



Reporte entregable 1

Caso de uso de aplicación de IA e IAGEN+

Optimización Energética en la Industria Petrolera: Análisis Predictivo del Rendimiento de Pozos en Vaca Muerta

I. Introducción

Vaca Muerta, situada en la cuenca Neuquina de Argentina, emerge como una de las formaciones de shale gas y shale oil más trascendentales a nivel mundial . Sus reservas recuperables se estiman en 8.7 billones de metros cúbicos de gas natural y 16 mil millones de barriles de petróleo y condensado, volumen suficiente para satisfacer las necesidades energéticas de toda Argentina durante más de un siglo .

Esta formación se erige como la segunda reserva de gas de esquisto más grande del mundo y la cuarta de petróleo de esquisto . El sector minero y energético, impulsado en gran medida por Vaca Muerta, constituye una porción considerable del Producto Interno Bruto (PIB) de Argentina . El aumento de las exportaciones de energía provenientes de Vaca Muerta está contribuyendo al superávit de la balanza comercial de Argentina y ayudando a estabilizar el tipo de cambio . La producción de petróleo en Neuquén, la principal provincia donde se ubica Vaca Muerta, representó cerca del 68% del total argentino en 2024, lo que condujo a una reducción significativa de las importaciones de gas .

La alta calidad del esquisto de Vaca Muerta ha contribuido a la disminución de los costos operativos y a la mejora de la eficiencia gracias a incentivos a la producción y



exenciones fiscales . El número de pozos de fracking en Vaca Muerta ha experimentado un aumento notable, lo que indica una intensa actividad de extracción . La producción total de shale en Vaca Muerta ha aumentado un 150% desde 2020, alcanzando los 740,000 barriles de petróleo por día . Hacia finales de 2024, la producción de petróleo de Vaca Muerta se multiplicó por diez en comparación con 2014, convirtiéndose en el principal motor del creciente rendimiento de hidrocarburos de Argentina. La explotación de esta vasta reserva requiere grandes inversiones en infraestructura, tecnología y personal altamente especializado. La complejidad geológica y operativa inherente a la extracción de hidrocarburos de esquisto demanda el uso de tecnologías avanzadas para maximizar la eficiencia y rentabilidad de los pozos.

II. Presentación de la oportunidad en contexto

Uno de los principales desafíos en la explotación de Vaca Muerta radica en la variabilidad en la producción de los pozos, directamente atribuible a la heterogeneidad geológica de la formación. Esta heterogeneidad se manifiesta en la diversidad de la porosidad, la permeabilidad y el contenido de hidrocarburos a lo largo de la extensión de la formación, lo que inevitablemente impacta en las tasas de producción iniciales y en las curvas de declive a largo plazo de cada pozo.

Predecir con precisión esta variabilidad representa un obstáculo significativo para los métodos tradicionales como el análisis estocástico y la experiencia empírica, a menudo no logran prever con la precisión necesaria la productividad a largo plazo y tampoco permiten capturar la complejidad inherente a los pozos de esquisto.

Determinar con exactitud el rendimiento futuro de un pozo es fundamental para la toma de decisiones financieras y operativas.

Sobre la obsolescencia de los métodos tradicionales

El análisis de la curva de declive (DCA, por sus siglas en inglés), por ejemplo, se basa en



datos históricos de producción y asume patrones de declive consistentes, una suposición que puede no ser válida para la complejidad de los pozos de esquisto . Las ecuaciones de balance de materiales (MBE) requieren un conocimiento detallado de las propiedades del yacimiento y del comportamiento de los fluidos, información que puede ser difícil de obtener con precisión en formaciones de esquisto .

Las simulaciones numéricas, si bien ofrecen un enfoque más sofisticado, pueden ser computacionalmente intensivas y altamente dependientes de la exactitud de los parámetros de entrada, lo que a menudo exige una inversión considerable de tiempo y recursos. Aunque sofisticado, el enfoque de las simulaciones numéricas requiere muchos recursos y tiempo, ya que son computacionalmente intensivas y dependen de parámetros de entrada precisos.

Los métodos tradicionales, como las simulaciones numéricas, a pesar de su sofisticación, suelen presentar desafíos debido a su dependencia de parámetros de entrada precisos y su demanda computacional significativa. Incorporar la interacción compleja de factores geológicos, parámetros operativos e influencias externas en el rendimiento del pozo generalmente es difícil con estos métodos, lo que puede requerir una inversión considerable de tiempo y recursos..

La Inteligencia Artificial Generativa (IAGEN) y la evolución hacia agentes de IA, presentan una oportunidad significativa para mejorar la predicción del rendimiento de los pozos mediante modelos avanzados que analizan grandes volúmenes de datos históricos, operacionales y geofísicos. Los enfoques basados en IA "clásica", incluyendo el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo, han demostrado una precisión superior en la predicción de los precios del petróleo y el rendimiento de los pozos al capturar dependencias temporales complejas y relaciones no lineales en grandes conjuntos de datos.



Por ejemplo, las redes LSTM, un tipo de modelo de aprendizaje profundo, han demostrado la capacidad de superar a los modelos tradicionales de series de tiempo como ARIMA y Suavizado Exponencial en la predicción de los precios del petróleo y las tasas de producción . Otros estudios han revelado que los modelos híbridos de IA que combinan CNN y LSTM pueden lograr una mayor precisión en la predicción de la producción de pozos petroleros en comparación con modelos individuales. También las técnicas de aprendizaje automático como Random Forest también han resultado eficaces en la predicción de las tasas de producción de petróleo con alta precisión .

Si a esta lógica predictiva le sumamos o las complementamos con capacidades de la IAGEN y de los agentes de IA, es posible transformar la evaluación del rendimiento de pozos y reducir la incertidumbre en la toma de decisiones.

III. Aplicación de “IA clásica” + IAGEN en la Actividad Específica

Los enfoques basados en “IA clásica”, incluyendo el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo, han demostrado una precisión superior en la predicción de los precios del petróleo y el rendimiento de los pozos al capturar dependencias temporales complejas y relaciones no lineales en grandes conjuntos de datos. Ahora bien, es la integración de estas técnicas con la Inteligencia Artificial Generativa (IAGEN) lo que presenta una oportunidad aún más significativa. Esta combinación puede transformar radicalmente la evaluación del rendimiento de pozos y reducir drásticamente la incertidumbre en la toma de decisiones.

La Inteligencia Artificial Generativa (IAGEN) es una rama de la inteligencia artificial que se centra en la creación de nuevo contenido, como modelos, imágenes, código o texto, a partir de datos existentes . Esta tecnología utiliza algoritmos avanzados para analizar grandes cantidades de información, identificar patrones y generar contenido nuevo y original que a menudo es indistinguible del creado por humanos .



Estructura simplificada de las etapas del uso de IAGEN para el análisis predictivo del rendimiento de pozos.

- Recopilación de datos

Se recolectan datos clave (producción, presión, temperatura) desde sensores IoT, bases históricas y reportes operativos.

¿Para qué sirve?: provee la base de información necesaria para entender el comportamiento pasado y actual de los pozos.

- Limpieza y preparación de los datos

Se corrigen errores, se completan datos faltantes y se normalizan formatos.

¿Para qué sirve?: asegura que los modelos aprendan de datos confiables y comparables, mejorando la precisión de las predicciones.

- Entrenamiento de modelos generativos

Se utilizan algoritmos de IA generativa (como LSTM o GANs) entrenados con datos históricos de rendimiento de pozos.

¿Para qué sirve?: Permite que el sistema aprenda patrones complejos y relacione variables para anticipar el comportamiento futuro de los pozos.

- Simulación de escenarios futuros



Se prueban distintas condiciones operativas (por ejemplo, cambios en la inyección de agua o en la presión).

¿Para qué sirve?: permite prever cómo responderá el pozo ante cambios, ayudando en la toma de decisiones estratégicas.

- Análisis y generación de recomendaciones

Se interpretan las predicciones del modelo para sugerir mejoras operativas o detectar posibles fallas anticipadamente.

¿Para qué sirve?: Optimiza la producción, reduce riesgos y mejora la eficiencia del pozo.

Monitoreo en tiempo real y retroalimentación

Se comparan las predicciones con el rendimiento real y se actualiza el modelo constantemente.

¿Para qué sirve?: Asegura que el modelo siga aprendiendo y se adapte a condiciones cambiantes del yacimiento.

Descripción detallada de Cómo aplicar IA clásica más IAGEN

Las Redes Adversariales Generativas (GANs) son un tipo de inteligencia artificial que se enfoca en generar datos nuevos, como imágenes, música o incluso datos sintéticos. Funcionan con dos redes neuronales que compiten entre sí: una genera los datos y la otra los evalúa. A diferencia de modelos como ChatGPT o Gemini, que se especializan en procesar y generar texto, las GANs se centran en crear contenido multimedia o datos



estructurados. Mientras ChatGPT y Gemini entienden y responden en lenguaje humano, las GANs crean cosas nuevas, como fotos realistas de personas que no existen o música original.

Podemos combinar las GANs con la IA clásica (algoritmos de aprendizaje automático supervisado LSTM y Random Forest) para analizar patrones históricos y generar predicciones precisas. La capacidad "generativa" de estos modelos permite crear escenarios hipotéticos y novedosos pero posibles, en lugar de simplemente extrapolar tendencias pasadas. Esto resulta particularmente valioso para capturar comportamientos no lineales y cambios inesperados en la producción que los modelos predictivos tradicionales por sí solos podrían pasar por alto. En resumen, la IA clásica proporciona la base analítica y predictiva, mientras que la IAGEN expande las posibilidades al generar escenarios y datos sintéticos que enriquecen y complementan el análisis.

Análisis de Registros Históricos con IAGEN

Usar datos e información vinculada a registros históricos, requiere un proceso previo de preprocesamiento para garantizar su calidad y utilidad. Esto incluye la limpieza de datos para manejar valores faltantes y valores atípicos, la normalización para escalar los datos a un rango común y la ingeniería de características para crear nuevas variables relevantes a partir de las existentes. La calidad y la exhaustividad de los datos históricos tienen un impacto directo en la precisión y confiabilidad de los modelos predictivos .

Para entrenar los modelos de IAGEN, se utilizan datos históricos detallados de los pozos. Estos datos incluyen información sobre la producción de petróleo, gas y agua, presiones en el pozo, la composición de los fluidos, características geológicas del terreno (como profundidad y porosidad) y datos operativos como la frecuencia de



bombeo y tasas de inyección.

Por ejemplo: se obtiene información consistente sobre el registro de un pozo durante los últimos cinco años. En ese registro, se reflejan parámetros y datos vinculados a cuánto petróleo y gas se produjo diariamente, la presión dentro del pozo a diferentes profundidades, si el fluido era más petróleo o más agua, y cómo se ajustó la bomba o la inyección de agua. Todos estos datos conforman un conjunto de información muy valiosa. Al alimentar este conjunto de datos a un modelo de IAGEN, el modelo aprende a reconocer patrones a partir de una buena iteración de instrucciones “no code”.

La IAGEN es clave, ya que puede servir para establecer correlaciones relevantes sin que haya necesidad de empezar de cero a entrenar un modelo predictivo con IA clásica. De esta forma, bajo un formato “no code” (sin programación) podría aprender que cuando la presión de inyección de agua aumenta, la producción de petróleo también tiende a aumentar unos días después, con una serie de variables y matices que puede desplegar en un tablero de visualización o en un informe. Con este conocimiento, el modelo puede predecir cómo se comportará el pozo en el futuro si se realizan ciertos cambios operativos.

Modelado Generativo

Veamos un escenario hipotético de aplicación de Redes Neuronales Generativas -GANs-. Una compañía petrolera está explorando un nuevo yacimiento en Vaca Muerta. Actualmente cuenta con datos sísmicos y registros limitados de pozos existentes, lo que genera incertidumbre. Para mejorar la caracterización del yacimiento, la compañía podría utilizar una Red Generativa Antagónica (GAN). En este enfoque, el generador crea modelos sintéticos en 3D del yacimiento variando factores clave como la porosidad, permeabilidad y estructura geológica. El discriminador compara estos modelos sintéticos con los datos reales disponibles, identificando diferencias y



ofreciendo retroalimentación. Mediante este proceso iterativo, los modelos sintéticos se vuelven cada vez más precisos y realistas. Finalmente, la compañía obtiene múltiples escenarios plausibles del yacimiento, permitiendo simular distintas condiciones de producción, reducir incertidumbres geológicas y optimizar la estrategia de perforación y desarrollo.

Las Redes de Memoria a Largo Corto Plazo (LSTM) son un tipo especializado de red neuronal recurrente que destaca por su habilidad para analizar y aprender de datos que se organizan en secuencias, como series de tiempo. A diferencia de otros modelos que pueden olvidar información pasada, las LSTM están diseñadas para retener información relevante a largo plazo, lo que las hace ideales para modelar procesos que evolucionan con el tiempo. En el contexto del rendimiento de pozos petroleros, donde los datos de producción, presión y otros parámetros varían continuamente, las LSTM ofrecen una herramienta poderosa para predecir tendencias futuras y optimizar la toma de decisiones.

Predicción en Tiempo Real

La integración con sensores loTEI Internet de las Cosas (IoT) se refiere a una red de objetos físicos, o "cosas", que están equipados con sensores, software y otras tecnologías con el fin de conectarse e intercambiar datos con otros dispositivos y sistemas a través de Internet. En la industria petrolera, los sensores IoT desplegados en los pozos desempeñan un papel fundamental en la recopilación de datos en tiempo real sobre diversos parámetros, como presión, temperatura y caudal.

Esta integración de la tecnología IoT proporciona una base sólida para la aplicación de la Inteligencia Artificial Generativa (IAGEN) en el análisis predictivo. Al aprovechar los datos en tiempo real de los sensores IoT, la IAGEN puede generar modelos y simulaciones más precisos, lo que permite una toma de decisiones más informada y



una optimización eficiente de las operaciones de los pozos. desplegados en los pozos permite el monitoreo continuo de parámetros clave como presión, temperatura y caudales .

En síntesis: los flujos de datos en tiempo real se introducen en los modelos IAGEN entrenados para proporcionar predicciones actualizadas del rendimiento de la producción. Los modelos pueden ajustar dinámicamente sus pronósticos en función de las últimas lecturas de los sensores, brindando información oportuna para ajustes e intervenciones operativas.

Esta capacidad de predicción en tiempo real permite una toma de decisiones proactiva y la optimización de las operaciones de los pozos. La combinación del análisis de datos históricos, el modelado generativo y la predicción en tiempo real dentro de IAGEN determina un cambio de paradigma para comprender y pronosticar el rendimiento de los pozos, dejando atrás la naturaleza estática de los métodos tradicionales. Además, la capacidad de las GANs para generar datos sintéticos realistas y las LSTM para capturar dependencias temporales sugiere que IAGEN puede abordar eficazmente los desafíos planteados por la escasez de datos.

Por último, si bien la integración con sensores IoT para obtener datos en tiempo real representa una tendencia creciente y un objetivo a largo plazo para la industria del petróleo y el gas en Vaca Muerta, su implementación generalizada enfrenta desafíos significativos. Aunque existe un claro potencial de optimización continua a través del monitoreo y control impulsados por IA, la adopción de estas tecnologías no es uniforme ni inmediata.

En la realidad de Vaca Muerta, la digitalización varía considerablemente entre las diferentes empresas y operaciones. Algunas compañías líderes han comenzado a



invertir en sensores IoT y sistemas de análisis de datos avanzados, pero muchas otras aún dependen de métodos más tradicionales. La infraestructura necesaria para soportar una digitalización completa, incluyendo conectividad de red robusta y sistemas de almacenamiento y procesamiento de datos, puede ser limitada en algunas áreas de la formación.

Además, la transición hacia la digitalización requiere inversiones significativas y cambios en la cultura organizacional. Las empresas deben capacitar a su personal, adaptar sus procesos operativos y superar la resistencia al cambio. La disponibilidad de personal técnico especializado en IoT y análisis de datos también puede ser un factor limitante.

Por lo tanto, si bien la digitalización y la IAGEN tienen un enorme potencial para transformar la industria en Vaca Muerta, es crucial reconocer que su implementación es un proceso gradual y complejo.

IV. Agentes de IA y workflows agénticos. La evolución de la IA generativa.

1. Concepto de agentes de IAGEN

En los últimos años, la inteligencia artificial generativa (IAGen) ha revolucionado la manera en que interactuamos con la tecnología, permitiendo el desarrollo de sistemas capaces de generar contenido, responder preguntas complejas y asistir en tareas cognitivas de alta demanda. A partir de esta capacidad, surge una nueva arquitectura tecnológica: los agentes impulsados por IAGen. Estos agentes no son simples interfaces conversacionales, sino sistemas autónomos que pueden interpretar instrucciones, tomar decisiones, ejecutar tareas y aprender de sus interacciones con el entorno.

Un agente de IAGen combina grandes modelos de lenguaje con componentes



adicionales como herramientas externas, memoria, planificación y ejecución autónoma. Esto les permite operar en entornos complejos, con capacidad para descomponer objetivos en pasos, coordinar múltiples acciones, interactuar con sistemas digitales (como bases de datos, APIs o documentos) y adaptarse a los cambios del contexto en tiempo real. Estas cualidades los distinguen de los chatbots tradicionales, y abren un espectro de aplicaciones más sofisticadas y personalizables.

En el ámbito organizacional, estos agentes se están utilizando para automatizar procesos, generar análisis de datos, asistir en la toma de decisiones y mejorar la experiencia del usuario, tanto interna como externamente. Por ejemplo, pueden asumir tareas de recursos humanos, legales, financieras o logísticas, e incluso, vinculadas a las áreas técnicas de procesos productivos, actuando como asistentes inteligentes que colaboran con equipos humanos. Esta capacidad de integrar conocimientos y ejecutar tareas de forma autónoma transforma la forma en que las organizaciones pueden escalar sus operaciones sin perder calidad ni control.

Además, los workflows agénticos —estructuras donde múltiples agentes colaboran entre sí para resolver problemas complejos— permiten distribuir responsabilidades entre distintos perfiles de agentes, cada uno con funciones específicas. Esto genera entornos de trabajo híbridos donde humanos y agentes coexisten, optimizando tiempos, costos y resultados. La posibilidad de conectar agentes con herramientas como Google Drive, CRMs o plataformas de gestión documental amplía aún más sus capacidades.

El desarrollo de agentes impulsados por IAGen representa un paso crucial hacia una nueva era de automatización inteligente.

Entre los beneficios de los workflows auténticos impulsados por modelos de inteligencia artificial generativa, se encuentra la posibilidad de automatizar procesos productivos completos, de punta a punta, e incluso, agregar valor a partir del



aprovechamiento de las habilidades de los modelos de lenguaje basados en dichas tecnologías.

Sin embargo, su implementación también plantea desafíos técnicos, éticos y jurídicos, desde el diseño responsable hasta la supervisión humana. Por eso, comprender su arquitectura, su lógica operativa y sus impactos potenciales es fundamental para su adopción efectiva y segura en diversos contextos profesionales.

2. Agentes de IAGEN aplicables al análisis predictivo del rendimiento de pozos

Adoptar un paradigma de agentes de IA con enfoques no-code y low-code presenta una oportunidad significativa para superar las limitaciones de los métodos tradicionales y acelerar la adopción de la inteligencia artificial en la industria petrolera. Al simplificar el desarrollo y la implementación de soluciones de IA, se democratiza el acceso a estas tecnologías, permitiendo que profesionales sin una formación técnica profunda puedan crear y personalizar agentes adaptados a sus necesidades específicas.

Esta lógica reduce los costos asociados al desarrollo de software a medida, agiliza la experimentación y la iteración, y permite adaptar con mayor facilidad los cambios en las condiciones operativas y del yacimiento. Al complementar los modelos predictivos y generativos ya descritos, los agentes de IA pueden automatizar flujos de trabajo complejos, desde la recopilación y el análisis de datos en tiempo real hasta la generación de recomendaciones y la toma de decisiones proactivas, maximizando así la eficiencia y la productividad.

Además, el uso de plataformas no-code y low-code para la creación de agentes de IA (CITA A NUESTRO LIBRO) permite una mayor flexibilidad y escalabilidad. Estas herramientas suelen ofrecer interfaces intuitivas y componentes pre-construidos que pueden ensamblarse y personalizarse sin necesidad de escribir código desde cero. Esto



acelera el desarrollo y fundamentalmente facilita la integración con sistemas existentes y la adaptación a nuevas fuentes de datos o requisitos operativos. Al reducir la dependencia de desarrolladores especializados y permitir una mayor participación de los expertos en la materia, se fomenta una cultura de innovación y colaboración, donde el conocimiento técnico y la experiencia en la industria se combinan para crear soluciones de IA más efectivas, menos costosas y que aumentan la capacidad de optimización en diferentes tareas. En síntesis, hay que avanzar hacia un enfoque híbrido que combine los métodos analíticos y predictivos con la capacidad de automatización y adaptación de los agentes de IA.

3. Descripción del workflow agéntico para la implementación de IAGEN en el análisis predictivo del rendimiento de pozos en Vaca Muerta. Etapas clave.

- Inicialmente, se lleva a cabo una recopilación de datos multifuente, extrayendo información de sensores IoT instalados en los pozos (para datos de producción, presión y temperatura en tiempo real), bases de datos históricas (que contienen registros de producción, pruebas de pozos y estudios geológicos) e informes operativos (como registros de mantenimiento e intervenciones). La variedad y la cobertura de los datos son fundamentales para el entrenamiento de modelos robustos.
- Una vez recopilados, los datos se someten a un proceso de limpieza y normalización. Esto implica el manejo de valores faltantes mediante técnicas de imputación, la identificación y tratamiento de valores atípicos y la normalización o estandarización de los datos para garantizar la coherencia y la compatibilidad para el entrenamiento del modelo. La evaluación de la calidad de los datos es un paso crítico en este proceso .
- La siguiente etapa consiste en el entrenamiento del modelo generativo. Se seleccionan modelos de IA generativa apropiados (como GANs, LSTMs o arquitecturas híbridas) en función de la tarea de predicción específica y las



características de los datos. Estos modelos se entrenan utilizando los datos históricos preprocesados, optimizando los hiperparámetros y validando el rendimiento del modelo con datos no vistos previamente.

- Con el modelo entrenado, se procede a la simulación de escenarios. Se utilizan los modelos generativos para simular diversos escenarios futuros de producción, introduciendo diferentes parámetros operativos (como cambios en las tasas de inyección o ajustes en el tamaño de las estrangulaciones) o factores externos (como una posible disminución de la presión del yacimiento). Se generan múltiples resultados plausibles para evaluar la incertidumbre.
- El análisis de los resultados de la simulación y las predicciones en tiempo real permite generar recomendaciones prácticas para optimizar las operaciones de los pozos. Se proporcionan conocimientos sobre posibles mejoras en la producción, oportunidades de reducción de costos y alertas tempranas sobre posibles problemas.
- Finalmente, se realiza un monitoreo continuo del rendimiento real del pozo en comparación con las predicciones de agentes de IA impulsados por IAGEN, utilizando flujos de datos en tiempo real. Los modelos se vuelven a entrenar o se ajustan periódicamente con nuevos datos para mejorar su precisión y adaptarse a las condiciones cambiantes del yacimiento y a las modificaciones operativas. La implementación de ciclos de retroalimentación garantiza que el modelo siga siendo relevante y eficaz con el tiempo.

La naturaleza iterativa de este flujo de trabajo, que implica un monitoreo continuo y un ajuste dinámico, permite una mejora constante y la adaptación de los modelos predictivos. La integración de datos de múltiples fuentes y el uso de escenarios de simulación dentro de la IAGEN proporcionan un enfoque más holístico y prospectivo para la gestión de pozos en comparación con los métodos tradicionales.



4. Ejemplo hipotético de Aplicación en Vaca Muerta

En un pozo específico dentro de Vaca Muerta que experimentaba fluctuaciones en su producción, se recopiló cinco años de datos históricos detallados. Estos datos incluían las tasas de producción diaria de petróleo y gas, la presión en cabeza de pozo, la presión en fondo de pozo, las tasas de inyección de gas lift y los parámetros geológicos relevantes.

Se entrenó un modelo IAGEN basado en LSTM con estos datos para identificar patrones de declive de la producción asociados con configuraciones operativas específicas y el comportamiento del yacimiento. El modelo detectó una correlación entre los períodos de baja presión de inyección de gas lift y las posteriores caídas en la producción, así como patrones que indicaban una posible irrupción de agua.

Con base en estos conocimientos, la IAGEN recomendó ajustar la presión de inyección de gas lift dentro de un rango específico e implementar una estrategia de gestión de agua más proactiva. Durante los seis meses siguientes, con los ajustes recomendados implementados, la producción de petróleo del pozo aumentó en un 18%, lo que demuestra el impacto práctico de la IAGEN en la optimización del rendimiento del pozo. Este ejemplo concreto ilustra la capacidad de la IAGEN para identificar relaciones no obvias dentro de datos complejos de pozos y traducir estos conocimientos en recomendaciones prácticas que conducen a mejoras significativas en la producción.

V. Desarrollo ampliado de las tecnologías y modelos específicos. Ejemplos de uso adicionales.

- Redes Neuronales Generativas (GANs)

Las Redes Neuronales Generativas (GANs) constituyen una clase de modelos de



aprendizaje profundo compuestos por dos redes neuronales: un generador y un discriminador . El generador tiene como objetivo crear datos sintéticos que sean indistinguibles de los datos reales, mientras que el discriminador intenta distinguir entre los datos reales y los generados. Estas dos redes se entrenan de forma adversaria; el generador busca engañar al discriminador generando muestras cada vez más realistas, y el discriminador se esfuerza por mejorar su capacidad para identificar las muestras falsas. Este proceso iterativo continúa hasta que el generador es capaz de producir datos que el discriminador ya no puede diferenciar de los datos reales. La arquitectura de las GANs típicamente involucra redes neuronales convolucionales profundas para datos similares a imágenes (como modelos de yacimientos o datos sísmicos) y redes recurrentes para datos secuenciales (como series de tiempo de producción). El proceso de entrenamiento implica la actualización iterativa de los pesos de las redes generadora y discriminadora en función de su rendimiento en este juego adversarial.

Las GANs encuentran diversas aplicaciones en la industria del petróleo y el gas . En el modelado de yacimientos, se utilizan para generar modelos 3D realistas de yacimientos subterráneos, condicionados por datos limitados de pozos o información sísmica . En la interpretación de datos sísmicos, pueden generar datos sísmicos sintéticos para facilitar la interpretación de estructuras subterráneas y la detección de fallas . También se emplean en la mejora de datos de registros de pozos, generando registros sintéticos para completar datos existentes o crear conjuntos de datos aumentados para el entrenamiento de otros modelos predictivos . Si bien no se detalla explícitamente en los fragmentos proporcionados, las GANs también tienen potencial para la creación de gemelos virtuales de activos de petróleo y gas para simulación y mantenimiento predictivo .



Caso de Uso	Descripción
Modelado de Yacimientos	Genera modelos 3D realistas de yacimientos, mejorando la comprensión geológica y la precisión de la simulación.
Interpretación de Datos Sísmicos	Crea datos sísmicos sintéticos para mejorar la claridad y precisión de las imágenes subterráneas y la detección de fallas.
Mejora de Datos de Registros de Pozos	Genera registros de pozos sintéticos para aumentar los datos reales limitados, mejorando la caracterización de yacimientos y el entrenamiento de otros modelos de IA.
Predicción de Producción	Puede utilizarse para generar pronósticos probabilísticos de la producción futura de pozos en diversos escenarios.
Detección de Anomalías	Las GANs pueden entrenarse con datos operativos normales y luego utilizarse



	para identificar desviaciones o anomalías que podrían indicar fallas en los equipos.
--	--

Las GANs ofrecen un enfoque poderoso para generar datos sintéticos de alta calidad en la industria del petróleo y el gas, abordando el desafío común de conjuntos de datos limitados o propietarios. Su capacidad para aprender distribuciones complejas y crear muestras realistas las hace invaluable para tareas como el modelado de yacimientos y la interpretación sísmica, donde la obtención de datos reales extensos puede ser difícil o costosa. El proceso de entrenamiento adversarial de las GANs puede conducir a datos generados más robustos y realistas en comparación con otros modelos generativos, lo que las hace particularmente adecuadas para aplicaciones que requieren alta fidelidad, como la creación de gemelos virtuales o la mejora de conjuntos de datos críticos.

- Modelos de Aprendizaje Profundo (LSTM)

Las Redes de Memoria a Largo Corto Plazo (LSTM) son un tipo especializado de red neuronal recurrente (RNN) diseñada para mitigar el problema del desvanecimiento del gradiente, lo que les permite aprender dependencias a largo plazo en datos secuenciales . Incorporan una celda de memoria y mecanismos de compuerta (compuerta de entrada, olvido y salida) que regulan el flujo de información a través de la red. La arquitectura de las LSTM se compone de unidades LSTM interconectadas, organizadas en capas, capaces de procesar datos de series de tiempo de diversas longitudes. Las LSTM bidireccionales tienen la capacidad de procesar secuencias tanto hacia adelante como hacia atrás, lo que les permite capturar el contexto tanto del pasado como del futuro.



Las LSTM encuentran una amplia gama de aplicaciones en la industria del petróleo y el gas . Se utilizan para la predicción de la producción futura de petróleo, gas y agua basándose en datos históricos de producción y parámetros operativos . También se aplican en el mantenimiento predictivo, pronosticando fallas en equipos críticos como bombas, compresores y otros activos basándose en datos de sensores y registros históricos de mantenimiento . Las LSTM son útiles para la detección de anomalías, identificando patrones inusuales en los datos de producción o en las lecturas de los sensores de los equipos que podrían indicar problemas operativos o fallas potenciales . Además, se emplean en la predicción del flujo de agua y arena, pronosticando los cambios en la producción de agua y arena en los pozos a lo largo del tiempo . Aunque menos directamente enfocado en el rendimiento de los pozos, las LSTM también se utilizan en el análisis de series de tiempo financieras, prediciendo las fluctuaciones y tendencias de los precios del petróleo .

Caso de Uso	Descripción
Predicción de Producción	Predice las tasas de producción futuras de petróleo, gas y agua utilizando datos históricos y parámetros operativos.
Mantenimiento Predictivo	Pronostica fallas en equipos críticos como bombas y compresores basándose en



	datos de sensores.
Detección de Anomalías	Identifica patrones inusuales en datos operativos que pueden indicar problemas o posibles fallas en los equipos.
Predicción de Flujo de Agua y Arena	Pronostica los cambios en la producción de agua y arena en pozos de petróleo y gas.
Optimización de Operaciones de Pozos	Puede utilizarse para analizar parámetros operativos y predecir configuraciones óptimas para maximizar la producción.

Las LSTM son altamente efectivas en el análisis de la naturaleza dependiente del tiempo de los datos de rendimiento de los pozos, lo que las convierte en una herramienta valiosa para predecir tendencias futuras de producción e identificar posibles problemas operativos. Su capacidad para recordar largas secuencias de datos les permite capturar la disminución gradual de la producción y el impacto de las intervenciones a lo largo del tiempo. La exitosa aplicación de las LSTM en diversas tareas de pronóstico dentro de la industria del petróleo y el gas, incluyendo producción, mantenimiento y detección de anomalías, destaca su versatilidad y potencial para un



uso generalizado en la optimización de operaciones.

- Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP)

El Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) es un campo de la inteligencia artificial que se centra en capacitar a las computadoras para comprender, interpretar y generar el lenguaje humano . En la industria del petróleo y el gas, el NLP encuentra diversas aplicaciones. Se utiliza para extraer información clave de informes técnicos, registros de mantenimiento, procedimientos operativos y estudios geológicos, facilitando la identificación de datos relevantes para el rendimiento de los pozos, el estado de los equipos y los riesgos potenciales . El NLP también se emplea en el análisis de sentimientos, evaluando las opiniones expresadas en informes, comentarios de clientes o datos de redes sociales relacionados con las operaciones o empresas del sector. Además, se utiliza para construir bases de conocimiento a partir de datos de texto no estructurados, mejorando la recuperación de información y la toma de decisiones. El desarrollo de chatbots y asistentes virtuales impulsados por NLP permite brindar asistencia en tiempo real a los trabajadores de campo para la resolución de problemas, ofreciendo orientación y respondiendo preguntas sobre equipos o procedimientos. Finalmente, el NLP juega un papel importante en la mejora del cumplimiento normativo, analizando documentos regulatorios e informes internos para garantizar la adhesión a los estándares de seguridad y medio ambiente . El NLP tiene el potencial de desbloquear información valiosa oculta en las grandes cantidades de datos de texto no estructurados generados en la industria del petróleo y el gas, proporcionando conocimientos que podrían pasarse por alto con los métodos tradicionales de análisis de datos. El uso del NLP para tareas como el cumplimiento normativo y la gestión de la seguridad destaca su potencial para mejorar la integridad operativa y reducir los riesgos en una industria altamente regulada y crítica para la seguridad.

VI. Beneficios Directos en Términos Operativos y Estratégicos



1. Optimización del Factor de Recuperación

La IAGEN tiene la capacidad de identificar los parámetros operativos óptimos, como las tasas de inyección, los ajustes de las estrangulaciones y los parámetros de levantamiento artificial, que maximizan la recuperación de hidrocarburos de los pozos en Vaca Muerta. Al simular diferentes estrategias operativas, la IAGEN puede predecir su impacto en el factor de recuperación final y recomendar los enfoques más eficaces. Esto puede resultar en un aumento significativo de la cantidad total de petróleo y gas extraído del yacimiento a lo largo de su vida útil.

2. Reducción de Costos Operacionales

Las capacidades predictivas de la IAGEN permiten programar el mantenimiento de forma proactiva, minimizando el tiempo de inactividad no planificado y los costos asociados a las reparaciones de emergencia . La asignación optimizada de recursos basada en los pronósticos de producción de la IAGEN puede reducir el consumo de energía, el uso de productos químicos y otros gastos operativos . La detección temprana de anomalías y posibles fallas en los equipos puede prevenir averías catastróficas costosas y prolongar la vida útil de los activos críticos .

3. Mejora en la Seguridad Operativa

La IAGEN puede predecir posibles riesgos de seguridad, como fugas en tuberías, fallas en equipos o condiciones de presión anormales, lo que permite realizar intervenciones oportunas y prevenir accidentes . El monitoreo y análisis en tiempo real de los datos operativos pueden proporcionar alertas tempranas sobre condiciones inseguras, lo que permite a los operadores tomar medidas correctivas. Las aplicaciones de NLP dentro de la IAGEN pueden analizar informes de seguridad e identificar problemas recurrentes o riesgos potenciales que deben abordarse. Los beneficios directos de la IAGEN en términos de optimización de la recuperación, reducción de costos y mejora de la



seguridad crean un caso de negocio convincente para su adopción en la industria del petróleo y el gas en Vaca Muerta. La naturaleza proactiva de la IAGEN, que permite la predicción y la prevención en lugar de la reacción, representa un cambio significativo en la filosofía operativa que puede generar ventajas sustanciales a largo plazo.

4. Impacto Medible

La aplicación de IAGEN en el análisis predictivo del rendimiento de pozos en Vaca Muerta ofrece un impacto medible en diversas áreas clave. Un aumento del 25% en la precisión de las predicciones, en comparación con los métodos tradicionales, se traduce en pronósticos más confiables para la planificación de la producción y las proyecciones financieras . Esta mejora en la exactitud permite a las empresas tomar decisiones operativas y estratégicas con mayor confianza. Además, se observa una reducción del 30% en los costos de monitoreo, resultado de la capacidad de la IAGEN para automatizar el análisis de datos y predecir problemas antes de que requieran una supervisión manual intensiva o intervenciones costosas . Finalmente, se experimenta una disminución del 15% en los tiempos de evaluación de pozos, gracias a la capacidad de la IAGEN para procesar y analizar grandes conjuntos de datos rápidamente, lo que acelera la toma de decisiones sobre las actividades de perforación y completación. Estos beneficios cuantificables resaltan la propuesta de valor tangible de la IAGEN para las operaciones de petróleo y gas en Vaca Muerta, sugiriendo un sólido retorno de la inversión para las empresas que adoptan esta tecnología.

5. Comparación con Métodos Tradicionales



Característica	Métodos Tradicionales (ej., DCA, MBE, Simulación Numérica)	IAGEN (Basado en IA Generativa)
Manejo de Datos	Principalmente datos estructurados, limitaciones con grandes volúmenes y datos no lineales.	Excelente manejo de grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados, capacidad para identificar patrones complejos.
Adaptabilidad	Requiere ajustes manuales significativos para adaptarse a nuevas condiciones o datos.	Se adapta dinámicamente a nuevos datos y condiciones cambiantes a través del aprendizaje continuo.
Precisión	Puede ser limitada por suposiciones simplificadas y dificultad para capturar relaciones no lineales.	Mayor precisión en la predicción gracias a la capacidad de aprender relaciones complejas y generar pronósticos probabilísticos.
Escalabilidad	Puede enfrentar desafíos de escalabilidad con	Altamente escalable, capaz de procesar



	grandes conjuntos de datos y simulaciones complejas.	grandes conjuntos de datos de manera eficiente.
Tiempo de Evaluación	Las simulaciones numéricas pueden ser computacionalmente intensivas y consumir mucho tiempo.	Reduce significativamente el tiempo de evaluación gracias al procesamiento rápido y al análisis automatizado.
Naturaleza de la Predicción	Predicciones deterministas basadas en modelos físicos o empíricos.	Predicciones probabilísticas que consideran la incertidumbre y generan múltiples escenarios futuros.
Capacidad para Capturar la Heterogeneidad	Dificultad para modelar con precisión la heterogeneidad geológica y su impacto en la producción.	Puede aprender patrones complejos relacionados con la heterogeneidad y mejorar la precisión de la predicción.

Los modelos tradicionales dependen de aproximaciones empíricas y simulaciones determinísticas, mientras que la IAGEN ofrece un enfoque dinámico basado en datos en tiempo real y aprendizaje continuo.



Los métodos tradicionales a menudo se basan en suposiciones simplificadas que pueden no ser válidas para yacimientos complejos como Vaca Muerta . Pueden tener dificultades para manejar grandes volúmenes de datos y relaciones no lineales complejas . Su precisión puede ser limitada, especialmente para predicciones a largo plazo o en condiciones operativas cambiantes.

En contraste, la IAGEN ofrece un enfoque dinámico y basado en datos que puede adaptarse a las características específicas de cada pozo y del yacimiento en general. Puede aprender patrones complejos a partir de datos históricos y generar pronósticos probabilísticos, proporcionando una comprensión más completa de los posibles resultados futuros . Las limitaciones de los métodos tradicionales para capturar las complejidades de los yacimientos no convencionales como Vaca Muerta son un importante impulsor para la adopción de soluciones basadas en IA como la IAGEN. La capacidad de la IAGEN para aprender de los datos y adaptarse a las condiciones cambiantes sugiere un mayor grado de robustez y precisión en comparación con los métodos tradicionales que se basan en suposiciones fijas y pueden no ser capaces de capturar la naturaleza dinámica del rendimiento de los pozos.

VII.Desafíos y Estrategias para Superarlos

La implementación de la IAGEN en la industria petrolera enfrenta diversas barreras.

- a. Una de ellas son las limitaciones de infraestructura de datos, que requieren una infraestructura robusta para el almacenamiento, procesamiento y gestión de grandes volúmenes de datos históricos, operativos y en tiempo real .
- b. Las fuentes de datos fragmentadas y los sistemas heredados pueden complicar la integración de datos . Garantizar la calidad y la coherencia de los datos es crucial para la fiabilidad de los modelos de la IAGEN .



- c. Otra barrera importante es la resistencia al cambio organizacional, que puede surgir por la falta de comprensión o confianza en la IAGEN y las tecnologías de IA entre el personal de la industria del petróleo y el gas . La escasez de personal cualificado con experiencia tanto en IA como en operaciones de petróleo y gas puede dificultar la implementación .
- d. Finalmente, el cumplimiento regulatorio exige la adaptación a las normativas de seguridad y protección de datos relevantes para la industria del petróleo y el gas y el uso de tecnologías de IA . También es necesario abordar los riesgos de ciberseguridad asociados con los sistemas de IA y los datos , así como las consideraciones éticas relacionadas con el uso de la IA en la toma de decisiones .

Estrategias para la Integración Efectiva

Para lograr una integración efectiva de la IAGEN, se pueden implementar varias estrategias.

- El uso de plataformas en la nube escalables para el almacenamiento, procesamiento y despliegue de modelos puede abordar las limitaciones de infraestructura y proporcionar los recursos computacionales necesarios .
- Las plataformas en la nube ofrecen flexibilidad y rentabilidad para la gestión de grandes conjuntos de datos y la ejecución de modelos de IA complejos.
- Se recomienda explorar los modelos de Agentes de IA “on premise” o local.
- Inversión de corto plazo en equipos de implementación de agentes de IA: se requiere inversión en pruebas de concepto y pruebas piloto. El foco aquí tiene que ser la formación del talento para implementar, ya que se verifica una tendencia de reducción de costos en sistemas que permiten automatización “no code” y “low code”. Para la primera etapa, también se recomienda recurrir a equipos con experiencia en diseño e implementación de agentes de IA. Por



último, es clave formar un equipo “in house” para el acompañamiento y la apropiación de una cultura agéntica que redefine la interacción humano-máquina.

- La capacitación del personal a través de programas de formación integrales sobre los principios y las aplicaciones de la IA en la industria del petróleo y el gas puede ayudar a superar la resistencia organizacional y desarrollar la experiencia necesaria .
- La formación del personal existente y la atracción de nuevos talentos con habilidades en IA son cruciales para una integración exitosa .
- Establecer alianzas estratégicas con empresas especializadas en IA e instituciones de investigación puede proporcionar acceso a tecnologías de vanguardia, experiencia y mejores prácticas para implementar la IAGEN de manera efectiva . Las colaboraciones pueden ayudar a superar la brecha de conocimiento en IA y acelerar el proceso de adopción.
- La implementación exitosa de la IAGEN requiere un enfoque multifacético que aborde no solo los desafíos tecnológicos sino también los aspectos organizacionales y regulatorios.
- Invertir en la formación del personal y forjar alianzas estratégicas con expertos en IA son pasos cruciales para que las empresas de petróleo y gas desarrollen capacidades internas y aprovechen el conocimiento externo para una integración efectiva.
- Abordar los riesgos de ciberseguridad y garantizar el cumplimiento de las regulaciones pertinentes son esenciales para generar confianza y asegurar el despliegue responsable y sostenible de las tecnologías de IA en la industria del petróleo y el gas.

VIII. Conclusión



La aplicación de la IAGEN en el análisis predictivo del rendimiento de pozos en Vaca Muerta representa un avance significativo en la optimización energética para la industria petrolera. Al aprovechar el poder de la IA generativa, las empresas pueden lograr mejoras sustanciales en la eficiencia operativa, reducir los costos asociados con el tiempo de inactividad no planificado y la asignación ineficiente de recursos, y mejorar la seguridad de sus operaciones. Los conocimientos derivados de la IAGEN permiten una toma de decisiones estratégicas más informada, lo que lleva a una maximización de la rentabilidad y una explotación optimizada de los valiosos recursos energéticos dentro de la formación Vaca Muerta. De cara al futuro, el desarrollo continuo y la integración de tecnologías de IA como la IAGEN serán cruciales para que la industria del petróleo y el gas en Argentina siga siendo competitiva, sostenible y eficiente en un panorama energético global en rápida evolución.

Fuentes citadas

1. [www.thinkbrg.com](https://www.thinkbrg.com/thinkset/the-key-to-making-argentina-an-energy-transition-powerhouse/#:~:text=Accordingly%2C%20it%20is%20often%20considered,needs%20for%20over%20a%20century.), acceso: febrero 2, 2025, <https://www.thinkbrg.com/thinkset/the-key-to-making-argentina-an-energy-transition-powerhouse/#:~:text=Accordingly%2C%20it%20is%20often%20considered,needs%20for%20over%20a%20century.>
2. Vaca Muerta - Wikipedia, acceso: febrero 2, 2025, https://en.wikipedia.org/wiki/Vaca_Muerta
3. Argentina's crude oil and natural gas production near record highs ..., acceso: marzo 18, 2025, <https://www.eia.gov/todayinenergy/detail.php?id=63924>
4. Credit FAQ: Renewed Interest In Argentina's Vaca Muerta Shale | S&P Global Ratings, acceso: febrero 2, 2025, <https://www.spglobal.com/ratings/en/research/articles/250117-credit-faq-renewed-interest-in-argentina-s-vaca-muerta-shale-13381062>



5. Vaca Muerta: Argentina on the global energy stage - Tecpetrol, acceso: febrero 2, 2025, <https://www.tecpetrol.com/en/news/2025/techint-group-at-ceraweek>
6. Argentina oil and gas sector: Vaca Muerta shale can drive near-term growth and fuel medium-term opportunities - Deloitte, acceso: febrero 2, 2025, <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/economy/americas/vaca-muerta-argentina-energy-sector-boom.html>
7. Argentina's Vaca Muerta: 10 Years of Fracking and Local ... - NACLA |, acceso: febrero 2, 2025, <https://nacla.org/argentina-vaca-muerta-fracking-resistance>
8. Argentina's Vaca Muerta Fuels Oil Production Surge - Brazil Energy Insight, acceso: febrero 2, 2025, <https://brazilenergyinsight.com/2025/03/13/argentinas-vaca-muerta-fuels-oil-production-surge/>
9. Vaca Muerta production prompts Argentina's largest energy trade surplus in nearly 20 years, acceso: febrero 2, 2025, <https://worldoil.com/news/2025/1/23/vaca-muerta-production-prompts-argentina-s-largest-energy-trade-surplus-in-nearly-20-years/>
10. www.ssdynamics.com, acceso: febrero 2, 2025, <https://www.ssdynamics.com/guide-oil-production-forecasting-methods-and-analysis/#:~:text=These%20methods%20include%20decline%20curve,short%2Dterm%20oil%20production%20forecasting.>
11. The Ultimate Guide to Oil Production Forecasting: Methods and ..., acceso: febrero 2, 2025, <https://www.ssdynamics.com/guide-oil-production-forecasting-methods-and-analysis/>
12. (PDF) Knowledge-Based Machine Learning Approaches to Predict ..., acceso: febrero 2, 2025, https://www.researchgate.net/publication/378704647_Knowledge-Based_Machine_Learning_Approaches_to_Predict_Oil_Production_Rate_in_the_Oil_Reservoir
13. A Data-Driven Oil Production Prediction Method Based on the Gradient Boosting



Decision Tree Regression - Tech Science Press, acceso: febrero 2, 2025, <https://www.techscience.com/CMES/v134n3/49751/html>

14. Productivity Prediction Methods of Multi-Fractured Horizontal Wells in Low-Permeability Reservoirs: Progress and Challenges - Frontiers, acceso: febrero 2, 2025,

<https://www.frontiersin.org/journals/energy-research/articles/10.3389/fenrg.2022.861333/full>

15. Time-Series Well Performance Prediction Based on Convolutional ..., acceso: febrero 2, 2025, <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/1/499>

16. A Two-Stage Prediction Framework for Oil and Gas Well Production ..., acceso: febrero 5, 2025, <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acs.energyfuels.4c04762>

17. Comparative Analysis of LSTM and Traditional Time Series Models ..., acceso: febrero 5, 2025, <https://www.preprints.org/manuscript/202410.2355>

18. Comparative Analysis of LSTM and Traditional Time Series Models on Oil Price Data, acceso: febrero 5, 2025, https://www.researchgate.net/publication/385091883_Comparative_Analysis_of_LSTM_and_Traditional_Time_Series_Models_on_Oil_Price_Data

19. Oil Production Rate Forecasting by SA-LSTM Model in Tight Reservoirs - GeoScienceWorld, acceso: febrero 5, 2025, https://pubs.geoscienceworld.org/gsw/lithosphere/article/2024/1/lithosphere_2023_197/632785/Oil-Production-Rate-Forecasting-by-SA-LSTM-Model

20. Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model | Request PDF - ResearchGate, acceso: febrero 5, 2025, https://www.researchgate.net/publication/337191923_Time-series_well_performance_prediction_based_on_Long_Short-Term_Memory_LSTM_neural_network_model

21. Time-series well performance prediction based on Long Short-Term ..., acceso: febrero 5, 2025, <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2020JPSE..18606682S/abstract>

22. Adaptive Production Forecasting Using a Long Short-Term Memory ..., acceso:



- febrero 5, 2025,
<https://jpt.spe.org/adaptive-production-forecasting-using-a-long-short-term-memory-network>
23. Performance of long short-term memory networks in predicting athlete injury risk, acceso: febrero 5, 2025, <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.3233/JCM-247563>
24. Performance Analysis of Long Short-Term Memory Predictive Neural ..., acceso: febrero 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2227-7390/11/6/1432>
25. Optimization of Oil Well Production Prediction Model Based on Inter ..., acceso: febrero 5, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/5/1004>
26. A Well Production Prediction Method of Tight Reservoirs Based on a Hybrid Neural Network, acceso: febrero 5, 2025, <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/6/2904>
27. Machine Learning Approach for the Prediction of Age-Specific Probability of SCA3 and DRPLA by Survival Curve Analysis - PMC, acceso: febrero 5, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10159758/>
28. Drilling Down: How AI is Changing the Future of Oil and Gas, acceso: febrero 5, 2025, <https://www.sandtech.com/insight/drilling-down-how-ai-is-changing-the-future-of-oil-and-gas/>
29. Digital transformation in oil and gas—how energy companies can fix ..., acceso: febrero 5, 2025, <https://www.kearney.com/industry/energy/article/digital-transformation-in-oil-and-gas-how-energy-companies-can-fix-legacy-data-for-the-best-ai-advantage>
30. AI in Oil and Gas: Preventing Equipment Failures Before They Cost Millions, acceso: febrero 5, 2025, <https://energiesmedia.com/ai-in-oil-and-gas-preventing-equipment-failures-before-they-cost-millions/>
31. AI in Oil and Gas: 7 Best Practices for Data Readiness - IPT Global, acceso: febrero



- 5, 2025,
<https://iptglobal.com/blog/ai-in-oil-and-gas-7-best-practices-for-data-readiness/>
32. AI spells opportunity and manageable risk for the oil and gas industry, acceso: marzo 18, 2025,
<https://www.dnv.com/article/ai-spells-opportunity-and-manageable-risk-for-the-oil-and-gas-industry/>
33. Generative AI in Oil & Gas Market Trends | Market Research Future, acceso: marzo 18, 2025,
<https://www.marketresearchfuture.com/reports/generative-ai-in-oil-gas-market/market-trends>
34. Oil & Gas: the Future with Generative AI - - Datategy, acceso: marzo 18, 2025,
<https://www.datategy.net/2024/01/05/oil-gas-the-future-with-generative-ai/>
35. arxiv.org, acceso: marzo 18, 2025, <https://arxiv.org/abs/1802.05622>
36. Simulation Enhancement GAN for Efficient Reservoir Simulation at Fine Scales - Bohrium, acceso: marzo 18, 2025,
<https://bohrium.dp.tech/paper/arxiv/d34e0eed3c2884c4c598964b3d22ff33f83427fa27ae6edf2bef3004ac6086b0>
37. Generative Artificial Intelligence for Subsurface Modeling and ..., acceso: marzo 18, 2025,
<https://jpt.spe.org/twa/generative-artificial-intelligence-for-subsurface-modeling-and-history-matching>
38. Conditioning of Generative Adversarial Networks for Pore and ..., acceso: marzo 18, 2025, <https://www.earthdoc.org/content/papers/10.3997/2214-4609.201800774>
39. (PDF) Leveraging Generative Adversarial Networks (GANs) to ..., acceso: marzo 18, 2025,
https://www.researchgate.net/publication/375744189_Leveraging_Generative_Adversarial_Networks_GANs_to_Enhance_Well_Logging_Data_Interpretation_for_Sustainable_Near-Field_Exploration



40. Simulation Enhancement GAN for Efficient Reservoir Simulation at Fine Scales - NASA ADS, acceso: marzo 18, 2025, <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2024MatGe.tmp....7L/abstract>
41. Utilizing GANs for Synthetic Well Logging Data Generation: a Step Towards Revolutionizing Near-Field Exploration | Earthdoc, acceso: marzo 18, 2025, <https://www.earthdoc.org/content/papers/10.3997/2214-4609.202471016>
42. AI-Driven Reservoir Management: GANs and GMM for Enhanced Control | Earthdoc, acceso: marzo 18, 2025, <https://www.earthdoc.org/content/papers/10.3997/2214-4609.202437004>
43. Conditioning of three-dimensional generative adversarial networks for pore and reservoir-scale models - arXiv, acceso: marzo 18, 2025, <https://arxiv.org/pdf/1802.05622>
44. GAN-supervised Seismic Data Reconstruction: An Enhanced-Learning for Improved Generalization - arXiv, acceso: marzo 18, 2025, <https://arxiv.org/html/2311.10910v2>
45. Generating Paired Seismic Training Data with Cycle-Consistent Adversarial Networks, acceso: marzo 18, 2025, <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/1/265>
46. (PDF) A new approach for seismic inversion with GAN algorithm - ResearchGate, acceso: marzo 18, 2025, https://www.researchgate.net/publication/389813686_A_new_approach_for_seismic_inversion_with_GAN_algorithm
47. (PDF) Tools, Technologies and Frameworks for Digital Twins in the Oil and Gas Industry: An In-Depth Analysis - ResearchGate, acceso: marzo 20, 2025, https://www.researchgate.net/publication/384709701_Tools_Technologies_and_Frameworks_for_Digital_Twins_in_the_Oil_and_Gas_Industry_An_In-Depth_Analysis
48. Advancing Predictive Maintenance in the Oil and Gas Industry: A ..., acceso: marzo



- 20, 2025,
https://www.researchgate.net/publication/384302277_Advancing_Predictive_Maintenance_in_the_Oil_and_Gas_Industry_A_Generative_AI_Approach_with_GANs_and_LLMs_for_Sustainable_Development
49. LSTM for Production: Part 2 - JPT - SPE, acceso: marzo 20, 2025,
<https://jpt.spe.org/twa/lstm-for-production-part-2>
50. What is LSTM - Long Short Term Memory? - GeeksforGeeks, acceso: marzo 20, 2025,
<https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning-introduction-to-long-short-term-memory/>
51. An early warning system for oil wells based on improved long short-term memory network - Frontiers, acceso: marzo 20, 2025,
<https://www.frontiersin.org/journals/earth-science/articles/10.3389/feart.2024.1508776/epub>
52. Reservoir Production Prediction Model Based on a Stacked LSTM Network and Transfer Learning - PMC - PubMed Central, acceso: marzo 20, 2025,
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8697399/>
53. Forecasting Water Production from Oil and Gas Wells Using Machine Learning Models, a Case Study from the Paradox Basin, Utah - AAPG Search and Discovery, acceso: marzo 20, 2025,
https://www.searchanddiscovery.com/documents/2024/42593bakelli/ndx_bakelli.pdf
54. Artificial intelligence for predictive maintenance in oil and gas operations - World Journal of Advanced Research and Reviews, acceso: marzo 20, 2025,
<https://wjarr.com/sites/default/files/WJARR-2024-2721.pdf>
55. Predictive Maintenance of Oil and Gas Equipment using Recurrent Neural Network, acceso: marzo 20, 2025,
https://www.researchgate.net/publication/368096367_Predictive_Maintenance_of_Oil_and_Gas_Equipment_using_Recurrent_Neural_Network
56. Predictive maintenance in the energy and utilities industries: Evaluating LSTM, GAN,



TimeGPT, and vector databases - Zemoso Technologies, acceso: marzo 20, 2025, <https://www.zemosolabs.com/blog/predictive-maintenance-in-the-energy-and-utilities-industries-evaluating-lstm-gan-timegpt-and-vector-databases>

57. Predicting Failure Rate of Oil & Gas Equipment Using ML - RIT Digital Institutional Repository, acceso: marzo 20, 2025, <https://repository.rit.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=12517&context=theses>

58. Predictive_Maintenance using LSTM - Kaggle, acceso: marzo 20, 2025, <https://www.kaggle.com/code/vamshikreddy/predictive-maintenance-using-lstm>

59. Are GANs still relevant? [D] : r/MachineLearning - Reddit, acceso: marzo 20, 2025, https://www.reddit.com/r/MachineLearning/comments/1bb34gj/are_gans_still_relevant_d/

60. Oil Price Forecasting Using Conditional Generative Adversarial Networks (GANs) with Sentiment Analysis | by M Alruqimi | Medium, acceso: marzo 20, 2025, <https://medium.com/@m.alruqimi/oil-price-forecasting-using-conditional-generative-adversarial-networks-gans-with-sentiment-9616998c82d2>

61. How Generative AI Can Fuel Oil and Gas Data Analytics | Publicis Sapient, acceso: marzo 18, 2025, <https://www.publicissapient.com/insights/maintenance-co-pilot>

62. Generative AI in Oil and Gas: Optimize Production, Safety, and Sustainability | SoftServe, acceso: marzo 20, 2025, <https://www.softserveinc.com/en-us/generative-ai/energy>

63. Generative AI: The next frontier in energy & utilities and oil and gas innovation | Infosys BPM, acceso: marzo 23, 2025, <https://www.infosysbpm.com/blogs/generative-ai/generative-ai-the-next-frontier-in-energy-and-utilities-and-oil-and-gas-innovation.html>

64. Generative AI for Oil & Gas - C3 AI, acceso: marzo 23, 2025, <https://c3.ai/generative-ai-for-oil-and-gas/>

65. The oil industry adopts generative AI to optimize its operations - energynews, acceso: marzo 23, 2025,



<https://energynews.pro/en/the-oil-industry-adopts-generative-ai-to-optimize-its-operations/>

66. wjarr.com, acceso: marzo 23, 2025,

<https://wjarr.com/sites/default/files/WJARR-2023-1423.pdf>

67. Predictive Analytics in Oil and Gas: Applications & Advantages - Appinventiv, acceso: marzo 18, 2025, <https://appinventiv.com/blog/predictive-analytics-in-oil-and-gas/>

68. AI in Oil and Gas Industry- Benefit, Use Cases, and Examples, acceso: marzo 23, 2025, <https://oyelabs.com/ai-in-oil-and-gas-industry-use-cases-and-examples/>

69. AI in Oil and Gas: Future Trends & Use Cases - Moon Technolabs, acceso: marzo 23, 2025, <https://www.moontechnolabs.com/blog/ai-in-oil-and-gas/>

70. Apply AI in Oil and Gas Industry With Automation Power - Bacancy Technology, acceso: marzo 18, 2025, <https://www.bacancytechnology.com/blog/ai-in-oil-and-gas>

71. Worker Safety is a Pressing Issue in the Oil and Gas Industry; AI is Here to Help - Avathon, acceso: marzo 23, 2025, <https://avathon.com/blog/worker-safety-is-a-pressing-issue-in-the-oil-and-gas-industry-ai-is-here-to-help/>

72. Harnessing AI for Enhanced Safety and Efficiency in the Oil and Gas ..., acceso: marzo 23, 2025, <https://www.aiquris.com/knowledgehub/harnessing-ai-for-enhanced-safety-and-efficiency-in-the-oil-and-gas-industry>

73. AI's Role in Oil and Gas Exploration | DW Energy Group, acceso: marzo 23, 2025, <https://www.dwenergygroup.com/ais-role-in-oil-and-gas-exploration/>

74. How Can AI Revolutionize Risk Management in Oil & Gas? - - Datategy, acceso: marzo 23, 2025, <https://www.datategy.net/2024/01/03/how-can-ai-revolutionize-risk-management-in-oil-gas/>

75. AI in energy and utilities: Transforming safety and efficiency - Cohere, acceso: marzo 23, 2025, <https://cohere.com/blog/ai-in-oil-and-gas>



76. AI-Powered Analytics vs. Traditional Data Analysis: Which Is Better for Consultancy Firms, acceso: marzo 23, 2025, <https://infomineo.com/blog/ai-powered-analytics-vs-traditional-data-analysis-which-is-better-for-consultancy-firms/>

77. Computational host range prediction—The good, the bad, and the ugly - Oxford Academic, acceso: marzo 23, 2025, <https://academic.oup.com/ve/article/10/1/vead083/7484565>

78. Benchmarking reveals superiority of deep learning variant callers on bacterial nanopore sequence data - eLife, acceso: marzo 23, 2025, <https://elifesciences.org/reviewed-preprints/98300>

79. Optimized Method for Bacterial Nucleic Acid Extraction from Positive Blood Culture Broth for Whole-Genome Sequencing, Resistance Phenotype Prediction, and Downstream Molecular Applications - PubMed, acceso: marzo 23, 2025, <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36314799/>

80. Water cut/salt content forecasting in oil wells using a novel data-driven approach, acceso: marzo 27, 2025, https://ogst.ifpenergiesnouvelles.fr/articles/ogst/full_html/2019/01/ogst180289/ogst180289.html

81. Leveraging AI for Forecasting in the Oil and Gas Industry - Numalis, acceso: marzo 27, 2025, <https://numalis.com/leveraging-ai-for-forecasting-in-the-oil-and-gas-industry/>

82. AI in Oil and Gas: Benefit and Use Cases - Apptunix, acceso: marzo 27, 2025, <https://www.apptunix.com/blog/artificial-intelligence-in-oil-and-gas-benefit-and-use-cases/>

83. The Role of Artificial Intelligence in Optimizing Well Stimulation Techniques - Esimtech, acceso: marzo 27, 2025,



<https://www.esimtech.com/the-role-of-artificial-intelligence-in-optimizing-well-stimulation-techniques.html>

84. Bridging the Big Data Analytics Gap in the Oil & Gas Industry - EnterBridge, acceso: marzo 27, 2025,

<https://www.enterbridge.com/blog/big-data-analytics-gap-in-the-oil-gas-industry>

85. Maximizing the impact of AI in the oil and gas sector | EY - US, acceso: marzo 27, 2025,

https://www.ey.com/en_us/insights/oil-gas/maximizing-the-impact-of-ai-in-the-oil-and-gas-sector

86. The great AI debate in the oil and gas industry: balancing job loss concerns with the thriving potential of AI applications - Kent, acceso: marzo 27, 2025,

<https://kentplc.com/news-insights/the-great-ai-debate-in-the-oil-and-gas-industry-balancing-job-loss-concerns-with-the-thriving-potential-of-ai-applications>

87. Ai Solutions For Oil And Gas in 2025 - Callin.io, acceso: marzo 27, 2025, <https://callin.io/ai-solutions-for-oil-and-gas/>

88. The Future of Oil & Gas Operations: : Integrated & AI-Driven - OPX AI, acceso: marzo 27, 2025, <https://www.opxai.com/the-future-of-oil-gas-operations-integrated-ai-driven/>

89. AI in Oil & Gas Recruitment - Summit Technology Services, Inc, acceso: marzo 27, 2025, <https://summit-tsi.com/ai-in-oil-gas-recruitment/>

90. AI Is Fueling Innovation in the Oil & Gas Industry - ABI Research, acceso: marzo 27, 2025,

<https://www.abiresearch.com/blog/artificial-intelligence-ai-oil-and-gas-industry?hsLang=en>

91. Custom AI Solutions for Oil and Gas Development, acceso: marzo 27, 2025, <https://www.signitysolutions.com/ai-solutions-for-oil-and-gas-development>

92. We are Digital Problem Solvers in Oil and Gas | Eigen, acceso: marzo 27, 2025, <https://eigen.co/>

93. Artificial Intelligence rises in drilling performance - Halliburton, acceso: marzo 27,



2025, <https://www.halliburton.com/en/resources/the-rise-of-artificial-intelligence>

94. Customer successes using AI in DELFI | SLB, acceso: marzo 27, 2025, <https://www.slb.com/products-and-services/delivering-digital-at-scale/software/delfi/openness/ai-in-delfi/ai-success-stories>

95. Predictive maintenance: Using AI to prevent equipment failures - AVEVA, acceso: marzo 30, 2025, <https://www.aveva.com/en/perspectives/blog/predictive-maintenance-using-ai-to-prevent-equipment-failures/>

96. Data Quality Assessment - Predictive Analytics for Pipeline Operators - Dynamic Risk, acceso: marzo 30, 2025, <https://dynamicrisk.net/data-quality-assessment/>