice C: Validación de Instrumento.....	84
Apéndice D: Validación de Instrumento 1.....	85
Apéndice E: Validación de Instrumento 2.....	86
Apéndice F: Validación de Instrumento 3.....	87
Apéndice G: Validación de Instrumento 4	88

Lista de Tablas

Tabla 1	<i>Determinación de la validez convergente</i>	44
Tabla 2	<i>Estimaciones de los factores de regresión estandarizados</i>	45
Tabla 3	<i>Determinación de la validez discriminante</i>	45
Tabla 4	<i>Determinación de la confiabilidad</i>	46
Tabla 5	<i>Índices de bondad de ajuste del modelo</i>	46
Tabla 6	<i>Índices de bondad de ajuste del modelo conceptual modificado</i>	48
Tabla 7	<i>Resultados del modelo teórico</i>	50
Tabla 8	<i>Bondad de ajuste de los modelos (a) y (b)</i>	52
Tabla 9	<i>Efectos del modelo teórico $X \rightarrow Z \rightarrow Y$</i>	52

Lista de Figuras

Figura 1: <i>Marco Conceptual</i>	11
Figura 2: <i>Prueba de normalidad de los datos</i>	39
Figura 3: <i>Modelo conceptual entre constructos</i>	44
Figura 4: <i>Modelo conceptual entre constructos – Modificado</i>	48
Figura 5: <i>Modelo estructural con mediador</i>	50



Capítulo I: Introducción

1.1. Antecedentes

La industria de la minería radica básicamente en buscar, extraer, y procesar los diferentes minerales en estado sólido que se encuentran en la tierra, los cuales son una fuente esencial de materias primas para diversas industrias (Mount, 2017). La tecnología es una respuesta a la creciente demanda de minerales, todas las minas se están volviendo más mecanizadas y la molienda dentro de la minería se está convirtiendo en una consideración importante para el siglo XXI, dado que permitirá la entrega de mayores volúmenes requeridos para el crecimiento industrial. Por añadidura, la aplicación de tecnologías digitales para resolver problemas como accidentes relacionados con la operación de equipos mineros, resultará en un impulso global de tecnología intensiva para la compañía minera, ya que dichos inconvenientes constituyen un grave problema en la industria, provocando daños y tiempo de inactividad de las máquinas, o incluso lesiones físicas y muertes en los casos más graves. A tal efecto la automatización asegura la integración tecnológica y una buena red de comunicación hacia una mayor eficiencia y productividad mejorada (Thomas, 2018).

Asimismo, Córdova (2020) determinó que un buen despliegue de redes de comunicación dentro de la operación minera se generará a través del uso de la Inteligencia Artificial (IA), volviéndolos más eficientes y seguros. Un ejemplo de esta aplicación podrá ser el uso de automóviles autónomos, los cuales permitirán que procesos que implican algunos peligros, se realicen por operarios de forma automática, reduciendo de esta manera considerablemente los índices de accidentabilidad laboral. También señala que permitirá saber en el instante las circunstancias de la operación, lo que permitirá una rápida toma de medidas. Adicionalmente, será factible procesar y almacenar datos de gran envergadura en poco tiempo pues las nuevas redes brindaran un mayor nivel de velocidad.

El uso de la IA a través de la analítica de datos dentro de la operación minera es un gran reto para la compañía debido al uso de considerable cantidad de variables, pero a la vez es donde se empieza a predecir qué ajustes y variables les va a permitir mejorar el producto final. Por otro lado, el mayor uso de esta tecnología tiene que ver con la recuperación de material, dado que cuando se retira un determinado mineral, no es 100% puro. Por lo cual, la IA mediante la analítica de datos, implica recolectar información con la que se pueda generar gráficos, tendencias y KPI, permitiendo realizar modelos que ayuden a predecir lo que va a pasar, a través de ajustes en la producción, en el sistema energético, gestión de agua y en los diferentes equipos que forman parte del proceso de producción (Prado, 2020).

Por otro lado, el sector minero es reconocido por innovar continuamente y contar con tecnologías modernas que le permiten mejorar sus diferentes procesos de producción. De acuerdo con el World Economic Forum (WEF, 2017) se han logrado identificar áreas que marcarán un papel primordial en la minería 4.0, estas son: la automatización, máquinas robotizadas y desarrollar hardware operacionales, digitalizar la fuerza laboral mediante conexiones digitales, integrar a las empresas con las diferentes plataformas vinculando la información de los diferentes dispositivos electrónicos. Para implementar esta serie de herramientas digitales en los procesos y operaciones de la minería es necesaria una inversión continua en las diferentes tecnologías digitales que satisfagan los requerimientos constantes y a la vanguardia de la minería 4.0 (El Economista, 2021).

Adicionalmente, según los resultados de América Latina de la encuesta global de minería 2021 KPMG, el 59% del total de respuestas sobre la transformación tecnológica y la innovación, lograron destacarla como la primordial estrategia utilizada por los empresarios del sector minero con la finalidad de cumplir sus objetivos proyectados en el crecimiento de la empresa en años posteriores. Por ende, con la utilización de tecnología usada por la IA, el IoT, almacenamiento en nube, las industrias de la minería descubren una opción para integrar

sus procesos con la digitalización, obteniendo un valor adicional medir aspectos relacionados a la sostenibilidad, que les dará la opción de sobrevivir y seguir desarrollándose frente otras situaciones (La tercera, 2021).

Por otra parte, según señala Gackowiec et al. (2020) incrementar la eficiencia de los procesos llevados a cabo es indudablemente el objetivo primordial de las empresas mineras; al aprovechar las oportunidades que ofrece la transformación digital, como el monitoreo y optimización de procesos en tiempo real, la minimización de tiempos y la reducción de los costos. Las empresas pueden implementar la infraestructura y los sistemas necesarios para recopilar y almacenar datos de procesos y máquinas para mejorar el rendimiento y aumentar la productividad. Así mismo, el desarrollo sostenible a través de la implementación de esta nueva infraestructura es un factor clave que determina la selección e implementación de indicadores de evaluación de procesos apropiados, que pueden afectar significativamente no solo el desempeño de las operaciones realizadas, sino también el desarrollo sostenible desde una perspectiva empresarial.

En la misma línea, una investigación realizada por Efimov y Efimova (2021) menciona que las optimizaciones de procesos en las empresas mineras se verán favorecidos al implementar tecnologías digitales, los cuales no solo conducen a una mayor productividad y eficiencia, sino a una mayor seguridad del trabajador. Así mismo Young y Rogers (2019) mencionan que los avances en la tecnología inalámbrica, como celular (5G) permitirá las comunicaciones entre dispositivos (D2D) con una mayor cobertura en diferentes áreas, facilitando llevar las capacidades digitales incluso a minas pequeñas y remotas, lo cual permitirá optimizar la producción y la optimización dinámica de los procesos mineros reduciendo riesgos, pues los equipos serán adecuados al entorno.

Para mejorar las ganancias, la industria minera se enfoca en mejorar la productividad. Según el análisis hecho por Durrant-Whyte et al. (2015) la productividad minera mundial ha

disminuido un 3.5% al año durante la última década; con miras al futuro las mineras para ser más productivas requieren cambiar la forma de ver la minería a través de innovaciones digitales y tecnológicas que permitan cambiar aspectos claves dentro de la industria.

Así mismo, Fisonga y Mutambo (2017) mencionan que una forma de mejorar la productividad en la industria minera es utilizando algoritmos matemáticos orientados a gestión de selección de flotas para el acarreo de mineral, dichos modelos matemáticos ayudaran a mejorar el factor de coincidencia de cargador por camión, encontrando varias falencias en el proceso como exceso de camiones utilizados, por tal motivo, es muy importante considerar la productividad de una excavadora o cargadora para calcular la flota óptima en minería (Fisonga & Mutambo, 2017).

Finalmente, el 10% de los costos de las operaciones mineras se ven representados por el consumo de energía, el cual dentro de la industria minera es un punto muy importante para los procesos de tratamientos de mineral, por tal motivo el uso adecuado y eficiente es esencialmente trascendental para la ejecución de la sostenibilidad en la minería (Barrio & Berastain, 2014).

1.2. Problema de Investigación

En una entrevista realizada a Horacio Vergara Director de Recursos – Accenture señalo que las empresas mineras incrementarán hasta un 40% sus costos operativos, por lo que resulta necesario desarrollar e implementar una estrategia que permita a las empresas optimizar sus operaciones, enfrentando a los principales retos como: mantener al mejor talento, abordar oportunidades medioambientales y contener los altos costos (Rodríguez, 2012). Este último punto se ve afianzado según la investigación de Narrea (2018) quien menciona que en las empresas mineras el control de costos operativos ha cobrado mayor relevancia debido al precio de los metales, obligando a las empresas a buscar métodos de reducción de costos, para lo cual la gran minería invierte 66% en I+D, y el 15% a innovación.

Por otro lado, Guerra-López y De Oca-Risco (2019) mencionan que la productividad total del equipamiento minero cae entre el 44 % y el 51% al 6to año de explotación. Así mismo Nanda (2017) sostiene que la industria minera tiene que cambiar el enfoque de producción a productividad para sobrevivir, la productividad no ha mejorado sino disminuido. En este contexto, la necesidad del momento es una empresa inteligente con industria 4.0 que tenga el poder de desbloquear nuevas formas de aumentar la producción mediante la aplicación de tecnologías modernas, por lo expuesto, resulta importante investigar el uso de tecnologías emergentes o disruptivas como la Inteligencia Artificial (IA), que mejoren el rendimiento de la minería peruana.

1.3. Propósito de la Investigación

Investigar el impacto de la inteligencia Artificial en las cuatro fases de los procesos mineros: Extracción de minerales, Manejo de Materiales, trituración y separación de minerales, y procesamiento de minerales (Soofastaei & Fouladgar, 2021). Con el fin de ahondar esfuerzos para aprovechar adecuadamente la energía que se emplea en los procesos mineros, con una proyección a largo plazo que permita el crecimiento sostenido económico y social (Barrio & Berastain, 2014).

Con la finalidad de aligerar, tomar decisiones autónomas, y realizar una mejor gestión de riesgos operativos, la empresa “BP Ventures” invirtió 20 millones de dólares en Beyond Limits, con el objetivo de para desarrollar un software de Inteligencia Artificial que permita ubicar y desarrollar reservorios, elaborar y refinar petróleo crudo y realizar la venta de productos refinados; así mismo en enero de 2019 realizó una inversión de 5 millones para poder investigar soluciones inteligentes de exploración y desarrollo de manera que pueda mejorar la eficiencia de los ingenieros de exploración y evaluaciones de campos de petróleo y gas; del mismo modo ficticia como esta empresa está la compañía Baker Hughes, que utilizó estrategias de IA como la inteligencia ficticia con el fin de facilitar la extracción de datos de

la industria en tiempo real, facilitando el modelado sísmico, la reducción de los costos de exploración, desarrollo procesamiento y transporte (Ma & Sui, 2020).

1.3.1. Preguntas de Investigación

¿Cómo la inteligencia artificial se relaciona con la optimización de los procesos mineros?

¿Cómo la inteligencia artificial se relaciona con la sostenibilidad?

¿Cómo la sostenibilidad se relaciona con la optimización de los procesos mineros?

¿Cómo la sostenibilidad modera la relación de la inteligencia artificial y la optimización de los procesos mineros?

1.3.2. Hipótesis

De acuerdo con el estudio realizado por Paithankar (2011) quien señala que la automatización, optimización de los procesos y los subsistemas son un campo donde los algoritmos de IA y aprendizaje automático pueden mejorar en gran medida la productividad y la eficiencia de las operaciones mineras. Asimismo, según señala Gackowiec et al. (2020) incrementar la eficiencia de los procesos llevados a cabo es indudablemente el objetivo primordial de las empresas mineras; al aprovechar las oportunidades que ofrece la transformación digital, como el monitoreo y optimización de procesos en tiempo real, la minimización de tiempos y la reducción de los costos.

Por otro lado, Marketwired (2016) señala que, la visión de la sostenibilidad dentro de la minería se acerca a la realidad con soluciones mineras inteligentes; esta teoría se ve reforzada por Vásconez y Torres (2018) (como se cita en Laurence, 2011; Pillajo, 2011) quienes señalan que la relación de sostenibilidad y tecnología en el campo de la minería entiende que se forman posturas complementarias según el cual el crecimiento sostenible en el transcurso del tiempo sería factible y concordante en bondad a que el progreso tecnológico

tolere reemplazar los medios naturales considerándolos como finitos, de tal forma que residiera la riqueza de una nación.

Adicionalmente la investigación realizada por García y Vergara (2000) señala que la sostenibilidad involucra a la mejora del proceso productivo encontrando un equilibrio entre los bienes y servicios producidos en relación con la cantidad de recursos utilizados. En la misma línea La Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible, que fue aprobada por la Asamblea General de las Naciones Unidas, orienta a lograr resultados de avance sin comprometer los recursos naturales, especialmente su uso futuro, es así como la minería y sus productos forman parte del soporte y fundamento sobre la cual puede desarrollarse una actividad sostenible, que se ven fortalecidas por la conexión en cuanto a optimización ya sea de costos, recursos, funciones, procesos o tiempo.

Finalmente, el estudio realizado por Ato y Vallejo (2011) evidencia que existe un efecto mediador de la sostenibilidad sobre la inteligencia artificial y la optimización de los procesos; entre los antecedentes que ayudan a dar soporte conceptual al resultado hallado se menciona a Fan et al., (2017) quienes refieren que la sostenibilidad debe generar resultados para las empresas y partes interesadas que se traduce en mejoras de costos, productividad y eficiencia de sus sistemas.

A tenor del aporte que brindan estas investigaciones, el presente estudio establece las siguientes hipótesis:

H1: La inteligencia artificial se relaciona con la optimización de los procesos mineros.

H2: La inteligencia artificial se relaciona con la sostenibilidad.

H3: La sostenibilidad se relaciona con la optimización de los procesos mineros.

H4: La sostenibilidad modera la relación de la inteligencia artificial y la optimización de los procesos mineros.

1.4. Justificación de la Investigación

La industria minera es una actividad económica que depende de los precios de los metales, por lo que para alcanzar la competitividad la industria minera debe optimizar los costos. En este contexto y en búsqueda de menores costos de producción, la implementación de inteligencia artificial puede ayudar considerablemente en las diferentes áreas del proceso minero en el Perú. Basada en el uso de algoritmos genéricos y redes neuronales, que permita simular y planear Off-line, las curvas del proceso, lo cual influyó en la optimización del proceso minero, al mejorar la productividad y sostenibilidad de la empresa (Núñez et al., 2016).

El nivel de implementación del IA, que se plantea analizar es fácilmente aplicable a la industria minera ya que, dichos procesos presentan data histórica adecuada, así como sistemas de control automatizado que faciliten la integración de los modelos, al proceso dinámico mediante simulaciones que puedan ser optimizadas mediante algoritmos genéricos (Martínez de Pisón, et al., 2004).

1.5. Marco Conceptual

La Investigación utilizó tanto la Inteligencia Artificial como la Sostenibilidad, para evaluar la optimización de los procesos mineros (optimización de tiempos, costos operativos y productividad).

Las definiciones relacionadas a la inteligencia artificial ligadas con las principales variables que involucran la implementación en la industria de la producción, complementariamente a las áreas de la inteligencia artificial mencionadas en esta tesis, asimismo se han incluido conceptos relacionados a la competencia digital, estos se han manifestado a raíz de la utilización de tecnologías modernas que los ejecutivos paulatinamente han desarrollado.

Según Frank et al. (2019) La innovación que requieren las grandes empresas involucra, una fuerte inversión de capital para mejoras, que involucra infraestructuras y tecnología. La industria ha experimentado un aumento en financiamiento de las tecnologías relacionadas a la Inteligencia Artificial (He et al, 2019).

Así mismo, Sony y Naik (2020) mencionan que el éxito en la implementación de las nuevas tecnologías depende de la gestión de contratar un personal altamente calificado, pues la complejidad de los nuevos roles en el trabajo debido a los procesos integrados del sistema hace que se requiera una mayor demanda de capacidades de control de gestión multifuncional en IA, solución de problemas y mejoras. De la misma manera, indicó que las nuevas tecnologías deben ser capaz de interactuar con los procesos productivos por ende la industria requiere que los procesos de producción se encuentren automatizados, flexibles, eficientes y autorregulados. Sin embargo, la automatización avanzada, la virtualización y la flexibilización son retos complejos de implementar en la industria que genera un alto nivel de madurez para obtener una ventaja competitiva, donde la Inteligencia Artificial apoya en el aumento de la productividad (Frank et al., 2019).

Al investigar empresas que implementaron con éxito IA, se encontraron estrategias digitales como una capacidad común (Reim et al., 2020). Software centralizado que mejoran la flexibilidad y la escalabilidad a la red, esto son requisitos en la red altamente dinámicos de las fábricas inteligentes (Wan et al., 2018).

La conectividad de productos en una red con otros objetos se realiza a través de sensores integrados y sistemas a través de sistemas inteligentes. Sin embargo, de acuerdo con investigaciones recientes, se ha demostrado, que los sensores pueden proporcionar capacidad de monitoreo en procesos físicos, lo cual permite conocer las condiciones de los procesos, así como también sus parámetros de uso. Aquellos procesos que cuenten con un software integrado y a la vez conectado a servicios en la nube se pueden controlar a través de

interfaces digitales; a través del uso de estos softwares integrados los algoritmos analíticos permiten a los procesos tener funciones de optimización, lo cual mejora el rendimiento de los productos en función de diagnósticos predictivos que dan a conocer las correcciones necesarias. (Frank et al., 2019).

Por otro lado, según el estudio realizado por Marketwired (2016) señala que, la visión de la sostenibilidad dentro de la minería se acerca a la realidad con soluciones mineras inteligentes. Según Gackowiec et al. (2020), la mejora de los procesos mineros se ha hecho cada vez más notoria en los últimos años dado que las empresas mineras buscan nuevas oportunidades para optimizar los procesos, implementar nuevas políticas de automatización y utilizar programas informáticos modernos los cuales permitan apoyar a los procesos tecnológicos. Teniendo en cuenta la digitalización progresiva de la industria minera, es de gran importancia la identificación de los KPI mineros, los mismos que permitan una adecuada gestión integral y sostenible de las compañías mineras.

En la misma línea, Aznar et al. (2019) señalan que, el objetivo primordial del sector minero es la reducción de costos, sin embargo, en los últimos años se han incorporado requisitos sociales para minimizar las externalidades negativas y mejorar la sostenibilidad. Actualmente, las actividades mineras enfrentan importantes desafíos, el principal de ellos es contribuir al bienestar de la población actual, evitando comprometer el potencial de las próximas generaciones, para una mejor calidad de vida, lo que requiere un enfoque que sea capaz de equilibrar las preocupaciones económicas, ambientales y sociales. Según Fan et al. (2017) mencionado por Aznar et al. (2019) Estos tres aspectos que conforman la sostenibilidad implican la generación de resultados para la industria y para las otras partes involucradas, los cuales vistos desde la perspectiva de la empresa implica la reducción de costos, mejoras en la productividad y una eficiencia general del sistema.

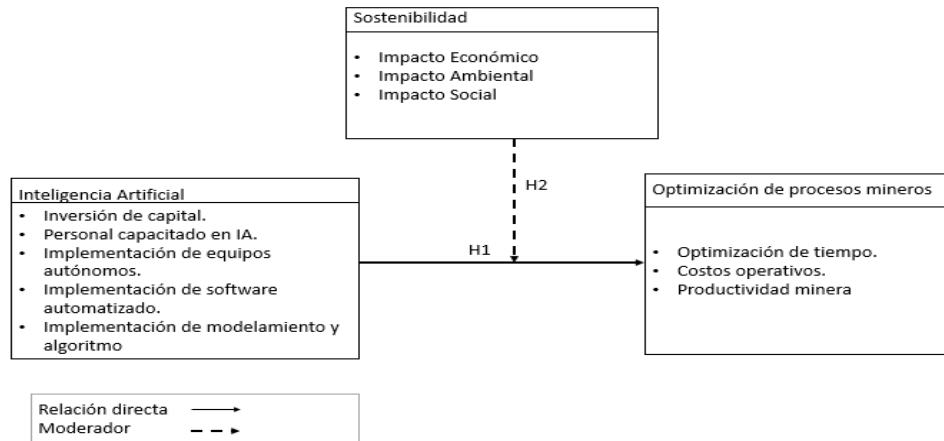


Figura 1: Marco Conceptual

1.6. Definición de Términos del Estudio

1.6.1 Inteligencia artificial

Es definida como “la disciplina científica que se ocupa de crear programas informáticos que ejecutan operaciones comparables a las que realiza la mente humana, como el aprendizaje o el razonamiento lógico”. (Diccionario de la Lengua de la Real Academia Española, 2021).

1.6.2 Productividad minera

Se puede interpretar en términos generales como indicador de eficiencia en cuanto a qué insumos de capital y trabajo se utilizan para generar productos y servicios, además está determinada por factores como la tecnología, gestión, habilidades y prácticas laborales; la minería se diferencia de otros sectores de la economía en que se basa en recursos no renovables y de calidad no homogénea como insumos para la producción. El capital y la mano de obra adicionales requeridos por unidad de producción se muestran como una disminución en productividad medida, en consecuencia, la productividad en la minería refleja no solo cambios en la eficiencia de la producción, sino también en la calidad subyacente y accesibilidad de los insumos de recursos naturales a la minería. (Topp et al., 2008).

1.6.3 Optimización de procesos

Según el estudio de Cabeza y Neira (2019) señalan que la optimización de procesos hace referencia a la mejora automatizada de los mismos, a través del uso de medidas de desempeño, las cuales han sido previamente especificadas. La importancia de la optimización de procesos radica en la capacidad de diseñar o rediseñar los mismos, lo cual se sustenta en criterios de estimación cuantitativa que permite evaluar y comparar los procesos logrando tanto la efectividad en su desempeño como la generación de varios diseños basados en los mismos requerimientos del proceso, con la finalidad de crear y/o fortalecer ventajas competitivas sostenibles. Asimismo, señalan que la función de optimización toma en consideración indicadores claves de ejecución de procesos tales como: tiempo de espera de instancias del proceso y costo total de recursos.

1.6.4 Sostenibilidad.

En un estudio de Macedo (como se cita de acuerdo a la Comisión Mundial del Medio Ambiente y del Desarrollo, 1998) la sostenibilidad es definida como: “El desarrollo que satisface las necesidades de la generación presente sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras para satisfacer sus propias necesidades” (p. 2). Asimismo, la sostenibilidad involucra a la mejora del proceso productivo encontrando un equilibrio entre los bienes y servicios producidos en relación con la cantidad de recursos utilizados (García & Vergara, 2000).

1.7. Limitaciones

- Para el cumplimiento de los objetivos de esta investigación, se presentaron las siguientes limitaciones:
- El poco conocimiento del impacto que genera la aplicación de IA en las compañías mineras, debido a la falta de difusión de las mejoras que se están obteniendo en el sector gracias a su implementación.

- La aplicación de IA dentro del sector minero peruano implica un gran capital de inversión para las compañías, por lo cual la presente investigación se ha centrado en la mediana y gran minería establecidas de acuerdo con el Ministerio de Energía y Minas.
- El centrar la investigación a la mediana y gran minería, reduce la cantidad de población a estudiar.
- El poco acceso a los representantes de las compañías mineras dificulta la toma de encuestas en el tiempo requerido.

1.8. Delimitaciones

- La investigación se realizará en las diferentes provincias de Lima.
- La investigación se centra en identificar el impacto de la IA en las diferentes empresas mineras peruanas formales pertenecientes a la mediana y gran minería.
- La información se obtiene utilizando una encuesta a los principales cargos de las empresas mineras como supervisores, jefaturas y gerentes.
- Solo se consideran las referencias estadísticas de los diferentes motores de búsqueda como Proquest, Springer, ScienceDirect-Elsevier, Google Académico, entre otros.

Capítulo II: Revisión de la Literatura

2.1. Introducción

El principal objetivo del desarrollo del presente capítulo fue llevar a cabo un enfoque sistemático de estudio de la literatura. Se han utilizado motores de búsqueda (Proquest, Scopus, Springer, Taylor & Francis Journals, ScienceDirect-Elsevier, Google Académico, entre otros) para encontrar las investigaciones actuales. Teniendo como palabras clave, inteligencia artificial, procesos productivos en minería, implementación de inteligencia artificial y sostenibilidad en minería. Durante el proceso de recopilación de la información se ha utilizado dos pasos para garantizar que esta contuviera información de alta calidad para nuestro propósito, para lo cual se ha encontrado 300 artículos. Esto incluyó un análisis del título y resumen de los artículos donde se analizaron las palabras clave y la información relevante. Adicionalmente, la proyección incluyó un análisis de revistas relevantes, fechas de publicación, número de citas y juicios de expertos, este paso resultó en una reducción de los documentos relevantes a 80 artículos. La selección final se basó en clasificar los artículos con 10 años de antigüedad, que eran de valor para la revisión de la literatura, la actividad principal fue asegurar que los artículos fueran relevantes con respecto al propósito de la investigación. Para filtrar con éxito los artículos, se leyó el artículo completo, con el fin de introducir y explicar algunos conceptos importantes, con el propósito de determinar el origen de esta metodología, sus objetivos, las herramientas que son necesarias para ponerla en práctica, lo que implicará que se contará con una perspectiva concisa respecto a lo requerido para una aplicación exitosa en el sector propuesto.

2.2. Revisión Literaria

2.2.1 *Inteligencia artificial*

La inteligencia artificial (IA), está definida como la tecnología emergente que brinda a una máquina razonamiento, aprendizaje automático, experiencia y toma de decisiones. A

diferencia de los métodos analíticos, esta emplea la conciencia y la cognición, por lo tanto, los sistemas inteligentes son capaces de adaptar su comportamiento en ciertos escenarios, analizando los efectos de acciones previas y tomando las decisiones óptimas. (Chaturvedi, 2008). Asimismo, funciona mediante la combinación de considerables cantidades de datos con procesamiento rápido y a través de diversos tipos de algoritmos inteligentes tanto de percepción como de aprendizaje (Munakata, 2008). Esto resuelve los problemas que se enfrentan los humanos en control, monitoreo, proyección, clasificación, detección y optimización, así lograr una producción amplia y de alta calidad (Mohammadi & Minaei, 2019).

La Inteligencia Artificial todavía está muy por debajo de la inteligencia humana, sin embargo, tiene varias ventajas sobre la inteligencia natural; tiene la capacidad de ser utilizado para exploraciones difíciles o actividades repetitivas; es más permanente y consistente; y se puede documentar. La Inteligencia Artificial ha brindado flexibilidad y rapidez a la industria y ha resuelto muchos problemas sofisticados al presentar beneficios prácticos (Avneet, 2015). En resumen, la inteligencia artificial representa metodologías computacionales que se emplean para procesos complejos, dinámicas en curso, conocimiento incierto o incompleto. Los métodos de Inteligencia Artificial son Redes Neuronales Artificiales (ANN), lógica difusa y sus integraciones (Mohammadi & Minaei, 2019).

Redes neuronales artificiales (ANN). La ANN es una versión simplificada y computarizada del cerebro humano, la cual presenta una gran cantidad de neuronas artificiales que tienen relaciones especiales entre sí (Mohammadi & Minaei, 2019). Una ANN es un modelo computacional formado a partir de cientos de unidades individuales de neuronas artificiales, las mismas que se encuentran conectadas con coeficientes (pesos) que constituyen la estructura neuronal. Además, este modelo es conocido como elementos de

procesamiento (PE), dado que realizan el tratamiento de la información a través de una ecuación en la cual se equilibran entradas y salidas (Agatonovic-Kustrin & Beresford, 2000). Las ANN en general se dividen en tres capas de neuronas: entrada (recibe la información), oculta (realizar el procesamiento interno de la ecuación) y salida (presenta el resultado de la interacción) (Shahid et al., 2019).

Lógica difusa. Dernoncourt (2013), encontró que la lógica difusa fue planteada por Zadeh en 1965, la cual está basada en la teoría matemática de los conjuntos borrosos que es una generalización de la teoría clásica de conjuntos. Más adelante Mohammadi y Minaei (2019) señalaron que existen muchos problemas en la vida diaria que no pueden ser resueltos mediante métodos y modelos de análisis clásicos porque están mal planteados o son demasiados sofisticados, es ahí donde la lógica difusa se encarga de resolver estos fenómenos. Por otro lado, la lógica difusa permite a cada miembro del conjunto estar caracterizado por una función de membresía, la cual va desde cero hasta a uno, de esta manera brinda la posibilidad de analizar cuantitativa y cualitativamente los fenómenos, utilizando la incertidumbre para un análisis con precisión. (Dernoncourt, 2013).

2.2.2 Inteligencia artificial en la industria minera

Según Crevier (1993) la definición de IA fue planteada en el año 1956 por John McCarthy en la conferencia de Dartmouth en Estados Unidos. Por otro lado, Devang et al. (2019) señalaron que la IA se puede definir como una simulación de diferentes procesos de inteligencia humana, los cuales se realizan a través del uso de máquinas, comprendiendo actividades como: reconocimiento de voz, imagen, toma de decisiones, búsqueda semántica y técnicas de aprendizaje automático. Además, para Haenlein y Kaplan (2019) es una realidad que la utilización de la IA incrementa la frontera digital disminuyendo la grieta existente entre los consumidores y la tecnología, propiciando una inversión mayor de recursos en este sector. Si bien es cierto existen muchos ejemplos de tecnología como el reconocimiento facial

y automóviles dotados de autoconducción lo que es posible gracias a la utilización de IA, dado que tiene la capacidad de poder analizar datos externos y aprender de estos para poder utilizarlos con la finalidad de lograr los objetivos específicos.

En una investigación realizada por Ali y Frimpong (2020), mencionan que “muchos investigadores han demostrado la implementación de varios sistemas de aprendizaje automático y Técnicas de IA para cartografía y exploración de recursos minerales” (p.3). Brown et al. (2003) utilizaron la red neuronal, puesto que consideraron que tiene un mejor rendimiento y mayores ventajas que los pesos de evidencia empíricos y los métodos conceptuales de lógica difusa para la generación de un mapa de prospectividad mineral, del mismo modo tiene una mejor capacidad de respuesta ante combinaciones críticas de parámetros. Por otra parte, también se desarrolló otro modelo aplicando herramientas de IA como el propuesto por, Nykanen et al. (2008) desarrollaron un método de superposición lógica difusa para realizar una evaluación que le permitiera localizar áreas adecuadas para depósitos de óxido de hierro, cobre y oro en Finlandia, para ello utilizó “geofísica aerotransportada, datos de geoquímica de labranza de elementos múltiples” (p.25).

Otro modelo utilizando las técnicas de IA fue el propuesto por Lee y Oh (2011) quienes diseñaron una red neuronal artificial con el objetivo de construir un modelo de procesamiento de generación de datos, también utilizaron la técnica razón de verosimilitud para producir un mapa de potencial mineral mapa de treinta y dos depósitos diferentes para ello usaron GIS, mapas geológicos, geoquímicos y geofísicos, este enfoque de razón de verosimilitud se basa en la relación existente en la distribución de los depósitos de minerales y cada uno de los factores que guarda relación con estos, el cual es usado para encontrar la correlación entre su ubicación y los factores en el área de estudio.

Así mismo, Waller y Rowsell's (como se cita en Mitra & Saydam, 2014) trabajaron en la elaboración de un sistema llamado “control de perforación inteligente” para ello,

emplearon IA en la industria petrolera, el objetivo de este sistema era optimizar el proceso de perforación, estime el consumo de selección en tiempo real y realice el cálculo de los costos incurridos en la perforación. La Inteligencia artificial consta de diferentes herramientas como lo menciona Kapageridis (2002), las cuales han sido utilizadas durante muchos años en diferentes actividades relacionadas con la minería; las herramientas más reconocidas en Inteligencia Artificial son los sistemas expertos basados en el conocimiento, cuya aplicación a través de las computadoras apoyan diariamente las operaciones mineras y actividades como producción de equipos mineros, así mismo han permitido optimizar las operaciones y elección de equipos.

El sector de la industria minera juega un papel muy importante en el desarrollo de la economía de un país, dado que ofrece muchas oportunidades de empleo. La inteligencia artificial (IA), aprendizaje automático y tecnología autónomas en la industria minera es relativamente nueva comenzó hace una década aproximadamente en la aplicación de camiones autónomos, lo que dio como beneficio la reducción de costos. Sin embargo, implementar la tecnología presentados desafíos económicos, financieros, tecnológicos, laborales y sociales (Hyder et al., 2018).

Por ello, un factor que puede impulsar el crecimiento del sector minero y hacerlo más lucrativo para los inversionistas es la aplicación de inteligencia artificial, aprendizaje automático y automatización para mejorar las perspectivas tecnológicas, económicas y ambientales de la industria. La IA y el aprendizaje automático son dos tecnologías que tienen el potencial de cambiar el marco tecnológico del futuro y ambas se basan en la manipulación y el análisis de big data (Hyder et al., 2018).

La IA forma parte de la informática que se centra en la transformación y desarrollo, máquinas operativas que tienen la capacidad de desarrollar una tarea sin necesidad de utilizar instrucciones o especificaciones; siendo el principal propósito de la inteligencia artificial que

las máquinas puedan lograr obtener el nivel de inteligencia humana. La IA también se encarga de diseñar algoritmos que son idóneos para educar a las máquinas haciéndoles considerar y reconocer patrones de manera que sea posible tomar conocimientos de casos que hayan sido tratados anteriormente. Asimismo, se puede aplicar la IA desde el inicio de la minería hasta el término del ciclo de vida de una mina; es decir desde la exploración, producción, cierre y reparación de mina. (Ali & Frimpong, 2020).

2.2.3 Inteligencia artificial en la productividad

La aplicación de IA y tecnologías autónomas dentro de la industria minera se está experimentando en la productividad a través de los siguientes sectores:

a) Prospección y exploración

El mapeo de la prospección del mineral es la primera etapa de buscar un depósito económicamente rentable con las condiciones actuales para determinar si una inversión es viable o no para la explotación (Hyder et al., 2018). Al utilizar procesamiento de imágenes moderno y algoritmos de aprendizaje automático para descubrir patrones comunes y específicos en la base de datos de un estilo de mineralización deseado. Una vez que esto se logra, el modelo entrenado se aplica para estimar la probabilidad de mineralización en otros entornos de exploración comparables (Ouanan & Abdelwahed, 2019). Estas etapas involucran una extensa recopilación de datos que con los sistemas de IA y Software de análisis de datos se pueden alimentar con datos geológicos, datos topográficos, mineralógicos y cartográficos y se pueden utilizar para señalar las anomalías y variaciones en los datos y para localizar áreas de interés potencial (Hyder et al., 2018).

b) Perforación exploratoria

El ciclo de perforación incluye el movimiento de la perforadora a determinadas coordenadas dentro de la plataforma a extraer mineral y comenzar a perforar, donde el operador realiza las tareas manuales de aplicar la carga o energía adecuada para perforar

según los requisitos de la roca y los estratos, limpiar la perforadora y el pozo, quitar el taladro después de completar el agujero a una profundidad predeterminada, donde se repite la actividad. Tanto la inteligencia artificial como el aprendizaje automático se pueden aplicar a estos procesos, al automatizar todo el proceso, recolectando todos los datos obtenidos en las etapas de prospección y perforación, esta información se alimenta a base de datos del sistema de perforación, lo cual permitirá que el IA pueda controlar el proceso (Hyder et al., 2018).

c) ***Procesamiento de minerales***

El procesamiento de minerales son procesos complejos que involucran múltiples etapas como: Trituración, clasificación, molienda, concentración, filtrado, manejo de relaves y manejo de aguas residuales (Mishra, 2021). La automatización, optimización de los procesos y los subsistemas son un campo donde los algoritmos de IA y aprendizaje automático pueden mejorar en gran medida la productividad y la eficiencia de las operaciones mineras. (Paithankar, 2011).

En la etapa de trituración y clasificación de minerales se utiliza imágenes Hyperspectral, para obtener datos espectrales de alta resolución que contienen información del mineral procesado. Usando Inteligencia artificial, las características de los datos Hyperspectral se pueden extraer y aprender, y el patrón espectral que es único para cada mineral se puede identificar y analizar. Al utilizar estos datos hiperespectrales para la etapa de clasificación de mineral mediante IA, la precisión fue de 91.9% comparado con un 39.52% por el método convencional. Este sistema de identificación de minerales permite caracterizar todos los tipos de minerales, adoptando la inteligencia artificial, es posible procesar gran cantidad de datos a alta velocidad, para poder seleccionar las condiciones más apropiadas para su procesamiento. (Okada et al., 2020).

2.2.4 Inteligencia Artificial en los Costos Operativos

En la investigación realizada por Bangian et al. (2011) indicaron que la selección del uso de la tierra posterior a la minería en una mina a cielo abierto tiene un papel muy importante respecto a los costos de recuperación, por ello se construyó un modelo de lógica difusa que permitiera optimizar el proceso de recuperación de la mina a cielo abierto, de manera que le permitiera justificar los costos asociados. En la misma línea Hosseini, Ataei, Hosseini y Akhyani (2012) mencionan que la principal tarea de los ingenieros en las minas es producir mayor cantidad de carbón con cierta cantidad de trabajadores y costos de materiales, para lograr este objetivo propusieron un modelo de lógica difusa que les permitiera investigar cuál era el potencial real de mecanización que poseía una mina de carbón iraní para poder disminuir el costo y aumentar la rentabilidad de este proyecto.

2.2.5 Inteligencia Artificial en la Reducción de Tiempos

Las capacidades de fabricar productos con ciclos más cortos pueden generar más inversión de capital, al mismo tiempo que se maximiza la rentabilidad en periodos que aumente la demanda (Parunak, 1996). La optimización de tiempos y el diseño inteligente de procesos tienen un alto impacto estratégico, por lo que la implementación de inteligencia artificial respalda la decisión de automatizar el proceso (Usuga et al., 2020).

En la minería se requiere modelos confiables para el desarrollo del proceso, los cuales son necesarios para la optimización de las condiciones operativas, a la ausencia de dichos modelos se basan en la experiencia de expertos, lo cual alarga los tiempos y costos operativos, por lo que es necesario tener modelos de simulación para los procesos para reducir costo y el tiempo asociado al proceso, así también conocer el sistema, con un fuerte enfoque en la Inteligencia Artificial (Cisternas et al., 2019).

2.2.6 Inteligencia Artificial en América Latina

En su investigación Zhao (2018), menciona que la Inteligencia Artificial en la región apenas está comenzando, la automatización y los robots están cambiando los procesos industriales en diferentes sectores como automotriz, industrias químicas y plásticas. Así mismo indicó que los países de América Latina y el Caribe aún están muy atrasados en IA en comparación a economías avanzadas, pues en estas la IA es muy usada para diferentes actividades como análisis de datos financieros, evaluación de préstamos e identificación de infractores; por lo que se provee que a futuro se pueda utilizar para conducir los automóviles de las personas.

Del mismo modo, World Economic Forum (2017) indicó que en América Latina la IA se muestra como una nueva opción de producción para afrontar la futura escasez de mano de obra y decremento de la productividad. La IA es capaz de sumar un punto porcentual a las tasas de crecimiento económico anual en la región para el 2035; así mismo transmite que las empresas mineras se encuentran usando máquinas autónomas en las minas del Perú, ya que se presentan mejoras en salud y seguridad así como mejoras en las ganancias en eficiencia, pues la capacidad que tiene la IA en la mejora de la eficiencia del capital es clave para las diferentes industrias latinoamericanas que incurren en altos costos irre recuperables de fabricación de maquinarias; un claro ejemplo es la empresa Chazki, empresa de logística de Perú que utiliza IA para abordar problemas de falta de direcciones postales.

Así mismo, según el reporte de sostenibilidad de la Compañía Minera Las Bambas - Perú (2020), señala que los nuevos retos del mercado global apuestan por la digitalización procesos, lo cual permite hacer un mejor seguimiento de las operaciones y del negocio, garantizando la sostenibilidad de la operación y contribución al progreso del Perú. Por tal motivo se viene desarrollando dentro de la compañía minera una clara estrategia enfocada en cinco áreas, dentro de las cuales se encuentra el área de Inteligencia Artificial y datos, la cual

brinda beneficios como: mejor desempeño, reducción de la posibilidad de error humano, reducción de costos, predicción de resultados y toma de decisiones inteligentes

2.2.7 Aplicación de la Inteligencia Artificial en Diferentes Sectores

a) Sector energético

En una investigación realizada acerca del uso de la IA en el sector energético, Sánchez et al. (2016) mencionan que se realizó esta investigación con la finalidad de establecer un modelo que permita manejar datos de distintos dominios, usando la IA como soporte para tomar decisiones en los distintos procesos de transmisión y distribución de energía eléctrica, con la implementación de esta herramienta se logró que se pueda generar consultas automáticas lo que permitía que el sistema pueda brindar respuestas sobre diferentes tipos de consulta en tiempo real.

b) Sector automotriz

En un estudio realizado sobre el uso de IA en el sector automotriz (Aguirre et al., 2020) indicó que existen tres dimensiones de estudio del IA en el sector automotriz, el área de venta hasta el área de ensamblado, mencionando como principal punto el ensamblado donde la IA ahorra tiempo, así mismo esta herramienta brinda la seguridad requerida evitando los accidentes laborales dentro de esta industria, esto indica que entre más robotizado esté la empresa se podrán evidenciar mayor cantidad de mejoras en la elaboración de automóviles.

Por otro lado, Mayer et al. (2019) en su investigación menciona que el uso de la IA en la industria automotriz tiene un potencial muy grande para lograr grandes ahorros mediante el uso de tecnologías IA, pues ayuda a mejorar los procesos y ofrecer mejores características de servicio al cliente.

c) Sector telecomunicaciones

Debido a la efectividad del IA al hacer posible el logro de los objetivos en las industrias (Chen, 2019) menciona que la industria de las telecomunicaciones utiliza

herramientas de IA que le permiten trabajar tanto con infraestructura de red y canalización de datos, con el fin de frenar a la competencia, así mismo las tecnologías de IA les ha permitido mejorar su servicio, ampliar sus capacidades de ventas, aumentar su eficiencia operativa todos estos desafíos con el fin de mejorar su servicio para el cliente.

La aplicación de la IA en las empresas de telecomunicaciones juega un papel importante, un claro ejemplo es la empresa MGA-MENA que implemento este método con el fin de descartar errores humanos y alcanzar la excelencia operativa, reducir los costos y optimizar el tiempo de respuesta a fallas en la red, lo que le permitió mejorar la satisfacción del cliente, esta empresa a futuro planea construir un punto de presencia de última generación todo ello basado en la nube con correlación con IA (Khatib et al., 2019).

2.2.8 Sostenibilidad

El debate en torno a la sostenibilidad en la industria minera es prolongado. conceptualmente, el desarrollo sostenible se define como la forma de “satisfacer las necesidades en el presente sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras para satisfacer sus propias necesidades”, como se define en el Informe Brundtland, en 1987. (Hilson & Murck, 2000).

Desde el punto de vista organizacional, el concepto central del desarrollo sostenible está asociado con un término acuñado por John Elkington: el triple resultado final. En este enfoque se destaca la importancia de medir el desempeño empresarial a través de aspectos que pueden ir más allá de la ganancia, sino que también considera las perspectivas económicas, ambientales y sociales. (Bichueti et al., 2021).

Para 1997, las Naciones Unidas Agenda sobre medio ambiente y desarrollo, adoptó una definición de Sostenibilidad, incluida la definición de Brundtland y el enfoque de triple resultado final: “El desarrollo se considera una empresa multidimensional cuyo fin es una mayor calidad de vida para todas las personas, logrando el desarrollo económico, desarrollo

social y ambiental. (Fonseca & Carvalho, 2019). En esta línea, Dubiński (2013) menciona que la implementación del desarrollo sostenible simboliza la integración de actividades en las siguientes tres áreas clave: actividades técnicas y económicas asegurando la economía, crecimiento ecológico, la protección de los recursos naturales además del medio ambiente social, es decir, el cuidado del empleado en el lugar de trabajo y desarrollo comunitario en la zona de la minería ambiente.

Además, recibió por primera vez el respaldo mundial como un instrumento para la gestión y desarrollo. estrategia en la muy popular Conferencia de las Naciones Unidas sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo (CNUMAD), comúnmente conocida como la “Cumbre de la Tierra”, en Río, 1992, convertido desde entonces en un foco clave de la planificación, esfuerzos de protección y remediación en todo el mundo. Varios académicos e industriales, en un intento de hacer operativo el concepto, han desarrollado una serie de marcos de políticas, conjuntos de indicadores, gestión y directrices para su uso por parte de gobiernos y empresas. (Hilson et al. ,2000).

La necesidad de desarrollar indicadores que midan el desarrollo sostenible se menciona en la Agenda 21, creada en la Conferencia Internacional de las Naciones Unidas sobre Medio Ambiente y Desarrollo. En 2015, diecisiete Objetivos de Desarrollo Sostenible, se aprobaron por la Asamblea General de las Naciones Unidas. Asamblea como conjunto de metas y sus indicadores para acabar con la pobreza para 2030 y “equilibrar las tres dimensiones del desarrollo sostenible: la económica, la social y la ambiental”. El documento titulado *Transforming our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development* (2015) ofrece un marco para “la paz y la prosperidad para las personas y el planeta, ahora y en el futuro”. (Bichueti et al., 2021)

Entre algunos de los indicadores utilizados en el entorno empresarial, se encuentran desarrollados por la Global Reporting Initiative (GRI) que tiene como objetivo desarrollar y

difundir a nivel mundial las pautas para redactar los informes de sustentabilidad, organizados en los ámbitos económico, ambiental y social. Aunque el GRI fue creado para considerarse en organizaciones de cualquier dimensión, sector y ubicación, también se incluyeron suplementos sectoriales específicos desarrollados. Entre ellos se encuentran el suplemento sectorial, destinado al sector metal y minería. (Pocomucha & Venegas, 2021).

Según Azapagic (2004) mencionado por Bichueti et al. (2021), el modelo desarrollado por el GRI se ha consolidado como uno de los estándares de comunicación utilizados por empresas del sector minero. Además, menciona que la industria minera está inmersa en el contexto de integración de la sustentabilidad en sus operaciones, ya que el desarrollo sostenible representa un gran desafío a este sector, en términos sociales y ambientales, debido a la naturaleza de sus actividades

McLellan et al. (2009) corroboran este argumento al afirmar que existen avances en relación con el alineamiento de la minería industria en cuanto a su apuesta por el desarrollo sostenible, por medio de disminuir el impacto causado por el proceso de producción. Según Hilson et al. (2000), tal integración requiere un compromiso con la mejora ambiental y socioeconómica, desde la exploración de minerales, la operación, hasta el final de la cadena.

En línea con la innovación, la tecnología antigua en algunas minas necesita ser mejorado, lo que significa que los departamentos de minería deben modernizarse para evitar cierres prematuros de minas, pérdidas de empleos y contaminación persistente, bajo esta línea la industria minera ha visto, en últimos años, un crecimiento sustancial de la automatización en las minas, por ejemplo, camiones autónomos y el uso de drones, operados a través de la principal tecnología inteligente que es el Internet de las Cosas (IoT), para buscar una minería más sostenible y segura. (More et al., 2020).

J. Chadwick (2016) mencionado por More et al. (2020) menciona que solo unas pocas minas están utilizando actualmente estas tecnologías digitales, y su experiencia demostró que

se están beneficiando sustancialmente de estas innovaciones. Estas minas incluyen Hull Rust (Estados Unidos, Minnesota), Garzweiler (Alemania, Renania del Norte-Westfalia), Escondida (Chile, Región de Antofagasta), Bingham Canyon (Estados Unidos, Utah), minas Berkeley Pit (Estados Unidos, Montana), mineral de hierro Rio Tinto Pilbara (Perth, Australia: “Mine of the Future”) , proyecto “Next Generation Mining” de BHP Billiton, , la mina Donghuai en la provincia china de Guangxi o Newtrax Technologies (Canadá), quienes también implementaron sistemas de inteligencia artificial. Todos ellos tienen en común que utilizan tecnologías y software de última generación, lo que garantiza que maximizar sus ganancias sin tener que despedir a sus empleados.

Estos argumentos están alineados con algunos autores que exploraron la correspondencia de la gestión social y ambiental con el rendimiento del negocio. Margolis y Walsh (2003) mencionado por Bichueti et al. (2021), por ejemplo, revisaron estudios empíricos que examinan el desempeño social corporativo y relación con el desempeño financiero corporativo, y hallazgos que sugieren una asociación positiva entre el desempeño social de una empresa y su rendimiento financiero.

En Latinoamérica, en el 2021, un estudio realizado por Bichueti et al. (2021) identifica la dependencia entre la gestión del uso del agua y el desempeño empresarial en las industrias del sector minero brasileño. Corroborando la importancia de este recurso en la competitividad industrial minero.

Vásconez y Torres (2018) señalan que, en la segunda década del siglo XXI, no es posible pensar en la actividad económica sin que medie la sostenibilidad y respeto por la naturaleza. En este estudio se señala también (como se cita en Gudynas, 2010) que en el campo de la minería se ha dividido las posturas hasta el punto de plantear posiciones opuestas e irreconciliables, un ejemplo claro de esto es la de “agua u oro”, idea que está difundida por varios países de Sudamérica; por otro lado, en la presente investigación menciona (como se

cita en Laurence, 2011; Pillajo, 2011) que, frente a lo dicho, se afirma la posibilidad de una minería de carácter sostenible y ecoeficiente.

Cuando nos referimos a la relación de sostenibilidad y tecnología, el campo de la minería entiende que se forman posturas complementarias según el cual el crecimiento sostenible en el transcurso del tiempo sería factible y concordante en bondad a que el progreso tecnológico tolere reemplazar los medios naturales considerándolos como finitos, de tal forma que residiera la riqueza de una nación. Sin embargo, la siguiente postura asegura que es imposible reemplazar las responsabilidades vitales del medioambiente, y sobre todo por ningún medio creado por el ser humano, es así como concluye que la sostenibilidad debe prometer la conservación de las funciones naturales. (Landa, 2017)

Sostenibilidad en la minería. La actividad minera es fundamental en el contexto económico. Sin embargo, hay varios impactos potenciales que esta actividad genera, desde la perspectiva ambiental y social. Los temas sociales involucrados en esta actividad son conocidos, algunos de los aspectos considerados abarcan cuestiones sobre la extracción de recursos no renovables, los cambios en el medio ambiente, y cuestiones relacionadas con la salud y condiciones laborales de los trabajadores; en términos ambientales, se considera impactos potenciales en los suelos, con cambios en su composición y erosión, en la cantidad de agua consumida y aguas residuales descargados en ríos y en el aire, sobre la contaminación causada por el procesamiento de minerales, Bichueti et al. (2021).

Según Hilson et al. (2000) los procesos mineros tienen el potencial de impactar en una amplia gama de partes interesadas, existiendo oportunidad para la operación sostenible. Concretamente, mejorando la planificación, la puesta de herramientas sólidas de gestión ambiental y tecnologías limpias, la responsabilidad social extendida a estos grupos, la formación de asociaciones de sostenibilidad y una buena capacitación, el desempeño de una

mina puede tanto en el ámbito ambiental como en el socioeconómico y, por lo tanto, contribuir enormemente al desarrollo sostenible a nivel de la mina.

En empresas mineras *accountability* se asocia a la rendición de cuentas a los accionistas, colaboradores, entidades del estado, a las comunidades y sociedad en general. Todas las partes interesadas ejercen presión en cuestiones relacionadas al impacto ambiental y social causado por los procesos que emplean recursos naturales. Por tanto, se deben dar a conocer por medio de los informes anuales y estados financieros las labores y situaciones de la empresa (Pocomucha & Venegas, 2021).

Sostenibilidad en las mineras peruanas. Las cuestiones éticas y de sostenibilidad se abren importancia en el desarrollo empresarial. Por tanto, los objetivos, como aumentar las ventas y generar rentabilidad, decantan hacia la responsabilidad social (Pocomucha & Venegas, 2021). Mas aún en las empresas mineras que impactan en la economía del país, objeto de estudio de esta investigación.

Nuestro país cuenta con un alto potencial geológico permitiéndole resaltar en el ranking mundial de producción y reservas mineras, así también como en la gestión de nuevos proyectos de exploración y construcción de minas, el pasado 2019, el subsector minero logró una participación en el PBI nacional del 9.1%, para el 2021 su contribución fue del 8.8% del PBI, que es el 12.7% de la inversión privada total y simbolizando el 61.9% de las exportaciones nacionales (Ministerio de Energía y Minas, 2021).

Las empresas comunican a través de sus estados financieros y reportes de sostenibilidad. Por medio del cual se detallan las actividades, así como su impacto económico, social y ambiental. En cuanto a las empresas mineras dada las demandas de impactos ambientales de poblaciones cercanas a los centros mineros se obligan a informar su desempeño en estas cuestiones. (Hernández, 2016).

En el Perú la sostenibilidad está a la par de otros mercados de los países latinoamericanos, en nuestro país la tecnología en este ámbito de la minería ya no es desconocida, puesto que se utilizan equipos especializados que demuestran un gran avance. En cuanto a la mediana y pequeña minería, las soluciones eléctricas ya están siendo utilizadas en la mayoría de los casos. Son estos factores los que impulsarán el desarrollo de una minería verde en el Perú (Díaz, 2021).

Según el reporte de sostenibilidad de la Compañía Minera Antamina (2020) indicó que su gestión social se basa en el modelo multiactor que promueve el trabajo equilibrado en búsqueda de sostenibilidad de las comunidades, siendo un catalizador de la competitividad y aliado estratégico de la población.

Sostenibilidad como impacto ambiental. En cuanto al impacto ambiental, la sostenibilidad se asocia al uso de recursos renovables y no renovables en los procesos, la contaminación y generación de residuos derivada de su consumo. Una estrategia de sostenibilidad ambiental implica implementar prácticas ambientales (Gutiérrez et al., 2019).

En su estudio Adomako y Tran (2021, como se citó en Driussi & Jansz, 2006; Hassan & Ibrahim, 2012) señala que la adopción de prácticas ambientalmente responsables podría ayudar a las empresas mineras a mitigar su impacto negativo en el medio ambiente y mejorar su competitividad.

Sostenibilidad como impacto social. La sostenibilidad como Impacto Social, está basada en las relaciones socioeconómicas mejoradas, específicamente la participación de las zonas de influencia y las empresas mineras, como un componente integral de la sostenibilidad de la mina. (Hilson, et al. 2000)

Así, otro elemento esencial del desarrollo sostenible es la responsabilidad socioeconómica ampliada, que Warhurst (2001) define como “la concientización del efecto social y ambiental de las operaciones por medio de la prevención proactiva de la

contaminación y evaluación de impactos así evitar los daños y optimizar los beneficios”. Esto simplemente requiere operaciones industriales para abordar las necesidades de todos los grupos de interés a lo largo de las diversas etapas de operación. Ahora existe una expectativa creciente de que las corporaciones operen de acuerdo con los grupos comunitarios que son potencialmente afectados por las operaciones industriales, y a abordar las necesidades de las partes interesadas al diseñar políticas corporativas. De hecho, dado el éxito de tantas industrias, en particular las del sector primario.

Sostenibilidad como impacto económico. Dubiński (2013) menciona que el crecimiento económico significa lograr la sostenibilidad a largo plazo tanto en lo que respecta a los volúmenes de producción previstos, como en satisfacer a los clientes, y lograr la eficiencia económica obtenida de la venta de los excavados del mineral.

Por otro lado, Aznar et al. (2019) considera que los principales aspectos relacionados con la sostenibilidad económica de las actividades mineras incluyen la contribución al PIB y creación de riqueza; costos, ventas y utilidades; distribución de ingresos y riqueza; inversiones (capital, empleados, comunidades, contaminación, prevención y cierre de minas); valor para el accionista y valor añadido.

Bajo esta misma línea Ospina-Correa et al. (2021) mencionan que los indicadores económicos sugieren que el desarrollo de una minería sostenible impulsa el crecimiento constante en países en desarrollo. Así mismo, Azapagic et al. (2003) señalaron que cada uno de estos indicadores comprende una serie de indicadores específicos, como las ventas netas y el retorno sobre inversiones e impuestos pagados al sector público. Por otro lado, incluyen medidas de rendimiento económico, como ganancias antes de intereses e impuestos, finalmente los indicadores específicos del sector, tales como inversiones totales para el cierre y rehabilitación de minas.

Sostenibilidad en productividad minera. La estrategia que las compañías mineras deberían considerar es recuperar productividad y avanzar en desarrollo humano, lo que implica mejoras en eficiencia, contención de costos, innovación e incorporación de tecnologías. De otro modo, el negocio pierde sostenibilidad en el tiempo y, con ello, se pierden empleos; por ello, se requiere construir relaciones laborales de valor compartido para concretar vínculos honestos, directos y claros (Diario Financiero, 2021).

Sostenibilidad en costos operativos. A futuro se espera el incremento en un 40% de los costos operativos, sumado a la competencia por los recursos naturales y talento, lo que significa un reto para el buen desempeño para las compañías. Además, la competencia para retener el talento en las mineras, modernizar sus activos e incrementar el capital será muy agresiva, lo mismo que en la mejora de seguridad y sostenibilidad (Rodríguez, 2012).

Sin embargo, cuando las empresas siguen una estrategia ambiental proactiva, ayuda a estas a reducir costos a través de insumos y consumo de energía. Lo cual permite a las compañías producir bienes y servicios que son amigables con el medio ambiente, reduciendo de esta manera el impacto de las actividades de la empresa en el ambiente (López-Gamero et al., 2009). En la misma línea Porter y Van der Linde (1995) señalaban que la contaminación se considera una ineficiencia, por lo que la reducción de la contaminación probablemente contrarrestará este problema, aumentando así su desempeño financiero.

Sostenibilidad y optimización de tiempo. La Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible, que fue aprobada por la Asamblea General de las Naciones Unidas, orienta a lograr resultados de avance sin comprometer los recursos naturales, especialmente su uso futuro, es así como la minería y sus productos forman parte del soporte y fundamento sobre la cual puede desarrollarse una actividad sostenible, que se ven fortalecidas por la conexión en cuanto a optimización ya sea de costos, recursos, funciones, procesos o tiempo.

En esa misma línea de sostenibilidad económica en cuanto a optimización de tiempo; y con ello la fiel idea de estimular un desarrollo económico que produzca riqueza igualitaria que no perjudique los recursos naturales, no solo destaca el principio de eficiencia. La actividad minera espera poder ayudar a la mitigación ambiental con la expansión de tecnologías de remediación de pasivos mineros, grandes estrategias que reservan tiempo y que consideran que su financiamiento se ejecute a partir del servicio de canales de cofinanciamiento entre sectores privados y públicos, donde el estado cumple la función esencial de asignación de presupuesto, función que se establece como el principio de eficiencia. (Landa, 2017).

En conclusión, las industrias que utilizan hoy en día las nuevas tecnologías relacionadas a la inteligencia artificial son más frecuentes a nivel internacional. Sin embargo, esta tendencia está comenzando a cambiar con algunos investigadores que adoptan los campos del IA y el aprendizaje automático para mejorar las tecnologías existentes en nuestro país. El sector minero peruano no es ajeno a la implementación de estas nuevas tecnologías en pro de lograr una autonomía de operación con inteligencia, pues el desarrollo innovador e implementación de sistemas de automatización inteligente podrían lograr construir la base para las minas del futuro; a través de la implementación de maquinaria eficiente, efectiva y segura que afiance el desarrollo de las operaciones mineras sostenibles, logrando incentivar de esta manera a que más empresas mineras en el Perú implementen la IA en sus procesos.

El objetivo del presente capítulo, fue identificar los diferentes conocimientos de adopción del IA en la industria minera con base en las diferentes experiencias desarrolladas líneas arriba, las investigaciones respaldan nuestra premisa de que la IA tiene un rol muy importante en la industria minera y que está conectado con la automatización en la industria. También mostramos cómo otras tecnologías complementan la inteligencia artificial, pero aún están poco implantados la industria minera. Según nuestros hallazgos, las empresas con un

nivel de implementación avanzado en inteligencia artificial tienden a adoptar la mayoría de las nuevas tecnologías y no solo las más populares. Todas las tecnologías adoptadas requieren implementar una secuencia de pasos. Si existe una brecha de conocimientos en la adaptación de la tecnología del IA en la industria minera.



Capítulo III: Metodología

3.1. Metodología

El método utilizado en la investigación es el hipotético deductivo dado que, a partir de una problemática identificada sobre la inteligencia artificial y la optimización de los procesos mineros, se han planteado hipótesis que a través de refutarlas estadísticamente pretenden describir su relación; sobre el tema, Cabezas et al. (2018) señalan que los métodos hipotéticos deductivos son aquellos que con base en la observación de un fenómeno que se estudia se plantea una hipótesis que al contrastarla permite su explicación.

Al ser el método hipotético deductivo, este se enmarca en el paradigma positivista, en razón de que, por su naturaleza cuantitativa se contempló el estudio de la IA y la optimización de los procesos mineros a través del método científico, efectuando la medición objetivamente lo que permitió garantizar la precisión y rigurosidad de la investigación, así como determinar el comportamiento de las variables. Al respecto, Pérez (2015) señala que el positivismo es una corriente de la filosofía que argumenta, el conocimiento proviene de hechos reales verificables mediante el método científico que permite su explicación y predicción.

3.2. Diseño de la Investigación

La tesis de investigación nos muestra que por su enfoque es cuantitativa, con nivel correlacional y explicativo, obedeciendo a un diseño de investigación no experimental transeccional o transversal pues las informaciones se recopilan en el momento preciso. Este enfoque simboliza un conjunto de procesos que tienen una secuencia por ello no se pueden evadir pasos, se comienza ideas que va reduciéndose y una vez que se establecen límites se deducen objetivos y preguntas de investigación, se procede a verificar literatura que permita desarrollar una idea teórica, según lo planteado por Hernández et al, (2014). Es cuantitativa pues los datos se recopilaron mediante encuestas, así mismo fueron tabulados y analizados

utilizando un software estadístico, que permitió que se estableciera una relación numérica entre las variables.

Por su nivel de investigación es de tipo correlacional por cuanto establece la relación de asociatividad que existe entre las variables inteligencia artificial y optimización de los procesos mineros; y es explicativa, en relación que establece la relación moderadora de causalidad que existe entre la variable moderadora sostenibilidad con las variables inteligencia artificial y optimización de procesos mineros. Según Hernández et al., (2014) menciona que investigaciones correlacionales requieren conocer el grado de asociatividad que existe entre dos variables en un entorno real, y los estudios explicativos buscan establecer la relación de causalidad entre las variables de estudio.

Por otro lado, es de tipo transeccional o transversal, pues las encuestas fueron enviadas a las empresas mineras en un solo momento abril a mayo del 2022. Según Escobar y Bilbao (2020) indicó que es la “recolección de datos en un momento único y en un tiempo único con el objetivo de describir variables y analizar su interrelación en un momento determinado” (p.64).

3.3. Conveniencia del Diseño

Para el trabajo de investigación se consideró el enfoque cuantitativo que permite una valoración objetiva y cuantificación precisa de las variables; asimismo, como el estudio analiza las variables en su entorno sin alterarlas o modificarlas se hace adecuado utilizar un diseño no experimental. Por otro lado, dado que los instrumentos fueron aplicados en una sola oportunidad corresponde una investigación de corte transeccional, y como se pretende determinar el grado de asociatividad que existe entre la inteligencia artificial y la optimización en los procesos mineros se requiere que por la profundidad la investigación fuese correlacional.

3.4. Preguntas e Hipótesis de la Investigación

Según el contexto anteriormente se expone los problemas de investigación:

¿Cómo la inteligencia artificial se relaciona con la optimización de los procesos mineros?

¿Cómo la inteligencia artificial se relaciona con la sostenibilidad?

¿Cómo la sostenibilidad se relaciona con la optimización de los procesos mineros?

¿Cómo la sostenibilidad modera la relación de la inteligencia artificial y la optimización de los procesos mineros?

De acuerdo con los problemas planteados y siguiendo con la coherencia, se exponen las hipótesis de investigación:

H1: La inteligencia artificial se relaciona con la optimización de los procesos mineros.

H2: La inteligencia artificial se relaciona con la sostenibilidad.

H3: La sostenibilidad se relaciona con la optimización de los procesos mineros.

H4: La sostenibilidad modera la relación de la inteligencia artificial y la optimización de los procesos mineros.

3.5. Población y Participantes

Siendo una investigación con enfoque cuantitativo, los elementos de estudio corresponden a una población. Árias (2020) señala que la población corresponde a la agrupación de sujetos u objetos de estudio que comparten al menos una característica similar. En el caso y dada la naturaleza del estudio la población está constituida por 61 empresas mineras, cuyas características en común es que son formales y pertenecen a la mediana y gran minería. La relación de las empresas fue obtenida de fuentes como el MINEM.

Dado que las 61 empresas mineras tienen presencia a nivel nacional, lo cual representa una dificultad para recopilar información, se hace necesario determinar una versión simplificada que reproduzca las características de la población. Ñaupas et al. (2018)

señalan que la muestra tomada de la población debe ser una parte representativa la cual mantiene las características y rasgos básicos de los elementos de estudio. Para determinar el tamaño a muestrear se recurre a la ecuación de cálculo de la muestra para poblaciones conocidas (Valderrama, 2014):

$$n = \frac{N * Z^2 * P * Q}{(N - 1) * e^2 + Z^2 * P * Q}$$

Donde:

N = Población

Z = Nivel de significancia al 95% de confiabilidad (1.96)

P = Probabilidad de éxito del evento (0.5)

Q = 1 - p

e = Margen de error (0.05)

Al operacionalizar la fórmula, se obtiene:

$$n = \frac{61 * 1.96^2 * 0.5 * 0.5}{(61 - 1) * 0.05^2 + 1.96^2 * 0.5 * 0.5}$$

$$n = \frac{58.5844}{0.15 + 0.9604} = \frac{58.5844}{1.1104} = 52.759 = 53$$

De la aplicación de la fórmula, la muestra ha sido determinada en 53 empresas mineras. Sin embargo, se ha logrado tener 50 respuestas válidas en las encuestas aplicadas a las compañías, las cuales se consideraron para el análisis. Esta información es validada dado que al ser un muestreo por conveniencia nos permite seleccionar solamente los casos que tienen mayor accesibilidad y disponibilidad para participar como parte de la investigación, todo ello, teniendo como sustento que los sujetos de estudio se encuentren accesibles y cercanos al investigador (Manterola y Otzen, 2017).

3.6. Prueba de normalidad de los datos

Se efectúa la prueba de normalidad para determinar el comportamiento de la serie y de acuerdo con el resultado se define las pruebas estadísticas adecuadas. En la figura 2 se aprecia el resultado de la prueba de normalidad para el presente estudio.

Pruebas de normalidad						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
VAR00001	,319	50	,000	,774	50	,000
VAR00002	,293	50	,000	,763	50	,000
VAR00003	,370	50	,000	,703	50	,000
VAR00004	,371	50	,000	,700	50	,000
VAR00005	,278	50	,000	,781	50	,000
VAR00006	,291	50	,000	,768	50	,000
VAR00007	,346	50	,000	,728	50	,000
VAR00008	,358	50	,000	,716	50	,000
VAR00009	,267	50	,000	,787	50	,000
VAR00010	,301	50	,000	,767	50	,000
VAR00011	,349	50	,000	,636	50	,000
VAR00012	,391	50	,000	,622	50	,000
VAR00013	,461	50	,000	,547	50	,000
VAR00014	,499	50	,000	,467	50	,000
VAR00015	,515	50	,000	,412	50	,000
VAR00016	,451	50	,000	,562	50	,000
VAR00017	,522	50	,000	,349	50	,000
VAR00018	,506	50	,000	,422	50	,000
VAR00019	,535	50	,000	,252	50	,000
VAR00020	,479	50	,000	,514	50	,000
VAR00021	,500	50	,000	,458	50	,000
VAR00022	,482	50	,000	,514	50	,000
VAR00023	,480	50	,000	,511	50	,000
VAR00024	,459	50	,000	,563	50	,000
VAR00025	,522	50	,000	,349	50	,000

a. Corrección de significación de Lilliefors

Figura 2: Prueba de normalidad de los datos.

Por regla de decisión si p valor mayor que 0.05 entonces la serie tiene un comportamiento paramétrico, sí p valor es menor o igual que 0.05 la serie tiene un comportamiento no paramétrico. Al ser mayor a 50 datos se interpreta la serie de kolmogorov; en este caso al tener todas las respuestas de las preguntas un valor menor a 0.05 tienen un comportamiento no paramétrico, por consiguiente, todas las respuestas tienen un comportamiento no paramétrico, por ello para el análisis se usan estadígrafos no paramétricos.

Se continuó con la investigación para comprobar los resultados bajo la premisa que si para el análisis SEM se necesita más de 200 datos es porque se busca que las series sean

paramétricas, sin embargo, a pesar de que el presente estudio presenta series no paramétricas se ha encontrado resultados favorables a la investigación, que demuestran que a pesar de que tiene comportamiento no paramétrico los resultados de los datos estadísticos están de acuerdo con las hipótesis esperadas.

3.7 Información sobre el Consentimiento

Con la finalidad de recopilar la información necesaria se aplicó el instrumento mediante la utilización de formatos de Google, y se procedió a repartir la encuesta por canales digitales a 61 empresas mineras seleccionadas y que conforman la población, considerándose como respuestas válidas las primeras 50. El instrumento estuvo acompañado de un formulario en el cual las mineras a través del administrador daban previamente el consentimiento de participación voluntaria y de utilización de la información proporcionada en forma anónima con fines netamente académicos y de desarrollo de la tesis. El formulario se incluye en el Anexo 2.

3.8. Marco del Muestro

Siendo el muestreo la técnica por la cual los elementos componentes de la muestra son elegidos de la población (Arias, 2020), un muestreo por conveniencia se utilizó en la investigación, para tal fin se remitió el instrumento a las 61 empresas que conforman la totalidad de la población, y se consideró como respuestas válidas las primeras 50 recibidas.

3.9. Confidencialidad

La lista que conforman la población de estudio de estas empresas ha sido recopilada de del MINEM, la característica en común es que son empresas formales de la mediana y gran minería, y la misma se mantiene en reserva de acuerdo con los criterios de confidencialidad contemplados en las políticas de investigación de la institución.

3.10. Localización Geográfica

La localización del estudio es a nivel nacional, se ha contemplado empresas mineras cuyas unidades operativas se encuentran ubicadas en diferentes regiones, como Lima, Arequipa, La Libertad, Ancash, Cerro de Pasco, Huancavelica, Huánuco, Puno, Cuzco entre otras.

3.11. Instrumento

El instrumento utilizado es un cuestionario, el cual consta de 25 preguntas, que miden las variables Inteligencia Artificial a través de sus 5 dimensiones (10 ítems), Optimización de procesos a través de sus tres dimensiones (6 ítems) y Sostenibilidad a través de sus tres dimensiones (9 ítems); todas las preguntas con respuestas cerradas en escala ordinal de Likert; el instrumento fue creado por los tesisistas mediante la fragmentación sucesiva de la variable en dimensiones y luego en indicadores, a quienes se les asignó el respectivo ítems; las fichas técnicas de los tres instrumentos se encuentran en los Anexo 1, 2 y 3.

3.12. Recopilación de Datos

Puesto que se decidió abarcar la mayor cantidad de población, se realizó una selección de las diferentes compañías mineras en el Perú, obteniéndose la información del MINEM; posteriormente se inició un primer contacto con todas ellas por correo a través de una carta de presentación, por este mismo medio se recolectó la información mediante cuestionarios, las cuales fueron enviadas a gerentes de todas las áreas; en estos se detallaba la hipótesis de nuestra investigación y se aseguraba la reserva de todos los datos que proporcionen. En función a los cuestionarios con las respuestas obtenidas se realizó una comunicación con las empresas mineras con el fin de poder aclarar dudas. Todas las encuestas fueron descargadas y almacenadas en una carpeta drive, así mismo fueron impresas y ordenadas de manera que permita tener un mejor control. Posteriormente fueron exportados a una base Excel posteriormente ser tabulados utilizando el software estadístico SPSS.

3.13. Análisis de Datos

La presente investigación analizó los datos, utilizando el software de modelado de ecuaciones estructurales AMOS el cual nos permite procesar los datos y poder emitir conclusiones adecuadas. Para el procesamiento de la información las respuestas recopiladas de las encuestas se exportaron en un Excel y luego al programa AMOS, y se procedió a realizar las siguientes operaciones.

- Se realizó un análisis de la frecuencia para cada variable y dimensión, este análisis mostró la cantidad de respuestas o repeticiones para cada valor por enunciado, permitiendo conocer cuántas personas señalaron estar de acuerdo, totalmente en desacuerdo o tenían una posición neutral.
- Para determinar el impacto moderador de la variable sostenibilidad sobre la relación de la inteligencia artificial y la optimización de los procesos minero se procedió mediante una regresión múltiple moderadora (Aguinis, 2004) la cual se determina mediante la utilización del software AMOS.

3.14. Validez y Confiabilidad

En razón que el instrumento ha sido construido por los tesisistas, se hace necesario que la validez de este se determine utilizando el juicio de 5 expertos, con grado mínimo de magister y catedráticos de Centrum. Para Hernández y Mendoza (2018), la validez es la competencia que tiene un instrumento para medir adecuadamente las características o cualidades de un elemento; sobre la metodología de validación de los instrumentos, así mismo, Escobar y Cuervo (2008) refieren que el juicio de expertos verifica la validez interna del instrumento a través de la opinión o valoración de una persona informada con trayectoria reconocida sobre el tema, y que son reconocidos como expertos calificados. En el mismo sentido, Juárez-Hernández y Tobón (2018), señalan que el juicio de expertos se basa en el

análisis de cada ítem teniendo presente una serie de criterios como la pertinencia, relevancia y claridad.

Sobre la credibilidad de los instrumentos, Hernández et al. (2014) argumentan que es la cualidad que tiene instrumento para cuantificar repetidas veces un elemento y siempre obtener resultados consistentes; para Rodríguez-Rodríguez, y Reguant-Álvarez (2020) la credibilidad se puede determinar mediante varios procedimientos, como el Alpha de Cronbach, Alpha de Kappa, Kuder and Richardson, Test Retest, entre otros; señalando además que el método adecuado para instrumentos cuyos ítems tienen respuestas en escala ordinal el método del Alpha de Cronbach. En el mismo sentido, diversos autores entre los que se señala a Hernández et al. (2014), Meneses et al. (2013), Rodríguez-Rodríguez, y Reguant-Álvarez (2020) coinciden en señalar que los niveles de fiabilidad adecuada debe ser mayor a 0.70. Respecto al nivel de confiabilidad de los instrumentos, se ha determinado con el Alpha de Cronbach para el instrumento que mide Inteligencia Artificial (0.873), para el instrumento que mide optimización de procesos mineros (0.705), y el instrumento que mide sostenibilidad (0.900) siendo mayores a 0.70, por lo que son confiables. Asimismo, como se muestra en la tabla 4, se puede verificar que del análisis con IBM AMOS 28, los niveles de Composite Reliability (CR), los tres indicadores de CR son mayores a 0.5 por lo que se considera son confiables.

Capítulo IV: Presentación y Análisis de Resultados

4.1. Resultados

A fin de proceder con el análisis de las ecuaciones estructuradas propias del modelo, se diseñó el mismo con el software IBM AMOS 28.

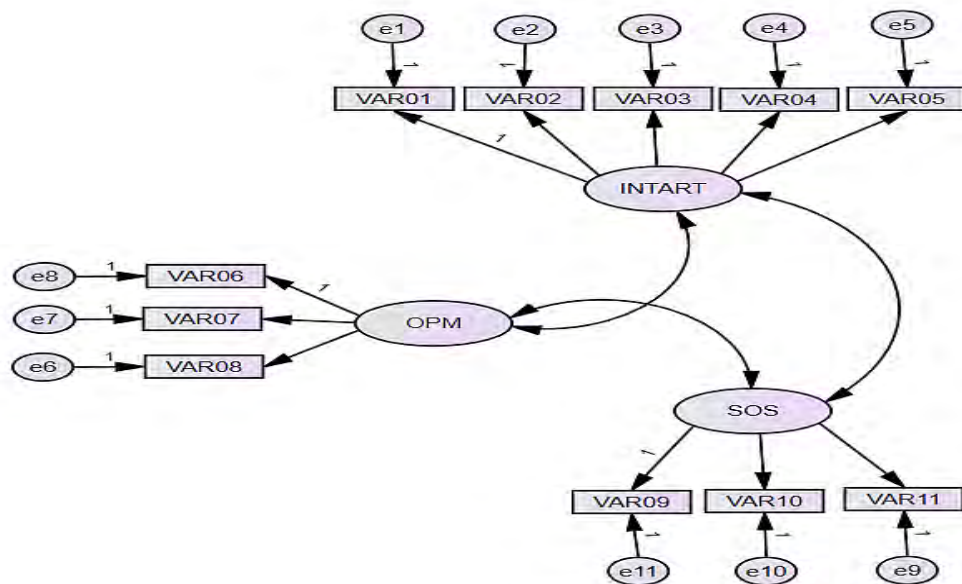


Figura 3: Modelo conceptual entre constructos. Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28.

Se realizó el análisis de cada uno de los constructos, Inteligencia Artificial (INTART), Optimización de los Procesos Mineros (OPM) y Sostenibilidad (SOS), verificando la validez convergente, la validez discriminante, y la confiabilidad de las mediciones.

Tabla 1
Determinación de la validez convergente

	CR	AVE	MSV	MaxR(H)	OPM	INTART	SOS
OPM	0.796	0.566	0.458	0.803	0.752		
INTART	0.903	0.653	0.458	0.937	0.677	0.808	
SOS	0.920	0.795	0.457	0.940	0.676	0.490	0.891

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

De la tabla 1, se puede verificar de la columna Average Variance Extracted (AVE) sugerida como indicador de la Validez Convergente por Formell y Lacker (1981) y Byrne (1994), tiene valores de 0.566 para OPM, 0.653 para INTART y 0.795 para SOS, siendo que

si el valor del indicador AVE es mayor que 0.5, las variables tienen validez convergente, por lo que se cumple el supuesto de que las tres variables gozan de validez convergente, permitiendo verificar que los ítems que miden las variables son adecuados.

Tabla 2
Estimaciones de los factores de regresión estandarizados

			Estimate
VAR00001	<---	INTART	.638
VAR00002	<---	INTART	.777
VAR00003	<---	INTART	.818
VAR00004	<---	INTART	.945
VAR00005	<---	INTART	.832
VAR00008	<---	OPM	.794
VAR00007	<---	OPM	.685
VAR00006	<---	OPM	.773
VAR00011	<---	SOS	.804
VAR00010	<---	SOS	.946
VAR00009	<---	SOS	.918

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

Adicionalmente, de la tabla 2, se puede apreciar de los valores de las estimaciones de las Standardized Regression Weights de cada una de las dimensiones superan el valor de 0.6, lo que confirma el análisis anterior e indica que las dimensiones que miden cada una de las tres variables, INTART, OPM y SOS tienen validez convergente.

Tabla 3
Determinación de la validez discriminante

	OPM	INTART	SOS
OPM	0.752		
INTART	0.677	0.808	
SOS	0.676	0.490	0.891

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

En cuanto a la validez discriminante, de la tabla 3, se puede apreciar que el indicador para OPM resultó 0.752, para INTART fue 0.808, y para SOS 0.891; siendo que la regla de decisión es, si la raíz cuadrada de la Validez Convergente (AVE) es mayor que los valores de las correlaciones de los constructos existe validez discriminante (Fornell & Lacker, 1981) comprobándose que las tres variables cumplen el supuesto de validez discriminante, y se

puede confirmar que los indicadores que miden cada constructo miden conceptos distintos entre sí.

Tabla 4
Determinación de la confiabilidad

CR	
OPM	0.796
INTART	0.903
SOS	0.920

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

En cuanto a la confiabilidad de las mediciones, esta se mide a través de la Compositive Reliability (CR), siendo la regla de decisión que si el valor de CR es mayor que 0.5, existe confiabilidad en las mediciones; por lo que, de la tabla 4, se puede apreciar que los valores de CR para OPM fue 0.796, para INTART fue 0.903 y para SOS fue 0.920, confirmándose que los ítems que miden las tres variables son confiables, o que tienen una adecuada consistencia interna (Cho, 2016).

Tabla 5
Índices de bondad de ajuste del modelo

índice de ajustes obtenidos para el análisis factorial confirmatorio

índice de ajuste	Esperado	Obtenido
Chi-Cuadrado χ^2	> 0, 05	0.000
Discrepancia entre χ^2 y grados de libertad; (CMIN/DF)	< 5	2.157
Índice de bondad de ajuste (GFI)	0.90 - 1	0.764
Índice de ajuste ponderado (AGFI)	0.90 - 1	0.620
Índice residual de la raíz cuadrada media (RMR)	cerca 0	0.085
Error cuadrático media aproximación (RMSEA)	< 0.05 / 0.08	0.154
Índice de ajuste comparativo (CFI)	0.90 - 1	0.879
Índice de ajuste normalizado (NFI)	0.90 - 1	0.802
Índice no normalizado de ajuste (NNFI o TLI)	0.90 - 1	0.838

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

De la tabla 5, se puede verificar que los valores obtenidos para el Chi-cuadrado (0.000), que representa el ajuste absoluto del modelo está fuera del parámetro de aceptación ($> 0, 05$), esto en razón de que su análisis es muy sensible al tamaño de la muestra, sobre todo a muestras pequeñas, por lo que se considera como indicador de ajuste la relación entre CMIN/DF (2.157) que al ser menor de 3 representa un buen ajuste del modelo (Santabábara & López-Antón, 2019) y que al ser menor de 5 está dentro de los valores esperados por Schermelleh-Engel et al. (2003) lo que indica un buen ajuste de los datos; los índices GFI (0.764) y AGFI (0.620) se encuentran por debajo de los límites aceptables (0.90), sin embargo estos índices varían de 0 a 1, donde valores cercanos a 0 indican ausencia de ajuste y el 1 indica ajuste óptimo (Schermelleh et al., 2003) el RMR (0.085) se encuentra cercano a 0, por otro lado, el RMSEA (0.154) es un valor fuera del límite aceptable, y en cuanto al CFI (0.879), TLI (0.838) y el NFI (0.8020); teniendo presente la importancia de estos indicadores se puede establecer que el CFI no es el óptimo, pero es aceptable pues se acerca al límite esperado (Santabábara & López-Antón, 2019), sin embargo es posible mejorar este dato y los otros. De acuerdo con los resultados obtenidos se puede señalar que el modelo es posible mejorarlo realizando modificaciones a la estructura del modelo, los cuales han sido propuestos por el mismo sistema IBM AMOS 28, a través de sus índices de modificación.

Las modificaciones que propone el sistema han sido revisadas y solo se han tomado aquellas que tienen sentido lógico, sin alejarse de la coherencia y la argumentación teórica del modelo, por lo que las sugerencias aceptadas son aquellas que no distorsionan la estructura del esquema y se dan dentro de una misma variable que representa la Inteligencia Artificial

- $e1 \leftrightarrow e2$
- $e1 \leftrightarrow e5$

La estructura del modelo modificado se muestra en la figura 3:

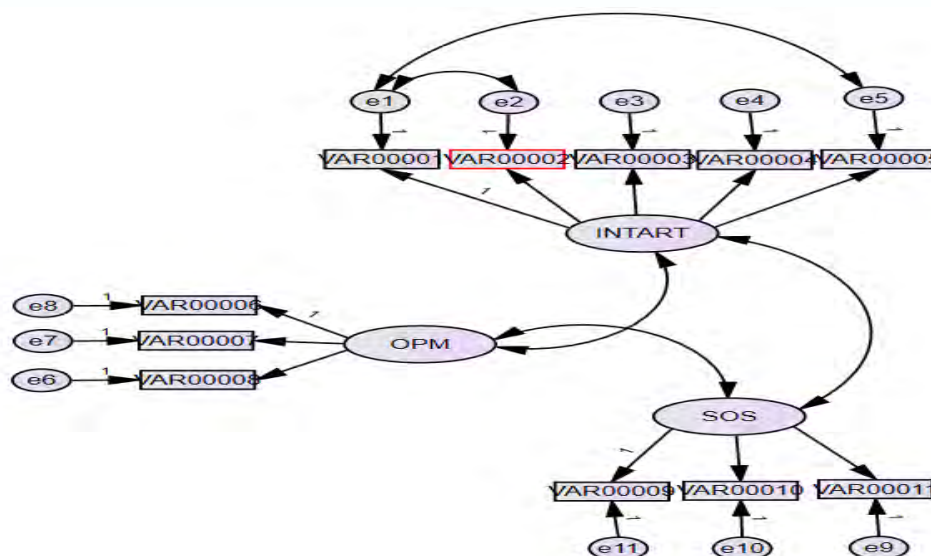


Figura 4: Modelo conceptual entre constructos – Modificado - AMOS 28. Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

Con las modificaciones efectuadas, los índices de bondad de ajuste han mejorado, y los resultados se muestran en la tabla 6.

Tabla 6
Índices de bondad de ajuste del modelo conceptual modificado

índice de ajustes obtenidos para el análisis factorial confirmatorio			
índice de ajuste	Esperado	Obtenido	Modificado
Chi-Cuadrado χ^2	> 0, 05	0.000	0.000
Discrepancia entre χ^2 y grados de libertad; (CMIN/DF)	< 5	2.157	1.981
Índice de bondad de ajuste (GFI)	0.90 – 1	0.764	0.786
Índice de ajuste ponderado (AGFI)	0.90 – 1	0.620	0.638
Índice residual de la raíz cuadrada media (RMR)	cerca 0	0.085	0.084
Error cuadrático media aproximación (RMSEA)	< 0.05 / 0.08	0.154	0.141
Índice de ajuste comparativo (CFI)	0.90 – 1	0.879	0.903
Índice de ajuste normalizado (NFI)	0.90 – 1	0.802	0.827
Índice no normalizado de ajuste (NNFI o TLI)	0.90 – 1	0.838	0.863

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

De la tabla 6, se puede verificar que los valores obtenidos del modelo modificado, para el Chi-cuadrado (0.000) y la relación entre CMIN/DF (1.569) están dentro de los valores esperados lo que indica un buen ajuste de los datos; los índices GFI (0.786) y AGFI (0.638) se encuentran por debajo del límite de aceptación, pero han mejorado en relación al

modelo anterior, el RMR (0.084) se encuentra cercano a 0; por otro lado, el RMSEA (0.141) hace referencia a la cantidad de varianza no explicada por el modelo por grado de libertad, el valor alcanzado es un poco alto, si se tiene en cuenta que valores menores a 0.05 sostienen un buen ajuste y los valores arriba de 0.05 y menores de 0.08 un ajuste razonable (Browne & Cudeck, 1993), el valor de 0.141 puede ser resultado que la muestra es relativamente pequeña (50), al igual que los grados de libertad, pues el valor del RMSEA decrece conforme se incrementa el tamaño de la muestra (McCallum et al., 1996; Kline, 2011). Asimismo, el CFI (0.903) están por encima del límite de aceptación; el NFI (0.827) y el TLI (0.863) tienen valores cercanos a 0.90, si bien es cierto no son óptimos, pero se aceptan, ya que como se mencionó valores cercanos a 0 indican ausencia de ajuste y valores cercanos a 1 indican ajuste óptimo (Santabárbara & López-Antón, 2019), hay que mencionar que RMSEA, CFI y TLI dependen del tamaño de la muestra (Mulaik et al., 1989) y el presente estudio incluye únicamente 50 datos. El índice RMSEA es considerado óptimo cuando sus valores son de 0,05 o inferiores y aceptables en el rango 0,05–0,10 (Browne & Cudeck, 1989).

4.2. Evaluación del Modelo Estructural

En la figura 3, se muestra el modelo de ecuaciones estructurales evaluado; a fin de establecer los parámetros del modelo, y poder obtener los índices de ajuste que permitan determinar si el modelo estructural es consistente con los fundamentos teóricos, se procedió con el análisis Covariance Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) y máxima verosimilitud como método de estimación, y mediante la utilizando el software AMOS 28.

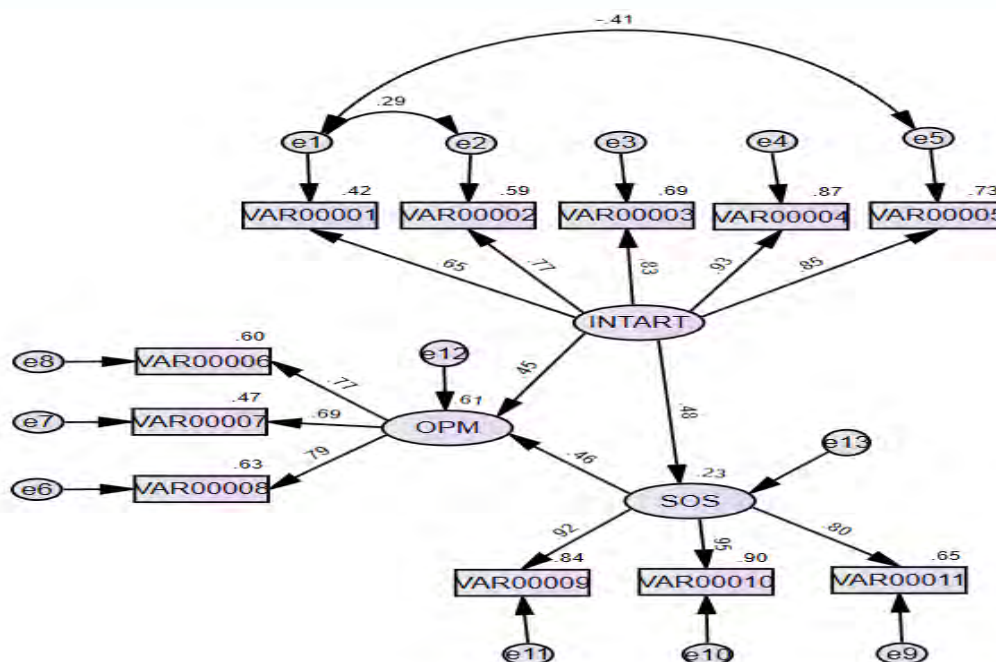


Figura 5: Modelo estructural con mediador. Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

Tabla 7
Resultados del modelo teórico

Hipótesis	Relación	Coefficiente Estandarizado	P	Resultado
H1	INTART → OPM	0.447	0.040	Soportado
H2	INTART → SOS	0.480	0.031	Soportado
H3	SOS → OPM	0.461	0.099	No Soportado

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

En la tabla 7, se muestra que la Inteligencia Artificial tiene efecto positivo y significativo con la Optimización de los Procesos Mineros ($\beta = 0.447$, $p = 0.040$), donde el coeficiente estandarizado indica una relación positiva en la misma dirección, cuando crece la inteligencia artificial crece la optimización de los procesos en una relación de 1 a 0.447 que implica una relación moderada; el p valor (0.040) indica que la relación es estadísticamente significativa a una confiabilidad del 95%; asimismo, la inteligencia artificial tiene influencia directa con Sostenibilidad ($\beta = 0.480$, $p = 0.031$), donde el coeficiente estandarizado indica una relación positiva en la misma dirección, cuando crece la inteligencia artificial crece la sostenibilidad en una relación de 1 a 0.480 que implica una relación moderada; el p valor (0.031) indica que la relación es estadísticamente significativa a una confiabilidad del 95%;

asimismo, se determinó que la sostenibilidad tiene un efecto no significativo directo sobre la optimización de procesos mineros ($\beta = 0.461$, $p = 0.099$) donde el coeficiente estandarizado indica una relación positiva en la misma dirección, cuando crece la inteligencia artificial crece la optimización de los procesos en una relación de 1 a 0.461 que implica una relación moderada; el p valor (0.099) indica que la relación no es estadísticamente significativa a una confiabilidad del 95%, lo cual no significa que necesariamente no exista relación.

Por otro lado, los índices de ajuste del modelo estructural, PCMIN/DF (1.981), p (0.000), CFI (0,903), GFI (0.786), sugieren que el modelo tiene un ajuste adecuado, Así, con estos datos, los resultados reflejan la evidencia empírica del modelo teórico (Tabla 6)

Asimismo, dado que el tamaño de la muestra es de 50 datos y ante la no posibilidad de utilizar la prueba de Sobel para determinar un efecto mediador pues esta requiere más de 200 datos, se procedió con lo sugerido por Ató y Vallejo (2011) quienes indicaron que el efecto mediador se debe corroborar mediante el desarrollo de los tres modelos siguientes:

- a) El modelo con el efecto de $X \rightarrow Y$
- b) El modelo con el efecto mediado de $X \rightarrow Z \rightarrow Y$
- c) La prueba del efecto indirecto de $X \rightarrow Z \rightarrow Y$, junto al efecto directo, en las dos condiciones $X \rightarrow Y$ restringido a cero, y $X \rightarrow Y$ sin restringirla
- d) Evaluar la bondad de ajuste de las alternativas (a), (b) y (c)

Habiéndose desarrollado los modelos (a) y (b) en el Software AMOS 28, sus resultados se muestran en la tabla 8, de la evaluación de la bondad de ajuste de ambos modelos, los mismos se encuentran dentro de los rangos de aceptación. El RMSEA no se ha considerado en el análisis por cuanto este se hace más pequeño en la medida que el tamaño de la muestra se haga más grande. Nuestra investigación está basada en un muestreo por conveniencia el cual ha sido realizado a empresas mineras peruanas formales pertenecientes a la mediana y gran minería, de las cuales se ha logrado obtener una muestra de estudio de

50 empresas; considerándose una muestra pequeña para dicho estudio, pues como señala Flora y Curran (2004) para el análisis de RMSEA, es recomendable trabajar con muestras mínimas de 200 casos, de lo contrario utilizarlo con cautela para muestras de menor tamaño. Asimismo, según el estudio de Morata-Ramírez et al. (2015) señalan que el error tipo I presenta una disminución de acuerdo al RMSEA a medida que el número de muestras de los modelos en estudio son mayores. Así mismo, concluyen que para muestras con 100 sujetos es rechazado el 74.5% de los modelos, si la muestra de sujetos aumenta a 450 se observa una disminución de rechazo al 23.3 %; si la muestra se realiza con mayor cantidad de sujetos en este caso 650 y 850 el nivel de rechazos presenta una disminución entre el 6.6% y 4.4 % respectivamente. De este análisis se deduce que el valor del RMSEA se acepta a medida que el tamaño de la muestra se incrementa, de este modo se logra aceptar a más de la mitad de los modelos teóricos a partir de 250 sujetos. Por lo tanto, se concluye que para muestras de 100 sujetos el valor obtenido es de 0.133, mientras que para una muestra de 850 sujetos el RMSEA disminuye a 0.043.

Tabla 8
Bondad de ajuste de los modelos (a) y (b)

Modelo	PCMIN/DF	P	GFI	CFI	TLI	NFI
a) $X \rightarrow Y$	1.857	0.017	0.868	0.939	0.899	0.882
b) $X \rightarrow Z \rightarrow Y$	2.149	0.000	0.774	0.883	0.839	0.808

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

En cuanto a los efectos directos e indirectos del modelo $X \rightarrow Z \rightarrow Y$, estos se muestran en la tabla 9.

Tabla 9
Efectos del modelo teórico $X \rightarrow Z \rightarrow Y$

Relación	Efecto directo	Efecto indirecto	Efecto total
INTART \rightarrow SOS	0.497	0.000	0.497
SOS \rightarrow OPM	0.691	0.000	0.691
INTART \rightarrow OPM	0.000	0.344	0.344

Nota: Elaborado mediante software IBM AMOS 28

De la tabla 9, se puede corroborar los efectos directos de Inteligencia Artificial sobre la Sostenibilidad (0.497), y de Sostenibilidad sobre Optimización de Procesos Mineros

(0.691), asimismo, hay efecto indirecto de la inteligencia artificial sobre la optimización de procesos mineros (0.344). Por otro lado, de $X^2(c) = X^2(a) - X^2(b)$, donde “a” son los grados de libertad del modelo restringido, “b” los grados de libertad del modelo sin restringir y “c” la diferencia entre “a” y “b”, el resultado siempre será uno, (1), debido a que la diferencia es una restricción, por lo que no se evidencia diferencias significativas entre ambos modelos, y evidencia la mediación de la Sostenibilidad sobre la Inteligencia Artificial y la Optimización de los Procesos Mineros.



Capítulo V: Discusión de Resultados

5.1. Discusión de Resultados

Los resultados demostraron que la inteligencia artificial tiene efecto positivo y significativo sobre la optimización de los procesos mineros ($\beta = 0.447$, $p = 0.040$), el coeficiente estandarizado evidencia que cada vez que la inteligencia artificial cambia la optimización de procesos se modifica en la misma dirección proporcionalmente en 0.447 veces, siendo este un efecto moderado; este resultado coincide con Thomas (2018), Mount (2017) y Núñez et al. (2016), quienes argumentan que las tecnologías digitales y la automatización son importantes e influyen en la eficiencia y mejoran la productividad de los procesos en el sector minero; en el mismo sentido, Córdova (2020) y Efimov y Efimova (2021) añaden que el uso de la Inteligencia Artificial reduce los índices de accidentabilidad laboral; por otro lado, Prado (2020) y Martínez de Pisón et al. (2004) también argumentan que la inteligencia artificial mediante sus utilidades puede realizar modelamientos que ayudan a mejorar la gestión de la producción y la gestión de los diversos recursos que se utilizan en los diferentes procesos mineros; se debe tener presente que cuando se habla de inteligencia artificial se hace referencia a la automatización de procesos, sistemas robotizados, integración de los sistemas de gestión entre otros (El Economista, 2021). Asimismo, Gackowiec et al. (2020) refieren que uno de los objetivos de las empresas mineras es incrementar la eficiencia en los procesos mineros, la minimización de costos y la optimización de los procesos, aprovechando las oportunidades que puede brindar la transformación digital. Resulta importante resaltar, que la inteligencia artificial puede ser utilizada por diversas empresas mineras, entre las pequeñas, medianas o grandes, pues el uso de la tecnología inalámbrica (5G) permite una mejor conectividad hasta en las mineras pequeñas y remotas optimizando sus diferentes procesos. Por otro lado, se menciona que cuando las empresas buscan ventajas competitivas disponen del uso de la inteligencia artificial lo que les garantiza una rápida

optimización de sus procesos los cuales se reflejan en sus niveles de productividad (Frank et al., 2019).

Adicionalmente, los resultados demuestran que la Inteligencia Artificial tiene influencia directa y significativo sobre la sostenibilidad ($\beta = 0.480$, $p = 0.031$); el coeficiente estandarizado beta evidencia que cuando la inteligencia artificial sufre algún cambio la sostenibilidad se modifica en la misma dirección y proporcionalmente en 0.480 veces, siendo este indicador de efecto moderado; este resultado hallado, coincide con Rodríguez (2012) quien menciona que las empresas mineras deben procurar mejoras que permitan abordar las oportunidades medioambientales; lo mismo indica Barrio & Berastain (2014) quienes señalan que a largo plazo los procesos mineros deben contemplar el crecimiento sostenido económico y social, lo cual se ha tomado dentro de las políticas de las empresas mineras que están desarrollando software de inteligencia artificial que permita la ubicación de los reservorios, las refinerías, que mejoren la eficiencia en los diferentes procesos, en la extracción modelando los efectos, con miras a la reducción de costos (Ma et al. 2020). Hay que señalar, que el uso de la inteligencia artificial en el modelamiento de escenarios tiene como uno de sus principales componentes los efectos que se puedan ocasionar en el medio ambiente; pues así también lo señalan Núñez et al. (2016) al referir que la inteligencia artificial ayuda a mejorar los indicadores de sostenibilidad; en el mismo sentido, Marketwired (2016) argumenta que la visión de la sostenibilidad de las empresas mineras se puede lograr mediante soluciones inteligentes, en clara alusión al uso de inteligencia artificial.

En cuanto al resultado que refiere que la sostenibilidad tiene influencia directa y estadísticamente no significativa sobre la optimización de procesos mineros ($\beta = 0.461$, $p = 0.099$); el coeficiente estandarizado beta evidencia que cuando la sostenibilidad sufre algún cambio la optimización de los procesos se modifica en la misma dirección y proporcionalmente en 0.461 veces, siendo este indicador de efecto moderado; asimismo, el p

valor al ser 0.099 mayor al límite de 0.05, demuestra que el resultado no es estadísticamente significativo al 95% de confiabilidad; respecto a los trabajos previos o antecedentes que se relacionan con el resultado hallado, se puede mencionar a, Gackowiec et al. (2020) quienes argumentan que la mejora de los procesos mineros se alcanza a la par de una adecuada gestión de la sostenibilidad; de igual forma, se debe señalar que la sostenibilidad involucra a la mejora del proceso productivo a través de un equilibrio entre los bienes y servicios producidos en relación a la cantidad de recursos utilizados (García & Vergara, 2000).

Respecto a que la sostenibilidad modera la relación de la inteligencia artificial y la optimización de los procesos mineros, del análisis desarrollado con el modelo sugerido por Ato y Vallejo (2011) quedó evidenciado, que existe un efecto mediador de la sostenibilidad sobre la inteligencia artificial y la optimización de los procesos; entre los antecedentes que ayudan a dar soporte conceptual al resultado hallado se menciona a Fan et al., (2017) quienes refieren que la sostenibilidad debe generar resultados para las empresas y partes interesadas que se traduce en mejoras de costos, productividad y eficiencia de sus sistemas; de igual modo, Aznar et al. (2019) señalan que en los procesos mineros se están incorporando factores o elementos que ayuden en la gestión de las externalidades negativas y mejorar la sostenibilidad; asimismo, se debe tener presente que a las empresas mineras la sociedad les exige mayores responsabilidades que tiene que ver con una mayor contribución con los pobladores, sin comprometer el potencial de las próximas generaciones, tratando de mejorar su calidad de vida, y equilibrando las preocupaciones económicas, ambientales y sociales.

Por otro lado, Jämsä-Jounela (2019) concluyó que herramientas de IA como plataformas IoT basadas en la nube, la simulación de estado estacionario, robots y la industria 4.0 permiten a las industrias mineras el análisis, optimización y control de sus procesos en las plantas de procesamiento de minerales, monitoreo de sus operaciones, así como mayor productividad y sustentabilidad, pues la automatización está generando una nueva medida de

seguridad a las empresas mineras y potenciando la eficiencia. Asimismo, el análisis demostró que la inteligencia artificial puede lograr generar cambios importantes en la sostenibilidad coincidiendo con el estudio realizado por Cano y Serna (2020), quienes señalan que es necesario apostar por tecnologías emergentes basadas en la Inteligencia Artificial, ya que la alta automatización incrementaría en gran nivel la producción y calidad, logrando hacer sostenible a las empresas para evitar de esta manera quedar relegados dentro de la competencia con mercados globales. Sin embargo, de acuerdo con esta última variable (sostenibilidad) se determinó que no tiene un efecto significativo en la optimización de los procesos mineros, la sostenibilidad no solo se refiere a la viabilidad económica del proyecto minero, también incluye las relaciones que se desarrollan con su entorno ambiental y social, las cuales conllevan costes extras para la empresa (Oyarzún & Oyarzun, 2011), esto implica que no influya en la optimización del proceso.

Capítulo VI: Conclusiones y Recomendaciones

6.1. Conclusiones

Respecto a la inteligencia artificial y su relación con la optimización de los procesos mineros, se concluye que las empresas mineras obtienen diferentes beneficios al implementar IA en sus procesos entre los que se puede destacar mayor productividad, procesos automatizados, optimización de los tiempos de respuesta a incidencias, maquinaria automatizada capaz de tomar decisiones inteligentes y crear condiciones adecuadas para mejorar los diferentes procesos mineros tanto en las operaciones como en sus plantas de procesamiento siendo muy similar a lo concluido por Hyder et al. (2018). Las tecnologías autónomas como la IA y el aprendizaje automático tienen la capacidad de traer una nueva revolución a la industria minera al mejorar la productividad, la eficiencia de las operaciones, la reducción de los costos operativos, y al disminuir la huella ambiental de la minería a través del uso de sistemas inteligentes. La industria minera tiene un avance adecuado sobre la implementación de sistemas inteligentes, con un mayor énfasis en el campo de maquinarias contando con máquinas autónomas y vehículos autónomos.

El uso de la inteligencia artificial dentro de las organizaciones tiene un efecto positivo y significativo en relación con la optimización de los procesos mineros. Lo concluido en esta investigación se ve reforzado a través del reporte de sostenibilidad de la empresa minera las Bambas (2020), el cual determina que un formato digital dentro de la compañía permite realizar un seguimiento preciso de la operación además de aplicar de manera segura y eficiente soluciones proactivas dentro de sus procesos. Asimismo, la visión digital que sostiene la empresa les permitirá empoderarse para asegurar la sostenibilidad de la operación a través de tecnologías innovadoras que les permitirán desarrollarse como una empresa de primera clase mejorando su rendimiento, reduciendo la

posibilidad de errores humanos, generando reducción de costes, estableciendo decisiones automatizadas, predicción de resultados y toma de decisiones inteligentes.

Si bien se determinó que la Sostenibilidad tiene un efecto no significativo directo sobre la Optimización de Procesos Mineros, se evidencia la mediación de la Sostenibilidad sobre la Inteligencia Artificial y la Optimización de los Procesos Mineros, bajo esta línea Cioffi et al. (2020) menciona que a mayor inteligencia artificial mayor se vuelven los efectos de sinergia de los beneficios económicos y los impactos sostenibles sostiene y que de incorporar adecuadamente la inteligencia artificial se puede lograr una revolución en lo que respecta a la sostenibilidad.

En conclusión, de acuerdo al análisis de resultados obtenidos se desprende que la Inteligencia Artificial se presenta como una buena alternativa para lograr la sostenibilidad en los procesos mineros, como indica Castañeda (2020), integrar la inteligencia artificial en los procesos de las empresas para lograr la sostenibilidad genera un alto impacto, mediante la aplicación de las herramientas de machine learning y análisis de datos genera que la sostenibilidad se vuelva más tangible en las empresas. Por lo tanto, al implementar la Inteligencia artificial en el proceso no solo se obtendrá beneficios ambientales y sociales para la empresa sino también económicos como se evidencia en las empresas que ya lo están aplicando en sus procesos.

6.2. Recomendaciones

Se recomienda que las empresas mineras puedan trabajar con tecnologías modernas basadas en el aprendizaje automático y la inteligencia artificial, en las que se cuente con una amplia base de datos de información, que brinden a los vehículos y computadoras la capacidad de tomar decisiones autónomas y automatizar cada etapa de sus procesos productivos llegando a obtener operaciones más efectivas, eficaces y sostenibles siendo muy similar a lo concluido por Ali y

Frimpong (2020), quien indicó que para la recopilación segura de datos es necesario diseñar una plataforma para la difusión y el uso automatizado de manera que se pueda mejorar el rendimiento dar solución rápida a problemas presentes para cada tecnología utilizada, los diferentes investigadores deben trabajar en el desarrollo de modernas plataformas basadas en IoT, IA para lograr una implementación de tecnologías eficientes en el sector de la minería.

Se recomienda brindar dentro de las compañías mineras capacitaciones y entrenamiento al personal en Inteligencia Artificial, lo cual permitirá dar a conocer los beneficios y retos a los cuales nos enfrentamos en un ambiente encaminado hacia la digitalización y control de datos. Asimismo, se logrará reducir el 52% de las compañías mineras quienes en esta investigación señalaron que casi nunca se programan capacitaciones en IA en sus empresas; siendo similar a lo recomendado por Bui y Alaei (2022) quienes señalaron que los sistemas de inteligencia artificial (IA) generalmente requieren un entrenamiento suficiente y de una calidad de datos adecuada para funcionar de manera eficiente.

Se recomienda futuras investigaciones a nivel país que ahonden en el impacto que tiene la implementación de inteligencia artificial y pueda lograrse el comparativo con estudios estadísticos a nivel mundial, logrando medir la transformación que sufren las operaciones en torno a la sostenibilidad y optimización de sus procesos. Según Morales (2021) la implementación de IA tiene ventajas como la optimización de los procesos y eficiencia en los costos, no obstante, también se asocia a la desaparición de puestos de trabajo que impactaran en forma negativa (despidos) en los trabajadores de difícil adaptación a trabajos de alta tecnología (IA) que supondrá cambios e impactos sociales aunados a la normativa laboral que no está actualizada a la nueva realidad.

Se recomienda poner más énfasis en la difusión de los casos exitosos de la sostenibilidad a través de la inteligencia artificial, para fomentar sobre la necesidad de protección y conservación las biodiversidades de la tierra, a través del desarrollo sostenible de proyectos mineros, como indica Carvajal y González (2003) a través de talleres cursos, conferencias y publicaciones en revistas del medio, lo cual nos permitirá cambiar la imagen negativa de la minería, dando el valor a la idea de un desarrollo sustentable, generando un futuro a las siguientes generaciones.

La investigación al estar desarrollada en base a una población de 60 empresas mineras y de las cuales se ha logrado obtener una muestra de estudio de 50 compañías; considerándose una muestra pequeña para dicho estudio es recomendable para el análisis de RMSEA según Flora y Curran (2004) trabajar con muestras mínimas de 200 casos, de lo contrario utilizarlo con cautela para muestras de menor tamaño.

Referencias

- Adomako, S., & Tran, M. D. (2021). Sustainable environmental strategy, firm competitiveness, and financial performance: Evidence from the mining industry. *Elsevier*, 75, 3-4.
- Agatonovic-Kustrin, S., & Beresford, R. (2000). Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis*, 22(5), 717-727.
- Aguinis, H. (2004). *Regression analysis for categorical moderators*. The Guilford Press.
- Aguirre, J., García, F., Ramírez, C., Floreano, S., Guarda, T., Sanchez, I., Riviera, J., & Sanchez, C. (2021). Aplicación de la Inteligencia Artificial en la Industria Automotriz. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, (42), 149-158. Recuperado de <https://www.proquest.com/docview/2493869275?pq-origsite=gscholar&fromopenview=true>
- Ali, D., & Frimpong, S. (2020). Artificial intelligence, machine learning and process automation: existing knowledge frontier and way forward for mining sector. *Springer Nature*, (53), 6025-6042. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09841-6>
- Arias, J.L. (2020). *Proyecto de tesis: Guía para la elaboración*. Autor. Recuperado de https://repositorio.concytec.gob.pe/bitstream/20.500.12390/2236/1/AriasGonzales_ProyectoDeTesis_libro.pdf
- Ató, M. & Vallejo, G. (2011). Los efectos de terceras variables en la investigación psicológica. *Anales de Psicología*, 27(2), 550-561.

Avneet, M. (2015). Artificial intelligence and its application in different areas.

International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT), 79-84.

Azapagic, A., Emsley, A.L., & Hamerton, L. (2003). *Polymers, the environment and sustainable development*. John Wiley & Sons.

Azapagic, A. (2004). Developing a framework for sustainable development indicators for the mining and minerals industry. *Journal of Cleaner Production*, 12(6), 639-662. [https://doi.org/10.1016/S0959-6526\(03\)00075-1](https://doi.org/10.1016/S0959-6526(03)00075-1).

Aznar, J. A., Velasco, J. F., Belmonte, L. J., & Manzano-Agugliaro, F. (2019). Innovation and technology for sustainable mining activity: A worldwide research assessment. *Journal of Cleaner Production*, 221, 38-54. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.02.243>.

Bangian, A. H., Ataei, M., Sayadi, A. R., & Gholinejad, A. (2011). Fuzzy analytical hierarchy processing to define optimum post mining land use for pit area to clarify reclamation costs. *Gospodarka Surowcami Mineralnymi*, 27, 145-168. Recuperado de <https://bibliotekanauki.pl/articles/216526>

Barrio, R., & Berastain, A., (2014, octubre). Reducción del consumo de energía en los procesos mineros-metalúrgicos, ¿Cuestión de cultura o apertura a las mejoras? 10° Congreso Nacional de Minería desarrollado en la sede de TECSUP, Trujillo, Perú.

Bichueti, R. S., Gomes, C. M., Kruglianskas, I., Kneipp, J., Barbieri da Rosa, L.A., & Frizzo, K. (2021, May). Does sustainable water management affect business performance in the Brazilian mining industry? *Environmental Quality Management*, 31(2), 9-4. <https://doi.org/10.1002/tqem.21725>.

- Brown, W. M., Groves, D. I., & Gedeon, T. D. (2003). An artificial neural network method for mineral prospectivity mapping: A comparison with fuzzy logic and Bayesian probability methods. *Geophysical Applications of Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic*, 21, 179-196.
- Browne, W. M., & Cudeck, R. (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, 24(4), 445–455.
https://dx.doi.org/10.1207/s15327906mbr2404_4
- Browne, W. M., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K. A. Bollen & J S Long (Eds.). *Testing structural equation models* (pp 136-162) Newbury Park, CA: Sage.
- Bui, V., & Alaei, A. (2022). Virtual reality in training artificial intelligence-based systems: A case study of fall detection. *Springer*, 81(22), 32625-32642.
- Cabezas, E. D., Andrade, D., & Torres, J. (2018). *Introducción a la Metodología de la Investigación Científica*. Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
Recuperado de
<https://repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/15424/1/Introduccion%20a%20la%20Metodologia%20de%20la%20investigacion%20cientifica.pdf>
- Cabeza, R., & Neira, L. (2019). Un enfoque para la optimización de procesos de negocio: metodología prototipo. *International Journal of Good Conscience*, 14(1), 364-383.
- Cano, S. L., & Serna, H. L. (2020). *Uso de la Inteligencia Artificial en Empresas del Sector Textil Confección en Antioquia*. Instituto Tecnológico Metropolitano, Antioquía, Colombia.
- Carvajal, D., & González, A. (2003). La contribución del patrimonio geológico y minero al desarrollo sostenible. *Villas-Boas, RC; González, A. y Albuquerque,*

GA Patrimonio geológico y minero en el contexto del cierre de minas. Rio de Janeiro: *CNPq/CYTED*, 27-50.

Carnegie robotics and mine vision systems partner to deliver smart mining solutions: Robotics advance sustainability for mining industry. (2016). *Marketwired*, 2-5. Recuperado de <https://www-proquest-com.ezproxybib.pucp.edu.pe/trade-journals/carnegie-robotics-mine-vision-systems-partner/docview/1810415083/se-2?accountid=28391>

Castañeda Murillo, S. V. (2020). *Aplicación de inteligencia artificial para la sostenibilidad en las organizaciones* [Tesis de grado no publicada], Universidad El Bosque.

Cioffi, R., Travaglioni, M., Piscitelli, G., Petrillo, A., & De Felice, F. (2020, January). Artificial intelligence and machine learning applications in smart production: Progress, trends, and directions. *Sustainability*, 12(2), 492. <https://doi.org/10.3390/su12020492>.

Cisternas, L. A., Lucay, F. A., & Botero, Y. L. (2019, November). Trends in modeling, design, and optimization of multiphase systems in minerals processing. *Minerals*, 10(1), 22. <https://doi.org/10.3390/min10010022>.

Compañía Minera Antamina. (2020). *Reporte de sostenibilidad, avanza sostenible*. Recuperado de <http://25n9v12xdmru2v4k1z46yi4o-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/uploads/2021/09/reporte-de-sostenibilidad-2020.pdf>

Compañía Minera Las Bambas. (2020). *Sustainability report: Operational excellence, innovation, and technology*. Recuperado de <https://www.mmg.com/wp-content/uploads/2022/05/Las-Bambas-Sustainability-Report-2020.pdf>

Córdova, E. (2020, December 16). Codelco lanzó piloto 5G: proyectan impacto de 207 mil millones de dólares en la minería. *CE Noticias Financieras*.

<https://www.proquest.com/wire-feeds/codelco-lanzó-piloto-5g-proyectan-impactode-207/docview/2471028085/se-2?accountid=28391>

Chaturvedi, D. K. (2008). *Technique and its applications in electrical engineering*.

Springer.

Chen, H. (2019). *Success factors impacting artificial intelligence adoption:*

Perspective from the Telecom Industry in China [Tesis doctoral, Old Dominion

University, Virginia, Estados Unidos]. Recuperado de

<https://www.proquest.com/openview/43765c628c1c0829ce1f4eef40ca15b4/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y>.

Cho, E. (2016). Making reliability reliable: A Systematic approach to reliability coefficients. *Organizational Research Methods*, 19(4), 651-682.

<https://doi.org/10.1177/1094428116656239>.

Crevier, D. (1993). *AI. the tumultuous history of the search for artificial intelligence*.

BasicBooks.

Dernoncourt, F. (2013, January). Introduction to fuzzy logic. *Massachusetts Institute of Technology*, 5-19.

Devang, V., Chintan, S., Gunjan, T., & Krupa, R. (2019, April). Applications of artificial intelligence in marketing. *Annals of "Dunarea de Jos" University of Galati: Fascicle I, Economics and Applied Informatics*, 25(1), 28-36.

<https://doi.org/10.35219/eai158404094>

<https://doi.org/10.35219/eai158404094>

Díaz, R. (2021, 4 de junio). El camino hacia una ¿minería verde?: Cambiar la matriz energética de la minería puede garantizar su sostenibilidad. En el Perú ya se realizan esfuerzos en esa línea, y se podría hacer más a futuro. *El Comercio*.

Recuperado de <https://www.proquest.com/newspapers/el-camino-hacia-una-minería-verde/docview/2474787485/se-2?accountid=28391>

- Dubiński, J. (2013). Sustainable development of mining mineral resources. *Journal of Sustainable Mining*, 12(1), 1-6. <https://doi.org/10.7424/jsm130102>.
- Durrant-Whyte, H., Geraghty, R., Pujol, F., & Sellschop, R. (2015, 1 de November). How digital innovation can improve mining productivity. *McKinsey & Company Insights*, 1-8.
- Escobar, P., & Bilbao, J. (2020). *Investigación y educación superior* (2da ed.). Lulu.com.
- Escobar, J., & Cuervo, A. (2008). Validez de contenido y juicio de expertos: una aproximación a su utilización. *Avances en Medición*, 6(1), 27-36. Recuperado de https://www.humanas.unal.edu.co/lab_psicometria/application/files/9416/0463/3548/Vol_6_Articulo3_Juicio_de_expertos_27-36.pdf.
- Efimov, V., & Efimova, N. (2021). Digital Transformation of Open-Pit Coal Mining in Russia. *In Industry 4.0*, 235-248. https://doi.org/10.1007/978-3-030-75405-1_21.
- Fan, S., Yan, J., & Sha, J., (2017). Innovation and economic growth in the mining industry: evidence from China's listed companies. *Resources Policy*, (54), 25-42. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2017.08.007>.
- Fisonga, M., & Mutambo, V. (2017). Optimization of the fleet per shovel productivity in surface mining: Case study of Chilanga Cement, Lusaka Zambia. *Cogent Engineering*, 4(1), 1-16. <https://doi.org/10.1080/23311916.2017.13852>.
- Flora, D. B. y Curran, P. J. (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, 9(4), 466-491. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.9.4.466>.

- Fonseca, L., & Carvalho, F. (2019). The reporting of SDGs by quality, environmental, and occupational health and safety-certified organizations. *Sustainability*, 11(20). <https://doi:10.3390/su11205797>.
- Fornell, C. & Lacker, D. (1981). Evaluating structural equations models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>.
- Frank, A. G., Dalenogare, L. S., & Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, 210, 15-26. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004>.
- Gackowiec, P., Podobinska-Staniec, M., Brzychczy, E., Kühnbach, C. & Özver, T. (2020, September). Review of key performance indicators for process monitoring in the mining industry. *Energies*, 13(19), 5169. <https://doi.org/10.3390/en13195169>.
- García, M. L., & Vergara, J. M. R. (2000). La evolución del concepto de sostenibilidad y su introducción en la enseñanza. *Enseñanza de las ciencias: revista de investigación y experiencias didácticas*, 18(3), 473-486. <https://doi:10.5565/rev/ensciencias.4033>.
- Guerra-López, E., & Oca-Risco, A. M. D. (2019). Relación entre la productividad, el mantenimiento y el reemplazo del equipamiento minero en la gran minería. *Boletín de Ciencias de la Tierra*, (45), 14-21. <https://doi.org/10.15446/rbct.n45.68711>.
- Gutiérrez-Rúa, J., Posada-García, M.D., & Gonzáles-Pérez, M.A. (2019). Prácticas de recursos humanos que impactan la estrategia de sostenibilidad ambiental. *Innovar. Revista de ciencias administrativas y sociales*. 29(73), 11-24. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/26669268>

- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019, July). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
- He, J., Baxter, S.L., Xu, J., Xu, J., Zhou, X., & Zhang, K. (2019). The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine. *Nature medicine*, 25(1), 30-36. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0307-0>
- Hernández, J. (2016). Estado de la situación de la información de sostenibilidad de las empresas peruanas. *Revista Contabilidad & Sistemas*, 9(12), 47-55.
Recuperado de <https://doi.org/10.35928/cr.vol15.2017.5>.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2014). *Metodología de la Investigación* (6ª ed.). México: McGraw Hill.
- Hernandez-Sampieri, R. y Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. México: Mc Graw Hill.
- Hilson, G., & Murck, B. (2000). Sustainable development in the mining industry: clarifying the corporate perspective. *Resources Policy*, 26(4), 227-238.
[https://doi.org/10.1016/S0301-4207\(00\)00041-6](https://doi.org/10.1016/S0301-4207(00)00041-6).
- Hosseini, S. A. A., Ataei, M., Hosseini, S. M., & Akhyani, M. (2012). Application of fuzzy logic for determining of coal mine mechanization. *Journal of Coal Science and Engineering (China)*, 18(3), 225-231.
<https://doi.org/10.1007/s12404-012-0301-y>
- Hyder, Z., Siau, K., & Nah., F.F.H. (2018). Use of artificial intelligence, machine learning, and autonomous technologies in the mining industry. *MWAIS 2018 Proceedings*. 43. Recuperado de <https://aisel.aisnet.org/mwais2018/43>.
- Industria 4.0 potenciará al sector minero, estima Furukawa. (2021, agosto). *El Economista*. Recuperado de <https://www.proquest.com/newspapers/industria->

[4-0-potenciará-al-sector-mineroestima/docview/2565455304/se-2?accountid=28391](https://www.proquest.com/newspapers/innovation-talk-el-evento-para-futuro-del-sector/docview/2575021335/se-2?accountid=28391)

Innovation Talk: El evento para el futuro del sector minero en Latinoamérica. (2021, septiembre). *La Tercera*. Recuperado de <https://www.proquest.com/newspapers/innovation-talk-el-evento-para-futuro-delsector/docview/2575021335/se-2?accountid=28391>.

Jämsä-Jounela, S. L. (2019). Future automation systems in context of process systems and minerals engineering. *IFAC-PapersOnLine*, 52(25), 403-408. Recuperado de <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.570>

Juárez-Hernández, L.G, & Tobón, S. (2018). Análisis de los elementos implícitos en la validación de contenido de un instrumento de investigación. *Revista espacios*, 39(53). Recuperado de <https://www.revistaespacios.com/cited2017/cited2017-23.html>.

Kapageridis, I. K. (2002). Artificial neural network technology in mining and environmental applications. *Mine Planning and Equipment Selection*. 1-4.

Khatib, M.M, Al- Nakeeb, A., & Ahmed, G. (2019). Integration of Cloud Computing with Artificial Intelligence and Its Impact on Telecom Sector—A Case Study. *iBusiness*, (11), 1-10. <https://doi.org/10.4236/ib.2019.111001>

Kline, R. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3^a Ed) New York: The Guilford Press.

Landa, Y. (2017). Renta extractiva y la minería del cobre en el Perú. *Revista Problemas del Desarrollo*, 48 (189), 141-168. Recuperado de http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0301-70362017000200141&lng=es&tlng=es.

La inteligencia artificial podría ayudar a revertir la 90 desaceleración económica de América Latina. (2017, Abril). *World Economic Forum*. Recuperado de

<https://www.weforum.org/agenda/2017/03/artificial-intelligence-could-help-reverse-latin-america-s-economic-slowdown/>

Lee, S., & Oh, H.J. (2011). *Application of artificial neural network for mineral potential mapping*. Artificial Neural Networks-Applications: Shanghai, In Tech, (PP. 67-91).

López-Gamero, M. D., Molina-Azorín, J.F, & Claver-Cortés, E. (2009). The whole relationship between environmental variables and firm performance: competitive advantage and firm resources as mediator variables. *Journal Environmental Management*. 90(10), 3110–3121.

<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2009.05.007>

Ma, F., & Sui, L. (2020). Investigation on mining subsidence based on Sentinel-1A data by SBAS-InSAR technology-Case study of Ningdong Coalfield, China. *Earth Sciences Research Journal*, 24(3), 373-386.

<https://doi:10.15446/esrj.v24n3.90123>

Macedo, B. (2005). *El concepto de sostenibilidad . Oficina Regional de Educación para América Latina y el Caribe UNESCO Santiago*. Recuperado de

<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000162177>.

Martínez de Pisón, F. J., González, J. A., Vergara, E. P., González, A., & Alba, F. (2004). Mejora y optimización de un proceso industrial mediante técnicas de minería de datos e inteligencia artificial. *División de Innovación e Investigación. Aceralia. Grupo ACERLOR*.

McCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, 1(2), 130-149 <https://doi.org/10.1037/1082-989X12130>.

Mayer, N., Gandhi, S. J., & Hecht, D. (2019). An Understanding Of Artificial Intelligence Applications In The Automotive Industry Value Chain. *Proceedings of the American Society for Engineering Management*.

Recuperado de

<https://www.proquest.com/docview/2358191460?pqorigsite=gscholar&fromopenview=true>

McLellan, B. C., Corder, G. D., Giurco, D. & Green, S. (2009). Incorporating sustainable development in the design of mineral processing operations – Review and analysis of current approaches. *Journal of Cleaner Production*, 17(16), 1414-1425. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2009.06.003>

Meneses, J., Barrios, M., Bonillo, A., Cosculluela, A., Lozano, L., Turbany, J. & Valero, S. (2013) *Psicometria*. Editorial UOC. Barcelona.

Ministerio de Energía y Minas Perú. (2019). *Anuario Minero 2019*. Recuperado de <https://www.minem.pe/minem/archivos/file/Mineria/PUBLICACIONES/ANUARIOS/2019/AM2019.pdf>

Ministerio de Energía y Minas Perú. (2021). *Balance del sector minero al primer semestre de 2021. Resultados positivos en producción, inversión y empleo*.

Recuperado de

<https://www.minem.gob.pe/minem/archivos/file/Mineria/PUBLICACIONES/VARIABLES/2021/BEM%2006-2021.pdf>

Ministerio de Energía y Minas Perú. (2021). Boletín Estadístico Minero noviembre 2021. Recuperado de

<http://www.minem.gob.pe/minem/archivos/file/Mineria/PUBLICACIONES/VARIABLES/2021/BEM11-2021.pdf>.

Mishra, A. K. (2021). AI4R2R (AI for Rock to Revenue): A Review of the Applications of AI in Mineral Processing. *Minerals*, 11(10), 1118.

<https://doi.org/10.3390/min11101118>

Mitra, R., & Saydam, S. (2014). Can artificial intelligence and fuzzy logic be integrated into virtual reality applications in mining?. *The Journal of Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 114, 1009-1016. Recuperado de

http://www.scielo.org.za/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S222562532014001200010

Mohammadi, V., & Minaei, S. (2019). Artificial intelligence in the production process. *In Engineering tools in the beverage industry*. Woodhead Publishing. 27-63.

<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815258-4.00002-0>

Morales, C. A. (2021). La Inteligencia Artificial en empresas peruanas e impactos laborales en los trabajadores. *Iberoamerican Business Journal*, 5(1), 83-105.

<https://doi.org/10.22451/5817.ibj2021.vol5.1.11053>

Morata-Ramírez, M. A., Holgado-Tello, F. P., Barbero-García, I., & Mendez, G.

(2015). Análisis factorial confirmatorio: recomendaciones sobre mínimos cuadrados no ponderados en función del error Tipo I de Ji-Cuadrado y RMSEA. *Acción psicológica*, 12(1), 79-90.

<http://dx.doi.org/10.5944/ap.12.1.14362>

More, K. S., Wolkersdorfer, C., Kang, N., & Elmaghraby, A. S. (2020). Automated measurement systems in mine water management and mine workings—a review of potential methods. *Water Resources and Industry*, 24 (2020), 100136.

<https://doi.org/10.1016/j.wri.2020.100136>.

- Mount, A. (2017, Jan 11). Australia Specialty Minerals. *Industry SnapShots*, (6694), 4-10. Recuperado de <https://www.proquest.com/trade-journals/australia-specialty-minerals-jan-11-2017/docview/1890084533/se-2?accountid=28391>.
- Mulaik, S. A., James, L. R., Van-Alstine, J., Bennett, N., Lind, S., & Stilwell, C. D. (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Psychological Bulletin*, 105(3), 430–445. <https://dx.doi.org/10.1037/0033-2909.105.3.430>
- Munakata, T. (2008). *Fundamentals of the New Artificial Intelligence: Neural, Evolutionary, Fuzzy and More*. Cleveland state University: Springer-Verlag.
- Nanda, N. (2017). Optimization of mine production system through operation research techniques. *Application of Technology for Sustainable Mining*, (9), 115–130.
- Negociaciones: Recuperar productividad en la minería. (2021, 23 de agosto). *Diario Financiero*. Recuperado de <https://www.proquest.com/newspapers/negociaciones-recuperar-productividad-enla/docview/2564087542/se-2?accountid=28391>
- Núñez Segovia, J., Godoy Garvs, J., & Pérez Pozo, L. (2016). Determinación de restricciones de capacidad de producción en proceso de obtención de cobre. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 24(ESPECIAL), 49-59. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-33052016000500007>
- Nykanen, V., Groves, D. I., Ojala, V. J., Eilu, P., & Gardoll, S. J. (2008). Reconnaissance-scale conceptual fuzzy- logic prospectivity modelling for iron oxide copper – gold deposits in the northern Fennoscandian Shield, Finland. *Australian Journal of Earth Sciences*, 55(1), 25-38. <https://doi.org/10.1080/08120090701581372>

- Ñaupas, H., Valdivia, M. R., Palacios, J. J., & Romero, H. E. (2018). *Metodología de la investigación Cuantitativa-Cualitativa y Redacción de la Tesis*. Ediciones de la U. DGP Editores SAS. Bogotá-México, DF.
- Okada, N., Maekawa, Y., Owada, N., Haga, K., Shibayama, A., & Kawamura, Y. (2020). Automated Identification of Mineral Types and Grain Size Using Hyperspectral Imaging and Deep Learning for Mineral Processing. *Minerals*, 10(9), 809. <https://doi.org/10.3390/min10090809>
- Ospina-Correa, J. D., Osorio-Cachaya, J.G., Henao-Arroyave, Á. M., Palacio-Acevedo, D. A., & Giraldo-Builes, J. (2021). Retos y oportunidades para la industria minera como potencial impulsor del desarrollo en Colombia. *TecnoLógicas*, 24(50), 3-4. <http://dx.doi.org/10.22430/22565337.1683>
- Otzen, T., & Manterola, C. (2017). Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio. *International journal of morphology*, 35(1), 227-232.
- Ouanan, H., & Abdelwahed, H. (2019, December 26 -27). *Image processing and machine learning applications in mining industry: Mine 4.0* [Conference presentation abstract]. International Conference on Intelligent Systems and Advanced Computing Sciences (ISACS), Taza, Morocco. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9068884>
- Oyarzún, J., & Oyarzun, R. (2011). *Minería sostenible: principios y prácticas*. GEMM. https://eprints.ucm.es/id/eprint/13264/1/Libro_Mineria_Sostenible.pdf
- Paithankar, A. (2011). Hazard identification and risk analysis in mining industry. Tesis de bachiller. National Institute of Technology, Rourkela.
- Parunak, H. V. D. (1996). *Applications of distributed artificial intelligence in industry*. Foundations of distributed artificial intelligence. New York.

- Pérez, J. (2015, 21 de setiembre). El positivismo y la investigación científica. *Revista empresarial, ICE-FEE-UCSG*. 9(3), 29-34. Recuperado de <https://editorial.ucsg.edu.ec/ojs-empresarial/index.php/empresarial-ucsg/article/view/20>
- Pocomucha, K., & Venegas, C. (2021). Nivel de cumplimiento de información medioambiental en los reportes de sostenibilidad en sector minería y energía de empresas peruanas y chilenas. *Contabilidad y Negocios*, 16(31), 71-94. <https://doi.org/10.18800/contabilidad.202101.005>
- Porter, M. E., & Van der Linde, C. (1995). Green and competitive: ending the stalemate. En E. Elgar (Ed.). *The Dynamics of the Eco-efficient Economy* (pp. 120-134). British Library.
- Prado, E. (2020, 26 de febrero). La industria minera en Perú está cerca de ser la primera en la región en analítica de datos. *CE Noticias Financieras*. Recuperado de <https://www.proquest.com/wire-feeds/osisoft-la-industria-minera-en-peru-estacerca-de/docview/2366377696/se-2?accountid=28391>
- Reim, W., Åström, J., & Eriksson, O. (2020). Implementation of artificial intelligence (AI): a roadmap for business model innovation. *AI*, 1(2), 180-191. <https://doi.org/10.3390/ai1020011>
- Rodríguez-Rodríguez, J., & Reguant-Álvarez, M. (2020). Calcular la fiabilitat d'un qüestionari o escala mitjançant l'SPSS: el coeficient alfa de Cronbach. *REIRE Revista d'Innovació I Recerca En Educació*, 13(2), 1-13. <https://doi.org/10.1344/reire2020.13.230048>
- Rodríguez. K. (2012, 24 de diciembre). Negociaciones: Recuperar productividad en la minería. *Diario Financiero*. Recuperado de

<https://www.proquest.com/newspapers/negociaciones-recuperar-productividad-enla/docview/2564087542/se-2?accountid=28391>

Sánchez, N., Comas, R., García, M. M., & Riverol, A. (2016). Modelo de manejo de datos, con el uso de inteligencia artificial, para un sistema de información geográfica en el sector energético. *Enfoque UTE*, 7(3), 95-109.

<https://doi.org/10.29019/enfoqueute.v7n3.108>

Santabàrbara, J., & López-Antón, R. (2019). Validación preliminar de la escala de autoeficacia estadística en estudiantes de Grado en Medicina españoles: análisis factorial confirmatorio. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 12(2), 1–13. <http://doi.org/10.1344/reire2019.12.228505>

Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23-74.

Recuperado de https://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/mpr_Schermelleh.pdf

Shahid, N., Rappon, T., & Berta, W. (2019). Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review. *PloS one*, 14(2), e0212356. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212356>

Soofastaei, A., & Fouladgar, M. (2021). *Improve energy efficiency in surface mines using artificial intelligence*. Recuperado de

<https://www.intechopen.com/chapters/79641>

Sony, M., & Naik, S. (2020). Critical factors for the successful implementation of Industry 4.0: a review and future research direction. *Production Planning & Control*, 31(10), 799-815. <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1691278>

- Thomas, F. (2018). Policy elements for twenty-first century African mining. *Journal of Science and Technology* 9(1), 88-97. <https://doi.org/10.1108/JSTPM-06-2017-0028>
- Topp, V., Soames, L., Parham, D., & Bloch, H. (2008). *Productivity in the Mining Industry: Measurement and Interpretation*. Productivity Commission Staff Working Paper, (pp. 16-17). Recuperado de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1620243.
- Usuga Cadavid, J. P., Lamouri, S., Grabot, B., Pellerin, R., & Fortin, A. (2020). Machine learning applied in production planning and control: a state-of-the-art in the era of industry 4.0. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(6), 1531-1558. <https://doi.org/10.1007/s10845-019-01531-7>
- Vásconez, M., & Torres, L. (2018). Minería en el Ecuador: sostenibilidad y licitud. *Estudios del Desarrollo Social: Cuba y América Latina*, 6 (2), 83-103. Recuperado de http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2308-01322018000200006&lng=es&tlng=pt
- Wan, J., Yang, J., Wang, Z., & Hua, Q. (2018). Artificial intelligence for cloud-assisted smart factory. *IEEE Access*, 6, 55419-55430. Recuperado de <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8470071>
- Warhurst, A. (2001). Corporate citizenship and corporate social investment: drivers of tri-sector partnerships. *Journal of corporate citizenship*, (1), 57-73. Recuperado de <http://www.jstore.org/stable/jcorpciti.1.57>.
- Young, A., & Rogers, P. (2019). A review of digital transformation in mining. *Mining, Metallurgy & Exploration*, 36(4), 683-699. Recuperado de <https://link-springer-com.ezproxybib.pucp.edu.pe/content/pdf/10.1007%2Fs42461-019-00103-w.pdf>

Zhao, Y. (2018, 23 de mayo). *¿América Latina se puede subir al tren de la inteligencia artificial?* BID. <https://blogs.iadb.org/ideas-que-cuentan/es/america-latina-se-puede-subir-al-tren-de-la-inteligencia-artificial/>



Apéndices

Apéndice A: Matriz de Operacionalización

Variable	Definición conceptual	Dimensión	Definición conceptual	Indicador	Ítems		Escala de medición
Inteligencia Artificial	La Inteligencia Artificial todavía está muy por debajo de la inteligencia humana, sin embargo, tiene varias ventajas sobre la inteligencia natural; tiene la capacidad de ser utilizado para exploraciones difíciles o actividades repetitivas; es más permanente y consistente; y se puede documentar. La Inteligencia Artificial ha brindado flexibilidad y rapidez a la industria y ha resuelto muchos problemas sofisticados al presentar beneficios prácticos (Pannu, 2015).	Inversión de capital	Según Frank et al. (2019) La innovación que requieren las grandes empresas involucra, una fuerte inversión de capital para mejoras, que involucra infraestructuras y tecnología.	Programado	1	Considera que las inversiones de capital son óptimas	Razón
				Ejecutado	2	Las inversiones van dirigidas a la automatización de los procesos	
		Personal capacitado en IA	La implementación de las nuevas tecnologías depende de la gestión de contratar un personal altamente calificado, pues la complejidad de los nuevos roles en el trabajo debido a los procesos integrados del sistema hace que se requiera una mayor demanda de capacidades de control de gestión multifuncional en IA (Sony & Naik, 2020)	Programación	3	Se programan capacitaciones en IA dirigidas a los colaboradores	
				Ejecución	4	Los colaboradores asisten a las capacitaciones programadas	
		Implementación de equipos autónomos	Según More et al. (2020) la minería debe modernizarse para evitar cierres prematuros de minas, pérdidas de empleos y contaminación persistente, bajo esta línea se tiene un crecimiento de la automatización, por ejemplo, camiones autónomos y el uso de drones, operados a través de la principal tecnología inteligente que es el Internet de las Cosas (IoT).	Implementación	5	Cuentan con equipos autónomos en sus procesos	
				Actualización	6	Se actualizan los programas utilizados por las computadoras que controlan los equipos	
		Implementación de Software automatizados	Según Wan et al. (2018) las empresas que implementaron con éxito IA aplicaron estrategias digitales como Software centralizado que mejoran la flexibilidad y la escalabilidad a la red, estos son requisitos en la red altamente dinámicos de las fábricas inteligentes	Implementación	7	Los procesos se manejan con software automatizados	
				Actualización	8	Se actualizan los softwares automatizados	
		Implementación de modelamiento y algoritmo	Los modelamientos y algoritmos matemáticos cumplen una función importante para la optimización de procesos (Frank et al., 2019)	Algoritmos	9	Se utilizan algoritmos en el proceso de solución de problemas	
				Modelamiento	10	Se modelan los procesos antes de ponerlos en práctica	

Variable	Definición conceptual	Dimensión	Definición conceptual	Indicador	Ítems		Escala de medición
Optimización de procesos mineros	La optimización de procesos hace referencia al mejoramiento automatizado de los mismos utilizando medidas previamente especificadas de desempeño. La importancia de la Optimización de estos radica en la capacidad de diseñar o rediseñarlos, lo cual está fundamentado en criterios de evaluación cuantitativos, que permite evaluar y comparar cuantitativamente los procesos para lograr efectividad en su desempeño. La función de optimización toma en consideración indicadores claves de ejecución del proceso tales como: tiempo de espera de instancias del proceso, y el costo total de los recursos. (Cabeza & Neira, 2019).	Optimización de tiempo	La optimización de tiempos y el diseño inteligente de procesos tienen un alto impacto estratégico, por lo que la implementación de inteligencia artificial respalda la decisión de automatizar el proceso (Usuga et al., 2020).	Tiempo estándar	11	Se hacen estudios de tiempo a los procesos continuamente	Razón
				Tiempos muertos	12	Se busca eliminar los tiempos muertos o que no agregan valor	
		Costos operativos	La optimización de procesos a través de la transformación digital tiene como consecuencia la reducción de costos operativos. (Gackowiec et al., 2020).	Costos unitarios	13	Los costos unitarios están identificados y controlados	
				Costos fijos	14	Se busca el mayor rendimiento de los costos fijos	
		Productividad minera	Según Efimov y Efimova (2021) menciona que las optimizaciones de procesos en las empresas mineras se verán favorecidos al implementar tecnologías digitales, los cuales no solo conducen a una mayor seguridad del trabajador sino a una mayor productividad y eficiencia.	Eficacia	15	Se cumplen con los programas de producción	
				Eficiencia	16	El uso de los recursos en el proceso productivo es óptimo	

Variable	Definición conceptual	Dimensión	Definición conceptual	Indicador	Ítems	Escala de medición	
Sostenibilidad	Según la Comisión Mundial del Medio Ambiente y del Desarrollo (CMMAD,1998) la sostenibilidad es: “ <i>El desarrollo que satisface las necesidades de la generación presente sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras para satisfacer sus propias necesidades</i> ” (Macedo, 2005) Para 1997, las Naciones Unidas Agenda sobre medio ambiente y desarrollo, adoptó una definición de Sostenibilidad, incluida la definición de Brundtland y el enfoque de triple resultado final: El desarrollo es una empresa multidimensional para lograr una mayor calidad de vida para todas las personas. Desarrollo económico, desarrollo social y ambiental. (Fonseca & Carvalho, 2019).	Impacto ambiental	Según Gutiérrez et al. (2019), el impacto ambiental representa un conjunto de restricciones en el uso de recursos renovables y no renovables, además en la contaminación y la generación de residuos derivada de su consumo	Prevención	17	Se utilizan procedimientos de prevención de emisiones y relaves	Razón
				Control	18	La empresa ejecuta programas de control de emisiones y relaves	
				Mitigación	19	Se disponen programas de mitigación de impactos ambientales	
		Impacto social	Según Aznar et al. (2019) la minera presenta un gran desafío, para el desarrollo de la sostenibilidad de las comunidades de influencia.	Prevención	20	Se brinda apoyo social a las poblaciones de su zona de influencia	
				Control	21	Se tienen programas de control de impacto social	
				Mitigación	22	Se invierte en mejorar la calidad de vida de las poblaciones de su zona de influencia	
		Impacto económico	Según Ospina-Correa et al. (2021) los indicadores económicos sugieren que el desarrollo de una minería sostenible impulsa el crecimiento constante en países en desarrollo. Así mismo, Azapagic et al. (2003) señalaron que cada uno de estos indicadores comprende una serie de indicadores específicos, como las ventas netas y el retorno sobre inversiones e impuestos pagados al sector público. Por otro lado, incluyen medidas de rendimiento económico, como ganancias antes de intereses e impuestos, finalmente los indicadores específicos del sector, tales como inversiones totales para el cierre y rehabilitación de minas	Prevención	23	La contribución anual del PBI genera beneficios para la región o zona de influencia	
				Control	24	El nivel de financiamiento disponible para la rehabilitación secuencial de tierras minimiza el impacto económico	
				Mitigación	25	La mitigación de impactos ambientales y sociales están contemplados dentro del financiamiento establecido para el cierre de mina	

Apéndice B: Instrumento de Recolección de Datos

Cuestionario

El presente cuestionario es con fines netamente académicos y se ha diseñado para medir la relación entre la Inteligencia Artificial y la optimización de los procesos mineros, la misma que es totalmente anónima y se agradecerá la conteste con total veracidad y honestidad.

Las respuestas están valoradas del 1 al 5, donde 5 corresponde a su mejor percepción y 1 a la menor percepción: ejemplo: Siempre (5), Casi siempre (4), Regularmente (3); Casi Nunca (2), Nunca (1).

N°	Ítems	S	CS	R	CN	N
1	Considera que las inversiones de capital son óptimas					
2	Las inversiones van dirigidas a la automatización de los procesos					
3	Se programan capacitaciones en IA dirigidas a los colaboradores					
4	Los colaboradores asisten a las capacitaciones programadas					
5	Cuentan con equipos autónomos en sus procesos					
6	Se actualizan los programas utilizados por las computadoras que controlan los equipos					
7	Los procesos se manejan con software automatizados					
8	Se actualizan los softwares automatizados					
9	Se utilizan algoritmos en el proceso de solución de problemas					
10	Se modelan los procesos antes de ponerlos en práctica					
11	Se hacen estudios de tiempo a los procesos continuamente					
12	Se busca eliminar los tiempos muertos o que no agregan valor					
13	Los costos unitarios están identificados y controlados					
14	Se busca el mayor rendimiento de los costos fijos					
15	Se cumplen con los programas de producción					
16	El uso de los recursos en el proceso productivo es óptimo					
17	Se utilizan procedimientos de prevención de emisiones y relaves					
18	La empresa ejecuta programas de control de emisiones y relaves					
19	Se disponen programas de mitigación de impactos ambientales					
20	Se brinda apoyo social a las poblaciones de su zona de influencia					
21	Se tienen programas de control de impacto social					
22	Se invierte en mejorar la calidad de vida de las poblaciones de su zona de influencia					
23	La contribución anual del PBI genera beneficios para la región o zona de influencia					
24	El nivel de financiamiento disponible para la rehabilitación secuencial de tierras minimiza el impacto económico					
25	La mitigación de impactos ambientales y sociales están contemplados dentro del financiamiento establecido para el cierre de mina					

Apéndice C: Validación de Instrumento

La Inteligencia Artificial y la optimización de los procesos mineros. Caso mineras peruanas

I. Información general del experto

1.1. Apellido y Nombres:

1.2. Cargo e Institución donde labora:

1.3. Nombre del Instrumento a evaluar: **Cuestionario**

1.4. Autor del Instrumento Sra. Contreras Medina, Keyla Xiomery

Sra. Hurtado Vásquez, Elizabeth

Sr. Lazo Condo, Wilber Juan

Sra. Torres Rosales, Meisser Magnolia

II. Aspectos de Validación

Indicadores De Evaluación	Criterios	Excelente (5)	Buena (4)	Regular (3)	Insuficiente (2)	Mala (1)
1. Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado.					
2. Objetividad	Está expresado en lo observado bajo metodología científica.					
3. Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y la tecnología					
4. Organización.	Existe una organización lógica.					
5. Suficiencia	Comprende los aspectos en cantidad y calidad.					
6. Intencionalidad	Adecuado para valorar los aspectos de las variables a estudiar.					
7. Coherencia	Entre los problemas, objetivos e hipótesis.					
8. Consistencia	Basado en aspectos teóricos y científicos.					
9. Conveniencia	Adecuado para resolver el problema.					
10. Metodología	Cumple con los procedimientos adecuados para alcanzar los objetivos.					
TOTAL - PARCIAL						

PUNTUACIÓN

De 10 a 20:

No válido,
reformular

De 21 a 30:

No válido, modificar

De 31 a 40:

Validar, mejorar

De 41 a 50:

Válido, aplicar

OBSERVACIONES:

Lima, 06 de abril del 2022

Firma

Apéndice D: Validación de Instrumento 1

La Inteligencia Artificial y la optimización de los procesos mineros. Caso mineras peruanas

I. Información general del experto

1.1. Apellido y Nombres:

1.2. Cargo e Institución donde labora:

1.3. Nombre del Instrumento a evaluar: Cuestionario

1.4. Autor del Instrumento
 Sra. Contreras Medina, Keyla Xiomery
 Sra. Hurtado Vásquez, Elizabeth
 Sr. Lazo Condo, Wilber Juan
 Sra. Torres Rosales, Meisser Magnolia

II. Aspectos de Validación

Indicadores De Evaluación	Criterios	Excelente (5)	Buena (4)	Regular (3)	Insuficiente (2)	Mala (1)
1. Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado.	X				
2. Objetividad	Está expresado en lo observado bajo metodología científica.	X				
3. Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y la tecnología	X				
4. Organización.	Existe una organización lógica.	X				
5. Suficiencia	Comprende los aspectos en cantidad y calidad.	X				
6. Intencionalidad	Adecuado para valorar los aspectos de las variables a estudiar.	X				
7. Coherencia	Entre los problemas, objetivos e hipótesis.	X				
8. Consistencia	Basado en aspectos teóricos y científicos.	X				
9. Conveniencia	Adecuado para resolver el problema.	X				
10. Metodología	Cumple con los procedimientos adecuados para alcanzar los objetivos.	X				
TOTAL - PARCIAL						

PUNTUACIÓN

De 10 a 20:

De 21 a 30:

De 31 a 40:

De 41 a 50:

<input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>

No válido, reformular


No válido, modificar

Validar, mejorar

Válido, aplicar

OBSERVACIONES:

Lima, 27 de marzo del 2022


 Firma
 SOCIEDAD MINERA EL BRIDCAL S.A.A.
 GINO OJEDA MORET
 SUPERINTENDENTE ADMINISTRACION

Apéndice E: Validación de Instrumento 2

La Inteligencia Artificial y la optimización de los procesos mineros. Caso mineras peruanas

I. Información general del experto

1.1. Apellido y Nombres:

1.2. Cargo e Institución donde labora:

1.3. Nombre del Instrumento a evaluar: Cuestionario

1.4. Autor del Instrumento Sra. Contreras Medina, Keyla Xiomery

Sra. Hurtado Vásquez, Elizabeth

Sr. Lazo Condo, Wilber Juan

Sra. Torres Rosales, Meisser Magnolia

II. Aspectos de Validación

Indicadores De Evaluación	Criterios	Excelente (5)	Buena (4)	Regular (3)	Insuficiente (2)	Mala (1)
1. Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado.	X				
2. Objetividad	Está expresado en lo observado bajo metodología científica.	X				
3. Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y la tecnología	X				
4. Organización.	Existe una organización lógica.	X				
5. Suficiencia	Comprende los aspectos en cantidad y calidad.	X				
6. Intencionalidad	Adecuado para valorar los aspectos de las variables a estudiar.	X				
7. Coherencia	Entre los problemas, objetivos e hipótesis.	X				
8. Consistencia	Basado en aspectos teóricos y científicos.	X				
9. Conveniencia	Adecuado para resolver el problema.	X				
10. Metodología	Cumple con los procedimientos adecuados para alcanzar los objetivos.	X				
TOTAL - PARCIAL						

PUNTUACIÓN

De 10 a 20:

No válido, reformular

De 21 a 30:

No válido, modificar

De 31 a 40:

Validar, mejorar

De 41 a 50:

Válido, aplicar

OBSERVACIONES: None.

Lima, 21 de marzo del 2022

Prof. V. Charles

Firma

Apéndice F: Validación de Instrumento 3

La Inteligencia Artificial y la optimización de los procesos mineros. Caso mineras peruanas

I. Información general del experto

1.1. Apellido y Nombres: Dr. Daniel Salas

1.2. Cargo e Institución donde labora:

1.3. Nombre del Instrumento a evaluar: Cuestionario

1.4. Autor del Instrumento Sra. Contreras Medina, Keyla Xiomery

Sra. Hurtado Vásquez, Elizabeth

Sr. Lazo Condo, Wilber Juan

Sra. Torres Rosales, Meisser Magnolia

II. Aspectos de Validación

Indicadores De Evaluación	Criterios	Excelente (5)	Buena (4)	Regular (3)	Insuficiente (2)	Mala (1)
1. Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado.	X				
2. Objetividad	Está expresado en lo observado bajo metodología científica.	X				
3. Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y la tecnología	X				
4. Organización.	Existe una organización lógica.	X				
5. Suficiencia	Comprende los aspectos en cantidad y calidad.	X				
6. Intencionalidad	Adecuado para valorar los aspectos de las variables a estudiar.	X				
7. Coherencia	Entre los problemas, objetivos e hipótesis.	X				
8. Consistencia	Basado en aspectos técnicos y científicos.	X				
9. Conveniencia	Adecuado para resolver el problema.	X				
10. Metodología	Cumple con los procedimientos adecuados para alcanzar los objetivos.					
TOTAL - PARCIAL		X				

PUNTUACIÓN

De 10 a 20:	<input type="checkbox"/>	No válido, reformular
De 21 a 30:	<input type="checkbox"/>	No válido, modificar
De 31 a 40:	<input type="checkbox"/>	Validar, mejorar
De 41 a 50:	<input checked="" type="checkbox"/>	Válido, aplicar

OBSERVACIONES:

Lima, 21 de marzo del 2022



Firma
Dr. Daniel Salas

Apéndice G: Validación de Instrumento 4

La Inteligencia Artificial y la optimización de los procesos mineros. Caso mineras peruanas

I. Información general del experto

1.1. Apellido y Nombres:

1.2. Cargo e Institución donde labora:

1.3. Nombre del Instrumento a evaluar: Cuestionario

1.4. Autor del Instrumento Sra. Contreras Medina, Keyla Xiomery

Sra. Hurtado Vásquez, Elizabeth

Sr. Lazo Condo, Wilber Juan

Sra. Torres Rosales, Melissa Magnolia

II. Aspectos de Validación

Indicadores De Evaluación	Criterios	Excelente (5)	Buena (4)	Regular (3)	Insuficiente (2)	Mala (1)
1. Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado.		x			
2. Objetividad	Está expresado en lo observado bajo metodología científica.	x				
3. Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y la tecnología	x				
4. Organización.	Existe una organización lógica.	x				
5. Suficiencia	Comprende los aspectos en cantidad y calidad.		x			
6. Intencionalidad	Adecuado para valorar los aspectos de las variables a estudiar.	x				
7. Coherencia	Entre los problemas, objetivos e hipótesis.		x			
8. Coherencia	Basado en aspectos técnicos y científicos.		x			
9. Coherencia	Adecuado para resolver el problema.		x			
10. Metodología	Cumple con los procedimientos adecuados para alcanzar los objetivos.		x			
TOTAL - PARCIAL			x			

PUNTUACIÓN

De 10 a 20:

No válido, reformular

De 21 a 30:

No válido, modificar

De 31 a 40:

Validar, mejorar

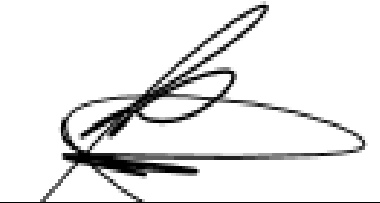
De 41 a 50:

Válido, aplicar

OBSERVACIONES:

Las observaciones se han colocado a manera de comentarios en el documento.

Lima, 27 de marzo del 2022



Firma