

# INFORME DE ANÁLISIS

---

## En el Mundo Minero Actual

---

Grupo Internacional de Estudio del Cobre

Marzo de 2026

---

© 2026 Grupo Internacional de Estudio del Cobre Rua Almirante Barroso, 38-6th, 1000-013 Lisboa, Portugal Teléfono: (+351) 21 351 3870; Correo electrónico: mail@icsg.org; Página web: <https://icsg.org/>

Lista actual de países miembros a marzo de 2026: Australia Bélgica Brasil Chile China República Democrática del Congo Unión Europea Finlandia Francia Alemania India Irán Italia Japón Kazajistán Luxemburgo México Perú Polonia Portugal Federación Rusa Serbia España Suecia Estados Unidos

La membresía se extiende a cualquier país miembro de las Naciones Unidas que participe activamente en la producción, utilización o comercio internacional de cobre. Se anima a los países que deseen obtener más detalles sobre la membresía en el Grupo Internacional de Estudio del Cobre a que se pongan en contacto con el Secretario General del Grupo Internacional de Estudio del Cobre.

**Autoría**—Este trabajo ha sido preparado por el personal de la Dirección de Economía y Medio Ambiente del Grupo Internacional de Estudio del Cobre. Se basa en una amplia gama de fuentes, cada una debidamente citada, así como en el conocimiento experto y las percepciones técnicas aportadas a lo largo del proceso. El análisis, las interpretaciones y las conclusiones presentadas aquí son responsabilidad exclusiva de los autores y no reflejan necesariamente las opiniones de los países miembros del Grupo.

**Derechos y Permisos**—El material contenido en esta obra está protegido por derechos de autor. El Grupo Internacional de Estudio del Cobre apoya la libre circulación de sus análisis y hallazgos, y esta obra puede, por lo tanto, reproducirse total o parcialmente con fines no comerciales, siempre que se otorgue una atribución completa y adecuada.

**Descargo de Responsabilidad sobre Traducciones/Adaptaciones**—Si crea una traducción/adaptación de esta obra, incluya el siguiente descargo de responsabilidad junto con la cita: Esta traducción/adaptación fue creada de forma independiente y no está respaldada por el Grupo Internacional de Estudio del Cobre. No debe considerarse una traducción o adaptación oficial del Grupo Internacional de Estudio del Cobre, y el grupo no asume ninguna responsabilidad por errores o inexactitudes en esta traducción/adaptación.

**Atribución**—Cite esta obra como: Acosta, F. (2026). La IA en el mundo minero actual. Grupo Internacional de Estudio del Cobre.

Para cualquier consulta adicional, póngase en contacto con: Grupo Internacional de Estudio del Cobre Rua Almirante Barroso, 38-6th 1000-013 Lisboa, Portugal

---

## Prólogo

---

Grupo Internacional de Estudio del Cobre

**Aurora Williams** Ministra de Minería de Chile (2014–2018; 2023–2026)

La inteligencia artificial se está convirtiendo rápidamente en un factor determinante en el futuro de la industria minera global. Su importancia va mucho más allá de la tecnología. La IA está reconfigurando cómo la minería crea valor, gestiona riesgos y obtiene y mantiene la licencia social de la que, en última instancia, depende el sector. A medida que los yacimientos se vuelven más complejos, las expectativas ambientales más exigentes y las condiciones geopolíticas más inciertas, la capacidad de generar, integrar y gobernar la inteligencia en tiempo real está emergiendo como un activo estratégico tanto para los países mineros como para las empresas.

A lo largo de la cadena de valor minera, la inteligencia artificial ya está transformando las prácticas establecidas. En la exploración, el análisis avanzado de datos permite la integración de información geológica, geoquímica y geofísica a una escala sin precedentes, mejorando la precisión en la identificación de recursos, acortando los plazos de desarrollo y reduciendo la huella ambiental de las actividades de exploración. En la producción y el procesamiento, los sistemas inteligentes apoyan un mejor diseño de la mina, un movimiento de materiales más eficiente y un control mejorado de la planta, contribuyendo a mayores tasas de recuperación y operaciones más estables, al tiempo que reducen la intensidad energética y hídrica.

Estos avances tecnológicos también ofrecen importantes oportunidades para situar la seguridad y la sostenibilidad en el centro del desarrollo minero. Las herramientas predictivas y los sistemas de monitoreo en tiempo real están fortaleciendo la capacidad de las operaciones para anticipar fallas de equipos, riesgos geotécnicos y condiciones ambientales adversas, permitiendo acciones preventivas y reduciendo la exposición de los trabajadores a tareas peligrosas. Al mismo tiempo, la mejora del monitoreo ambiental y la optimización de procesos apoyan la reducción de emisiones, un uso más eficiente de los insumos y una gestión más sólida de relaves y agua, al tiempo que abren nuevas vías para la recuperación de metales de los flujos de residuos y para la expansión del reciclaje.

Para las autoridades públicas, la rápida difusión de la inteligencia artificial presenta tanto una oportunidad como una responsabilidad. Aprovechar sus beneficios requiere políticas que fomenten la innovación y la inversión, al tiempo que aseguren que el uso de sistemas algorítmicos se guíe por principios de transparencia, rendición de cuentas y responsabilidad ética. También exige esfuerzos sostenidos en el desarrollo de habilidades y la transición de la fuerza laboral, vinculando la experiencia minera con nuevas capacidades digitales, y marcos robustos de gobernanza de datos que protejan los derechos y fortalezcan la confianza institucional.

En última instancia, el despliegue responsable de la inteligencia artificial será un factor clave para mantener la confianza pública en el sector minero. La tecnología debe apoyar, no reemplazar, la responsabilidad humana en decisiones críticas, dentro de marcos de gobernanza que aseguren una supervisión efectiva. Bien utilizada, la IA también puede mejorar la transparencia en torno al desempeño ambiental, el cumplimiento normativo, la gestión de relaves y los compromisos con las comunidades locales, contribuyendo a un diálogo más informado y constructivo entre la industria, el Estado y la sociedad.

En una industria altamente interconectada y globalizada, la cooperación internacional es esencial. Instituciones como el Grupo Internacional de Estudio del Cobre desempeñan un papel vital en la construcción de evidencia compartida, la difusión de buenas prácticas y el apoyo a la toma de decisiones sólidas. Este informe contribuye a ese esfuerzo, ofreciendo conocimientos que pueden ayudar a asegurar que la adopción de la inteligencia artificial en la minería avance en productividad, seguridad y sostenibilidad de maneras que sirvan al interés público más amplio.

---

## Prólogo

---

### La IA en el Mundo Minero Actual

**Christian Guerrero** Gerente General para Chile y Argentina en Orica

La forma en que extraemos minerales está entrando en una transición fundamental. La minería avanza hacia operaciones con mínima exposición humana, donde la autonomía, la supervisión remota, la detección en tiempo real y los sistemas de decisión inteligentes coordinan la cadena de valor de principio a fin. Incluso en estos entornos cada vez más automatizados, el juicio humano sigue siendo esencial, ahora amplificado por sistemas de IA, incluida la IA encarnada desplegada en el borde operativo, que integran modelado geológico, análisis hiperespectral, datos multisensor, aprendizaje automático y gemelos digitales para intervenir con una precisión sin precedentes. El cambio ya no se trata de mover más toneladas, sino de mover las toneladas selectivas, de manera eficiente, segura y sostenible.

En todas las industrias avanzadas, un principio central está definiendo cómo evolucionan los sistemas complejos: la Iteración Predictiva. Es un paradigma emergente en entornos habilitados por IA, desde la aeroespacial hasta las redes energéticas, donde las operaciones mejoran continuamente a través de ciclos de predicción, ejecución, detección, aprendizaje y recalibración.

En la minería, la iteración predictiva se convierte en el núcleo de la próxima frontera de rendimiento. Así es como los sistemas mineros evolucionan de “operar” a aprender, anticipar y adaptarse más rápidamente como ecosistemas integrados. Como muestra el informe, la industria ya se está moviendo en esta dirección: flujos de trabajo de exploración que combinan geofísica, geoquímica y prospectividad de aprendizaje automático; equipos de perforación que detectan cambios litológicos en tiempo real; equipos autónomos y semiautónomos impulsados por IA encarnada que operan en el banco y en el rajo; mantenimiento predictivo para flotas y plantas; conminución, flotación y lixiviación optimizadas por IA; monitoreo inteligente de relaves apoyado

por arquitecturas de gemelos digitales. Estas no son innovaciones aisladas. Son la estructura temprana de un entorno minero auto-optimizado.

Al mismo tiempo, las presiones estructurales se están intensificando. La demanda de minerales críticos, especialmente cobre, se está acelerando debido a la electrificación, las energías renovables, la expansión de los centros de datos y la propia IA. Los yacimientos son más profundos, más complejos y están bajo un escrutinio ambiental y social más estricto. En esta realidad, la precisión y la iteración predictiva no son opcionales; son necesidades estratégicas para operaciones responsables y competitivas.

La IA se convierte en una piedra angular de la minería sostenible. Minimiza los residuos, el uso de agua y la intensidad energética; fortalece la seguridad a través de la detección temprana de anomalías; mejora la selectividad y la recuperación; y mejora la gestión de relaves y el monitoreo ambiental. Pero la tecnología por sí sola no es suficiente. Estas ventajas solo se materializan a través de una gobernanza responsable: transparencia, supervisión humana experta, ciberseguridad, participación comunitaria y diseño ético.

La minería avanza hacia operaciones inteligentes, interconectadas y con un propósito definido. El futuro de la industria estará determinado por la precisión, la iteración predictiva y la experiencia humana trabajando juntas para ofrecer resultados más seguros, más eficientes, más inteligentes y más sostenibles. Este informe no es solo un análisis. Es un llamado claro a abrazar esta transición con rigor, previsión e integridad. La mina del futuro no solo estará automatizada, sino que aprenderá y mejorará continuamente, guiada por personas, habilitada por la IA e impulsada por los principios de una extracción confiable, selectiva y de alta precisión.

---

## La IA en el Mundo Minero Actual

---

### Grupo Internacional de Estudio del Cobre

#### Autor

**Fernando Acosta** Director de Economía y Medio Ambiente, Grupo Internacional de Estudio del Cobre

#### Agradecimientos

**Aurora Williams** Ministra de Minería de Chile

**Christian Guerrero** Gerente General, Orica Chile-Argentina

**Rodrigo Urquiza** Jefe de la Unidad de Asuntos Internacionales y Regulación, Cochilco

#### Resumen

Un cambio silencioso está en marcha en la industria global. Los sistemas que aprenden de los datos están pasando de proyectos piloto a infraestructura operativa, cambiando la forma en que las empresas evalúan el riesgo, asignan capital y ejecutan procesos complejos. Las ganancias de productividad son reales. También lo son las consecuencias institucionales.

La minería ofrece una clara ilustración. Enfrentado a leyes de mineral en declive, una geología más intrincada y restricciones ambientales más estrictas, el sector está incorporando herramientas de aprendizaje automático en la exploración, planificación, procesamiento y monitoreo. Los algoritmos refinan los modelos geológicos, optimizan los cronogramas a corto plazo y anticipan fallas en los equipos. Las redes de sensores y los sistemas de control adaptativo mejoran la seguridad y estabilizan la producción. Las plantas de procesamiento se ajustan cada vez más a la variabilidad del alimento a través de modelos basados en datos en lugar de supuestos operativos fijos.

Las implicaciones van más allá de la eficiencia. Cuando los sistemas predictivos influyen en la estimación de reservas, las decisiones de despacho y la supervisión ambiental, también remodelan cómo se mide la incertidumbre y cómo se asigna la responsabilidad. Las cuestiones de transparencia, habilidades y gobernanza de datos se vuelven centrales.

El éxito de la minería inteligente dependerá menos de la sofisticación técnica que de la disciplina institucional. Integrados adecuadamente, estos sistemas pueden fortalecer la resiliencia y la eficiencia de los recursos. Mal gobernados, corren el riesgo de crear nuevas formas de opacidad. El desafío no es simplemente desplegar herramientas más inteligentes, sino garantizar que sigan siendo responsables.

---

## Contenido

---

Una Nueva Época de Transformación 7 La Minería en la Era de la IA 11 IA, Ingeniería y Minería 11 Exploración 12 Planificación y Operaciones 19 Procesamiento y Análisis 23 Monitoreo en Tiempo Real 28 Reciclaje 34 Gestión de Recursos Humanos 39 Demanda de Metales Impulsada por la IA 45 Conclusiones Finales 52 Referencias 59

---

## Una Nueva Época de Transformación

---

Introducida por primera vez en la Conferencia de Dartmouth en 1956, la noción de inteligencia artificial (IA) surgió de la propuesta de John McCarthy y sus colaboradores de explorar cómo las máquinas podrían replicar elementos de la cognición humana.[114] Hoy, el término denota la capacidad de una máquina o sistema computacional para realizar tareas que típicamente requieren inteligencia humana, incluyendo el razonamiento, el aprendizaje y la resolución de problemas. Esta capacidad se realiza a través de algoritmos y técnicas de aprendizaje automático que permiten una operación autónoma o semiautónoma.[120] La IA no es una tecnología única, sino la convergencia de múltiples dominios, incluyendo el aprendizaje automático, el análisis de datos, la robótica, la visión por computadora y el procesamiento del lenguaje natural, que avanzan en paralelo para crear sistemas capaces de aprender, razonar y generar contenido original. Integrada en las infraestructuras digitales, la IA ahora sustenta los motores de búsqueda, los diagnósticos médicos, la optimización logística y los vehículos autónomos, estableciéndose como una fuerza definitoria de la era actual en lugar de un futuro especulativo.

La expansión global de la inteligencia artificial se está acelerando. Se proyecta que el mercado de la IA crezca de 207 mil millones en 2024 a casi 1.5 billones para 2030, impulsado por los avances en algoritmos, la disponibilidad de datos y el poder de cómputo.[154] A medida que la IA pasa de la experimentación a la integración operativa, sus efectos se extienden más allá de la adopción de tecnología, remodelando los flujos de trabajo, las estructuras organizativas y las cadenas de valor en todos los sectores. La evidencia de encuestas a empleadores globales indica que el impacto económico de la IA es desigual y depende en gran medida de la capacidad institucional, la disponibilidad de habilidades y la estrategia organizacional, en lugar de solo el acceso tecnológico.[3] Por lo tanto, los resultados económicos y del mercado laboral a corto plazo están menos determinados por las tasas de difusión agregadas que por la composición sectorial y la estructura de tareas, con actividades intensivas en conocimiento más expuestas a la transformación que el trabajo manual rutinario o basado en servicios.[92]

De particular relevancia es cómo la inteligencia artificial está reconfigurando la naturaleza del trabajo. Al igual que las transiciones tecnológicas anteriores, la IA está transformando los mercados laborales a escala. Se espera que desplace alrededor de 92 millones de empleos mientras crea aproximadamente 170 millones de nuevos empleos en el transcurso de esta década, a medida que los roles evolucionan y surgen nuevas profesiones.[163] Sin embargo, estas cifras agregadas ocultan una variación sustancial entre ocupaciones e industrias. Los roles centrados en tareas cognitivas, analíticas y de procesamiento de información están más expuestos a la automatización y las capacidades generativas, mientras que las ocupaciones basadas en la actividad física o interpersonal permanecen comparativamente aisladas. Los análisis basados en escenarios sugieren además que el equilibrio entre el desplazamiento y la creación de empleo dependerá de la preparación de la fuerza laboral y la capacidad de los sistemas de educación y capacitación para responder al cambio acelerado de habilidades.[13] A medida que los sistemas de IA generativa y agéntica expanden su capacidad para producir texto, código de software, imágenes y decisiones autónomas, los perfiles de habilidades tradicionales y los límites ocupacionales se están redefiniendo.

---

## El Efecto Global de la IA en la Fuerza Laboral

---

- **3x** más rápido crecimiento de los ingresos por trabajador en industrias expuestas a la IA
- **66%** de evolución acelerada de las habilidades en los trabajos afectados por la IA, con el mayor impacto en los roles automatizables
- **56%** de prima salarial para los trabajadores con habilidades de IA en los mismos roles
- **48%** considera que la capacitación es esencial para la adopción de la IA, pero informa un apoyo limitado
- **92%** de las empresas planean aumentar la inversión en IA generativa en 3 años

La inteligencia artificial está emergiendo como una fuerza definitoria de la productividad global y la transformación organizacional. En todas las industrias, su difusión está reconfigurando el trabajo, acelerando la renovación de habilidades y amplificando el valor de la experiencia humana. Las empresas expuestas a la IA están experimentando un crecimiento más rápido

de los ingresos y una mayor productividad laboral, mientras que los trabajadores equipados con capacidades de IA obtienen primas salariales significativas. Cada sector, desde la manufactura y la logística hasta la minería y la agricultura, ahora está integrando la IA en sus operaciones centrales, lo que indica un cambio universal hacia la eficiencia y la innovación basadas en datos.

A nivel corporativo, la inversión en IA generativa y analítica continúa aumentando drásticamente, y la gran mayoría de las empresas planean expandir la adopción en los próximos tres años. Tal impulso refleja una reconfiguración más amplia de los modelos de negocio en torno a sistemas inteligentes que mejoran la toma de decisiones, la resiliencia y la creatividad. En lugar de señalar un desplazamiento del potencial humano, este cambio apunta a su redefinición, a medida que el progreso tecnológico, la previsión estratégica y el aprendizaje adaptativo se combinan para dar forma a la próxima frontera de la creación de valor.[8,113]

---

En muchas industrias, la distinción entre automatización y aumento se ha vuelto central. En lugar de reemplazar por completo el trabajo humano, la IA se implementa con mayor frecuencia para mejorar la productividad, extender la capacidad cognitiva y apoyar la toma de decisiones. La demanda se está desplazando hacia roles híbridos que combinan la experiencia en el dominio con la alfabetización en IA, incluidas las competencias relacionadas con la colaboración entre humanos y la IA, la gobernanza, la ética y el diseño de sistemas. La evidencia de encuestas de empleadores globales muestra que las brechas de habilidades, en lugar de los costos de la tecnología, representan la principal barrera para la adopción efectiva de la IA, lo que refuerza la importancia de la capacitación y el aprendizaje organizacional.[9]

Para comprender por qué estos desarrollos parecen inusualmente de gran alcance, la inteligencia artificial debe situarse dentro de una trayectoria más larga de transformación industrial. Al igual que la energía de vapor, la electrificación y la automatización digital antes, la IA marca un cambio en las fuentes dominantes de productividad, desde el esfuerzo físico y la cognición rutinaria hacia el aprendizaje basado en datos y el juicio integrado en las máquinas. A menudo descrita como la Quinta Revolución Industrial, esta fase se basa en sistemas ciberfísicos y digitales al tiempo que enfatiza la agencia humana, la colaboración y la sostenibilidad. El desafío central no radica solo en la automatización, sino en la integración de sistemas inteligentes con la experiencia humana, los valores sociales y los marcos institucionales.

A medida que la inteligencia artificial se integra en los sistemas industriales, la frontera tecnológica continúa avanzando. La creciente fusión de la IA con las disciplinas de la ingeniería refleja una transición del diseño impulsado por el conocimiento al diseño impulsado por los datos, en el que los sistemas inteligentes aprenden, optimizan e innovan más allá de las capacidades humanas tradicionales. En las industrias tecnológicamente intensivas, la IA está mejorando la precisión, la eficiencia y la toma de decisiones adaptativa en entornos operativos complejos.[94] En sectores como la minería, donde la digitalización, la automatización y las presiones de sostenibilidad avanzan en paralelo, esta convergencia está reconfigurando cómo se exploran, extraen y gestionan los recursos. Por lo tanto, la industria minera proporciona un contexto particularmente revelador para examinar las implicaciones prácticas, las oportunidades y las limitaciones asociadas con la inteligencia artificial.

---

## **Inteligencia Artificial, Responsabilidad y la Evolución de los Sistemas Industriales**

---

La inteligencia artificial ha adquirido importancia industrial no simplemente por sus capacidades técnicas, sino porque está integrada en sistemas sociotécnicos más amplios donde interactúan datos, algoritmos, reglas organizativas y juicio humano. Desde esta perspectiva, la IA opera como una capacidad habilitadora de propósito general cuyos efectos se extienden más allá de las ganancias de productividad a la forma en que se estructuran las decisiones, se distribuye la autoridad y se asigna la responsabilidad dentro de sistemas complejos. Su carácter sistémico ayuda a explicar por qué la IA ahora plantea cuestiones de gobernanza, legales e institucionales junto con las técnicas, particularmente a medida que se implementan modelos opacos o de “caja negra” en entornos de alto riesgo donde la rendición de cuentas y la confianza se convierten en preocupaciones centrales. [157,162] El creciente énfasis en la inteligencia artificial explicable refleja los esfuerzos por restaurar la interpretabilidad, la supervisión humana y la responsabilidad ética dentro de estos arreglos sociotécnicos.

Situar este desarrollo dentro de la trayectoria más larga del cambio industrial aclara su naturaleza estructural. La Industria 1.0 mecanizó el trabajo a través de la energía hidráulica y de vapor. La Industria 2.0 escaló la producción a través de la electricidad y las líneas de montaje. La Industria 3.0 introdujo el control digital a través de computadoras, productos electrónicos y sistemas automatizados. La Industria 4.0 integró los dominios digital y físico a través de la conectividad, los sensores, los sistemas ciberfísicos y el aprendizaje automático, lo que permitió entornos de producción capaces de monitorear y optimizar en tiempo real. Sobre esta base, la Industria 5.0 representa una reorientación cualitativa en lugar de un salto puramente tecnológico, cambiando la atención hacia la colaboración hombre-máquina, la resiliencia, la sostenibilidad y la creación de valor social.[162]

En lugar de subordinar la agencia humana a la automatización, este paradigma pone en primer plano la creatividad, el juicio y la responsabilidad humanos junto con los sistemas inteligentes.

Tal marco también distingue la transición actual de las olas anteriores de automatización. En lugar de sustituir principalmente la mano de obra, los sistemas inteligentes redistribuyen tareas, remodelan los procesos de decisión y alteran dónde se genera el valor económico dentro de las organizaciones. Los entornos de la Industria 5.0 se caracterizan por un cambio de la producción en masa a la personalización en masa, habilitada por sistemas ciberfísicos, gemelos digitales y robots colaborativos que permiten la intervención humana, el juicio contextual y la toma de decisiones adaptativa a escala. El centro de gravedad se desplaza así hacia la interpretación, la coordinación y el juicio, haciendo eco de los patrones observados durante las transformaciones industriales anteriores mientras opera a través de diferentes mecanismos técnicos.[82] Como en revoluciones anteriores, los períodos de rezago institucional y ajuste social acompañan a las ganancias de productividad, lo que subraya la importancia de la gobernanza y la adaptación organizacional.

A nivel operativo, la IA está integrada en las cadenas de valor industriales en funciones como la optimización de procesos, el mantenimiento predictivo, la supervisión de la seguridad y la planificación bajo incertidumbre. Estas aplicaciones ilustran que la IA no se limita a sectores de frontera o nativos digitales, sino que da forma a cómo operan las industrias complejas en la práctica. Una perspectiva de la Industria 5.0 subraya además que tales implementaciones son más efectivas cuando se diseñan para aumentar las capacidades humanas en lugar de reemplazarlas, combinando el análisis de datos en tiempo real con la experiencia en el dominio y el conocimiento contextual.[112] En las industrias de fabricación y basadas en procesos, esta evolución refleja la integración de la IA dentro de la Quinta Revolución Industrial, donde su papel está determinado tanto por las elecciones institucionales y las capacidades de la fuerza laboral como por el propio progreso tecnológico.

---

## La Minería en la Era de la IA

---

### IA, Ingeniería y Minería

La inteligencia artificial se ha convertido en una fuerza central en la evolución de la ingeniería contemporánea, mejorando la capacidad de diseñar, analizar y gestionar sistemas complejos con una precisión sin precedentes. En las principales ramas de la ingeniería, la IA apoya el modelado basado en datos, el control adaptativo y las técnicas de optimización que responden de manera inteligente a la incertidumbre y la escala. Los algoritmos inteligentes ahora sustentan el monitoreo de la salud estructural, el mantenimiento predictivo, la planificación de la eficiencia energética y la gestión de operaciones en tiempo real, formando una base técnica que mejora tanto la confiabilidad como la resiliencia en los sistemas de ingeniería.[111]

Estos avances se ven reforzados por herramientas como los gemelos digitales, los modelos de diseño generativo, las plataformas de simulación avanzadas y la robótica autónoma, que están reconfigurando los flujos de trabajo de ingeniería desde el diseño conceptual temprano hasta la implementación a gran escala. A través del aprendizaje continuo, el reconocimiento de patrones y la integración de diversas fuentes de datos, la IA permite un pronóstico más preciso, ciclos de iteración más rápidos y un uso más sostenible de materiales y energía. Las tareas que antes requerían un modelado manual extenso ahora se pueden realizar a través de sistemas adaptativos capaces de razonar a partir de datos y refinar progresivamente su rendimiento.

A medida que estos sistemas maduran, la ingeniería está pasando de la resolución de problemas basada en reglas a enfoques inteligentes y centrados en datos que combinan el rigor analítico con la visión computacional. Esta transición acelera la innovación al tiempo que proporciona un puente conceptual y práctico hacia el papel que la IA está comenzando a desempeñar en las industrias extractivas, una transformación ahora evidente en el sector minero, que depende en gran medida de la ingeniería geotécnica, mecánica, química y ambiental.

Muchas de las presiones que enfrenta hoy el sector minero no son nuevas, y van desde la disminución de las leyes del mineral y los depósitos más profundos hasta el aumento de los costos operativos y la intensificación del escrutinio ambiental y social. Un análisis reciente del Grupo Internacional de Estudio del Cobre muestra cómo estos desafíos de larga data se han convertido en limitaciones estructurales, lo que complica la capacidad de la industria para satisfacer la creciente demanda de minerales en medio de la volatilidad del mercado, la tensión geopolítica y las mayores expectativas de ESG.[24–27] Estas condiciones han creado fuertes incentivos para adoptar tecnologías que mejoren la eficiencia, fortalezcan la toma de decisiones y mejoren la capacidad para gestionar la incertidumbre geológica y operativa, incluidas las crecientes demandas de la gestión ambiental.

Antes de que la inteligencia artificial ingresara al sector a escala, la industria minera ya había comenzado una transición larga y desigual hacia la digitalización. Los primeros esfuerzos se centraron en revertir la disminución de la productividad y gestionar los crecientes costos operativos a través de sistemas interconectados, sensores digitales, automatización y optimización basada en

datos. A medida que maduraron las capacidades digitales, la industria experimentó con centros de operaciones remotas, robótica y sistemas integrados de control de procesos, junto con la introducción gradual de arquitecturas de Internet de las cosas (IoT) que permitieron la comunicación de máquina a máquina y la captura continua de datos.[37] Estos esfuerzos produjeron avances como el mantenimiento predictivo, la telemática para el monitoreo remoto de equipos y los primeros sistemas de control integrados que vinculan máquinas sobre y bajo tierra. También expusieron limitaciones estructurales, incluidas arquitecturas de datos fragmentadas, interfaces de ingeniería inconsistentes y capacidades de análisis que rara vez se extendían más allá del monitoreo en tiempo real. Al mismo tiempo, las empresas acumularon vastos conjuntos de datos operativos mientras usaban solo una fracción de ellos en la toma de decisiones, lo que limitaba su capacidad para optimizar el rendimiento o gestionar la variabilidad en la extracción, el transporte y el procesamiento. Estas bases digitales mejoraron la visibilidad y el control operativo, aunque no proporcionaron la inteligencia adaptativa necesaria para navegar por la complejidad geológica o los mercados cada vez más volátiles.

El reconocimiento de estas limitaciones impulsó un cambio hacia enfoques analíticos más avanzados, particularmente en áreas donde la incertidumbre, la variabilidad y la complejidad del sistema limitaban las ganancias de rendimiento. La inteligencia artificial se convirtió en un punto focal de inversión a medida que las empresas mineras exploraban métodos capaces de integrar flujos de datos heterogéneos, generar información predictiva y respaldar una toma de decisiones operativas más receptiva.[10] Este desarrollo marcó un movimiento más allá de la optimización digital incremental hacia tecnologías diseñadas para aumentar el juicio de ingeniería, mejorar la eficiencia de todo el sistema y fortalecer la capacidad del sector para operar de manera segura y sostenible en condiciones cada vez más volátiles.

A medida que se expandieron las aplicaciones de IA, se integraron progresivamente en las operaciones mineras, aprovechando los avances en el aprendizaje automático, las redes de sensores, la robótica y la computación en la nube para conectar los procesos físicos con sistemas de control adaptativos y basados en datos. Sobre la base de las bases digitales existentes, la IA permite un análisis de orden superior, una integración interfuncional y una optimización dinámica a lo largo de la cadena de valor de la minería. Las siguientes secciones examinan cómo se aplican estas capacidades en la práctica, destacando los dominios en los que la inteligencia artificial ya está reconfigurando el rendimiento operativo, la gestión de riesgos y la toma de decisiones estratégicas en el sector minero.

## Exploración

La creciente importancia estratégica de los minerales críticos ha intensificado los esfuerzos mundiales para acelerar la exploración y reducir las vulnerabilidades en las cadenas de suministro que sustentan los sistemas energéticos, las tecnologías digitales y la fabricación avanzada. Muchos países están desarrollando listas nacionales y marcos de políticas para asegurar fuentes confiables de metales clave,[28] junto con una reorientación paralela de la exploración de la industria hacia productos básicos centrales para la transición energética. Esta reorientación ha ampliado el interés tanto en terrenos geológicos convencionales como en materias primas no convencionales como arcillas, carbones y cuencas sedimentarias, ahora reevaluadas como posibles huéspedes de elementos valiosos.[174] A medida que los objetivos de exploración se diversifican y la presión para acortar los plazos de descubrimiento se intensifica, las herramientas capaces de analizar conjuntos de datos grandes y complejos se han vuelto centrales para mejorar la eficiencia, la cobertura y la precisión de la evaluación de minerales en etapas tempranas.

La inteligencia artificial está transformando las geociencias al extraer patrones sutiles de conjuntos de datos grandes y heterogéneos y al permitir enfoques de modelado híbridos que combinan principios físicos con inferencia basada en datos. Estos métodos están cada vez más integrados en los flujos de trabajo geocientíficos centrales, incluido el análisis de la física de rocas y el modelado geológico, donde la IA ayuda a identificar atributos de composición, resolver estructuras subsuperficiales complejas y fortalecer la integración de conjuntos de datos multidisciplinarios en marcos espaciales coherentes.[56,180] La expansión de los grandes datos geológicos, respaldada por los avances en las tecnologías de adquisición y la digitalización progresiva de los registros históricos, proporciona una base empírica mucho más rica para este trabajo interpretativo.

La investigación de sistemas minerales se desarrolla dentro de este panorama más amplio. La interpretación de los depósitos minerales se basa en la integración de observaciones de campo, señales geoquímicas, relaciones estructurales y atributos geofísicos para comprender los procesos de formación de minerales y desarrollar modelos de depósitos internamente consistentes. Los métodos habilitados por IA pueden revelar relaciones que no son fácilmente discernibles utilizando enfoques analíticos establecidos, aclarar interpretaciones geológicas contrapuestas e identificar patrones metalogénicos que informan las evaluaciones del potencial mineral.

Dentro de la exploración de minerales, estos avances geocientíficos se traducen en una transformación tangible. El análisis de prospectividad asistido por IA, la integración de datos y el reconocimiento de patrones permiten una interpretación más rápida de la información geológica y guían la exploración hacia objetivos más prometedores. Apoyan la evaluación de entornos de recursos

tanto tradicionales como no tradicionales, reducen la dependencia del reconocimiento amplio y especulativo y contribuyen a estrategias de exploración más selectivas y sostenibles. Al hacerlo, la inteligencia artificial se está convirtiendo en un importante motor de cambio en la búsqueda de minerales críticos, vinculando una mejor comprensión geológica con decisiones más disciplinadas en las primeras etapas del proceso de suministro.

A medida que la exploración se enfrenta cada vez más a depósitos más profundos, cuerpos mineralizados complejos y conjuntos de datos muy heterogéneos, los enfoques de modelado espacial que consolidan diversos tipos de datos se han vuelto esenciales. Los modelos de aprendizaje automático, en particular, se destacan en la fusión de datos geofísicos, geoquímicos, geológicos y de teledetección para generar mapas de prospectividad que guían la selección de objetivos. Estos modelos identifican patrones sutiles que pueden indicar la presencia de mineralización, lo que permite a los geólogos centrar sus esfuerzos en las áreas más prometedoras. Al integrar múltiples capas de información, la IA puede descubrir correlaciones que no son evidentes para los intérpretes humanos, lo que lleva a descubrimientos más eficientes y rentables.

---

## IA y Restricciones de Exploración en el Suministro de Minerales Críticos

---

La exploración de minerales se está volviendo más compleja a medida que se descubren depósitos a mayores profundidades, disminuyen las leyes del mineral y se intensifica la incertidumbre geológica. Sin embargo, los patrones de inversión no reflejan la importancia estratégica de los minerales esenciales para las tecnologías de energía limpia. Los presupuestos de exploración para minerales críticos siguen siendo más bajos y más volátiles que los de los principales productos básicos, con una financiación concentrada en actividades de etapa temprana en lugar de estudios de viabilidad o desarrollo de minas.[55] La dependencia sectorial de las empresas junior y la sensibilidad a las fluctuaciones de los precios de los productos básicos refuerzan este patrón, lo que indica un mayor riesgo percibido y una limitada madurez geológica y de mercado. Por lo tanto, la brecha entre la importancia estratégica y la inversión no solo se debe a la volatilidad del mercado, sino también a la incertidumbre estructural que rodea la confianza en los recursos, los plazos de los proyectos y el riesgo técnico, factores que influyen fuertemente en las decisiones de financiación en los sectores de minerales emergentes.

Los países dotados de minerales críticos se enfrentan a una presión creciente para convertir la riqueza de los recursos en ganancias económicas más amplias y resilientes. Sin capacidades upstream más sólidas, particularmente sistemas de exploración mejorados, y sin el desarrollo selectivo de actividades midstream y downstream donde sea económicamente viable, dichos países corren el riesgo de permanecer expuestos a la volatilidad del mercado global mientras que otros capturan una parte desproporcionada de los beneficios tecnológicos, fiscales y de empleo a lo largo de la cadena de valor. La experiencia en los mercados del cobre ilustra que la distribución del valor a lo largo de la cadena no es fija ni lineal, lo que subraya que el desafío principal radica menos en la ubicación de las actividades que en la capacidad de gestionar el riesgo, adaptarse a las condiciones del mercado y desplegar estrategias industriales coherentes. Por lo tanto, la realización de todos los beneficios de los minerales críticos depende de instituciones sólidas, coordinación estratégica y cooperación internacional que apoyen la creación de valor, la gestión ambiental y la diversificación económica a largo plazo.[7]

La inteligencia artificial ofrece un camino para abordar estas limitaciones estructurales. Las herramientas de aprendizaje automático integran e interpretan conjuntos de datos geoquímicos, geofísicos y geológicos complejos, identifican firmas de mineralización más allá de la capacidad analítica tradicional y priorizan los objetivos de perforación con mayor precisión. El resultado es un descubrimiento más rápido, menos falsos positivos y una asignación de capital más eficiente. Lo más importante es que la IA reduce la incertidumbre técnica relacionada con la caracterización del cuerpo mineralizado, los requisitos de extracción y los riesgos ambientales, lo que reduce tanto la duración del proyecto como los perfiles de riesgo generales. Dichas reducciones influyen materialmente en el costo de capital para los minerales con una estructura de costos de “back-end”, donde las tasas de rendimiento requeridas exceden las de los productos básicos convencionales en más de cuatro puntos porcentuales y donde la prima de riesgo acumulada de “back-end” podría alcanzar los 660–678 mil millones para 2035 si no se aborda.[167] *Bajo escenarios de adopción plausibles, reducir a la mitad la duración del proyecto* 330–341 mil millones de esta carga. Por lo tanto, la inteligencia artificial se convierte no solo en un instrumento de descubrimiento, sino también en un mecanismo para desbloquear la inversión y alinear las carteras de exploración con la demanda emergente de minerales críticos.

La creciente aplicación de la inteligencia artificial en la exploración de minerales representa más que un refinamiento tecnológico. Cambia la forma en que la información geológica se convierte en conocimiento económico, facilita la creación de valor más temprana y fortalece la capacidad de los países y las empresas para competir en las cadenas de suministro de energía limpia. Al mejorar el rendimiento del descubrimiento y reducir el riesgo financiero, la IA posiciona la exploración de minerales como una palanca decisiva para asegurar suministros confiables, diversificados y resilientes de los materiales que sustentan la transición energética global.

---

La exploración de minerales se trata fundamentalmente de conocimiento en lugar de solo tecnología. A medida que la evaluación geológica se basa más en el razonamiento probabilístico, las observaciones incompletas y las relaciones espaciales complejas, el desafío central radica en cómo se interpreta, restringe y traduce la incertidumbre en decisiones. La inferencia asistida por computadora remodela cómo se conceptualiza la continuidad del subsuelo, cómo se expresa la confianza y cómo la ambigüedad geológica se propaga en los marcos técnicos y económicos que gobiernan el desarrollo de recursos.

Aplicaciones recientes demuestran que el aprendizaje automático puede detectar sutiles anomalías geoquímicas, automatizar el mapeo litológico y de alteración a partir de imágenes hiperespectrales o de vehículos aéreos no tripulados y refinar los límites geológicos mediante la integración de datos petrofísicos. Las reducciones en la incertidumbre interpretativa y de continuidad son particularmente importantes en los sistemas minerales caracterizados por un muestreo escaso y una estructura espacial compleja, donde el riesgo de estimación con frecuencia limita el avance del proyecto. En tales contextos, las mejoras en la coherencia estadística y la caracterización de la incertidumbre influyen no solo en la interpretación geológica, sino también en los intervalos de confianza que informan la viabilidad económica, las condiciones de financiación y la secuenciación del desarrollo.

En el análisis de núcleos de perforación, se utilizan modelos supervisados y no supervisados para estimar variables geoquímicas faltantes, clasificar conjuntos mineralógicos e integrar conjuntos de datos de imágenes y XRF para fortalecer la identificación de minerales. El modelado de prospectividad también ha avanzado, ya que los métodos de conjunto, de máquina de vectores de soporte y de aprendizaje profundo asimilan grandes conjuntos de datos espaciales para predecir zonas de mineralización favorables incluso en áreas con información escasa o incompleta. Combinados con tecnologías de IoT y análisis de big data, estos sistemas permiten una predicción más precisa de las zonas de mineralización y una asignación más selectiva de los recursos de exploración, lo que reduce los costos y minimiza las perturbaciones innecesarias.[124]

Los estudios de prospectividad basados en redes neuronales convolucionales ilustran además cómo se operacionalizan estas capacidades en la práctica. Al integrar conjuntos de indicadores geoquímicos con controles geológicos y estructurales dentro de marcos de aprendizaje espacial unificados, los modelos de IA generan mapas de prospectividad que clasifican el terreno según la favorabilidad de formación de mineral predicha. Los enfoques basados en conjuntos, en particular, reducen la sensibilidad a las arquitecturas de modelos individuales y producen anomalías espacialmente coherentes que se alinean con la mineralización conocida al tiempo que delimitan áreas objetivo adicionales para la investigación de seguimiento (ver Figura 1).

---

### **Figura 1. Mapa de prospectividad mineral basado en IA de un conjunto de CNN.[85]**

La imagen presenta la distribución espacial de la favorabilidad de formación de mineral predicha generada a través de un modelo de prospectividad basado en inteligencia artificial. En lugar de representar leyes medidas o recursos confirmados, representa la probabilidad de mineralización derivada del modelo inferida a partir de un conjunto de arquitecturas de redes neuronales convolucionales entrenadas en patrones geológicos asociados con depósitos conocidos. Los colores más cálidos indican áreas donde las señales geoquímicas, estructurales y litológicas combinadas se asemejan más a las zonas mineralizadas, mientras que los colores más fríos denotan un potencial predicho más bajo.

En el flujo de trabajo subyacente, los conjuntos de datos de exploración heterogéneos se convierten en capas espaciales legibles por máquina y se analizan conjuntamente. Las mediciones geoquímicas se interpolan en superficies de concentración continuas, mientras que los controles estructurales y litológicos, como los sistemas de fallas, las zonas de cizalla y los dominios de alteración, se representan a través de proxies espaciales basados en la distancia y la densidad. Al aprender de las relaciones espaciales entre estos predictores y las ocurrencias documentadas, el modelo captura interacciones que son difíciles de formalizar utilizando métodos convencionales basados en reglas o puramente estadísticos, produciendo una superficie de prospectividad que refleja el comportamiento integrado de múltiples componentes del sistema mineral.

Las anomalías de alta prospectividad muestran coherencia espacial, agrupándose a lo largo de los principales corredores estructurales y cerca de los cuerpos mineralizados conocidos, lo que sugiere que el modelo ha internalizado controles geológicamente significativos en lugar de artefactos de la densidad de muestreo. El mapa también delimita zonas objetivo adicionales más allá de los depósitos establecidos, lo que indica áreas que justifican una investigación de seguimiento en terrenos menos explorados o con datos escasos.

La superficie se deriva de un conjunto de arquitecturas de aprendizaje profundo en lugar de un solo modelo, lo que reduce la sensibilidad a las especificaciones individuales y estabiliza las predicciones en regímenes de muestreo desiguales. En términos más generales, la figura ilustra cómo la inteligencia artificial permite la evaluación simultánea de múltiples señales geológicas a escala. La IA aumenta en lugar de sustituir el razonamiento geológico y la validación de campo al revelar relaciones espaciales que respaldan la priorización sistemática de objetivos y la gestión de la incertidumbre en las primeras etapas de la cadena de valor de la minería.

---

La inteligencia artificial se aplica cada vez más a los elementos centrales de la geoestadística, incluido el modelado de variogramas, un campo limitado por la no unicidad, la subjetividad de los parámetros y la necesidad de equilibrar el ajuste estadístico con el realismo geológico.[47] En lugar de buscar un único modelo de continuidad óptimo, los marcos basados en la optimización y asistidos por el aprendizaje apoyan la exploración sistemática de múltiples estructuras de variogramas y parametrizaciones admisibles, reformulando el modelado de continuidad como una prueba de hipótesis bajo incertidumbre. Esta perspectiva se alinea con las visiones emergentes de la IA como un habilitador de una toma de decisiones científicas más rigurosa en la exploración de minerales, donde la reducción de falsos positivos y la cuantificación de la incertidumbre epistémica son tan importantes como la mejora de la precisión predictiva.[51] Al reducir la dependencia del ajuste ad hoc y fortalecer la coherencia en las elecciones de modelado, estos enfoques mejoran la solidez de los supuestos de continuidad espacial y la coherencia de los flujos de trabajo de interpolación y estimación de recursos posteriores.[171] Los enfoques basados en el conocimiento, incluidos los sistemas expertos, la lógica difusa y los marcos de gráficos de conocimiento, integran aún más el razonamiento geológico en los procesos basados en datos.

Las implicaciones se extienden más allá de la eficiencia del modelado. Debido a que los variogramas y los supuestos de continuidad sustentan la estimación de recursos, la clasificación de reservas y la evaluación de inversiones, los cambios en la forma en que se infieren estas estructuras influyen directamente en cómo se cuantifica, comunica y gobierna la incertidumbre geológica. A medida que los métodos asistidos por IA se integran en los flujos de trabajo de estimación, las cuestiones de interpretabilidad, validación y responsabilidad metodológica adquieren importancia institucional, particularmente en los contextos de informes regulatorios, diligencia debida y evaluación de riesgos financieros.

La integración del aprendizaje automático con el razonamiento geoestadístico se está profundizando a medida que se pone mayor énfasis en los modelos que incorporan el conocimiento geológico directamente en su estructura interna. Los avances en la inteligencia artificial explicable para el mapeo de prospectividad mineral muestran que los conceptos de dominio como los procesos de formación de minerales, los proxies del sistema mineral y las relaciones espaciales entre los depósitos y los factores de control se pueden incorporar explícitamente en la preparación de datos, la arquitectura del modelo y las funciones de pérdida. [181] Al restringir el aprendizaje con la lógica geológica, estos enfoques mejoran la transparencia mientras mantienen el rendimiento predictivo. Apuntan a un cambio hacia sistemas de exploración en los que el razonamiento geológico y el reconocimiento de patrones algorítmicos se desarrollan conjuntamente, con marcos híbridos de aprendizaje automático geoestadístico que formalizan cada vez más el papel del juicio experto en etapas clave de la cadena de modelado.

Esta trayectoria señala una transformación más profunda en la práctica de la exploración dentro de una industria donde las decisiones tomadas durante la evaluación de la etapa temprana, particularmente aquellas que dan forma a las expectativas de ley, continuidad e incertidumbre, gobiernan no solo la viabilidad del proyecto sino también las elecciones posteriores en la planificación de la mina, la programación de la producción y el diseño del procesamiento. En lugar de representar un refinamiento adicional de las técnicas analíticas existentes, la inteligencia artificial está reconfigurando cómo se enmarca, evalúa y actúa sobre el potencial mineral en etapas donde se determina efectivamente el destino a largo plazo de los proyectos mineros.

---

## Variografía Asistida por IA e Inferencia de Continuidad Espacial

---

En la estimación de recursos minerales, el variograma gobierna los supuestos de continuidad espacial en el kriging y la simulación condicional. Sus parámetros, incluidos la pepita, el rango, la meseta y la anisotropía, generalmente se infieren de semivariogramas experimentales ruidosos y se refinan a través del juicio de expertos, lo que hace que las estimaciones sean sensibles a la selección de retardos, las tolerancias direccionales y las opciones de ajuste. Dicha sensibilidad se propaga al kriging ordinario y la simulación gaussiana secuencial, donde los modelos de continuidad mal especificados distorsionan la variabilidad, inflan el sesgo de suavizado y debilitan la caracterización de la incertidumbre en los sistemas de mineral heterogéneos. Los avances recientes en inteligencia artificial reformulan la construcción de variogramas como un problema de inferencia aprendible, lo que permite extraer estructuras de continuidad de geometrías de muestreo escasas sin dejar de ser compatibles con los flujos de trabajo clásicos de kriging y simulación.[91,175]

Los enfoques basados en redes neuronales convolucionales entrenados en conjuntos de realizaciones de simulación gaussiana secuencial demuestran que los parámetros de continuidad espacial se pueden inferir a partir de datos muestreados escasamente, ya sea prediciendo directamente los parámetros del variograma o reconstruyendo los valores del variograma experimental en retardos fijos y ajustando modelos admisibles. La separación de la detección de anisotropía de la estimación de la continuidad estabiliza la inferencia, mientras que el aumento basado en la rotación genera conjuntos de variogramas plausibles que se pueden propagar a través del kriging y la simulación para cuantificar la incertidumbre de la continuidad. Al aprender el mapeo no

lineal entre la geometría de muestreo, la dispersión de leyes y la correlación espacial, estos métodos automatizan una etapa tradicionalmente subjetiva del modelado geoestadístico sin renunciar a los fundamentos probabilísticos.[93]

La evidencia indica además que las mayores ganancias en el aprendizaje automático geoestadístico híbrido surgen de la integración de la experiencia humana en puntos críticos de la cadena de modelado en lugar de solo de arquitecturas más profundas. En los flujos de trabajo que combinan variables secundarias derivadas del aprendizaje automático con el cokriging intrínseco colocado, la intervención humana en la selección de variogramas, la limpieza de datos, el ajuste de hiperparámetros y el diseño de conjuntos mejora la precisión de la estimación. Los modelos híbridos y de conjunto guiados por humanos superan a las líneas de base automatizadas, con ganancias validadas de forma cruzada que alcanzan mejoras de dos dígitos en R2 cuando el juicio resuelve la anisotropía, elimina muestras inconsistentes y guía la ponderación del modelo. Estos hallazgos confirman que la variografía y la calidad de los datos siguen siendo los controles dominantes sobre el rendimiento de la estimación en sistemas de mineral heterogéneos.[71]

Los métodos de aprendizaje automático geoestadístico que varían localmente abordan la no estacionariedad espacial al acoplar los supuestos de continuidad local con el aumento de datos impulsado por la autocorrelación espacial. La construcción de modelos de aprendizaje a escala de vecindario y el enriquecimiento de los conjuntos de entrenamiento a través de la simulación condicional permiten que estos enfoques concilien el aprendizaje automático con la dependencia espacial que varía entre dominios. El resultado es un marco en el que la inteligencia artificial operacionaliza el kriging y la simulación al automatizar la variografía, estabilizar la inferencia de continuidad y permitir la propagación de incertidumbre reproducible.[75,103] Las técnicas de interpretabilidad aplicadas a las redes profundas espaciales permiten que las predicciones impulsadas por la continuidad sean auditadas y alineadas con el razonamiento geológico, lo que refuerza su idoneidad para la clasificación e informes de reservas de alto riesgo.

Debido a que los modelos de continuidad se propagan a las estimaciones de tonelaje, las distribuciones de leyes y las envolventes de incertidumbre, la estabilidad y la transparencia de los marcos de inferencia de variogramas influyen no solo en la precisión técnica, sino también en la credibilidad de las declaraciones de reservas, los procesos de auditoría y los regímenes de divulgación. Por lo tanto, la variografía asistida por IA se cruza con cuestiones institucionales más amplias relacionadas con la gobernanza del modelo, la transparencia y la responsabilidad en la estimación de recursos.

---

A medida que la IA se integra en las primeras etapas de la cadena de valor de la minería, la ventaja competitiva se aleja del mero acceso al terreno y se dirige hacia la capacidad de generar, integrar y actuar sobre el conocimiento. Las decisiones ya no son impulsadas únicamente por la experiencia geológica y los flujos de trabajo de modelado establecidos, sino por sistemas que fusionan esos fundamentos con la inferencia algorítmica para revelar relaciones previamente oscurecidas por la escala, la complejidad o la escasez de datos. A medida que la inferencia algorítmica media cada vez más en la construcción del conocimiento geológico, la gestión de la incertidumbre se convierte no solo en un ejercicio técnico, sino en un proceso institucional que da forma a la percepción del riesgo, las decisiones de inversión y la confianza regulatoria. Las organizaciones que dominen esta síntesis de datos, experiencia y automatización no solo acelerarán el descubrimiento, sino que también redefinirán la lógica estratégica que sustenta el desarrollo de minerales upstream.

## **Planificación y Operaciones**

Así como la interpretación asistida por IA de los datos geofísicos y geoquímicos ha agudizado la selección de objetivos minerales y el modelado geológico, la inteligencia artificial influye cada vez más en cómo se diseñan, coordinan y operan los sistemas mineros. En el diseño de etapas tempranas y la toma de decisiones operativas, las herramientas inteligentes apoyan la optimización del diseño, la selección de equipos y el análisis de escenarios, lo que permite a los ingenieros conciliar las limitaciones geológicas con los objetivos de producción al tiempo que reducen el riesgo técnico y financiero.[124] Este desarrollo se basa en una larga tradición analítica en la planificación minera, donde se han utilizado marcos de optimización matemática para maximizar el valor del proyecto, definir secuencias de extracción y coordinar la producción bajo restricciones técnicas y económicas.

En todos los sistemas de producción, la inteligencia artificial ya no se aplica únicamente como un instrumento de optimización discreto, sino que está cada vez más integrada en entornos de decisión continuos en los que se asimilan los datos operativos, se revisan las predicciones y se ajustan los planes a corto plazo en respuesta a las condiciones cambiantes. Este desarrollo refleja cambios más amplios en el análisis de sistemas mineros, donde la simulación y la optimización han convergido progresivamente para representar la dinámica operativa, la incertidumbre y los efectos de retroalimentación dentro de marcos de decisión unificados.[73] Por lo tanto, las arquitecturas de planificación contemporáneas enfatizan la adaptabilidad, la coherencia en los horizontes de planificación y la capacidad de respuesta a las perturbaciones en lugar de la adhesión a ciclos estáticos de planificación y ejecución.[68,102,133]

Esta lógica adaptativa se alinea con las visiones modernas de la planificación minera como un proceso jerárquico e interconectado, en el que las decisiones estratégicas, tácticas y operativas interactúan dinámicamente. El rendimiento operativo depende de mantener la coherencia entre las capas de decisión mientras se acomoda la variabilidad geológica, las restricciones de los equipos y el comportamiento estocástico del sistema.[64] La inteligencia artificial funciona cada vez más como una capa habilitadora dentro de esta jerarquía, acelerando la retroalimentación entre los niveles de planificación y reduciendo la brecha temporal entre la detección de perturbaciones y la respuesta correctiva.

---

Estos cambios son particularmente significativos en los contextos de planificación a corto plazo, donde la complejidad de la decisión surge de las densas relaciones de precedencia, las interacciones de recursos y los estados operativos en continua evolución.[52] Los problemas de programación a corto plazo exceden rápidamente la tratabilidad de los enfoques de planificación manual, lo que requiere modelos formales de optimización y apoyo a la decisión capaces de navegar por estructuras de restricciones combinatorias.

Sobre la base de esta arquitectura de planificación, la transformación en el frente de producción se vuelve cada vez más visible, donde la automatización y los sistemas de decisión impulsados por IA dan forma a la perforación, voladura, carga y transporte. Los equipos autónomos y semiautónomos equipados con funciones de percepción, planificación y control navegan por terrenos variables, se adaptan a las condiciones operativas cambiantes y ejecutan tareas repetitivas o peligrosas con mayor consistencia, lo que reduce la exposición humana directa a entornos de alto riesgo.[77] Al mismo tiempo, los modelos analíticos que integran información geológica y operativa fortalecen la precisión de la perforación y el diseño de voladuras, ejerciendo una fuerte influencia aguas abajo en la fragmentación, el manejo de materiales y la productividad del sistema.[49]

A medida que la perforación se vuelve más automatizada, los sistemas inteligentes transforman la forma en que se diseñan, ejecutan y monitorean los pozos. Las plataformas equipadas con sensores capturan datos de alta frecuencia sobre la respuesta mecánica, las tasas de penetración y la variabilidad operativa. Los modelos de aprendizaje automático analizan estas señales en tiempo real para detectar cambios litológicos, señalar condiciones anormales y ajustar los parámetros operativos, mejorando la estabilidad, la precisión y la consistencia durante la perforación.[98] Los flujos de datos continuos también permiten el mantenimiento predictivo al identificar el desgaste de la herramienta antes y optimizar los programas de reemplazo.[40]

La planificación y las operaciones mineras se definen por cómo se generan y estabilizan las decisiones dentro de entornos de producción complejos. A medida que los sistemas mineros se enfrentan a la variabilidad en la geología, el comportamiento de los equipos y las interacciones de los procesos, el rendimiento depende menos de la adhesión a secuencias operativas fijas y más de la reconciliación continua de las restricciones contrapuestas. La inferencia basada en datos y los mecanismos de control adaptativo alteran la forma en que se detectan las perturbaciones, cómo se priorizan las respuestas y cómo se mantiene la coherencia operativa en las capas de planificación y ejecución interconectadas.

---

## **Métodos Adaptativos y Estocásticos para la Planificación Minera a Corto Plazo**

---

La planificación y programación minera a corto plazo en complejos mineros a gran escala puede formalizarse como un problema de optimización estocástica de alta dimensión determinado por la interacción de la incertidumbre geológica, las restricciones de procesamiento y la dinámica operativa. Las decisiones sobre el enrutamiento de materiales, la asignación de destinos, las tasas de producción y la asignación de equipos deben satisfacer múltiples restricciones, a menudo contrapuestas, mientras responden a flujos continuos de información de sensores, sistemas de control de leyes y retroalimentación operativa. El espacio de decisión resultante es grande, no lineal y dependiente del tiempo, lo que dificulta la implementación de la optimización determinista clásica en tiempo real.

Una formulación alternativa enmarca este desafío como un Proceso de Decisión de Markov (MDP), en el que el estado del sistema captura atributos de mineral inciertos, disponibilidad de equipos, condiciones de acopio y capacidades de procesamiento, mientras que las acciones corresponden a la planificación, programación y decisiones de despacho a corto plazo. La evolución del sistema refleja tanto las intervenciones controladas como la incertidumbre exógena, lo que permite que la planificación se trate como un problema de decisión secuencial en lugar de un ejercicio de optimización estática. En lugar de resolver repetidamente modelos de programación determinista o entera mixta, tales formulaciones aprenden políticas de decisión adaptativas que mapean los estados del sistema observados directamente a las acciones operativas, lo que permite un ajuste rápido a medida que surge nueva información.

Una clase de métodos particularmente influyente combina la asimilación de la incertidumbre con el aprendizaje por refuerzo. Los Filtros de Kalman de Conjunto Extendido (EnKF) actualizan las representaciones probabilísticas de las leyes del mineral, las características del material y los estados del sistema a medida que llegan nuevas mediciones. Estas estimaciones de estado se

acoplan con redes neuronales entrenadas utilizando el aprendizaje por refuerzo de gradiente de política, lo que permite que las decisiones de enrutamiento y producción se adapten dinámicamente a medida que evoluciona la incertidumbre.[102] Al incorporar la incertidumbre dentro del ciclo de decisión, esta arquitectura reduce la dependencia de la reoptimización completa repetida mientras se mantiene la alineación con los objetivos de producción a más largo plazo.

El aprendizaje por refuerzo basado en simulación integra aún más la planificación de la producción con el despacho de camiones en sistemas mineros complejos. Los entornos de simulación de eventos discretos reproducen trayectorias operativas realistas, incluido el comportamiento estocástico de los equipos, los efectos de las colas y los tiempos de viaje variables. Los agentes de aprendizaje optimizan las funciones de recompensa que equilibran el rendimiento, los objetivos de calidad del mineral, la utilización de los equipos y el cumplimiento de los planes de producción. Técnicas como el aprendizaje Q profundo, las arquitecturas actor-crítico y la búsqueda de árbol de Monte Carlo derivan políticas que permanecen robustas bajo la incertidumbre operativa y mejoran a través de ciclos de entrenamiento iterativos de auto-juego.[101,133]

La principal ventaja de los enfoques basados en el aprendizaje radica en la tratabilidad y escalabilidad computacional. Las políticas de decisión se entrenan fuera de línea utilizando datos de simulación o históricos, mientras que los estados del sistema se actualizan en línea a través del filtrado y la detección. Por lo tanto, las minas pueden responder rápidamente a la nueva información sin resolver repetidamente problemas de optimización de enteros mixtos o no lineales a gran escala, lo que permite la toma de decisiones casi en tiempo real mientras se preserva la viabilidad, la estabilidad y los objetivos de producción.

La planificación minera a corto plazo se caracteriza así por arquitecturas de control de circuito cerrado estrechamente integradas que se basan en marcos de optimización y programación establecidos al tiempo que incorporan la incertidumbre, la retroalimentación operativa y el control basado en el aprendizaje.

---

La voladura representa una interfaz crítica que vincula la rotura de la roca con el movimiento de material aguas abajo, y la inteligencia artificial se aplica cada vez más para gestionar sus dimensiones ambientales, de seguridad y de productividad. Los modelos basados en datos predicen los efectos inducidos por la voladura, como la vibración, la sobrepresión y la fragmentación, con mayor precisión que los enfoques empíricos, lo que permite refinar los parámetros de diseño a través de relaciones aprendidas en lugar de heurísticas simplificadas.[50]

El movimiento y transporte de materiales representan un desafío operativo central que requiere una coordinación continua entre las flotas de equipos, las restricciones de enrutamiento y los objetivos de producción. La inteligencia artificial fortalece las decisiones de despacho, enrutamiento y programación al integrar la telemetría en tiempo real, el modelado predictivo y los marcos de optimización.[106] El aprendizaje por refuerzo, la simulación de eventos discretos y los enfoques de optimización híbridos estructuran cada vez más el modelado y el control de dichos sistemas operativos de alta dimensión.[130]

Un desarrollo clave es el acoplamiento más estrecho de la planificación de la producción y el despacho de camiones. En lugar de tratar el despacho como una capa de control reactiva, los enfoques contemporáneos lo conceptualizan como una extensión de la planificación a corto plazo, incorporando agentes de aprendizaje dentro de los entornos de simulación para estabilizar el rendimiento, gestionar los efectos de las colas y mantener los objetivos de calidad del mineral bajo incertidumbre.[62,133]

Al combinar la detección operativa con algoritmos predictivos, los sistemas inteligentes detectan ineficiencias, anticipan fallas en los equipos y ajustan dinámicamente los parámetros de producción.[54,129] Los modelos de aprendizaje automático entrenados en componentes de tiempo de ciclo revelan cuellos de botella y patrones de variabilidad que son difíciles de identificar a través de enfoques analíticos convencionales.

La expansión de los sistemas de gestión de minas habilitados para IoT amplifica aún más estas capacidades al generar grandes conjuntos de datos operativos que describen el comportamiento de la flota, la interacción de los equipos y la variabilidad de los procesos. Los métodos híbridos que integran el aprendizaje automático con las rutinas de optimización reducen los errores de estimación y fortalecen la alineación entre la utilización de los equipos y los objetivos de producción a corto plazo.[58] Estas mismas arquitecturas analíticas apoyan la optimización de la eficiencia energética, identificando regímenes operativos que minimizan el consumo de combustible al analizar las interacciones entre la carga útil, la velocidad de transporte y los factores de resistencia, y permitiendo una recalibración continua en lugar de depender de curvas de rendimiento estáticas.[156]

La inteligencia artificial está reconfigurando las operaciones mineras al incorporar inteligencia adaptativa en la planificación, ejecución y control. En lugar de reemplazar los marcos de optimización establecidos, los extiende a través de procesos de decisión conscientes de la incertidumbre, impulsados por la retroalimentación y computacionalmente escalables.[130] A medida que aumenta la variabilidad geológica y se endurecen las restricciones operativas, el rendimiento depende de la capacidad de integrar la detección, la predicción y la optimización de manera coherente en todo el sistema de producción.

## Procesamiento y Análisis

La inteligencia artificial está integrada en el análisis de minerales, reconfigurando cómo se caracterizan los minerales antes de ingresar a la cadena de procesamiento. Los modelos de aprendizaje automático entrenados en firmas hiperespectrales, multiespectrales y otras firmas derivadas de sensores extienden el análisis mineralógico establecido al mejorar la consistencia y la precisión espacial, lo que permite la identificación a nivel de píxel de conjuntos de minerales, límites de grano y patrones de alteración.[109] Las redes neuronales convolucionales aplicadas a conjuntos de datos petrográficos y geoquímicos distinguen además texturas complejas, reconocen sutiles variaciones mineralógicas y apoyan la interpretación automatizada de datos de espectroscopía Raman, XRD y de ruptura inducida por láser.

Más allá de la clasificación, la inteligencia artificial fortalece el vínculo entre la caracterización del mineral y el rendimiento aguas abajo. Los estudios de análisis de circuitos muestran que la IA puede inferir parámetros minerales clave que son difíciles de medir directamente, lo que fortalece la confiabilidad de las evaluaciones mineralógicas aguas arriba.[122] Los sensores blandos basados en IA estiman variables no medidas o muestreadas con poca frecuencia a partir de señales más fácilmente disponibles, lo que aumenta la capacidad de respuesta del análisis en etapas tempranas. Las revisiones de los sistemas de procesamiento integrados señalan que estos métodos funcionan particularmente bien cuando se manejan conjuntos de datos mineralógicos heterogéneos, ruidosos o incompletos, lo que permite el monitoreo en tiempo real de la composición del alimento, la detección temprana de impurezas y la identificación de fases indeseables en puntos donde la intervención oportuna tiene el mayor impacto operativo.

Más allá de sus funciones analíticas, la inteligencia artificial está influyendo en los impulsores fundamentales del rendimiento metalúrgico, incluida la eficiencia de la recuperación, la estabilidad del proceso, la intensidad energética y la generación de emisiones. Debido a que los circuitos de procesamiento gobiernan en última instancia la cantidad de metal que se extrae de una base de recursos determinada, los avances en la detección, la predicción y el control adaptativo se traducen directamente en cambios en la disponibilidad efectiva de recursos y la capacidad de respuesta de la producción. En este sentido, el procesamiento asistido por IA no solo refina el comportamiento operativo, sino que remodela los límites físicos y económicos de la creación de valor mineral.

La integración de estas herramientas analíticas en la preparación del mineral proporciona una base más estable para el procesamiento aguas abajo. El mapeo mineralógico mejorado por IA apoya la minería selectiva, la mezcla de minerales y la homogeneización del alimento al predecir el comportamiento del procesamiento a partir de atributos geológicos y texturales. Los algoritmos de aprendizaje que vinculan los datos espectrales o de imágenes con las respuestas de conminución y flotación permiten a las plantas anticipar las variaciones de dureza, las características de liberación y las sensibilidades de los reactivos, lo que reduce la incertidumbre asociada con los cuerpos mineralizados heterogéneos. Los análisis de todo el circuito indican que la combinación de estas predicciones con modelos de sensores blandos ayuda a estimar las propiedades del alimento y las variables del proceso que siguen siendo difíciles de medir en línea, lo que fortalece las decisiones de preparación y la consistencia operativa.[41] Los desarrollos en el diseño de plantas integradas con IA sugieren que la combinación del conocimiento del dominio con el aprendizaje basado en datos mejora la representación de las no linealidades que los modelos geometalúrgicos tradicionales no pueden capturar por completo, lo que respalda pronósticos más confiables del comportamiento de la planta en diferentes tipos de alimento. Esta capacidad es particularmente significativa en un entorno de leyes de mineral en declive y complejidad mineralógica creciente, donde el rendimiento del procesamiento, en lugar de la abundancia geológica, a menudo se convierte en la restricción vinculante para la producción de metales.

Sobre la base de estas capacidades, las aplicaciones de IA en el procesamiento de minerales se extienden a la conminución, el dimensionamiento, la concentración y el desagüe. Los sistemas de transporte ricos en sensores y las unidades de monitoreo óptico generan datos continuos sobre el tamaño y la composición de las partículas, que los modelos de aprendizaje automático analizan para estimar la calidad de la fragmentación e identificar material de gran tamaño antes de que llegue a equipos críticos. En la conminución, los marcos de control compatibles con IA utilizan estas mediciones para ajustar los parámetros operativos, estabilizar el rendimiento y reducir las pérdidas de energía innecesarias.

---

En las etapas de concentración, como la flotación por espuma, los modelos de aprendizaje profundo han demostrado ser eficaces para interpretar las imágenes de espuma en diferentes condiciones de iluminación, lo que permite una estimación confiable del tamaño de la burbuja, la estabilidad de la espuma y la ley del mineral. Estos modelos mejoran tanto el control del proceso como la predicción del rendimiento, lo que respalda una dosificación de reactivos y una regulación del flujo de aire más adaptativas. Están surgiendo técnicas comparables en la separación por gravedad y magnética, donde los sensores blandos basados en IA replican mediciones que son difíciles de obtener continuamente, lo que fortalece la visibilidad operativa sin cambios importantes en la infraestructura. El trabajo en sistemas de separación inteligentes destaca que la integración de datos visuales, fisicoquímicos

y operativos produce predicciones más sólidas del rendimiento de la separación y respalda el desarrollo de gemelos digitales para probar estrategias de control en entornos virtuales sin interrumpir la producción.

Dentro de las operaciones hidrometalúrgicas, la inteligencia artificial mejora el modelado y el control de los sistemas de lixiviación, que dependen de interacciones complejas entre la mineralogía, la química de la solución y el flujo de fluidos. Las técnicas de aprendizaje automático, incluidas las redes neuronales, las máquinas de vectores de soporte, los modelos de bosque aleatorio y los enfoques bayesianos, pueden predecir las tasas de lixiviación, identificar relaciones entre variables clave y capturar el comportamiento no lineal de los entornos de lixiviación en pilas y agitada.[146]

---

## Sistemas de Lixiviación para Cobre, Oro y Elementos de Tierras Raras Mejorados por IA

---

La inteligencia artificial desempeña un papel cada vez mayor en las operaciones hidrometalúrgicas, donde la eficiencia de la lixiviación depende de interacciones no lineales entre la mineralogía, la química de la solución, el flujo de fluidos y la cinética de la reacción. En el cobre, el oro y los elementos de tierras raras (REE), los modelos basados en datos a menudo capturan estas relaciones de manera más efectiva que los enfoques numéricos o mecanicistas convencionales, particularmente en entornos caracterizados por una alta variabilidad, condiciones materiales en evolución y mediciones incompletas. La relevancia es mayor en los sistemas de lixiviación, donde el comportamiento del proceso refleja una dinámica física y química acoplada que se resiste a la representación solo a través de formulaciones deterministas.

Debido a que el rendimiento de la lixiviación gobierna las trayectorias de recuperación, los tiempos de ciclo y la intensidad de los reactivos, las ganancias en la precisión predictiva y el control adaptativo influyen no solo en los resultados metalúrgicos, sino también en la economía del proyecto, dando forma a las estructuras de costos, la estabilidad operativa y los perfiles de riesgo. Por lo tanto, los sistemas de lixiviación asistidos por IA contribuyen tanto a la optimización de procesos como a la reducción de la incertidumbre técnica que históricamente ha complicado el rendimiento hidrometalúrgico. Al aclarar las interacciones complejas de los parámetros y reducir la dependencia de supuestos cinéticos restrictivos, dichos enfoques fortalecen la toma de decisiones bajo regímenes operativos variables.[131]

En la lixiviación en pilas de cobre, las técnicas de aprendizaje por conjuntos demuestran un sólido rendimiento en la estimación de la recuperación en condiciones operativas variables. Los marcos de bosque aleatorio entrenados en conjuntos de datos operativos y a escala piloto identifican los parámetros clave del proceso y clasifican las recuperaciones esperadas con alta precisión, ofreciendo una base más receptiva para la toma de decisiones que los métodos puramente empíricos.[74] Su valor es más evidente en entornos marcados por materiales de alimentación heterogéneos, patrones de irrigación fluctuantes y condiciones de pila en evolución, donde la detección temprana de desviaciones de rendimiento es fundamental para mantener la eficiencia de la recuperación en contextos industriales y controlados.

Para la cianuración de oro, los marcos de IA híbridos que combinan la reducción de la dimensionalidad con las arquitecturas de redes neuronales mejoran la predicción de la recuperación al aislar las variables de proceso más influyentes antes del entrenamiento del modelo.[131] El filtrado de características redundantes o débilmente informativas mejora el rendimiento de la generalización y la eficiencia computacional al tiempo que preserva la solidez predictiva en las etapas de entrenamiento, validación y prueba.

Las aplicaciones también están avanzando en los sistemas de elementos de tierras raras. Las técnicas de IA explicable predicen la recuperación mientras cuantifican la influencia relativa de las variables mineralógicas y químicas en la eficiencia de la disolución, el consumo de reactivos y el comportamiento de las impurezas.[127] Dicha interpretabilidad es especialmente significativa en los recursos secundarios y los relaves, donde la composición heterogénea del alimento, las interacciones de la sílice y la complejidad de la fase generan respuestas de extracción fuertemente no lineales. Al proporcionar explicaciones locales y globales del comportamiento del modelo, estas herramientas conectan el rendimiento predictivo con la transparencia operativa.

Los modelos basados en datos ofrecen así una representación más coherente de cómo interactúan las variables químicas, mineralógicas y operativas y por qué la recuperación cambia en condiciones cambiantes. A medida que estos métodos maduran, la inteligencia artificial fortalece el vínculo entre el monitoreo de procesos, el comportamiento del sistema y la toma de decisiones operativas, lo que respalda un rendimiento hidrometalúrgico más estable, eficiente y predecible al tiempo que mejora la resiliencia a la variabilidad del alimento y los cambios de dominio.

---

Estos métodos ayudan a estimar parámetros que son difíciles de medir directamente y apoyan ajustes más receptivos a las condiciones operativas. El trabajo sobre gemelos digitales indica que la combinación del conocimiento del proceso con la inferencia basada en datos fortalece la representación de la evolución de la pila de lixiviación y mejora las decisiones sobre el uso de riego, aireación y reactivos. Se han implementado herramientas comparables en la biolixiviación y la cianuración para detectar cambios en las firmas de los procesos y guiar las intervenciones oportunas, lo que respalda recuperaciones más estables y mejora la alineación entre las características del mineral y el rendimiento hidrometalúrgico.

La inteligencia artificial también está avanzando en las operaciones pirometalúrgicas, que siguen siendo fundamentales para la producción de hierro, acero y metales no ferrosos. La pirometalurgia comprende procesos de alta temperatura como el secado, la tostación, la fundición y el refinado, donde se producen simultáneamente múltiples reacciones, mecanismos de transferencia de calor y masa y flujos multifásicos. Tales condiciones dan lugar a sistemas fuertemente acoplados y no lineales que son difíciles de modelar y controlar a través de enfoques convencionales. Estas etapas también dominan el perfil termodinámico y de emisiones de muchas cadenas de valor de metales, lo que hace que la estabilidad y la eficiencia del proceso sean fundamentales no solo para la productividad, sino también para las vías de descarbonización.

El procesamiento de minerales se basa en la gestión de la variabilidad en lugar de solo en el rendimiento mecánico. A medida que la caracterización del mineral se vuelve más granular y el comportamiento del circuito más observable, el desafío central pasa de medir los materiales a anticipar su respuesta dentro de los sistemas dinámicos. La inteligencia artificial remodela esta dinámica al convertir las señales dispersas en un control coordinado, reduciendo la brecha entre lo que se sabe sobre un mineral y cómo se comporta en las condiciones de procesamiento. Al hacerlo, reposiciona el límite entre la incertidumbre y la recuperación, convirtiendo el rendimiento metalúrgico en una función adaptativa en lugar de una restricción fija.

A medida que maduran las arquitecturas de recopilación de datos, los hornos, convertidores y reactores ahora generan mediciones continuas sobre los perfiles de temperatura, la química de la escoria, la composición del gas y el comportamiento de la carga, lo que permite que los algoritmos de aprendizaje infieran los estados del proceso que no son directamente observables y que respalden la predicción de variables, la detección de anomalías y las tareas de optimización.[173] Los modelos de aprendizaje automático y de aprendizaje profundo se aplican al control de la temperatura del horno, el ajuste de la escoria, la predicción del punto final y la descarbonización del acero, mientras que los enfoques de aprendizaje por refuerzo son prometedores para las políticas de decisión adaptativas en entornos de fundición volátiles. Esto marca una transformación más amplia en la pirometalurgia en la que la inferencia algorítmica complementa los principios físicos para estabilizar la operación del horno, reducir el consumo de energía y minimizar las emisiones. Al incorporar la comprensión mecanicista dentro de los marcos de control basados en datos, la inteligencia artificial permite que los procesos pirometalúrgicos respondan de manera más efectiva a la variabilidad del alimento, las condiciones cambiantes del mercado y el creciente imperativo de la producción de metales descarbonizados.

A lo largo de la cadena de procesamiento, las capacidades emergentes de IA atraen operaciones unitarias que antes estaban separadas a sistemas más integrados y resilientes. Las plantas digitalizadas se basan en la fusión de sensores, modelos adaptativos y arquitecturas de control coordinadas que vinculan la molienda, la clasificación, la flotación y el desagüe dentro de un único marco receptivo. Al alinear la caracterización del mineral con el comportamiento dinámico del circuito, la inteligencia artificial permite que las condiciones de procesamiento se ajusten a los atributos específicos de cada lote de alimentación.

El resultado es una mayor recuperación de recursos, una mayor estabilidad operativa y un progreso hacia un procesamiento de minerales energéticamente eficiente y ambientalmente responsable. A escala, estos efectos influyen no solo en el rendimiento a nivel del sitio, sino también en la elasticidad y la confiabilidad del suministro de metales refinados, particularmente para los productos básicos restringidos por la complejidad mineralógica en lugar de solo la escasez de recursos. El creciente papel de la IA también subraya que amplifica en lugar de reemplazar la experiencia metalúrgica, ya que los entornos de procesamiento siguen estando definidos por incertidumbres y variables ocultas que se benefician de la interpretación informada y la supervisión humana.

## **Monitoreo en Tiempo Real**

Entre las aplicaciones más importantes de la inteligencia artificial en la minería se encuentran las que surgen en el monitoreo de la seguridad, la detección de peligros y la conciencia operativa continua. Los sistemas habilitados para IA ahora integran flujos de datos en vivo de sensores, cámaras, monitores ambientales, redes inalámbricas y unidades de control para identificar riesgos emergentes antes de que se conviertan en incidentes. Al analizar la información de múltiples fuentes de forma instantánea, los algoritmos inteligentes detectan los primeros signos de mal funcionamiento del equipo, patrones de vibración inusuales, fugas de gas, inestabilidad del suelo o desviaciones en el comportamiento de los trabajadores, lo que permite una intervención rápida y reduce la probabilidad de accidentes.[60]

Estas capacidades mejoran la confiabilidad de las operaciones críticas para la seguridad y fortalecen la continuidad en los sitios mineros. En términos más generales, reflejan un cambio de los regímenes de inspección episódicos hacia arquitecturas de aprendizaje continuo en las que la seguridad operativa se vuelve inseparable de la inferencia en tiempo real y la integridad de los datos.

Las redes de sensores habilitadas para IoT se han vuelto fundamentales para los marcos de seguridad basados en IA, lo que permite el monitoreo continuo de la temperatura, la humedad, las concentraciones de gas, el flujo de aire, la presión y la salud de los equipos, incluso en áreas subterráneas profundas con conectividad limitada.[89] Las configuraciones inalámbricas que utilizan ZigBee, Wi-Fi o LoRaWAN garantizan una transmisión de datos robusta en entornos hostiles, mientras que las unidades de procesamiento de borde filtran y comprimen la salida del sensor antes de enviarla a las plataformas en la nube para su análisis. Dichas arquitecturas permiten que los modelos de IA reconozcan anomalías vinculadas a acumulaciones de metano, deficiencias de ventilación, desgaste de equipos o inestabilidad estructural mucho antes de que se conviertan en eventos críticos.[149] Los ecosistemas de monitoreo resultantes funcionan no solo como infraestructuras de medición, sino como mecanismos adaptativos de detección de riesgos que redefinen los tiempos de respuesta, los umbrales de decisión y las estructuras de responsabilidad.

Los marcos de monitoreo impulsados por IA también mejoran la visibilidad en entornos complejos donde el polvo, el ruido, la poca luz y los espacios confinados limitan la conciencia situacional y socavan el rendimiento de los sistemas de detección heredados. Los modelos de visión por computadora identifican situaciones inseguras como la proximidad de los trabajadores a equipos pesados, la entrada a áreas restringidas o el incumplimiento de los requisitos de equipo de protección personal, riesgos que los humanos a menudo pasan por alto o detectan de manera inconsistente. Los dispositivos portátiles y los sensores ambientales amplían esta capacidad al rastrear la ubicación de los trabajadores, los indicadores fisiológicos y la exposición a condiciones peligrosas, lo que permite una gestión de la salud ocupacional más proactiva y reduce la dependencia de los informes de incidentes retrospectivos. Tales desarrollos indican una transición más amplia en la que la gestión de la seguridad depende de la detección probabilística, la inferencia del comportamiento y la fusión continua de datos en lugar de solo los controles de procedimiento.

El monitoreo en tiempo real se extiende más allá de la capacidad de detección mejorada. A medida que las arquitecturas de detección continua y los algoritmos de aprendizaje se integran en los entornos operativos, el riesgo ya no se trata como un evento aislado, sino como un patrón en evolución dentro de los sistemas interconectados. La inteligencia artificial remodela cómo se interpretan la estabilidad, la exposición y el cumplimiento al traducir las señales dispersas en evaluaciones probabilísticas del comportamiento del sistema. Por lo tanto, el monitoreo se convierte en una función anticipatoria que altera la lógica de respuesta, la responsabilidad institucional y el horizonte temporal de la intervención.

El creciente enfoque global en el riesgo de los relaves, intensificado por el desastre de Brumadinho en 2019 y reforzado por el Estándar Global de la Industria sobre la Gestión de Relaves (GISTM) de 2020, ha acelerado la adopción de la inteligencia artificial, las redes de sensores y el mapeo digital para fortalecer la gestión de las presas y mejorar la transparencia en las instalaciones de almacenamiento de relaves (TSF) (la Figura 2 proporciona contexto al ilustrar la distribución global de las instalaciones de relaves y la contribución de diferentes metales a los volúmenes totales de relaves).

---

**Figura 2. Distribución global de instalaciones de relaves y generación de relaves por producto.[20,35]**

- **Mapa:** Muestra la distribución global de 1,947 instalaciones de relaves registradas. De estas, 1,481 estaban clasificadas como activas, inactivas o en cuidado y mantenimiento inactivo a septiembre de 2024.
- **Gráfico:** Presenta los volúmenes globales de relaves por producto basados en datos de 2016. Indica que se generaron aproximadamente 8.9 mil millones de toneladas de relaves a partir de la extracción de 10 mil millones de toneladas de mineral. Aunque estos datos de volumen son anteriores al mapa, es probable que la contribución relativa de los productos individuales a la generación total de relaves se haya mantenido en general constante.

Región	Porcentaje
América Latina y el Caribe	28%
Asia Oriental y el Pacífico	26%
América del Norte	19%
África Subsahariana	19%
Europa y Asia Central	7%
Asia del Sur	1%
Oriente Medio y África del Norte	0.3%

Producto	Porcentaje
Cobre	46%
Oro	21%
Hierro	9%
Carbón	8%
Fosfato	7%
Plomo-zinc	3%
Níquel	2%
Otros	4%

## Geoestadística de Aprendizaje Profundo para la Caracterización de Relaves

Los relaves son materiales de desecho finamente molidos que se generan después del procesamiento de minerales, producidos en volúmenes que superan con creces los metales recuperados y que generalmente se almacenan en grandes embalses.[126] Su composición a menudo incluye minerales de sulfuro y reactivos de proceso residuales, lo que los vuelve geoquímicamente reactivos y propensos a la transformación física y química a largo plazo una vez depositados.[99] Cuando los relaves sulfídicos entran en contacto con el oxígeno y el agua, las reacciones de oxidación liberan acidez, hierro férrico y metales disueltos, produciendo finalmente un drenaje ácido de mina si se agota el potencial de neutralización.[69] Anticipar cómo evolucionan estas reacciones con el tiempo es un desafío porque la mineralogía, las condiciones redox y las vías hidrológicas varían en una instalación. Por lo tanto, los operadores se basan en pruebas de laboratorio, observaciones de campo y modelos de transporte reactivo para estimar la calidad del drenaje y los perfiles de riesgo a largo plazo.[123]

Las iniciativas de circularidad enmarcan cada vez más los relaves como recursos secundarios en lugar de pasivos permanentes, dados los metales residuales, las materias primas críticas y las fases minerales adecuadas para la utilización aguas abajo.[96] El modelado geoestadístico permite a los operadores cuantificar la distribución espacial de los elementos objetivo y definir los tonelajes de recursos con confianza, lo que respalda las estrategias de re-minería selectiva y los resultados de recuperación más predecibles.[44] Las rutas hidrometalúrgicas como la lixiviación a alta presión recuperan el cobre de los relaves de flotación mientras convierten los sulfuros en productos de oxidación más estables, lo que reduce la movilidad de los metales y el potencial de generación de ácido.[80] Enfoques comparables están surgiendo para la recuperación de elementos de tierras raras y otros metales críticos de los flujos de residuos, donde los modelos geoquímicos y de transporte reactivo ayudan a optimizar las condiciones de lixiviación y a predecir el comportamiento de las impurezas.

Los métodos de aprendizaje profundo-geoestadística mejoran estos flujos de trabajo al integrar datos de sensores, mediciones geoquímicas y conocimiento geológico dentro de marcos de modelado espacial unificados. Los modelos híbridos que combinan redes neuronales convolucionales con principios geoestadísticos pueden predecir la distribución de metales y la variabilidad mineralógica con mayor precisión que los enfoques de interpolación convencionales, particularmente en entornos de relaves heterogéneos donde las relaciones espaciales son complejas y no estacionarias.[30] Al aprender de los patrones espaciales en los datos de entrenamiento, estos modelos pueden identificar dominios con diferentes características geoquímicas, estimar la

incertidumbre de manera más sólida y generar realizaciones espacialmente coherentes que capturen la variabilidad a múltiples escalas. Esta capacidad es particularmente valiosa para la evaluación de recursos secundarios, donde la caracterización precisa de la heterogeneidad espacial es fundamental para la viabilidad económica y la gestión de riesgos ambientales.[31]

La integración de la IA en la caracterización de relaves también apoya una toma de decisiones más informada sobre la gestión a largo plazo. Los modelos predictivos pueden simular la evolución de la calidad del agua a lo largo del tiempo, evaluar la eficacia de diferentes estrategias de cobertura y cierre e identificar áreas con mayor riesgo de generación de drenaje ácido. Al proporcionar una comprensión más detallada del comportamiento de los relaves, la IA permite a los operadores desarrollar planes de gestión más específicos y eficaces que minimicen los impactos ambientales y maximicen el potencial de recuperación de recursos. Este enfoque se alinea con los principios de la economía circular, transformando los relaves de un problema de residuos a una oportunidad de creación de valor.

---

Los instrumentos habilitados para IoT ahora rastrean la humedad del suelo, las precipitaciones, la actividad sísmica, la evolución de la línea freática, los niveles de agua, la temperatura y el borde libre, alimentando tableros operativos que consolidan información previamente dispersa en hojas de inspección, plataformas de monitoreo e informes de ingeniería. Dentro de este ecosistema, las arquitecturas de gemelos digitales crean réplicas bidimensionales o tridimensionales continuamente actualizadas de los TSF, lo que permite a los operadores visualizar tendencias, probar escenarios de estabilidad y respaldar la toma de decisiones informada, mientras que los activadores de alarma automatizados se activan cuando los cuerpos de agua o las configuraciones de los equipos exceden los umbrales predefinidos.[70] Las técnicas de clasificación de imágenes aplicadas a las cámaras de lapso de tiempo proporcionan una capa de verificación adicional, logrando una precisión superior al 92% para la detección de agua y al 84% para la identificación de personal y equipos móviles, lo que fortalece la supervisión de la migración de estanques, las condiciones de borde libre y los movimientos operativos.

Las capacidades de monitoreo ahora se extienden más allá de las observaciones de la superficie para abarcar el comportamiento interno de las estructuras de relaves, donde la falla puede ser catastrófica. Piezómetros integrados, inclinómetros, sondas de humedad, medidores de deformación de fibra óptica, drones e InSAR satelital suministran telemetría continua a las plataformas de IA que detectan variaciones mínimas en la presión de poros, las tasas de asentamiento, las rutas de flujo o la deformación del terraplén. Los modelos de gemelos digitales integran información geotécnica, geoespacial y ambiental para simular el rendimiento de los TSF e identificar precursores de brechas como la erosión, el desbordamiento o la licuefacción. A medida que evolucionan las arquitecturas de monitoreo, las instalaciones de relaves se asemejan a infraestructuras de inteligencia intensiva cuyas evaluaciones de estabilidad dependen del rendimiento del modelo, la interpretación de anomalías y la gestión de la incertidumbre en lugar de solo los parámetros de diseño estáticos.

Al consolidar conjuntos de datos históricamente fragmentados, incluidos los registros de sensores, las notas de inspección, las imágenes de drones, los registros de precipitaciones y sísmicos, y los modelos geotécnicos, los agentes de IA construyen líneas de base coherentes del comportamiento de las instalaciones e identifican desviaciones que pueden corresponder a tuberías, hundimientos, movimientos de taludes o carga hidráulica excesiva. Este enfoque mitiga los puntos ciegos de larga data asociados con las inspecciones intermitentes y el procesamiento manual de datos retrasado, lo que mejora los tiempos de respuesta y fortalece las capacidades de alerta temprana en carteras enteras de TSF.[72] De manera crucial, también altera la forma en que se define y comunica el riesgo, cambiando el énfasis de los excesos de umbral a los patrones de desviación probabilísticos y los precursores de fallas en evolución dinámica.

Paralelamente, el análisis predictivo mejora la gestión del rendimiento de los TSF al acoplar las especificaciones de diseño históricas, los registros de mantenimiento y deposición, los insumos hidrológicos y las observaciones sísmicas con los datos de los sensores de transmisión. Los modelos de aprendizaje automático simulan las respuestas de las presas a condiciones climáticas extremas o cambios operativos, pronostican niveles de agua inseguros o concentraciones de estrés e identifican posibles fallas de equipos al analizar firmas anómalas de flujo, temperatura o consumo de energía. Los marcos de gemelos digitales implementan técnicas de pronóstico de series de tiempo, incluidas ARIMA y LSTM, para estimar las posiciones futuras de la línea freática, las tasas de filtración, el borde libre, el desplazamiento o la carga del viento durante períodos de varios meses. [125] Los clasificadores de bosque aleatorio entrenados en registros de fallas históricas evalúan qué combinaciones de estos parámetros tienen más probabilidades de corresponder a escenarios de desbordamiento, erosión o licuefacción, lo que permite una detección de brechas más temprana y confiable. Estas capacidades reposicionan la gestión de relaves de una actividad de cumplimiento reactiva a un sistema prospectivo de gobernanza de riesgos impulsado por la inferencia.

Los avances en la ingeniería asistida por IA se extienden a la caracterización y optimización de los materiales de relaves. Los modelos inteligentes ayudan a predecir el comportamiento del material, clasificar los flujos de residuos y diseñar relleno de pasta cementada (CPB) y otros materiales de construcción derivados de relaves. Los marcos de optimización multiobjetivo reducen la necesidad de extensas pruebas de laboratorio al identificar combinaciones adecuadas de relaves, aglutinantes y subproductos

industriales como escorias o cenizas volantes, lo que facilita una producción de materiales más rentable y sostenible. Estas herramientas analíticas también se aplican al reprocesamiento de relaves, donde el análisis geoespacial asistido por IA y la teledetección ayudan a localizar zonas con contenido mineral recuperable y a evaluar la viabilidad de la extracción secundaria, lo que refuerza las estrategias de economía circular. En este contexto, los flujos de residuos evolucionan de desafíos de almacenamiento pasivo a sistemas de recursos dinámicos cuyo potencial económico depende de la detección, el modelado y la inteligencia de decisión.

La inteligencia artificial también está reconfigurando la recuperación posterior al cierre, donde los operadores deben demostrar que el terreno minado está progresando hacia un estado estable y ecológicamente funcional. Las plataformas de vehículos aéreos no tripulados equipadas con sensores multiespectrales, hiperespectrales y LiDAR recopilan datos de terreno, vegetación y ambientales de alta resolución que alimentan modelos de IA capaces de clasificar la cobertura del suelo, evaluar los patrones de erosión y rastrear el éxito de la revegetación a lo largo del tiempo.[60,148] Los marcos de vigilancia digital apoyan la planificación del cierre al integrar variables geotécnicas, hidrológicas y ecológicas para detectar peligros persistentes y evaluar si las intervenciones de rehabilitación funcionan según lo previsto. Los enfoques emergentes que combinan el monitoreo de vehículos aéreos no tripulados con la visualización de realidad mixta permiten a los planificadores y las comunidades evaluar los posibles usos de la tierra y comunicar los resultados del cierre de manera más transparente. Tales desarrollos refuerzan la noción de que el rendimiento del cierre se convierte en un proceso dependiente de la información determinado por la continuidad del monitoreo, la interpretación del modelo y la retroalimentación del sistema a largo plazo.

De cara al futuro, a medida que se fortalecen las expectativas regulatorias y se vuelven más estrictas las obligaciones ambientales, de seguridad y de cierre, las plataformas de IA están surgiendo como una capa organizadora en las operaciones mineras. Estas plataformas automatizan la documentación, verifican el cumplimiento continuamente y proporcionan tableros en vivo que brindan a los ingenieros, operadores y reguladores una visión compartida de los riesgos, los indicadores de rendimiento y las condiciones cambiantes del sitio. Al consolidar las fuentes de sensores, las observaciones satelitales, los diagnósticos de equipos y los registros de inspección en pistas de auditoría unificadas, agilizan los informes, resaltan las desviaciones antes de que se intensifiquen y respaldan intervenciones más rápidas y basadas en evidencia. Al hacerlo, la inteligencia artificial refuerza la protección de los trabajadores, fortalece la gestión de presas e infraestructura y apoya estrategias de ciclo de vida más transparentes, proactivas y sostenibles, desde la extracción hasta el uso de la tierra posterior al cierre. Más fundamentalmente, esta evolución señala una transición en la que los pasivos ambientales, los sistemas de residuos y los recursos secundarios se gobiernan a través de arquitecturas de inteligencia que median en cómo se definen el riesgo, la estabilidad y el valor.

## Reciclaje

A pesar de su reconocida contribución a la eficiencia de los recursos y la reducción de emisiones, el reciclaje de metales sigue limitado por barreras sistémicas que se extienden mucho más allá de los desafíos tecnológicos. Las tasas de recolección de productos al final de su vida útil varían ampliamente entre sectores, y muchos bienes que contienen metales se desechan en los flujos de residuos municipales, se exportan sin una recuperación adecuada o se acumulan en acopios informales, interrumpiendo el flujo de materiales secundarios hacia los canales formales de reciclaje.[140] Incluso donde los sistemas de recolección funcionan eficazmente, la complejidad técnica de los productos modernos plantea barreras significativas para la separación y el preprocesamiento, ya que a menudo contienen docenas de elementos, muchos de ellos utilizados en cantidades mínimas y estrechamente entremezclados en ensamblajes complejos.

*En el caso del cobre, la dispersión en productos electrónicos y vehículos y la presencia de impurezas traza reducen la calidad del material recuperado y requieren una identificación y clasificación más sofisticadas antes de la refundición.[108] Estas limitaciones impiden que los sistemas de reciclaje globales se acerquen a los circuitos cerrados de materiales previstos en las estrategias de economía circular, con ineficiencias que surgen en cada etapa, desde el diseño y la recolección del producto hasta la clasificación y la separación final.*

Los incentivos económicos amplifican estas limitaciones: los metales de alto valor con mercados establecidos tienden a recuperarse a tasas razonables, mientras que los que se utilizan en pequeñas cantidades o que requieren un desmantelamiento intensivo en mano de obra a menudo se pierden después de un solo ciclo de vida. La volatilidad de los precios, la calidad incierta de la chatarra y la transparencia limitada desalientan la inversión en infraestructura de recuperación para materiales de menor valor o complejos. En muchos casos, los costos de separación y purificación superan los rendimientos esperados, lo que refuerza una jerarquía en la que solo un subconjunto de metales logra una circularidad viable. Este desequilibrio en las señales de valor da forma a los resultados del reciclaje tanto como la tecnología.

Estos desafíos son particularmente agudos para los metales y elementos clasificados con mayor frecuencia como críticos en las estrategias políticas e industriales, dado su papel esencial en las tecnologías de bajas emisiones de carbono, sus concentraciones

típicamente bajas en los productos de uso final, sus largos tiempos de vida útil y sus aplicaciones muy fragmentadas. Para muchos de estos materiales, el reciclaje sigue estando estructuralmente limitado por la lenta rotación de las existencias en uso y los volúmenes restringidos que llegan al final de su vida útil, lo que reduce la disponibilidad de suministro secundario incluso donde existen tecnologías de reciclaje. Como resultado, la producción secundaria para la mayoría de dichos elementos sigue siendo modesta, y el reciclaje contribuye solo marginalmente a satisfacer la demanda actual (para contextualizar, la Figura 3 proporciona una descripción general de las tasas de reciclaje de los metales, incluidas las tasas de reciclaje al final de la vida útil y las tasas de entrada de reciclaje). Este rezago temporal y estructural significa que, si bien el reciclaje es indispensable para la sostenibilidad a largo plazo, no puede compensar los riesgos de suministro a corto plazo ni sustituir la producción primaria.

**Figura 3. Tasas de reciclaje al final de la vida útil y tasas de entrada de reciclaje para metales seleccionados.[1,2,24,26]**

*Nota: Las visualizaciones presentan la distribución de las tasas de reciclaje entre los elementos por rango de valor para aquellos con estimaciones disponibles. Aunque los datos subyacentes reflejan una evaluación anterior y pueden diferir de los valores más recientes, las tasas de reciclaje suelen evolucionar lentamente, lo que hace que estas imágenes sean una referencia útil para comparar el rendimiento del reciclaje entre los elementos.*

Tasa de Reciclaje	Metales
>50%	Cobalto, Cobre, Oro, Níquel, Plomo, Plata, Acero, Estaño, Zinc
25-50%	Aluminio, Cromo, Magnesio, Manganeso, Platino, Rodio, Titanio
10-25%	Antimonio, Bismuto, Cadmio, Molibdeno, Paladio, Rutenio
1-10%	Arsénico, Bario, Berilio, Galio, Germanio, Indio, Litio, Mercurio, Renio, Selenio, Tantalio, Telurio, Vanadio
%	Elementos de tierras raras, Escandio, Estroncio, Hafnio, Niobio, Talio, Torio, Zirconio

La inteligencia artificial ha comenzado a abordar varios cuellos de botella que restringen el rendimiento del reciclaje al mejorar la forma en que se monitorean, clasifican y enrutan los residuos a través de la cadena de recuperación. Las plataformas de residuos inteligentes integran sensores de bajo costo, dispositivos de IoT y sistemas de cámaras para clasificar materiales, rastrear los niveles de llenado de los contenedores y optimizar los horarios de recolección, lo que reduce las rutas ineficientes y evita los desbordamientos de los contenedores.

Los modelos de aprendizaje automático entrenados en datos de imágenes, acústicos y volumétricos distinguen las categorías de residuos comunes en flujos mixtos y detectan la contaminación o la eliminación inadecuada que de otro modo degradaría el valor del producto aguas abajo. Las tecnologías de clasificación automatizada se combinan cada vez más con estas herramientas de monitoreo para clasificar los flujos de residuos heterogéneos de manera más consistente y reducir la dependencia de la intervención manual. La IA también mejora el rendimiento a nivel del sistema al pronosticar los patrones de generación de residuos, optimizar el enrutamiento de los vehículos de recolección y respaldar la planificación adaptativa en redes de reciclaje completas.[138] Aunque inicialmente se desarrollaron para sistemas generales de gestión de residuos, las técnicas subyacentes como la detección multimodal, el modelado predictivo y la clasificación automatizada proporcionan una base técnica para los requisitos más estrictos del reciclaje de metales, donde la precisión de la composición y el control de los elementos traza son fundamentales para la calidad de la recuperación.

La tensión central en el reciclaje de metales no radica en la viabilidad técnica, sino en las limitaciones temporales y materiales. El suministro secundario surge de existencias de larga vida, arquitecturas de productos complejas y flujos de residuos geográficamente dispersos, todos los cuales evolucionan más lentamente que la demanda. La inteligencia artificial opera a nivel de la coordinación del sistema en lugar de la abundancia de material, mejorando la visibilidad, el enrutamiento y la precisión de la composición dentro de flujos inherentemente limitados. En este contexto, el reciclaje se convierte en una cuestión de gestionar la escasez bajo límites estructurales, donde la optimización mejora la resiliencia pero no elimina la dependencia de la extracción primaria.

Las implicaciones prácticas de estas capacidades se hacen evidentes en los sistemas que manejan flujos complejos de chatarra metálica, donde la heterogeneidad del material y las especificaciones de la aleación requieren herramientas de IA capaces de identificar composiciones, detectar impurezas y pronosticar el comportamiento del procesamiento con gran granularidad. Los modelos de aprendizaje automático apoyan la identificación de aleaciones, la detección de impurezas y la clasificación de fracciones metálicas mixtas al aprender las relaciones entre la composición química, las características microestructurales y el comportamiento de procesamiento esperado.[135]

La Ingeniería de Materiales Computacional Integrada y los enfoques de gemelos digitales complementan estos desarrollos al simular rutas de reciclaje, evaluar cómo las diferentes mezclas de chatarra influyen en las propiedades del producto y optimizar los parámetros del proceso para reducir los defectos y el consumo de energía. Estas herramientas permiten a las instalaciones alinear las decisiones de clasificación, mezcla y refundición más estrechamente con la disponibilidad de material y las especificaciones finales de la aleación, lo que reduce la incertidumbre de la composición que actualmente limita la calidad del metal secundario.

El análisis espectral habilitado por IA fortalece aún más el reconocimiento de aleaciones en los flujos de chatarra. Los experimentos que utilizan espectroscopía de emisión óptica muestran que los clasificadores de aprendizaje automático pueden ofrecer una identificación más consistente y, en algunos casos, más precisa de los aceros para herramientas y de alta velocidad, particularmente en condiciones de alto rendimiento, lo que permite un reconocimiento de aleaciones rápido y confiable a partir de espectros inducidos por arco.[34] El trabajo relacionado que combina imágenes multiespectrales con técnicas de aprendizaje automático distingue entre metales como el aluminio, el cobre, el latón, el hierro y el acero inoxidable, lo que demuestra el potencial de los enfoques basados en imágenes para reducir las demandas de clasificación manual y mejorar la consistencia de la evaluación de la chatarra. Estos avances abordan dos desafíos de larga data en el reciclaje de metales: la confiabilidad limitada de los datos de composición en los flujos de chatarra entrantes y la necesidad de detectar impurezas que comprometen la procesabilidad aguas abajo.

Las aplicaciones de IA también se están expandiendo a productos más complejos al final de su vida útil, como las placas de circuito impreso (PCB) de desecho y la chatarra electrónica mixta, donde la diversidad de metales, intermetálicos y recubrimientos dificulta particularmente la separación convencional. Los modelos de aprendizaje profundo entrenados en datos espectrales, visuales y elementales combinados apoyan la clasificación de fragmentos de PCB, la detección de componentes que contienen metales preciosos y la predicción de estrategias óptimas de liberación y desmantelamiento.[119] El trabajo relacionado sobre la recuperación de cobre de las placas de circuito impreso muestra que los modelos de aprendizaje automático, incluidas las redes neuronales artificiales y los algoritmos de refuerzo, optimizan las condiciones de lixiviación y mejoran la eficiencia de la recuperación de metales dentro de los marcos de cero residuos.[158] Estos hallazgos indican que la IA contribuye no solo a la identificación y el desmontaje de fracciones complejas de desechos electrónicos, sino también a la optimización integrada de procesos aguas abajo, particularmente donde la heterogeneidad del material y la variabilidad del proceso limitan el rendimiento de la recuperación.

La expansión de la inteligencia artificial en el reciclaje de metales se ve mejor dentro de un contexto estructural más amplio. La demanda mundial de metales críticos para la electrificación, la expansión de la infraestructura y la digitalización continúa aumentando en todas las vías de transición plausibles, y gran parte de este crecimiento ya está integrado en las existencias de capital de larga vida y los sistemas energéticos. El reciclaje desempeña un papel central en la reducción de emisiones, la reducción de la intensidad de los materiales y la mejora de la resiliencia del sistema, pero la evidencia indica que su contribución está limitada a corto plazo por factores estructurales en lugar de solo por la capacidad tecnológica.[46,97] Las largas vidas útiles de los productos, las existencias inactivas, las pérdidas de recolección y la capacidad de reciclaje regional desigual limitan colectivamente la velocidad y la escala a las que los materiales secundarios pueden reingresar a la economía. En este contexto, la IA funciona como un optimizador de sistemas, mejorando la eficiencia y la precisión dentro de los límites de la disponibilidad de material y la dinámica de la recolección.

Por lo tanto, el reciclaje representa un componente necesario pero insuficiente de una transición creíble en el suministro de metales, integrado en un sistema en el que la producción primaria, el suministro secundario, el crecimiento de la demanda y la eficiencia de los recursos interactúan durante períodos de tiempo prolongados. Si bien su contribución a la reducción de emisiones, la eficiencia de los materiales y la resiliencia del sistema es sustancial, satisfacer la demanda creciente y estructuralmente integrada requiere un desarrollo coordinado en toda la cadena de suministro. Las vías de transición efectivas dependen de políticas que integren el reciclaje y la producción primaria dentro de un marco coherente en lugar de posicionar los materiales secundarios como sustitutos del suministro extraído. La inteligencia artificial refuerza esta complementariedad al mejorar el rendimiento, la previsibilidad y la escalabilidad de los sistemas de reciclaje, pero su valor total se realiza solo cuando el suministro secundario evoluciona junto con una inversión sostenida en una producción primaria responsable y mercados de materiales transparentes y que funcionen bien.

## **Gestión de Recursos Humanos**

La Gestión de Recursos Humanos (GRH), que se ocupa de la organización y la gobernanza de los recursos humanos, es inherentemente intersectorial. El rendimiento de la organización no depende solo del capital, la tecnología o los activos físicos, sino de la eficacia con que se recluta, desarrolla, despliega y retiene a las personas en respuesta a los objetivos estratégicos y las condiciones externas. Dentro de este contexto, las prácticas de RR. HH. funcionan como una interfaz crítica entre la estrategia

organizacional, las capacidades de la fuerza laboral y los entornos operativos, dando forma a la productividad, la seguridad, la adaptabilidad y el rendimiento a largo plazo.[88,151,152] Como el principal medio a través del cual se genera la innovación, se mantienen las relaciones y la estrategia se traduce en resultados, las personas constituyen el alma de la organización, lo que hace que las implicaciones de la inteligencia artificial dentro de los RR. HH. sean analíticamente significativas.

A medida que las organizaciones operan en entornos más complejos, distribuidos e intensivos en datos, los límites de las prácticas de RR. HH. basadas en la intuición se vuelven más visibles. La gestión de la dinámica de la fuerza laboral a escala, la anticipación de los requisitos de habilidades en evolución y la identificación de señales tempranas de riesgo, falta de compromiso o brechas de capacidad a menudo exceden la capacidad de los enfoques de toma de decisiones convencionales. Al mismo tiempo, las organizaciones generan volúmenes de datos sin precedentes sobre reclutamiento, rendimiento, aprendizaje, movilidad y deserción, creando las condiciones para un cambio estructural en la forma en que se analiza, gobierna y despliega el capital humano.

Este contexto rico en datos ha acelerado la transformación digital de las funciones de RR. HH. Las actividades que históricamente eran administrativas y reactivas se están volviendo más analíticas y prospectivas. Las decisiones sobre la fuerza laboral se basan en un análisis sistemático en lugar de solo en la experiencia, lo que refleja la necesidad de coherencia, transparencia y capacidad predictiva en entornos operativos complejos.

**Figura 4. Impacto relativo percibido de la inteligencia artificial en las funciones de RR. HH.[38]**

Función de RR. HH.	Impacto Percibido (%)
Diversidad e inclusión	51
Relaciones con los empleados	37
Gestión del talento	35
Gestión del rendimiento	17
Aprendizaje y desarrollo	16
Adquisición de talento	10
Análisis de personas	9

La inteligencia artificial ha surgido como un habilitador central de este cambio en la práctica de RR. HH. En lugar de reemplazar el juicio humano, las herramientas basadas en IA lo apoyan y lo extienden al identificar patrones, anticipar riesgos y modelar resultados organizacionales que son difíciles de detectar a través de métodos analíticos convencionales. La evidencia de cómo se perciben estas capacidades dentro de la profesión de RR. HH. se ilustra en la Figura 4, que se basa en una encuesta intersectorial de líderes de RR. HH. en América del Norte y destaca los dominios de RR. HH. que se consideran más propensos a verse afectados por la inteligencia artificial.

Las actividades de RR. HH. generan datos con un fuerte potencial predictivo, incluidos los registros de reclutamiento, las métricas de rendimiento, los historiales de capacitación, las trayectorias profesionales y los indicadores de deserción. Estos conjuntos de datos han permitido la aplicación de técnicas de aprendizaje automático a funciones de RR. HH. como la identificación de talentos, el mapeo de habilidades, la predicción de la rotación y la planificación de la fuerza laboral,[145] utilizando métodos que van desde modelos de regresión hasta árboles de decisión y redes neuronales. Los enfoques basados en árboles de decisión, en particular los bosques aleatorios, han ganado prominencia debido a su adaptabilidad y capacidad para manejar información multifactorial en entornos operativamente complejos.[42]

La importancia estratégica de la IA en los RR. HH. radica menos en la automatización que en la previsión y el aumento. Muchas organizaciones introducen por primera vez la IA a través de casos de uso como la selección, la preselección y la estandarización de las decisiones de reclutamiento en etapas tempranas. Sin embargo, estos sistemas hacen más que aplicar criterios de eficiencia. Formalizan interpretaciones particulares de la equidad, a menudo privilegiando la coherencia procesal sobre el juicio contextual, aunque la equidad en el reclutamiento mediado por IA sigue siendo plural y controvertida.[141,165] Cuando la equidad se traduce en puntajes, clasificaciones y umbrales, el espacio para el desafío y el ajuste contextual se reduce. El riesgo no es necesariamente una discriminación abierta, sino una contracción gradual de las carteras de talentos si las trayectorias profesionales no estándar o el conocimiento situacional no se reconocen suficientemente.

Las revisiones sistemáticas confirman que el análisis predictivo y las aplicaciones de apoyo a la decisión representan los usos más maduros e impactantes de la IA en los RR. HH., particularmente en el reclutamiento, la alineación de la capacitación y la gestión de la rotación, al tiempo que destacan los persistentes desafíos éticos y de gobernanza.[32,145] Las ganancias duraderas surgen cuando la IA aumenta en lugar de reemplazar el juicio humano. Los asistentes de autoservicio y la prestación de servicios de RR. HH. habilitada por IA reducen la fricción en la incorporación, la interpretación de políticas y el apoyo administrativo, liberando la capacidad de RR. HH. para la planificación de la fuerza laboral, la estrategia de habilidades y el desarrollo del liderazgo.[143,150] Ejemplos de alto perfil, como el agente de IA de IBM "AskHR", ilustran cómo la automatización puede acelerar los flujos de trabajo internos y reducir las tasas de error cuando se integra en estructuras de gobernanza claras, reformulando la automatización como tiempo recuperado para el coaching y decisiones gerenciales de mayor calidad en lugar de como un fin en sí mismo.[53]

A pesar de la creciente visibilidad, la implementación de la IA en los RR. HH. sigue siendo desigual. La adopción continúa concentrándose desproporcionadamente en el reclutamiento y la selección, mientras que dominios como la capacitación, la compensación, el desarrollo profesional y el diseño de la fuerza laboral reciben comparativamente menos atención.[134] Esta concentración refleja tanto la relativa facilidad de automatizar las decisiones de punto de entrada como la cautela organizacional al integrar la IA en todo el ciclo de vida del empleado.

La introducción de la IA en los procesos de RR. HH. también puede generar inseguridad relacionada con la tecnología entre los empleados, lo que podría debilitar las percepciones de estabilidad, compromiso y control si no se gestiona con cuidado.[105] Las decisiones impulsadas por IA están sujetas a una penalización persistente de la máquina, por lo que los errores atribuidos a los algoritmos se juzgan con más dureza que los errores humanos comparables, lo que genera una mayor inquietud moral y mayores demandas de responsabilidad.[45] En contextos donde los sistemas inteligentes influyen en la contratación, la evaluación del rendimiento o la progresión profesional, la legitimidad depende de preservar la contestabilidad, mantener la transparencia sobre el uso de los datos y mantener visibles múltiples definiciones operativas de equidad.

Más allá de las aplicaciones individuales, la IA altera la forma en que las organizaciones conceptualizan el trabajo y las carreras. A medida que las habilidades funcionan como la moneda operativa del trabajo, el desafío de RR. HH. pasa de llenar roles fijos a reajustar las capacidades a las tareas y tecnologías en evolución. Los mercados de talentos habilitados por IA y los sistemas de movilidad interna pueden sacar a la luz habilidades adyacentes, revelar vías de progresión no obvias y reducir la dependencia de contrataciones externas escasas. Sin embargo, estos sistemas se interpretan positivamente solo cuando son visibles vías de desarrollo creíbles y compromisos de recapitación. Donde el rediseño del trabajo es débil, corren el riesgo de ser percibidos como instrumentos de racionalización en lugar de desarrollo de capacidades.[22,115]

---

La educación y el desarrollo de capacidades emergen, por lo tanto, como palancas centrales para integrar la IA de manera efectiva en los sistemas de RR. HH. La integración exitosa requiere una comprensión a nivel de sistemas que conecte el análisis de datos, el comportamiento organizacional, el razonamiento ético y la toma de decisiones humanas.

La gestión de recursos humanos no se trata principalmente de automatizar rutinas, sino de redefinir cómo se interpreta la capacidad organizacional bajo incertidumbre. A medida que los sistemas de la fuerza laboral se vuelven más profundamente mediados por datos, la pregunta central pasa de acelerar las decisiones a gobernar cómo interactúan el juicio humano y la inferencia algorítmica. La inteligencia artificial formaliza definiciones específicas de mérito al tiempo que amplía la capacidad de anticipar las brechas de habilidades y las transiciones de la fuerza laboral. De este modo, da forma a cómo se estructuran las oportunidades y las vías de desarrollo dentro de las organizaciones. El desafío estratégico radica en alinear la visión predictiva con la supervisión ética y la confianza organizacional.

Estas consideraciones se vuelven particularmente importantes en sectores caracterizados por un alto riesgo operativo y una fuerte interdependencia entre el juicio humano y los sistemas técnicos. La minería ejemplifica esta combinación. A pesar de la aceleración de la automatización, la industria sigue estando fundamentalmente centrada en las personas, dependiendo de operadores, ingenieros, geólogos y supervisores calificados para gestionar procesos críticos para la seguridad, interpretar información geológica compleja y responder a la incertidumbre operativa. Al mismo tiempo, la minería enfrenta restricciones persistentes, y en muchas regiones cada vez más intensas, en la disponibilidad de capital humano, impulsadas por el cambio demográfico, los mercados laborales regionales desiguales, la competencia por habilidades técnicas especializadas y la rápida evolución de las competencias vinculadas a la digitalización y la automatización.[66] Estas dinámicas se traducen en una demanda sostenida de roles técnicos centrales, una presión creciente sobre los sistemas de capacitación y reentrenamiento y la necesidad de una inversión continua en capital humano para mantener la continuidad operativa en condiciones de incertidumbre económica y tecnológica.[95]

La evidencia de las encuestas indica que la minería se percibe como significativamente menos atractiva para los trabajadores jóvenes que sectores como la atención médica, la alta tecnología o los servicios financieros, lo que refleja preocupaciones

relacionadas con las condiciones de trabajo, las trayectorias profesionales, la flexibilidad y la percepción social (ver Figura 5).

**Figura 5. Atractivo del sector entre los trabajadores jóvenes de 15 a 30 años, según la disposición declarada a considerar un empleo en 2020.[23]**

Sector	Definitivamente no	Probablemente no	Podría considerar	Probablemente sí	Definitivamente sí
Minería	42%	28%	19%	7%	4%
Petróleo y gas	38%	29%	20%	8%	5%
Construcción	29%	28%	26%	11%	6%
Manufactura	18%	32%	31%	14%	5%
Transporte y logística	18%	30%	33%	14%	5%
Servicios financieros	15%	22%	34%	18%	11%
Artes y cultura	15%	21%	29%	21%	14%
Alta tecnología	13%	21%	31%	22%	13%
Atención médica	12%	21%	31%	20%	16%

*Nota: Las pequeñas diferencias en comparación con los datos de origen se deben al redondeo.*

El análisis de las tendencias de la fuerza laboral destaca la disminución de la matrícula en disciplinas relacionadas con la minería, el aumento de las tasas de vacantes para roles especializados y la creciente dificultad para competir por el talento digital y analítico en los mercados laborales intersectoriales. Estas presiones elevan la GRH de una función operativa a una palanca central que da forma a la resiliencia organizacional y la viabilidad a largo plazo.

En este entorno, la IA se extiende más allá de las funciones administrativas de RR. HH. para influir en cómo interactúan los sistemas humanos y técnicos dentro de las operaciones mineras. Los sistemas de RR. HH. habilitados por IA apoyan la anticipación de las transiciones de la fuerza laboral, la identificación de las brechas de habilidades emergentes y el diseño de vías de capacitación, reentrenamiento y sucesión específicas que conectan la experiencia minera establecida con los roles intensivos en datos en la automatización, la robótica y las operaciones digitales.[79,110] Estos sistemas también permiten una visión más granular del riesgo de fatiga, la movilidad de la fuerza laboral, el compromiso y el bienestar, desafíos que son particularmente agudos en contextos de trabajo remotos, rotativos y basados en campamentos.[132] Cuando se integran en estrategias de personal coherentes, dichas herramientas respaldan trayectorias profesionales más claras y trayectorias de desarrollo más adaptativas.

La evidencia en todos los sectores sugiere que la adopción de la IA con frecuencia supera el desarrollo de estrategias coherentes para la fuerza laboral. Las evaluaciones de la industria indican un fuerte interés en las herramientas digitales, pero también revelan brechas persistentes en la estrategia formal, la gobernanza y el desarrollo de capacidades de la fuerza laboral, particularmente en roles operativos y de campo.[59]

En la minería, la madurez digital a menudo sigue siendo desigual, con focos de progreso en lugar de una integración en toda la empresa. El análisis del mercado laboral más amplio también sugiere que las recientes desaceleraciones del empleo no pueden atribuirse principalmente a la adopción de la IA, y que la disrupción tecnológica está mediada por las condiciones macroeconómicas y la adaptación de las habilidades en lugar de los efectos de desplazamiento inmediato.[136] Esto refuerza una implicación central para las organizaciones mineras: el impacto en el empleo de la IA depende menos de la tecnología en sí que de la inversión estructurada en la recapitación, la movilidad interna y la gestión deliberada del cambio. Donde la estrategia de la fuerza laboral evoluciona en paralelo con la implementación digital, es más probable que la IA aumente los roles y amplíe las vías de capacidad que socave la estabilidad del empleo.

La minería también intensifica las demandas de gobernanza que rodean a los RR. HH. habilitados por IA. Los datos de la fuerza laboral a menudo se generan en condiciones de privacidad restringida y una mayor asimetría de poder. Cuando la IA se utiliza para evaluar el rendimiento, anticipar las transiciones de la fuerza laboral o informar las decisiones sobre contratación, despliegue y avance, la legitimidad depende de la transparencia, los límites de monitoreo claramente definidos y los mecanismos sólidos para la contestabilidad.[76] Por lo tanto, la implementación responsable requiere una gobernanza participativa que

involucre a supervisores, representantes de la fuerza laboral y grupos afectados, asegurando que las definiciones operativas de equidad sigan siendo adaptables y alineadas con los imperativos de seguridad y el desarrollo de capacidades a largo plazo. [153,165]

## **Demanda de Metales Impulsada por la IA**

Las secciones anteriores examinaron la inteligencia artificial principalmente como una influencia del lado de la oferta en los mercados de metales, mejorando la productividad, la eficiencia y la toma de decisiones en toda la cadena de valor. Sin embargo, la IA no solo está transformando cómo se producen los metales. También está emergiendo como un impulsor directo de la demanda. Los metales se encuentran en el centro de la transición energética. La electrificación, la energía renovable, la expansión de la red y el almacenamiento de energía requieren grandes volúmenes de material, lo que ejerce una presión alcista sostenida sobre la demanda de cobre, aluminio, níquel y una gama de metales para baterías y especiales. A medida que los gobiernos persiguen la descarbonización y la seguridad energética, estas tendencias ya están poniendo a prueba la resiliencia de las cadenas de suministro de minería, refinación y fabricación. La inteligencia artificial refuerza el crecimiento de la demanda que está estructuralmente integrado en la política energética, de infraestructura e industrial.

La IA intensifica la demanda física de metales a través de la rápida expansión de los sistemas de computación avanzada, los componentes especializados y la infraestructura digital. Su influencia se extiende más allá de los requisitos inmediatos de hardware electrónico. La aceleración de las tecnologías digitales, desde la computación en la nube y las redes ópticas hasta la investigación cuántica y el almacenamiento de datos de alta capacidad, ha llevado una amplia gama de minerales críticos al centro de la estrategia industrial. El silicio, el cobalto, el galio, las tierras raras y los materiales relacionados sustentan las arquitecturas informáticas modernas y dan forma a la capacidad de las economías para escalar los servicios digitales.[16,100] Estas dependencias de materiales se superponen directamente con las de la transición energética, creando una exposición compuesta en los metales utilizados en la generación de energía, la transmisión y la electrónica avanzada.[4] A medida que los países persiguen la soberanía digital junto con la descarbonización, la resiliencia de la cadena de suministro se ha convertido en una preocupación estratégica.

La manifestación más visible de esta tendencia es la rápida expansión de la infraestructura de centros de datos (ver Figura 6). En los Estados Unidos, las principales empresas de tecnología a hiperescala han señalado un gasto de capital combinado en centros de datos que supera los 750 mil millones de dólares durante 2025 y 2026 a medida que se intensifica la competencia en torno a la inteligencia artificial.[36] A nivel mundial, se proyecta que la inversión en infraestructura digital se acerque a los 7 billones de dólares para 2030, impulsada por la creciente demanda de servicios en la nube, computación de borde y capacidades de IA.[178] Este aumento de la inversión se traduce directamente en una mayor demanda de los materiales necesarios para construir y operar estas instalaciones, incluidos los metales estructurales, los componentes eléctricos y los sistemas de enfriamiento.

---

### **Figura 6. La arquitectura central de un centro de datos moderno.**

Un centro de datos forma la columna vertebral física de la economía digital, albergando servidores, sistemas de almacenamiento y equipos de red que procesan y transmiten los datos que sustentan los servicios en la nube y la inteligencia artificial. Estas instalaciones consisten en racks densamente empaquetados de equipos de computación de alto rendimiento respaldados por sistemas de enfriamiento para regular las temperaturas de funcionamiento, junto con fuentes de alimentación ininterrumpida y generación de respaldo para mantener la confiabilidad. A medida que se expande la implementación de la IA, los centros de datos dependen cada vez más de arquitecturas de computación acelerada diseñadas para el entrenamiento y la inferencia de modelos complejos, lo que posiciona al sector entre las fuentes de demanda de electricidad de más rápido crecimiento a nivel mundial.

Se proyecta que el consumo de electricidad asociado con los centros de datos aumente drásticamente en los próximos años, lo que requerirá una expansión sustancial de la capacidad de generación de energía. El carbón representa actualmente la mayor parte del suministro de electricidad a los centros de datos a nivel mundial, seguido de las energías renovables, el gas natural y la energía nuclear, aunque la variación regional sigue siendo significativa. Se espera que la energía eólica y solar proporcionen una gran proporción de la generación incremental hasta 2030, respaldada por el despliegue a escala de servicios públicos y la adquisición directa por parte de las empresas de tecnología. Sin embargo, los combustibles fósiles siguen siendo fundamentales para satisfacer la demanda a corto plazo, particularmente donde el desarrollo de infraestructura supera la construcción de energía limpia. Más allá de 2030, se proyecta que los pequeños reactores modulares contribuyan a la diversificación del suministro, complementando el crecimiento de las energías renovables y moderando la dependencia del carbón. Bajo tales trayectorias, las emisiones del uso de electricidad de los centros de datos alcanzarían su punto máximo hacia el final de la década antes de disminuir gradualmente, incluso a medida que la capacidad de computación continúa expandiéndose.[18,19]

---

A nivel físico, los centros de datos traducen la expansión digital en demanda de una amplia gama de metales. El cobre forma la columna vertebral de la transmisión de energía y la conectividad interna, lo que permite un cableado interno denso y enlaces robustos a las redes externas. El aluminio se utiliza ampliamente en los sistemas de enfriamiento y la gestión del calor, mientras que el acero proporciona integridad estructural a escala. El hardware de computación avanzada se basa en volúmenes más pequeños de materiales especializados, incluidos el germanio y el indio para los componentes electrónicos, junto con los elementos de tierras raras que permiten el almacenamiento de datos de alta densidad y los motores de precisión. A medida que la IA aumenta los requisitos de potencia de procesamiento y almacenamiento de datos, la demanda de materiales aumenta en paralelo, lo que refuerza el vínculo entre la expansión digital y el consumo de metales en la construcción, la energía y la electrónica.

Esta amplitud de materiales se extiende más allá de los metales estructurales y conductores visibles en la construcción de centros de datos. La infraestructura de IA también impulsa la demanda de metales relacionados con las baterías y el almacenamiento utilizados en los sistemas de energía de respaldo y la integración de la red. La Tabla 1 resume las proyecciones de consumo anual adicional de metales clave para 2030 e ilustra la gama de materiales afectados por la expansión de la infraestructura relacionada con la IA.[86]

**Tabla 1. Consumo de metales impulsado por la IA.**

Metal	Aumento de consumo proyectado para 2030
Cobre	1-3.4 Mt
Litio	150-200 kt (calidad de batería)
Cobalto	25-35 kt
Níquel	180-250 kt
Manganeso	75-100 kt

La exposición del cobre a la infraestructura de IA es particularmente pronunciada porque la sustitución a gran escala sigue siendo limitada. Los centros de datos no operan de forma aislada. Deben estar cableados internamente y conectados a las redes de transmisión, lo que hace que el cobre sea indispensable para la distribución de energía, el cableado y la confiabilidad eléctrica. A medida que se expande la demanda de capacidad de almacenamiento y procesamiento de datos, el consumo de cobre aumenta a la par, mientras que el crecimiento de la oferta sigue siendo comparativamente lento. Un análisis reciente de la industria indica que la demanda de cobre impulsada por la IA está menos determinada por los volúmenes de servidores que por la conexión a la red, la redundancia y la infraestructura de energía de larga vida, todo lo cual integra el cobre en activos con vidas útiles de varias décadas y una flexibilidad limitada una vez construidos.[12]

---

## El Cobre en el Centro de la IA

- **6x** de crecimiento en el uso de cobre para centros de datos para 2050
- **4.3 Mt** de cobre acumulado en los centros de datos de IA para 2035
- **400-572 kt** de demanda de cobre de los centros de datos de IA durante la década de 2020
- **1.0 Mt** de demanda anual adicional de cobre de la infraestructura de IA para 2030
- **6.0 Mt** de brecha de suministro de cobre global proyectada para 2035

La IA depende de extensos sistemas eléctricos y digitales, y el cobre es el metal que los habilita. Ya sea en la entrega de energía, las actualizaciones de la red, el enfriamiento o la interconexión de servidores, el cobre respalda cada capa de la infraestructura de IA. Con la IA escalando rápidamente, ahora es un impulsor estructural clave de la demanda mundial de cobre, consolidando el papel central del cobre en el panorama tecnológico y energético.[16]

---

Este aumento de la inversión, y la presión asociada en los mercados de metales, se está desarrollando en un entorno de considerable incertidumbre. La demanda de computación relacionada con la IA puede acelerarse si las nuevas aplicaciones resultan transformadoras, o estabilizarse si la adopción se ralentiza o las ganancias de eficiencia compensan el crecimiento. Es probable que los avances en el diseño de procesadores y la arquitectura del sistema reduzcan los costos unitarios de computación, pero estas ganancias pueden ser absorbidas por modelos más grandes, una mayor experimentación y una

implementación más amplia. Las mejoras de eficiencia a menudo reducen las barreras de uso en lugar de restringir el consumo total, lo que refuerza los efectos de escala en lugar de amortiguarlos. El resultado es un mercado caracterizado por un aumento de los compromisos de capital pero una visibilidad limitada sobre las trayectorias de la demanda a largo plazo, lo que aumenta la sensibilidad a las señales de política, los ciclos de inversión y las condiciones macroeconómicas.

En este contexto, la construcción global de la infraestructura de IA está agregando una presión sostenida sobre los metales clave, con el cobre entre los más expuestos. La expansión de los centros de datos por sí sola podría aumentar la demanda mundial de cobre en alrededor de un 2% para 2030, lo que equivale a aproximadamente 512 kilotoneladas vinculadas a nuevas instalaciones y conexiones a la red. Estimaciones más amplias que incorporan servidores, equipos de red e infraestructura de energía asociada sugieren que los sistemas totales relacionados con la IA podrían requerir de uno a 3.4 millones de toneladas de cobre anualmente para 2030. Durante el resto de la década, se espera que las aplicaciones relacionadas con la IA representen una parte creciente de la demanda incremental de cobre, lo que refuerza las presiones que se proyecta que se intensificarán a mediados de la década de 2030, cuando la oferta mundial podría satisfacer solo alrededor de dos tercios de la demanda proyectada.[4] Estas dinámicas apuntan a un mercado más ajustado en el que cambios relativamente pequeños en los supuestos de demanda o los plazos de los proyectos pueden tener efectos desproporcionados en los precios y la disponibilidad, lo que aumenta la sensibilidad a los retrasos en los permisos, las decisiones geopolíticas y la disciplina de inversión en las principales regiones productoras.

Una comparación más amplia sitúa la demanda de cobre relacionada con la IA junto con otros sectores en expansión. Sobre una base de sistema total, la infraestructura de IA podría requerir de uno a 3.4 millones de toneladas anuales para 2030, creciendo aproximadamente entre un 15 y un 25% por año y concentrada en los principales centros tecnológicos. Por el contrario, los vehículos eléctricos consumen alrededor de 2.5 millones de toneladas anuales, expandiéndose entre un 20 y un 30% con una producción más dispersa geográficamente. Las tecnologías de energía renovable demandan aproximadamente 4.2 millones de toneladas por año, con un crecimiento más constante del 8 al 12%, mientras que la construcción sigue siendo el segmento más grande con aproximadamente 12 millones de toneladas anuales, caracterizado por un crecimiento más lento y una amplia dispersión geográfica. Aunque la demanda relacionada con la IA sigue siendo menor en volumen absoluto, su velocidad, concentración e intensidad de capital amplifican las presiones de la cadena de suministro y reducen la capacidad del sistema para absorber los choques.

La influencia de la IA en los mercados de metales no se limita a la demanda. Las mismas tecnologías que impulsan la expansión de la infraestructura digital se implementan dentro de las propias operaciones mineras, mejorando la eficiencia, la seguridad y las tasas de recuperación a través del mantenimiento predictivo, los equipos autónomos, la clasificación avanzada de minerales y la exploración basada en datos.[83] Este doble papel de la IA, que intensifica simultáneamente la demanda mientras remodela el rendimiento del lado de la oferta, refuerza el estrecho acoplamiento entre la digitalización y las limitaciones físicas de la producción de minerales.

---

## Cobre, IA y los Puntos Ciegos de la Política de Minerales Críticos

---

La inteligencia artificial a menudo se enmarca como un triunfo del código, los datos y la abstracción. En términos físicos, es una historia de infraestructura. La IA reside en los centros de datos, fluye a través de las redes eléctricas y depende de sistemas eléctricos cuyos límites no los establecen los algoritmos, sino los materiales. Entre esos materiales, el cobre ocupa una posición que los marcos existentes de minerales críticos han tenido dificultades para reconocer.[21]

La importancia del cobre para la IA no se basa en la novedad o la escasez geológica. Se basa en la ubicuidad y la necesidad. La computación de alto rendimiento requiere una transmisión de electricidad densa, confiable y eficiente, tanto dentro de los centros de datos como a través de las redes que los abastecen. El cobre sigue siendo indispensable para las interconexiones de semiconductores, el cableado de alimentación, los transformadores, los sistemas de enfriamiento y el refuerzo de la red, sin un sustituto escalable que iguale su conductividad, durabilidad y rentabilidad en toda la gama de aplicaciones relacionadas con la IA. A medida que se expande la capacidad de los centros de datos para admitir la IA generativa, la demanda se extiende mucho más allá de los chips y los servidores hacia la columna vertebral física del suministro de energía y la gestión del calor, integrando el cobre en los activos de capital de larga vida.

Los debates sobre minerales críticos tienden a seguir una lógica diferente. La atención gravita hacia los materiales que son recientemente estratégicos, geográficamente concentrados o políticamente expuestos. El litio, las tierras raras y el grafito encajan perfectamente en esta narrativa. El cobre no. Se extrae en múltiples regiones y ha estado integrado en los sistemas industriales durante más de un siglo. Sin embargo, esa aparente resiliencia oculta una fragilidad más sutil. Cuando un solo material sustenta varias transformaciones a la vez, incluida la electrificación, la energía renovable, la infraestructura digital y la inteligencia artificial, incluso las limitaciones de suministro modestas pueden propagarse a través de sistemas que nunca fueron diseñados

para competir por los mismos insumos. Las minas envejecidas, la disminución de las leyes del mineral y los plazos de los proyectos prolongados reducen aún más el margen de ajuste.[5,67,87]

La expansión de la IA intensifica las presiones existentes en los mercados del cobre. Los centros de datos son activos de gran intensidad de capital con largas vidas operativas, lo que significa que la demanda de material persiste mucho más allá del ciclo de inversión inicial. Las estimaciones sugieren que el uso de cobre vinculado a los centros de datos orientados a la IA podría aumentar varias veces en las próximas décadas, agregando una capa duradera de demanda a las redes que ya están bajo presión por la electrificación y la construcción de energía limpia.[11,48] En este contexto, la demanda se vuelve más estructural que cíclica, lo que refuerza la estrechez a largo plazo en la infraestructura de energía y potencia.

Otros materiales importan, pero de diferentes maneras. Las tierras raras, el aluminio y las aleaciones especializadas mejoran el rendimiento en el margen. El cobre habilita el sistema en sí. Los operadores de centros de datos a hiperescala, a menudo menos sensibles a los precios que los consumidores industriales tradicionales, ya están compitiendo directamente con los desarrolladores de redes por componentes clave como transformadores y cableado. Esto ofrece una indicación temprana de cómo migran las restricciones de materiales entre sectores. La distinción se pasa por alto con frecuencia en los marcos de políticas que equiparan la criticidad solo con la escasez. La importancia estratégica también puede surgir de la irremplazabilidad a escala.

A medida que la inteligencia artificial se integra más profundamente en la vida económica y social, la pregunta central no es si el cobre debe etiquetarse como “crítico” en un sentido formal. Es si las instituciones diseñadas para una era tecnológica anterior pueden reconocer las dependencias sistémicas antes de que se conviertan en restricciones financieras, de infraestructura y políticas vinculantes.

---

Las presiones de la demanda se ven agravadas por las limitaciones más adelante en la cadena de suministro. Varios minerales críticos para la infraestructura de IA son abundantes aguas arriba en América Latina y otras regiones ricas en recursos, pero gran parte de la capacidad de procesamiento y refinación intermedia sigue concentrada en un número limitado de países, lo que amplía la exposición a los cuellos de botella intermedios y al riesgo geopolítico.[17,61,118] La expansión de la refinación es intensiva en capital y está sujeta a restricciones de permisos, lo que ralentiza la diversificación incluso donde hay recursos aguas arriba disponibles. Esta concentración aumenta la vulnerabilidad a las restricciones comerciales y los cambios en la política industrial. Las recientes restricciones a la exportación de materiales relacionados con los semiconductores ilustran la rapidez con que las decisiones políticas pueden perturbar los mercados tecnológicos. Los imanes de tierras raras utilizados en motores de alto rendimiento, sistemas de enfriamiento y dispositivos de almacenamiento especializados dependen de una capacidad de refinación igualmente concentrada.

Por lo tanto, el auge de la inteligencia artificial está reconfigurando los mercados de metales mucho más allá del consumo directo de hardware. Al acelerar el crecimiento de la demanda, ampliar la gama de materiales afectados, concentrar el consumo geográficamente e interactuar con sistemas de minería y refinación ya restringidos, la IA está estrechando los vínculos entre la digitalización, la transición energética y el riesgo macroeconómico. Es probable que el cobre, dado su papel central en la transmisión de energía y la infraestructura digital, enfrente una presión estructural sostenida a medida que la IA continúa escalando.

## Conclusiones Finales

En la economía actual, la disrupción ya no es una posibilidad lejana, sino una condición persistente que remodela la forma en que las organizaciones operan, compiten y perduran. Ninguna institución, independientemente de su escala, reputación o éxito pasado, está aislada de los cambios tecnológicos capaces de erosionar las ventajas de larga data. La historia sugiere que tales transformaciones rara vez llegan como momentos singulares. Se desarrollan a través de sucesivas olas de experimentación, decepción, consolidación y renovación, a menudo durante décadas en lugar de años. La inteligencia artificial ha seguido en gran medida este patrón. Desde sus orígenes filosóficos y sus primeros sistemas simbólicos hasta el aprendizaje automático, el aprendizaje profundo y los modelos generativos actuales, la IA ha avanzado a través de ciclos recurrentes de ambición y restricción que hacen eco de las revoluciones industriales anteriores.[116,139,168] Sin embargo, la amplitud, la difusión y la velocidad de su expansión actual distinguen esta fase de las que la precedieron.

Si bien la escala y la velocidad de los avances recientes no tienen precedentes, la lección más amplia sigue siendo consistente: las sociedades se adaptan más gradualmente de lo que implican los titulares, y los resultados están determinados tanto por las instituciones, las habilidades y los incentivos como por la tecnología misma. Las evaluaciones de riesgos globales enmarcan la inteligencia artificial no como una disrupción aislada, sino como un amplificador de las vulnerabilidades existentes, incluida la fragilidad de la información, la polarización social, la inseguridad cibernética y la disminución de la confianza en las instituciones.

[14] El análisis macroeconómico también indica que el impacto agregado de la IA variará entre los países, determinado por las estructuras del mercado laboral, la composición sectorial, la capacidad digital y la preparación de las políticas, en lugar de surgir como un shock de productividad uniforme.[177] Por lo tanto, las implicaciones dependen menos de la capacidad técnica que de la resiliencia de los sistemas de gobernanza, los mercados laborales y la confianza pública. En este sentido, la resiliencia no se define por la estabilidad, sino por la preparación, la capacidad de adaptarse a medida que evolucionan las condiciones tecnológicas y sociales.

La fase actual de la inteligencia artificial se entiende mejor no como una ruptura abrupta, sino como la última extensión de una larga trayectoria tecnológica. Continúa con los legados de la mecanización, la electrificación y la digitalización en los dominios de la cognición, la percepción y la toma de decisiones.[78] Lo que comenzó como una automatización determinista ha madurado hasta convertirse en sistemas capaces de aprender, inferir y razonar de forma autónoma. La IA generativa representa una inflexión cualitativa en esta progresión. Estos sistemas ya no operan únicamente dentro de los límites de optimización predefinidos; pueden sintetizar información, generar resultados novedosos y funcionar como habilitadores generales en diversos contextos. [29,170] Sin embargo, esta evolución no disminuye el papel del juicio humano. Por el contrario, aumenta la importancia de la supervisión humana en entornos caracterizados por la incertidumbre, la complejidad y la escala.

El valor más duradero de la inteligencia artificial, por lo tanto, no radica en la sofisticación de los algoritmos, sino en la calidad de la interacción entre humanos y máquinas. En lugar de reemplazar la experiencia, los sistemas de IA más efectivos la aumentan, liberando el juicio humano para centrarse en la interpretación, el contexto y las implicaciones éticas. Este modelo colaborativo es particularmente crucial en dominios de alto riesgo como la minería, donde las decisiones tienen consecuencias significativas para la seguridad, el medio ambiente y las comunidades.

---

La inteligencia artificial funciona menos como un sustituto independiente de la experiencia humana que como una capacidad habilitadora de propósito general cuyos beneficios dependen críticamente de la difusión, el ajuste institucional y las inversiones complementarias en habilidades, prácticas organizativas y gobernanza.[6,63,116] En este sentido, la IA tiende a amplificar las fortalezas y debilidades organizacionales existentes en lugar de reemplazarlas. Donde la capacidad de absorción es alta, puede acelerar el aprendizaje, la innovación y la resolución de problemas; donde es débil, puede profundizar la fragmentación y reforzar las dependencias frágiles. Por lo tanto, la adopción efectiva depende de cultivar el juicio, la creatividad y la resiliencia en todas las organizaciones, al tiempo que se garantiza que la alfabetización en IA se distribuya ampliamente en lugar de concentrarse en las élites técnicas. Sin dicha difusión, la inteligencia artificial corre el riesgo de convertirse en una fuente de fragilidad organizacional en lugar de una base para la capacidad colectiva.

Estas oportunidades coexisten con preocupaciones legítimas sobre cómo la inteligencia artificial remodela el poder, la responsabilidad y el juicio dentro de sistemas complejos. Gran parte del riesgo no surge de un mal funcionamiento técnico, sino de la desalineación entre las herramientas automatizadas y los entornos institucionales y sociales en los que operan. La evidencia en todos los sectores sugiere que cuando los sistemas de IA se implementan sin la atención suficiente a la experiencia humana y las salvaguardas de gobernanza, pueden amplificar el error, ocultar la responsabilidad y reforzar las estructuras de decisión frágiles en lugar de fortalecer la resiliencia.[107] Los comentarios de la industria también señalan que las tensiones entre los incentivos comerciales y la gobernanza orientada a la seguridad pueden dar forma a la exposición al riesgo independientemente de la capacidad técnica.[121] Estos riesgos son reales pero no uniformes ni inevitables. Dependen de las opciones de diseño, las estructuras de incentivos y la medida en que el juicio humano sigue siendo fundamental para la supervisión. Comprenderlos requiere separar los temores especulativos de los riesgos basados empíricamente y distinguir lo que la inteligencia artificial podría hacer en teoría de cómo se comporta en la práctica cuando se integra en los sistemas humanos.

En los sistemas de ingeniería e industriales, la inteligencia artificial funciona cada vez más como una capa conectiva, integrando flujos de datos, experiencia humana y control automatizado en arquitecturas adaptativas. Está reconfigurando la práctica de la ingeniería en sí misma al acelerar los ciclos de diseño, mejorar el apoyo a la decisión y cambiar los roles profesionales hacia la interpretación, la supervisión y la integración de sistemas de orden superior.[39] Lejos de marginar a los ingenieros, los sistemas inteligentes elevan la importancia de la responsabilidad humana al establecer restricciones, interpretar resultados y gestionar las compensaciones éticas y de seguridad en entornos operativos complejos.

Pocos sectores enfrentan implicaciones tan trascendentales como las que enfrenta la industria minera.[144] Las aplicaciones de inteligencia artificial y aprendizaje automático abarcan el ciclo de vida de la minería, desde la exploración y el modelado de recursos hasta la producción, el procesamiento, la logística y el cierre. Las herramientas de reconocimiento de patrones mejoran la selección de objetivos geológicos, mientras que los sistemas autónomos optimizan la perforación, la voladura, el transporte y el procesamiento en tiempo real. El mantenimiento predictivo reduce los costos y el tiempo de inactividad, y los gemelos digitales y las redes de sensores mejoran la visibilidad operativa, la seguridad y el monitoreo ambiental. Estos desarrollos posicionan a la IA

no solo como una herramienta de eficiencia, sino como una inteligencia coordinadora dentro de sistemas mineros cada vez más complejos.

---

## Inteligencia Artificial: Riesgos en Perspectiva

---

El debate público sobre la inteligencia artificial a menudo está determinado por escenarios extremos, incluidos los temores de que los sistemas avanzados puedan escapar del control humano o plantear amenazas existenciales. Tales ansiedades están integradas en el discurso dominante, incluso cuando se basan en gran medida en narrativas culturales heredadas de la ciencia ficción.[161] En 2023, estas preocupaciones entraron en el debate político cuando destacados investigadores de IA y líderes tecnológicos argumentaron que mitigar el riesgo de extinción relacionado con la IA debería tratarse junto con las pandemias y la guerra nuclear, lo que indica la seriedad con la que se consideran los peores escenarios dentro de partes de la comunidad de investigación y gobernanza.[164]

Al mismo tiempo, ha surgido un debate paralelo entre economistas y tecnólogos sobre el probable impacto económico de la IA. Algunos ven la inteligencia artificial como una tecnología de propósito general potencialmente transformadora capaz de acelerar drásticamente el crecimiento, o incluso de desencadenar una singularidad tecnológica asociada con el fin de la escasez material o un colapso catastrófico. Otros argumentan que su impacto puede resultar más incremental, aumentando la productividad modestamente mientras deja las tendencias de crecimiento a largo plazo en gran medida intactas. Los ejercicios de modelado recientes ilustran este espectro, que va desde ligeros aumentos en el crecimiento tendencial hasta escenarios altamente especulativos al alza y a la baja.[169]

Una evaluación más sistemática sugiere que los resultados extremos, aunque no son teóricamente imposibles, siguen siendo profundamente inciertos y ampliamente controvertidos.[166] La adaptabilidad humana, la dispersión geográfica y la redundancia institucional proporcionan amortiguadores sustanciales contra el colapso total, incluso bajo un estrés tecnológico severo. La preocupación más inmediata y creíble no radica en la agencia de la máquina autónoma, sino en cómo la IA interactúa con los sistemas económicos y políticos existentes. Al comprimir los ciclos de decisión, ampliar el alcance de los flujos de información y escalar las capacidades en todos los dominios, la inteligencia artificial puede amplificar las vulnerabilidades existentes en áreas como los mercados financieros, la seguridad cibernética, la disuasión estratégica y los ecosistemas de información.

Los ejercicios de pronóstico refuerzan esta interpretación. Las encuestas que comparan a expertos en la materia y superpronosticadores profesionales revelan un fuerte desacuerdo sobre la probabilidad de una catástrofe impulsada por la IA o un crecimiento extraordinario.[15] La divergencia parece reflejar diferentes expectativas sobre la respuesta institucional, la adaptación regulatoria y la inversión complementaria en lugar de un desacuerdo sobre el propio progreso tecnológico. La experiencia histórica con tecnologías de propósito general anteriores sugiere que las ganancias de productividad dependen críticamente del rediseño organizacional, la formación de habilidades y los marcos de gobernanza, y a menudo se materializan más lentamente de lo que implica el entusiasmo inicial.

Por lo tanto, la inteligencia artificial no constituye ni una salvación inevitable ni un evento de extinción inminente, sino un panorama en evolución de riesgos y oportunidades determinado por las elecciones humanas. Los resultados dependen menos de las medidas abstractas de la inteligencia de la máquina que de la gobernanza, la responsabilidad y la capacidad institucional. Es más probable que el fortalecimiento de la supervisión, la alineación de los incentivos y la inversión en capacidades complementarias den forma a resultados duraderos que los intentos de regular futuros especulativos de forma aislada.[160]

---

Lo que finalmente distingue la fase tecnológica actual no es la abstracción de la inteligencia, sino su enredo material e institucional. La inteligencia artificial opera dentro de infraestructuras físicas, entornos regulatorios y sistemas de recursos que definen tanto su trayectoria como sus límites. Por lo tanto, su difusión refleja la calidad de la gobernanza, la asignación de capital y la coordinación industrial tanto como la sofisticación algorítmica. En sectores donde se cruzan las restricciones físicas, la exposición ambiental y los largos ciclos de inversión, las consecuencias de la adopción digital se vuelven especialmente tangibles. En estos entornos, el equilibrio entre eficiencia, resiliencia y legitimidad se pone a prueba de manera más visible.

La importancia económica de este cambio es sustancial. La convergencia de la inteligencia artificial, el análisis de datos y las tecnologías conectadas podría generar decenas de miles de millones de dólares anualmente para el sector minero mundial, principalmente a través de la optimización operativa, el mantenimiento predictivo y la mejora de la toma de decisiones en las cadenas de valor.[176] Sin embargo, las evaluaciones macroeconómicas advierten que las ganancias de productividad probablemente surgirán de manera desigual en todos los sectores y regiones, determinadas por los ciclos de capital, la reasignación de la mano de obra y la capacidad institucional tanto como por el rendimiento algorítmico. Por lo tanto, la

relevancia de la IA para la minería ya no es periférica, sino que está integrada en procesos de ajuste económico más amplios que se desarrollarán con el tiempo.

Sin embargo, la eficacia de la IA en la minería depende menos de la automatización total que de la calidad de la colaboración entre humanos y máquinas. Las aplicaciones más efectivas no son aquellas que buscan eliminar a las personas de la toma de decisiones, sino aquellas que ayudan a los equipos a gestionar la variabilidad inherente, anticipar las interrupciones antes y estabilizar el rendimiento en sistemas grandes e interconectados que operan de forma continua y a escala. En estos entornos, la IA funciona como una capa interpretativa y predictiva, sintetizando datos en vivo e históricos para sacar a la luz patrones, probar escenarios operativos y resaltar los riesgos emergentes antes de que se materialicen. Los modelos de toma de decisiones híbridos, en los que la experiencia humana y la visión algorítmica se refuerzan mutuamente, superan a los enfoques que se basan exclusivamente en cualquiera de los dos, porque combinan la velocidad computacional con el juicio contextual y la responsabilidad. Este cambio ha acelerado el movimiento hacia las operaciones remotas, el control de supervisión y el diseño de sistemas centrado en el ser humano, lo que reduce la exposición a los peligros físicos al tiempo que preserva la responsabilidad de las decisiones críticas. La minería, definida durante mucho tiempo por el riesgo físico y el aislamiento geográfico, está evolucionando así hasta convertirse en un campo de pruebas para la inteligencia colaborativa, donde el valor se crea no a través de la sustitución autónoma, sino a través de una visión más temprana, un rendimiento más estable y una intervención humana más informada.

---

Esta transición conlleva profundas implicaciones para la fuerza laboral. La automatización y la inteligencia artificial tienden a remodelar primero los roles de nivel de entrada, alterando las vías tradicionales de empleo y elevando las barreras para las comunidades locales e indígenas históricamente integradas a través del aprendizaje experiencial. Al mismo tiempo, los mercados laborales se adaptan a través de procesos superpuestos de pérdida de empleo, creación de empleo y transformación del empleo en lugar de un desplazamiento lineal. Por lo tanto, el desafío central no es el cambio tecnológico per se, sino la velocidad y la inclusión del ajuste. Sin una capacitación anticipatoria, vías de carrera rediseñadas y un apoyo institucional que ayude a los trabajadores a aprender dónde y cómo aplicar nuevas herramientas de manera efectiva, el cambio tecnológico corre el riesgo de erosionar la inclusión social y la licencia social en lugar de ampliar las oportunidades.[65]

La adopción en todo el sector minero sigue estando fragmentada. El entusiasmo por el potencial de la IA para mejorar la seguridad, la productividad y la sostenibilidad coexiste con restricciones persistentes relacionadas con el costo, los sistemas heredados, la infraestructura digital, la preparación de la fuerza laboral y la inercia organizacional. La complejidad operativa, en lugar de la disponibilidad tecnológica, determina cada vez más los resultados. La disminución de las leyes del mineral, los yacimientos más profundos y variables, los activos envejecidos, los retrasos regulatorios y los cuellos de botella en la infraestructura se combinan para erosionar la previsibilidad y la confianza de los inversores, incluso a medida que se acelera la demanda de minerales. En este entorno, las herramientas digitales y la inteligencia artificial ofrecen una influencia significativa solo cuando se integran en modelos operativos integrados en lugar de implementarse como soluciones aisladas.[10,147]

Las restricciones estructurales persistentes refuerzan la conclusión de que la madurez tecnológica por sí sola no garantiza la transformación. Las iniciativas digitales fragmentadas a menudo no logran generar rendimientos sostenidos cuando no están suficientemente alineadas con las prioridades comerciales, la gobernanza de datos y la disciplina de ejecución. La inteligencia artificial puede amplificar la creación de valor al mejorar la precisión de la planificación, la confiabilidad de los activos y el apoyo a la decisión, pero solo cuando se integra en sistemas coherentes de extremo a extremo que conectan la geología, las operaciones, el mantenimiento, las cadenas de suministro y las personas. A falta de dicha integración, la IA corre el riesgo de intensificar la complejidad en lugar de resolverla.

La adopción de la IA en la ingeniería de minerales se ha expandido rápidamente, pero de manera desigual, en todas las regiones, disciplinas y etapas de la cadena de valor de la minería. La concentración de la experiencia, las asimetrías de datos persistentes y la integración interdisciplinaria limitada siguen siendo cuellos de botella estructurales que determinan quién se beneficia de los sistemas habilitados para IA y quién permanece excluido.[172] Abordar estas brechas requiere una inversión a largo plazo en la capacidad institucional, la gobernanza de datos y el capital humano en lugar de intervenciones tecnológicas aisladas.

A largo plazo, la competitividad en la minería estará determinada tanto por la legitimidad como por la eficiencia. La integración de sistemas, la circularidad y la sostenibilidad se están convirtiendo en elementos definitorios de la resiliencia estratégica. A medida que aumenta la complejidad operativa y se ajustan los márgenes, el acceso al capital, las aprobaciones regulatorias y la continuidad del proyecto dependen cada vez más de la confianza, la transparencia y la aceptación social. La gestión ambiental, el compromiso de la fuerza laboral y las relaciones con la comunidad ya no son consideraciones periféricas, sino determinantes centrales de la creación de valor a largo plazo.

---

Tales presiones se ven agravadas por las limitaciones físicas y de recursos integradas en la propia inteligencia artificial. Aunque a menudo se discute en términos abstractos o digitales, la IA depende de centros de datos que consumen mucha energía, sistemas de enfriamiento e infraestructura computacional en expansión, todo lo cual requiere importantes insumos de agua, energía y minerales. El consumo de agua asociado con las cargas de trabajo de IA está surgiendo como una restricción material, particularmente en regiones que ya están expuestas al estrés hídrico, al tiempo que crea incentivos para acelerar la eficiencia, la reutilización y una gobernanza del agua más transparente en los sistemas digitales e industriales.[137]

Dentro de este panorama, el cobre ocupa una posición estratégica distintiva. No es simplemente un insumo entre muchos, sino un material fundamental para la electrificación, la conectividad digital y la infraestructura física que sustenta la propia inteligencia artificial. Las redes eléctricas, los sistemas de energía renovable, la movilidad eléctrica, los centros de datos, las tecnologías de defensa y los procesos industriales cada vez más automatizados dependen de arquitecturas intensivas en cobre cuya demanda es difícil de sustituir o diferir. A medida que la digitalización, la electrificación y la automatización avanzan en paralelo, la demanda de cobre está determinada menos por una única agenda política que por la expansión acumulativa de los sistemas interconectados. Esto hace que la expansión de la IA y la transición energética más amplia sean inseparables del rendimiento, la resiliencia y la legitimidad de la cadena de suministro de cobre.

El creciente interés estratégico en los activos de cobre, incluida la renovada consolidación dentro del sector minero, refleja el reconocimiento de estas dinámicas estructurales y la creciente escasez de recursos de alta calidad y larga vida. Dicha consolidación puede fortalecer los balances y mejorar el acceso al capital, lo que podría respaldar el desarrollo y la expansión de activos complejos. Sin embargo, no resuelve, por sí sola, las limitaciones físicas e institucionales subyacentes que gobiernan la oferta, incluida la geología, la disminución de las leyes del mineral, los largos plazos de desarrollo, la complejidad de los permisos y los cuellos de botella en el procesamiento. Por lo tanto, la minería del cobre se encuentra a la vanguardia de la tensión entre la demanda de material estructuralmente creciente y las restricciones ambientales, sociales y regulatorias cada vez más estrictas. La inteligencia artificial asume un doble papel: es tanto un contribuyente al crecimiento de la demanda como un instrumento crítico para gestionar la complejidad geológica, la variabilidad operativa y los riesgos de ejecución que definen cada vez más la producción de cobre. Por lo tanto, el sector emerge como un campo de pruebas práctico para determinar si los sistemas inteligentes pueden ayudar a conciliar la escala, la eficiencia y la responsabilidad de manera que sostengan una transición creíble, en lugar de simplemente acelerar la extracción bajo crecientes restricciones.

Los sistemas de energía limpia y las tecnologías digitales son significativamente más intensivos en materiales que los sistemas basados en fósiles. La movilidad eléctrica, la generación de energía renovable, la expansión de la red y la infraestructura de datos requieren varias veces más insumos minerales por unidad de capacidad. A medida que la descarbonización y la digitalización se aceleran en paralelo, la huella minera global, incluida la roca estéril, los relaves, el uso del agua y el uso de la tierra, se expandirá inevitablemente, incluso bajo los escenarios de reciclaje más optimistas.[159] Esto crea una tensión fundamental entre los objetivos climáticos y los imperativos de conservación, lo que requiere un cambio fundamental en la forma en que se extraen, procesan y gestionan los minerales.

---

La inteligencia artificial a menudo se presenta como una solución que mejora la eficiencia para los desafíos ambientales, pero su expansión se basa en sistemas extractivos que están espacialmente concentrados, son ambientalmente disruptivos y están cada vez más restringidos por la pérdida de biodiversidad, la escasez de agua y la competencia por el uso de la tierra.[33,155]

Por lo tanto, el desafío estratégico para las empresas mineras no es simplemente implementar la inteligencia artificial, sino integrarla en vías creíbles de descarbonización, gestión de residuos y positivas para la naturaleza. Los marcos prospectivos enfatizan que la competitividad futura dependerá de la capacidad de alinear la autonomía, la escala y la sofisticación digital con la responsabilidad, la seguridad y la confianza pública.[142] La inteligencia artificial puede mejorar la eficiencia y el monitoreo, pero no puede sustituir las decisiones fundamentales sobre el diseño de procesos, el abastecimiento de energía, la gestión de relaves, el desarrollo de la fuerza laboral y la planificación de activos a largo plazo.

El apoyo a la sostenibilidad en la minería surge solo cuando los sistemas digitales se guían por marcos de gobernanza sólidos que integran consideraciones ambientales, sociales, económicas y tecnológicas.[43,57,90] La sostenibilidad no es una consecuencia automática de la digitalización. Debe moldearse deliberadamente a través de principios éticos, supervisión institucional, transparencia y evaluación continua durante todo el ciclo de vida de las tecnologías y los activos.

En última instancia, el valor de la inteligencia artificial en la minería no se medirá únicamente por las ganancias de productividad o las reducciones de costos, sino por su contribución a la seguridad, la transparencia y la sostenibilidad de una manera equilibrada y creíble.[84] Los sistemas inteligentes pueden hacer que la minería sea más limpia, segura y resiliente, siempre que su diseño y aplicación permanezcan anclados en el juicio humano, la gobernanza institucional y el beneficio colectivo.

La frontera decisiva para la inteligencia artificial, por lo tanto, no radica en lo que las máquinas pueden hacer, sino en cómo las sociedades y las industrias eligen integrarlas en los sistemas económicos, los marcos regulatorios y las nociones compartidas de responsabilidad. Si se alinea con una gobernanza ética y una sostenibilidad a largo plazo, la IA puede evolucionar de una herramienta de optimización a un catalizador para un progreso inclusivo y duradero. De lo contrario, corre el riesgo de convertirse en otro acelerador del desequilibrio en un mundo que ya está bajo presión.

---

## Referencias

---

- [1] “Recycling Rates for Metals: A Status Report”, 2011. United Nations Environment Programme (UNEP). [2] “Recycling rates for metals”, 2012. European Association of Metals (EUROMETAUX) & The European Steel Association (EUROFER). [3] “AI in the Enterprise: Management Is on Board the AI Ship but Without a Crew or a Compass”. Survey report, April 2024. The Oregon Group. Survey of 600 Senior IT Decision-Makers in Large Enterprises across the USA, UK, India, and Spain. [4] “Artificial Intelligence and the Critical Minerals Crunch: Strategies for Resilient Supply Chains”, 2025. FP Analytics and JCDREAM. [5] “Artificial Intelligence and the Next Critical Mineral Supercycle”. Research report, 2025. The Oregon Group. [6] “Governing with Artificial Intelligence: The State of Play and Way Forward in Core Government Functions”, 2025. OECD Publishing. [7] “Harnessing the Potential of Critical Minerals for Sustainable Development”. In World Economic Situation and Prospects 2025, Chapter 2, 2025. United Nations, Department of Economic and Social Affairs. [8] “The Fearless Future: 2025 Global AI Jobs Barometer”, 2025. PwC. [9] “The Future of Jobs Report 2025”, 2025. World Economic Forum. [10] “Top 10 Business Risks and Opportunities for Mining and Metals in 2026”, 2025. EY. [11] “Transition Metals Outlook 2025”. Technical report, 2025. BloombergNEF. [12] “Copper in the Age of AI: Challenges of Electrification”, 2026. S&P Global Energy & Market Intelligence. [13] “Four Futures for Jobs in the New Economy: AI and Talent in 2030”, 2026. World Economic Forum. [14] “The Global Risks Report 2026 (21st edition)”, 2026. World Economic Forum. [15] “What Are the Chances of an AI Apocalypse?”, 2023. The Washington Post [online] <https://shorturl.at/kknxv>, (Retrieved: 02/04/2025). [16] “Why AI Tools and Data Centres Are Driving Copper Demand”, 2025. BHP [online] <https://shorturl.at/283O4>, (Retrieved: 11/25/2025). [17] “Will AI Drive a Global Copper Shortage? BHP Rings the Alarm”, 2025. Carbon Credits [online] <https://shorturl.at/AoucM>, (Retrieved: 11/25/2025). [18] “Energy Demand from AI”, 2025. International Energy Agency [online] <https://shorturl.at/3nUZB>, (Retrieved: 11/26/2025). [19] “Energy Supply for AI”, 2025. International Energy Agency [online] <https://shorturl.at/a9zuc>, (Retrieved: 11/26/2025). [20] “Global Tailings Portal”, 2024. GRID-Arendal [online] <https://shorturl.at/MHXWo>, (Retrieved: 12/01/2025). [21] “Critical Minerals – The Central Role of Copper in AI and Net Zero”, 2025. King & Wood Mallesons [online] <https://shorturl.at/3KJED>, (Retrieved: 12/17/2025). [22] J Aaker, F Fei Li, T Higginbotham, Z Weinberg, and W De La Rosa. “Human-Centered Artificial Intelligence and Workforce Displacement”. 25(2):3, 2020. Stanford Graduate School of Business. [23] Timur Abenov, Margot Franklin-Hensler, Tino Grabbert, and Thibaut Larrat. “Has Mining Lost Its Luster? Why Talent Is Moving Elsewhere and How to Bring Them Back”, 2023. McKinsey & Company. [24] Fernando Acosta. “Recycling Survey”, 2024. International Copper Study Group. Lisbon, Portugal. [25] Fernando Acosta. “Regulatory Survey”, 2024. International Copper Study Group. Lisbon, Portugal. [26] Fernando Acosta. “Recycling Survey”, 2025. International Copper Study Group. Lisbon, Portugal. [27] Fernando Acosta. “Regulatory Survey”, 2025. International Copper Study Group. Lisbon, Portugal. [28] Fernando Acosta. “Critical Minerals and the New Geography of Industrial Power”. LinkedIn [online] <https://shorturl.at/K0TAO>, (Retrieved: 05/12/2025). [29] Ahmed Shaker Alalqa. “The History of the Artificial Intelligence Revolution and the Nature of Generative AI Work”. 2(4):1–24, 2024. DS Journal of Artificial Intelligence and Robotics. [30] Keyumars Anvari, Jörg Benndorf, Gabriel Gerber, and Uta Alisch. “Hybrid Geostatistical and Deep Learning Framework for Geochemical Characterization in Historical Mine Tailings”. 15(1):35004, 2025. Scientific Reports, Nature Publishing Group. [31] Natalia Araya, Yendery Ramírez, Andrzej Kraslawski, and Luis A Cisternas. “Feasibility of Reprocessing Mine Tailings to Obtain Critical Raw Materials Using Real Options Analysis”. 284:112060, 2021. Journal of Environmental Management, Elsevier. [32] Omar Arias, Daisuke Fukuzawa, Duong Trung Le, and Aaditya Mattoo. “Future Jobs: Robots, Artificial Intelligence, and Digital Platforms in East Asia and Pacific”, 2025. The World Bank. East Asia and Pacific Development Studies. [33] Bora Aska, Laura J Sonter, Sophus OSE zu Ermgassen, Daniel M Franks, Sara Mingorria, Irene Iniesta-Arandia, Thomas J Lloyd, and Aurora Torres. “Mining, Biodiversity and Social Conflict in the Renewable Energy Transition”. 1(9):597–614, 2025. Nature Reviews Biodiversity, Nature Publishing Group. [34] Maximilian Auer, Kai Osswald, Raphael Volz, and Joerg Woidasky. “Artificial Intelligence-Based Process for Metal Scrap Sorting”. 2019. arXiv preprint. [35] Elaine Baker, Michael Davies, Andy Fourie, Gavin Mudd, and Kristina Thygesen. “Mine Tailings Facilities: Overview and Industry Trends”. In B Oberle, D Brereton, and A Mihaylova, editors, Towards Zero Harm: A Compendium of Papers Prepared for the Global Tailings Review, pages 14–25. Global Tailings Review, 2020. [36] Peter Barber. “Data Centre Boom Sparks Deals Rush”, 2025. Financial Times [online] <https://shorturl.at/NB6kD>, (Retrieved: 12/18/2025). [37] Lars Barnewold and Bernd G Lottermoser. “Identification of Digital Technologies and Digitalisation Trends in the Mining Industry”. 30(6):747–757, 2020. International Journal of Mining Science and Technology, Elsevier. [38] Ben Batho, Kathryn Davis, Muir Macpherson, Grant Martin, Marc Pajarillo, and Rebecca Peake. “How Artificial Intelligence is Transforming Human Resources and the Workforce”, 2024. Aon [online] <https://shorturl.at/Kf14a>, (Retrieved: 12/16/2025). [39] Michael Bell. “The Impact of AI and Generative Technologies on the

Engineering Profession”, 2025. Institution of Engineers Australia. [40] Opeyemi Bello, Javier Holzmann, Tanveer Yaqoob, and Catalin Teodoru. “Application of Artificial Intelligence Methods in Drilling System Design and Operations: A Review of the State of the Art”. 5(2):121–139, 2015. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, Spol eczna Akademia Nauk w L odzi. Polskie Towarzystwo Sieci Neuronowych. [41] Luis Bergh. “Artificial Intelligence in Mineral Processing Plants: An Overview”. In 2016 International Conference on Artificial Intelligence: Technologies and Applications, pages 278–281. Atlantis Press, 2016. [42] Siham Berhil, Habib Benlahmar, and Nasser Labani. ‘A Review Paper on Artificial Intelligence at the Service of Human Resources Management”. 18(1):32–40, 2020. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*. [43] Johan Bjurman B and Sharmista Appaya. “Devising a Strategic Approach to Artificial Intelligence: A Handbook for Policy Makers”, 2025. The World Bank. [44] Rosie Blannin, Max Frenzel, Raimon Tolosana-Delgado, Philipp Buettner, and Jens Gutzmer. “3D Geostatistical Modelling of a Tailings Storage Facility: Resource Potential and Environmental Implications”. 154:105337, 2023. *Ore Geology Reviews*, Elsevier. [45] Jean-Fran, cois Bonnefon, Iyad Rahwan, and Azim Shariff. “The Moral Psychology of Artificial Intelligence”. 75(1):653–675, 2024. *Annual Review of Psychology*, Annual Reviews. [46] Konstantin Born and Mehmet Metehan Ciftci. “The Limitations of End-of-Life Copper Recycling and Its Implications for the Circular Economy of Metals”. 200:107318, 2024. *Resources, Conservation and Recycling*, Elsevier. [47] Andr ´e Boroh, Alpha Kenfack, Martin Mfenjou, Firmin Hamat, and Fritz Besseme. “Variogram Modelling Optimisation Using Genetic Algorithm and Machine Learning Linear Regression: Application for Sequential Gaussian Simulations Mapping”. 6:100124, 2025. *Artificial Intelligence in Geosciences*, KeAi. [48] Claire Brousse. “AI and the Growth of Data Centres: Challenges for the Copper Market”, 2025. Banque de France [online] <https://shorturl.at/LX2Ph>, (Retrieved: 11/25/2025). [49] Xuan-Nam Bui, Hoang-Bac Bui, and Hoang Nguyen. “A Review of Artificial Intelligence Applications in Mining and Geological Engineering”. In *Proceedings of the International Conference on Innovations for Sustainable and Responsible Mining: ISRM 2020—Volume 1*, pages 109–142. Springer, 2020. [50] Xuan-Nam Bui, Hoang Nguyen, Hai-An Le, Hoang-Bac Bui, and Ngoc-Hoan Do. “Prediction of Blast-Induced Air Over-Pressure in Open-Pit Mine: Assessment of Different Artificial Intelligence Techniques”. 29(2):571–591, 2020. *Natural Resources Research*, Springer. [51] Jef Caers. “The Future of AI in Critical Mineral Exploration”. 2025. Mineral-X, Department of Earth & Planetary Sciences, Stanford University. [52] Louis-Pierre Campeau and Michel Gamache. “Short-Term Planning Optimization Model for Underground Mines”. 115:104642, 2020. *Computers & Operations Research*, Elsevier. [53] Paulo Carvˆao. “How AI Is Redefining The Future Of Work: A Chief HR Officer Conversation”, 2025. Forbes [online] <https://shorturl.at/iv2Ew>, (Retrieved: 12/17/2025). [54] Liza Castellanos. “Case Study: Simulation and Artificial Intelligence Application for the Optimization of the Hauling and Loading Process in an Open-Pit Mining System”. 55(39):265–269, 2022. *IFAC-PapersOnLine*, Elsevier. [55] Emilio Castillo, Irene del Real, and Cintia Roa. “Critical Minerals Versus Major Minerals: A Comparative Study of Exploration Budgets”. 37(3):433–444, 2024. *Mineral Economics*, Springer. [56] Lirong Chen, Liang Wang, Jinli Miao, Huan Gao, Yue Zhang, Yao Yao, Ming Bai, Lisi Mei, and Jing He. “Review of the Application of Big Data and Artificial Intelligence in Geology”. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 1684, page 012007. IOP Publishing, 2020. [57] Long Chen, Yuting Xie, Yutong Wang, Shirong Ge, and Fei-Yue Wang. “Sustainable Mining in the Era of Artificial Intelligence”. 11(1):1–4, 2024. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. [58] Yosoon Choi, Hoang Nguyen, Xuan-Nam Bui, and Trung Nguyen-Thoi. “Optimization of Haulage-Truck System Performance for Ore Production in Open-Pit Mines Using Big Data and Machine Learning-Based Methods”. 75:102522, 2022. *Resources Policy*, Elsevier. [59] Nate Clark, John Diasselliss, and Kristi Lamar. “Digital Maturity Assessment for Mining Companies”, 2024. Deloitte. [60] Caitlin C Corrigan and Svetlana A Ikonnikova. “A Review of the Use of AI in the Mining Industry: Insights and Ethical Considerations for Multi-Objective Optimization”. 17:101440, 2024. *The Extractive Industries and Society*, Elsevier. [61] Nur Cristiani and Federico Cuevas. “Am ´erica Latina: Fuente Clave de Minerales para el Futuro de la Inteligencia Artificial”, 2025. JPMorgan Chase & Co [online] <https://shorturl.at/P2sED>, (Retrieved: 12/17/2025). [62] Kadri Dagdelen. “Open Pit Optimization—Strategies for Improving Economics of Mining Projects Through Mine Planning”. In *17th International Mining Congress and Exhibition of Turkey*, volume 117, page 121, 2001. [63] Giacomo Damioli, Vincent Van Roy, Daniel Vertesy, and Marco Vivarelli. “Is Artificial Intelligence Leading to a New Technological Paradigm?”. 72:347–359, 2025. *Structural Change and Economic Dynamics*, Elsevier. [64] Graham A Davis and Alexandra M Newman. “Modern Strategic Mine Planning”. In *Proceedings of the Australian Mining Technology Conference*, AusIMM, pages 129–139, 2008. [65] Clara de Holanda Araujo. “Automation and Skill Evolution: Examining the Impact on Workforce Skillsets in the Mining Industry”. Phd thesis, University of British Columbia, 2024. [66] Lula De Rose. “What Are the Biggest HR Challenges in the Mining Industry Today?”, 2025. CA Mining [online] <https://shorturl.at/VqKUj>, (Retrieved: 12/16/2025). [67] Polina Devitt and Pratima Desai. “How Tight Supply, AI Demand Propelled Copper Towards \$12,000”, 2025. Reuters [online] <https://shorturl.at/T65Zl>, (Retrieved: 12/18/2025). [68] Roussos Dimitrakopoulos. “Stochastic Optimization for Strategic Mine Planning: A Decade of Developments”. 47(2):138–150, 2011. *Journal of Mining Science*, Springer. [69] Bernhard Dold. “Evolution of Acid Mine Drainage Formation in Sulphidic Mine Tailings”. 4(3):621–641, 2014. *Minerals*, MDPI. [70] J Engels, H Gonzalez, and G Aedo. “Applying Image Classification to Develop Artificial Intelligence for Tailings Storage Facility Hazard Monitoring Using Site-Based Cameras”. In *Proceedings of the 22nd International Conference on Paste, Thickened and Filtered Tailings*, pages 197–204. Australian Centre for Geomechanics, 2019. [71] Gamze Erdogan Erten, Karim Mokdad, Jed Nisenon, Gabriela Brandao, and Jeff Boisvert. “Human–AI Interaction: Machine Learning–Based Geostatistical Hybrid Models”. page 113580, 2025. *Applied Soft Computing*, Elsevier. [72] Scarlett Evans. “AI’s Rising Role in Tailings Management”, 2025. *Mining Technology* [online] <https://shorturl.at/4o4Vf>, (Retrieved: 11/24/2025). [73] Marcelo Moretti

Fioroni, Luiz Augusto G Franzese, Tales Jefferson Bianchi, Luiz Ezawa, Luiz Ricardo Pinto, and Gilberto de Miranda. "Concurrent Simulation and Optimization Models for Mining Planning". [74] Victor Flores, Brian Keith, and Claudio Leiva. "Using Artificial Intelligence Techniques to Improve the Prediction of Copper Recovery by Leaching". 2020(1):2454875, 2020. Journal of Sensors, Wiley Online Library. [75] Francky Fouedjio and Emet Arya. "Locally Varying Geostatistical Machine Learning for Spatial Prediction". 5:100081, 2024. Artificial Intelligence in Geosciences, Elsevier. [76] Viktoriia Frolova, Olga Dolina, and Tatyana Shpilkina. "The Role of Financing in the Development of Human Capital of the Mining Industry: Modern Trends Under Uncertainty". In E3S Web of Conferences, volume 174, page 04025. EDP Sciences, 2020. [77] Shirong Ge, Yuting Xie, Kunhua Liu, and Fei-Yue Wang. "Autonomous Mining at the 6000-m-Deep Seafloor: A Perspective". 10(6):1069–1073, 2023. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica. [78] Carl Benedikt Frey. The Technology Trap: Capital, Labor, and Power in the Age of Automation. Princeton University Press, 2019. [79] Luis Felipe Gonzalez, Rodrigo Pascual, and Enrique Acu˜na. "An Overview of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". In Proceedings of the 27th International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection, pages 15–26. Springer, 2018. [80] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [81] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [82] David F. Noble. Forces of Production: A Social History of Industrial Automation. Routledge, 2017. [83] Luis Felipe Gonzalez, Rodrigo Pascual, and Enrique Acu˜na. "An Overview of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". In Proceedings of the 27th International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection, pages 15–26. Springer, 2018. [84] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [85] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [86] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [87] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [88] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [89] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [90] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [91] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [92] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [93] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [94] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [95] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [96] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [97] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [98] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [99] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [100] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [101] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [102] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [103] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [104] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [105] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [106] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G ´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [107]





and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [175] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [176] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [177] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [178] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [179] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [180] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier. [181] Luis A Gonzalez-Quiroz, Luis A Cisternas, and Edelmira D G´alvez. "A Review of the Application of Artificial Intelligence in the Mining Industry". 14:101035, 2023. The Extractive Industries and Society, Elsevier.