

PREDICCIÓN DE FISURAS CON INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Autor: Alan Cornejo – Matias Vigliano

Empresa: Transportadora de Gas del Norte S.A. (TGN)

Email: alan.cornejo@tgn.com.ar , matias.vigliano@tgn.com.ar

SINOPSIS

El objetivo principal de cualquier operador de ductos que gestiona una amenaza activa de fisuración es encontrar las fisuras reales que representan una potencial amenaza a la integridad y, a su vez, minimizar las costosas verificaciones de falsos positivos. La Inspección en Línea (ILI) para la detección de fisuras es la técnica de evaluación de integridad más utilizada por los operadores para gestionar la Fisuración por Corrosión Bajo Tensión (SCC, por sus siglas en inglés) debido a su amplia cobertura y relativa conveniencia.

Si bien estas herramientas pueden ser excelentes para detectar reflectores planares similares a fisuras, la especificación de su rendimiento normalmente establece que no hay garantía de que la señal reportada se corresponda con una indicación real que represente un peligro para la integridad de las personas e instalaciones.

Este trabajo presenta cómo en TGN hemos aprovechado nuestra extensa base de datos de ILI (EMAT) y verificaciones de campo para validar un proceso predictivo basado en datos. Dicho proceso sirve de apoyo para la gestión de la fisuración por SCC, en línea con la práctica recomendada API 1176, a lo largo de nuestra red de gasoductos. El fin es minimizar el número de futuras verificaciones de falsos positivos, mejorando la probabilidad de identificación (POI) y optimizando el desempeño de la herramienta de inspección interna, permitiendo así centrar los esfuerzos en las amenazas reales a la integridad.

INTRODUCCIÓN

Transportadora Gas del Norte S.A. (TGN) opera y mantiene la red de gasoductos más extensa de Argentina, transportando más del 40% del gas del país a través de una red de más 11.300 km de diversos diámetros. La Fisuración por Corrosión Bajo Tensión (SCC) axial es una amenaza de integridad confirmada que se gestiona principalmente mediante una combinación de inspección interna y evaluación directa.

Hasta la fecha, TGN ha realizado 35 inspecciones de detección de fisuras axiales utilizando tecnología de Transductor Acústico Electromagnético (EMAT). Para este estudio, se analizó una muestra de 19 de estas inspecciones realizadas en 16 secciones individuales de tubería para detectar y dimensionar SCC axial. En total, se reportaron 941 anomalías tipo fisura en las 18 inspecciones. Al momento de este trabajo, se han verificado 426, confirmando la presencia de SCC en 100 ubicaciones, lo que arroja una tasa de acierto (hit rate) del 23%. Los sitios para verificación fueron seleccionados basándose en cálculos de presión de falla utilizando las dimensiones del reporte EMAT, parámetros operativos y propiedades del material de la tubería.



Figura 2 - Indicaciones EMAT y Verificaciones de campo

Dada la criticidad de la amenaza de SCC y la tasa de acierto relativamente baja, TGN inició un proyecto para utilizar su extensa base de datos de verificaciones de campo y desarrollar un proceso basado en datos para minimizar los futuros falsos positivos en concordancia con los lineamientos de API 1176.

DESARROLLO

Las tecnologías de inspección interna (ILI, In-Line Inspection) para la detección de fisuras son un componente clave en la respuesta de gestión de integridad ante una amenaza de fisuración. Sin embargo, debe entenderse que la generación actual de tecnologías ILI (al igual que casi todas las formas de inspección de fisuras por NDT, Non-Destructive Testing) enfrentan un desafío principal asociado con la discriminación entre tipos de características. Es decir, las tecnologías detectan "reflectores" planares en 2D que pueden o no representar una amenaza de integridad por fisuración dependiente del tiempo. Por otro lado, ninguna herramienta de inspección es perfecta ya que resultan dependientes de las condiciones en las cuales fue realizado el pasaje de la herramienta instrumentada y de la probabilidad de detección de esta. Tal como lo recomienda la API RP 1176, el estándar actual de la industria para las mejores prácticas en la gestión de fisuras, la integración de información sobre la amenaza es fundamental para formar una respuesta de gestión de integridad equilibrada sobre las anomalías que requieren atención.

Los datos de la señal de detección de fisuras de ILI proporcionan información adicional que puede superponerse al conocimiento de los principales parámetros que promueven la amenaza del SCC para apoyar la identificación de características que representan una amenaza a la integridad:

- Ubicación: Si el defecto está en el metal base o en la soldadura longitudinal.

- Anomalías coincidentes: Presencia de corrosión, abolladuras o marcas de mecánicas en el mismo punto de la indicación tipo fisura.
- Geometría: Desalineaciones en la soldadura u otras irregularidades físicas.
- Datos del fabricante y recubrimiento: el tipo de recubrimiento (Asfalto vs. Epoxi) influye directamente en la probabilidad de SCC.
- Niveles de tensión a los que se encuentra sometida la cañería.

Esta información adicional permite agrupar o clasificar en "buckets o baldes" las anomalías reportadas por el ILI, sirviendo como apoyo fundamental para la selección de verificaciones de campo. En inspecciones iniciales, es común que exista un entendimiento limitado sobre qué grupos representan realmente amenazas, lo que deriva en una experiencia de "acierto y error" hasta establecer un vínculo sólido entre anomalías y amenazas reales.

En las primeras corridas, la Probabilidad de Identificación (POI) suele ser baja, especialmente ante grandes poblaciones de características que poseen propiedades de reflectores planares, pero no son fisuras, como picaduras de corrosión con bordes afilados o irregularidades en el cordón de soldadura.

Es razonable esperar que, en cañerías con una amenaza confirmada de fisuración, el conocimiento adquirido en la primera campaña de verificación se integre en campañas futuras para incrementar la tasa de acierto (hit rate). Esto aplica tanto en la reinspección de un tramo individual de gasoducto como en el uso de conocimientos de tramos similares dentro de la red del operador.

Es importante destacar que una POI baja no es necesariamente un resultado negativo. El mayor conocimiento obtenido sobre grupos de características confirmadas como no prioritarias servirá de apoyo para futuras evaluaciones, permitiendo focalizar los esfuerzos en aquellas indicaciones o zonas que realmente lo ameriten. El proyecto que se presenta en este trabajo se centró en el desarrollo de una base de datos que combina las características de la señal de ILI, parámetros del entorno y características de cañería que promueven la amenaza de SCC, extrayendo la tasa de acierto para cada combinación o "bucket" resultante.

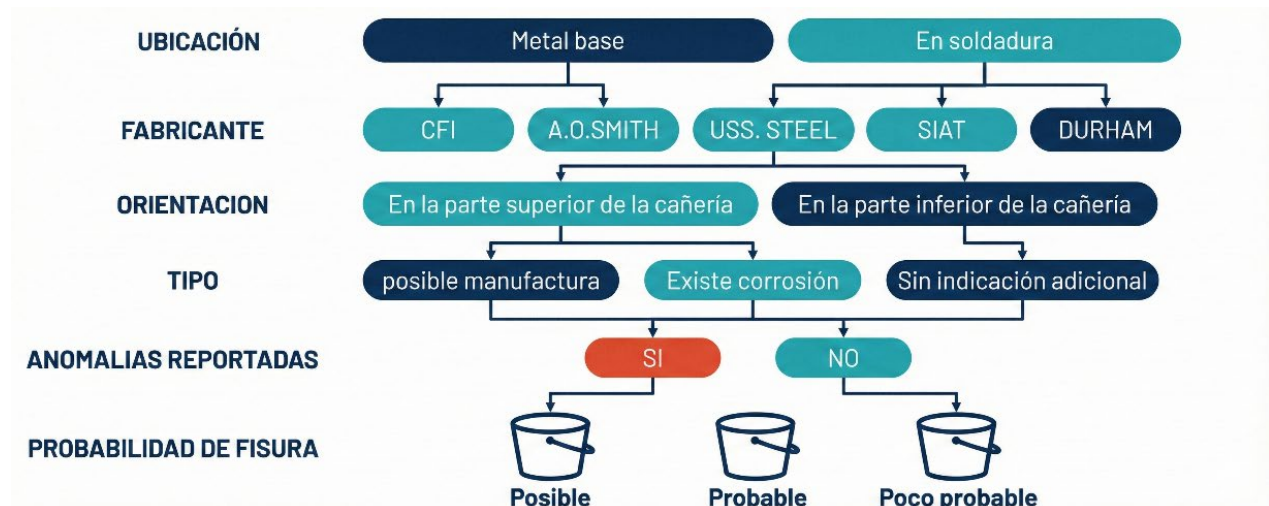


Figura 3 - Proceso de clasificación

Para los operadores, el costo asociado a las verificaciones cuantiosas de "falsos positivos" resulta en un gran impacto económico y al transporte, especialmente cuando se ha validado la existencia de amenazas de fisuración asistida por el ambiente en el sistema.

A través de los lineamientos establecidos en la norma API 1176, los operadores pueden desarrollar una comprensión sólida para distinguir, a partir de datos históricos de verificación en campo, qué señales representan fisuras dependientes del tiempo con una probabilidad "alta" o "baja" de ocurrencia. La aplicación de este conocimiento a futuras inspecciones internas (ILI) permite diseñar campañas de verificación dirigidas e "inteligentes". Este enfoque, basado en el conocimiento técnico, prioriza las amenazas críticas de fisuración en lugar de realizar esfuerzos dispersos.

Por otro lado, la norma API 1163 se emplea para evaluar el desempeño de una corrida de inspección ILI específica, analizando variables estadísticas clave como:

- POD: Probabilidad de Detección.
- POI: Probabilidad de Identificación.
- POMI: Probabilidad de Identificación Errónea.
- POS: Probabilidad de Dimensionamiento.

Estos parámetros son claves para entender el comportamiento de cada una de las inspecciones internas realizadas y comprender mejor la calidad del dato.

TGN ha llevado adelante la ejecución de múltiples inspecciones internas (ILI) para la detección de fisuras y exhaustivas campañas de verificación en campo. Luego de estas se estudió el desempeño de cada una de las obras a lo largo del tiempo y se observó que la tasa de acierto (o hit rate) para la fisuración por corrosión bajo tensión (SCC, por sus siglas en inglés) no mostraba una mejora significativa a lo largo del tiempo

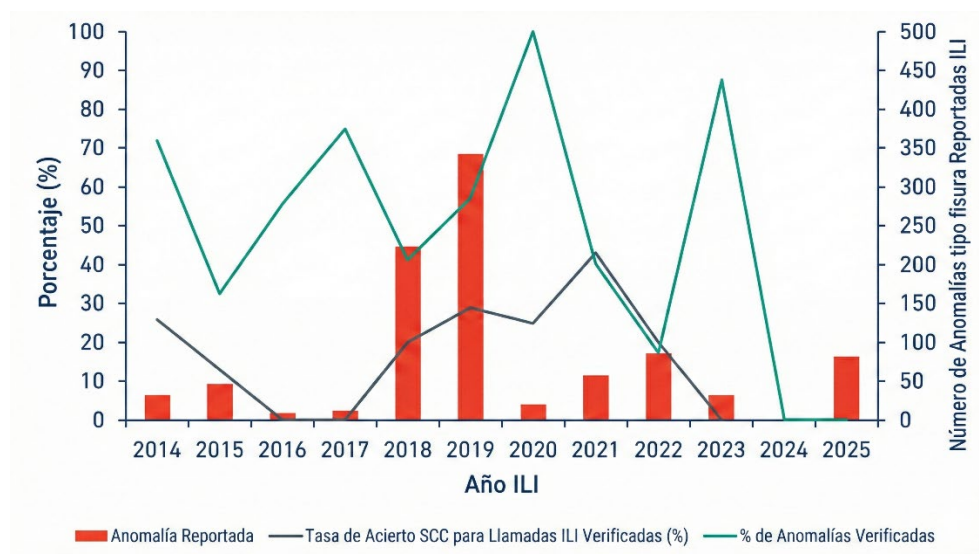


Figura 4 - Evolución de tasa de éxito

Es importante señalar que la clasificación de los defectos como SCC se realizó con base en el criterio técnico de Expertos en la Materia (SME) durante las evaluaciones directas en la excavación (verificación

en zanja).

Existen un total de 515 indicaciones reportadas por las herramientas de inspección interna (ILI) de un total de 941 reportadas que aún no han sido verificadas en campo. Considerando que la tasa de acierto promedio para la fisuración por corrosión bajo tensión (SCC) es relativamente baja (18%) y ante los excesivos recursos que se requerirían para excavar la totalidad de los puntos identificados, TGN optó por realizar una revisión exhaustiva de su base de datos histórica sobre fisuración en su red de ductos.

Como resultado, se desarrolló un proceso analítico fundamentado en los lineamientos de la norma API 1176. Este enfoque tiene como objetivo optimizar las futuras campañas de verificación en campo y fortalecer el plan de gestión de fisuras mediante una toma de decisiones informada y eficiente.

Para dar solución a esta necesidad, se utilizó una solución digital basada en la nube (cloud-based) llevada a adelante junto a una consultora internacional con el fin de ejecutar las siguientes tareas:

- Identificación, análisis de tendencias y evaluación de parámetros clave de materiales, construcción y anomalías de ILI específicos de cada ubicación en sitios históricamente verificados.
- Extracción de tasas de acierto (hit rates) de SCC para todos los subconjuntos de datos ("buckets"), considerando las variables mencionadas anteriormente.
- Aplicación de estas tendencias a los nuevos reportes de inspección (indicaciones ILI no verificadas) para predecir la probabilidad de presencia de SCC como "probable", "posible" o "improbable", en cumplimiento con la norma API 1176.
- Calibración de las predicciones obtenidas.
- Desarrollo de un plan de remediación optimizado.

El proceso desarrollado consta de las etapas que se ilustran en la Figura 5.

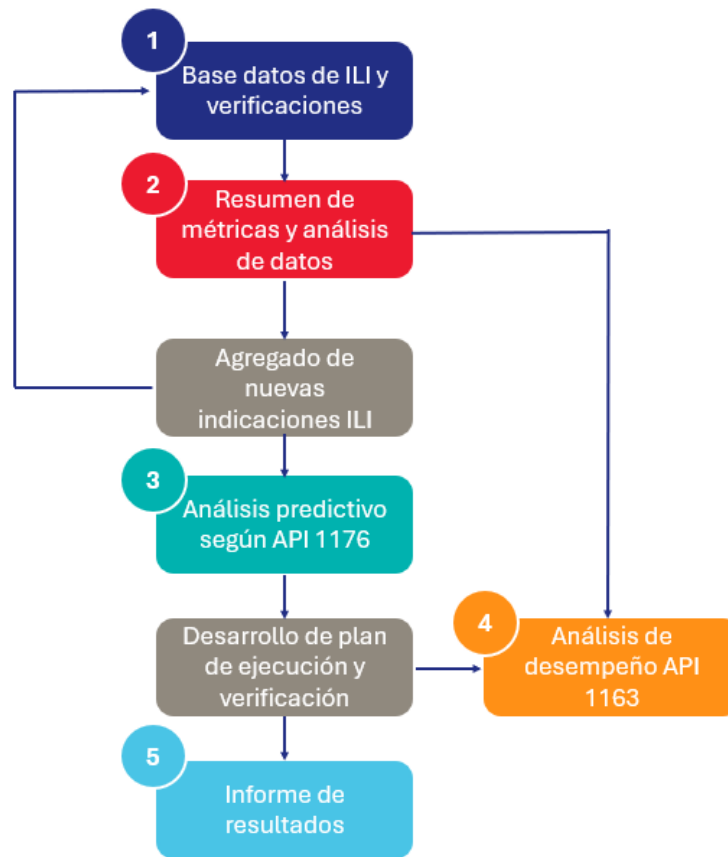


Figura 5 - Proceso de gestión de fisuras

Etapas 1: Integración de Datos y Consolidación de la Base de Datos

La fase inicial consiste en la centralización de múltiples fuentes de datos en una estructura unificada por tramo de gasoducto y por soldadura. Esto incluye la carga de historiales de indicaciones ILI, hallazgos de verificaciones previas (incluyendo fisuras no detectadas originalmente por el ILI), y parámetros de calidad de los datos (como la velocidad de la herramienta). Asimismo, se integra información técnica del material (diámetro, grado, fabricante) y los modelos de susceptibilidad automatizados como parte del proceso de gestión del SCC.

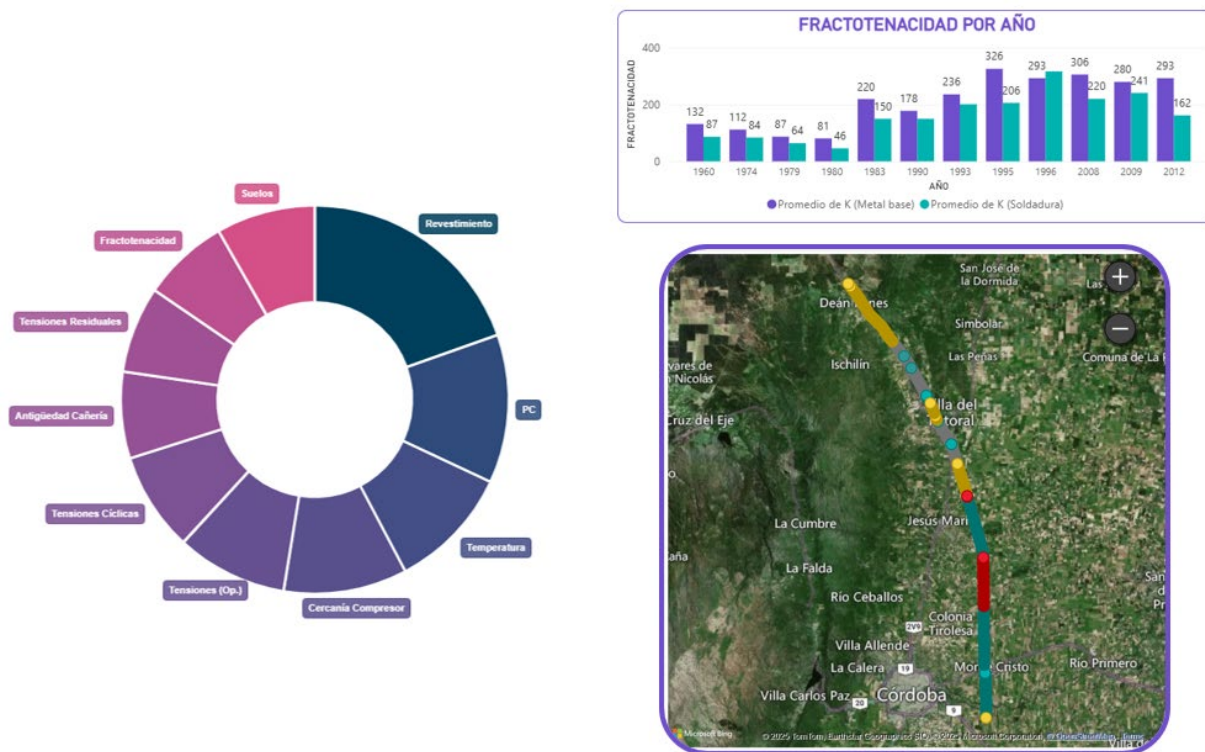


Figura 6 - Integración de información

Etapla 2: Análisis Descriptivo y análisis de Datos

En esta fase, el sistema permite realizar un diagnóstico del estado actual del sistema. Se analiza el volumen y tipo de indicaciones reportadas frente a las verificadas, cruzando los hallazgos de campo con las características de cada soldadura. La plataforma permite aplicar filtros avanzados para estudiar los datos a distintos niveles (ej. segmentar por un fabricante específico o por tipo de anomalía como "fisura con pérdida de metal"), facilitando la visualización directa de los resultados de las excavaciones (ej. proporción de SCC vs. corrosión).

Etapla 3: Análisis Predictivo y Priorización (API 1176)

Esta etapa constituye el núcleo inteligente del proceso. Al superponer las nuevas anomalías reportadas por el ILI con conjuntos de datos complementarios, el sistema identifica patrones de "similitud" en todo el sistema de TGN. Mediante análisis estadísticos alineados con la norma API 1176, cada indicación se clasifica según su probabilidad de ser una fisura real (Probable o Improbable). Esta categorización es fundamental para el soporte en la planificación y priorización de las campañas de verificación, optimizando el uso de recursos.

Etapla 4: Evaluación del Desempeño de la Herramienta (API 1163)

De forma paralela o posterior a la verificación, se ejecuta una evaluación del rendimiento de la herramienta ILI bajo los estándares de la norma API 1163. Aquí se calculan métricas de desempeño para corridas individuales, analizando la Probabilidad de Detección (POD), la Identificación (POI y POMI) y la precisión

en el Dimensionamiento (POS) de las anomalías.

Etapas 5: Reporte de Resultados y Salida de Información

La etapa final automatiza la generación de entregables para la toma de decisiones. El sistema exporta estadísticas consolidadas de indicaciones reportadas y verificaciones, el Informe de Evaluación Predictiva y el Resumen de Desempeño de la Herramienta ILI, cerrando así el ciclo de retroalimentación para futuras inspecciones.

Con el objetivo de validar las predicciones de la API 1176 generadas por la plataforma basada en la nube, se adoptó una metodología estructurada en cuatro fases secuenciales:

- **Fase 1 – Carga de Datos:** Incorporación de cinco conjuntos de datos de inspecciones EMAT ILI y cuatro conjuntos de datos de verificación en campo correspondientes.
- **Fase 2 – Análisis de Datos:** Identificación de características comunes de las anomalías y cálculo de las tasas de acierto (hit rates) para SCC.
- **Fase 3 – Evaluación Predictiva:** Revisión de las predicciones para el quinto conjunto de datos EMAT y su posterior comparación con los resultados reales de campo.
- **Fase 4 – Escalabilidad y Refinamiento:** Repetición de las fases 1 a 3 mediante la carga de 11 conjuntos adicionales de datos EMAT y 10 de verificación en campo, culminando con la predicción para el undécimo conjunto EMAT.

A continuación, se dará un detalle más profundo de las etapas que conformaron la fase de calibración.

La primera fase consistió en la consolidación de corridas correspondientes a la base de datos histórica EMAT y de verificaciones de campo. En esta etapa inicial, TGN cargó cinco inspecciones EMAT junto con la información de verificación de campo asociada a cuatro de ellas. Este paso representa la ejecución del Estadio 1 del proceso digital desarrollado, asegurando la integridad de la información base.

Durante el Estadio 2, TGN utilizó la plataforma para detectar las características comunes y los factores clave de las anomalías reportadas históricamente por EMAT. El análisis permitió diferenciar con precisión entre aquellas anomalías cuya presencia de SCC fue confirmada y aquellas que fueron descartadas en campo. Como resultado, se generaron múltiples "buckets" (categorías de agrupación) de características que sirven como base para el motor predictivo.

Variable	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 5	Grupo 6	Grupo 7	Grupo 8
'Posible manufactura	Si	Si	Si	Si	Si	No	No	No
Tipo de revestimiento	Asfaltico	Asfaltico	Epoxi líquido	Epoxi líquido	Asfaltico	Asfaltico	Epoxi líquido	Epoxi líquido
Distancia a PC (KM)	0-30	50-300	0-30	50-300	0-30	50-300	0-30	50-300
Indicaciones ILI reportadas	3	4	5	3	2	11	9	20
Indicaciones verificadas	4	15	4	17	6	72	41	88

Tabla 1 - Análisis de datos

Se tomo el aprendizaje obtenido en el Estadio 2 se integraron en el motor analítico del Estadio 3 para predecir la naturaleza de las anomalías tipo fisura detectadas en la quinta inspección EMAT (cuyos resultados de campo aún no se habían cargado al sistema).

El sistema clasificó las indicaciones como "Probables", "Posibles" y "poco probables" de ser SCC. Para ello, la plataforma cruzó las tasas de acierto históricas de cada categoría de datos (buckets) con la información de susceptibilidad específica de cada junta.



Figura 7 - Predicciones primera etapa

Una vez generadas las predicciones, estas se contrastaron con los hallazgos reales de 23 anomalías verificadas en campo. Los resultados se detallan en la siguiente tabla:

Tipo de Defecto Verificado	Probable	Posible	Poco probable
SCC	4	6	0
Defecto Planar (No SCC)	0	0	2
Pérdida de Metal	0	0	6
Sin Hallazgos (Nothing Found)	0	0	5

Tabla 2 - Clasificación de predicciones

El análisis de los resultados presentados en la Tabla 2 arroja resultados positivos en cuanto al desempeño del modelo. En primer lugar, se observa una alta sensibilidad en el modelo; de las 11 anomalías calificadas inicialmente como "Probables" o "Posibles" SCC, 10 fueron verificadas en campo y todas ellas (100%) resultaron ser efectivamente SCC.

De manera complementaria, el proceso demostró una notable eficacia en la reducción de falsos positivos. Las 13 anomalías clasificadas como "poco probables" para SCC fueron verificadas y, en efecto, ninguna de ellas presentó esta amenaza. En su lugar, las inspecciones de campo revelaron defectos planares no críticos, pérdida de metal o, en varios casos, la ausencia de defectos significativos.

Estos resultados validan la excelente precisión de solución planteada. La capacidad de filtrar con tal exactitud las amenazas reales frente a señales no críticas permite concentrar recursos de excavación

exclusivamente donde el riesgo es inminente, logrando así una optimización significativa del plan de remediación y de la eficiencia operativa.

Para expandir la validación del modelo, TGN llevó a cabo una prueba a mayor escala en la que se cargaron a la plataforma digital las 859 anomalías tipo fisura detectadas mediante EMAT. En este análisis se incluyeron los hallazgos de verificación en campo correspondientes a 16 de las 17 inspecciones EMAT realizadas, lo que representa que el 50% del total de las indicaciones reportadas contaba con datos de campo vinculados en la plataforma. Se aplicó rigurosamente el mismo proceso analítico descrito en las fases anteriores.

Los resultados de la inspección de campo de la decimoséptima corrida EMAT se reservaron para realizar una "prueba a ciegas" (blind test). En esta etapa, los hallazgos reales obtenidos en campo se contrastaron con las predicciones generadas por la plataforma bajo los lineamientos de la norma API 1176. Los resultados detallados y completos de esta validación se presentan en la Tabla 3, cabe destacar que la clasificación de "sin indicaciones" se atribuye directamente a errores de detección de la herramienta ILI.

		Predicción		
		Probable	Posible	Poco probable
Indicación verificada	SCC	146	2	0
	Defecto Planar	0	0	3
	Pérdida de metal	9	2	94
	Sin indicaciones	125	2	161

Tabla 3 - Predicciones prueba ciega

A pesar de que un número significativo de anomalías EMAT clasificadas como "Probables" de SCC por la plataforma resultaron en "Sin indicaciones" durante la inspección en campo, una revisión técnica detallada reveló que todas estas anomalías se localizaban en la misma cañería donde sí se había verificado la presencia de SCC. Este fenómeno ha permitido a TGN comprender que es necesario profundizar en la investigación de las características de las señales para futuras predicciones, dado que los factores que promueven la amenaza al SCC específicos de cada ubicación no permitieron diferenciar estas características en esta instancia.

Por otro lado, la validación del modelo arrojó una conclusión fundamental sobre la eficiencia de costos: si la plataforma hubiera estado disponible antes de iniciar las excavaciones de las anomalías reportadas en esta sección de la línea (prueba a ciegas), es muy probable que se hubieran evitado más de 30 excavaciones innecesarias, considerando conjuntamente la predicción del modelo y la severidad de las indicaciones.

Tras las exitosas fases de prueba y calibración de la plataforma, TGN tomó la decisión de integrarla formalmente en su proceso de gestión de fisuras mediante el desarrollo del siguiente marco de trabajo estructural:

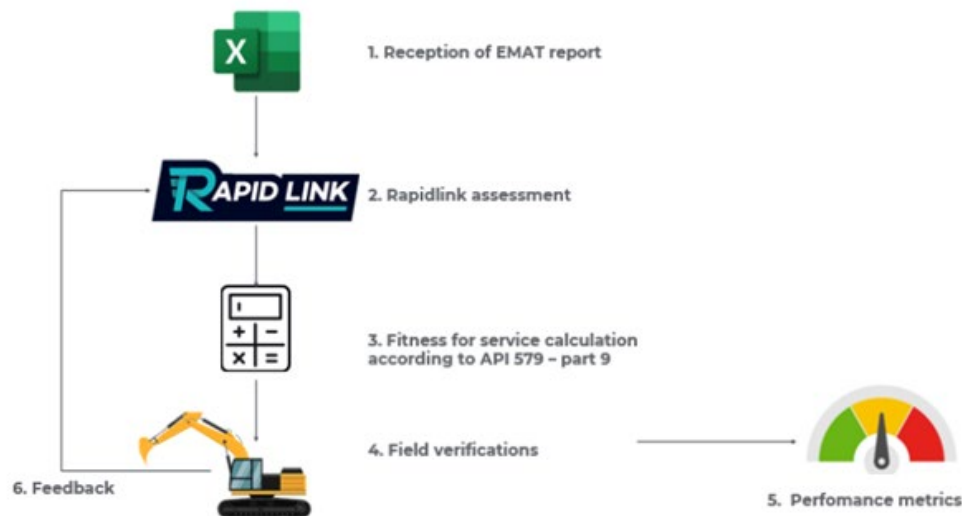


Figura 8 - Proceso de gestión de fisuras

A través de esta solución, TGN ha identificado que los parámetros que influyen en la probabilidad de que una indicación ILI sea una fisura real varían significativamente entre distintos sistemas. En consecuencia, se determinó que no es viable aplicar los mismos criterios de agrupación de manera universal para todas las líneas en las predicciones bajo la norma API 1176.

La robustez del modelo se evaluó bajo dos enfoques: uno generalista y uno específico, arrojando resultados que validan la necesidad de un análisis refinado.

Evaluación Multilínea (Criterios Genéricos): En la Figura 9 se observa la precisión de las predicciones de Rapid Link para una selección de 11 ductos utilizando criterios de agrupación uniformes (detallados en la Tabla 3). Bajo este esquema, se alcanzó una tasa de éxito del 89% en la predicción de fisuras reales (clasificadas como "Probables" o "Posibles") y un 70% de efectividad en la identificación de no-fisuras como "Poco probables".



Figura 9 - Evaluación Multilínea

Evaluación Refinada (Criterios Específicos): Por el contrario, la Figura 10 presenta los resultados de un análisis más exhaustivo realizado sobre un único tramo de gasoducto, donde los criterios de agrupación se seleccionaron específicamente para sus condiciones operativas y de diseño. En este escenario, se logró una precisión del 100%, clasificando correctamente todas las fisuras reales como "Probables/Posibles" y todas las no-fisuras como "poco probables".

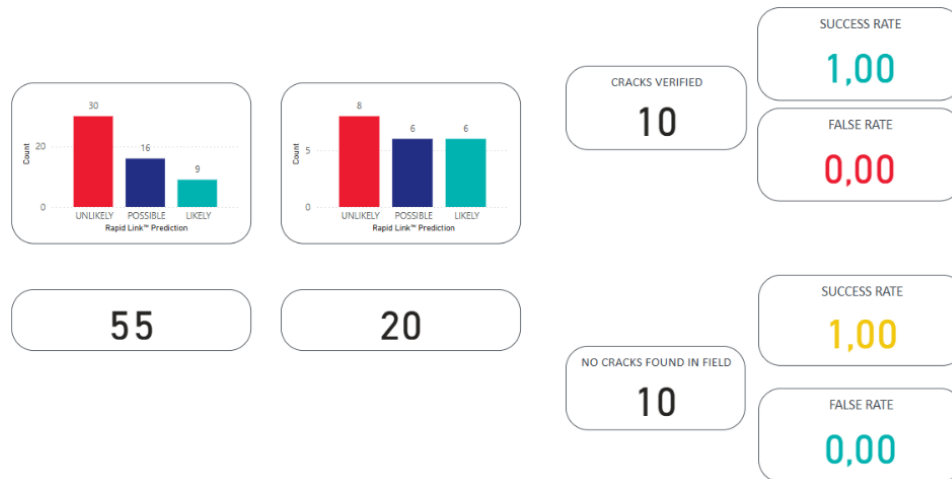


Figura 10 - Evaluación Refinada

CONCLUSIONES

Los operadores que enfrentan amenazas confirmadas de fisuración dependiente del tiempo suelen acumular volúmenes masivos de información, provenientes tanto de inspecciones ILI como de hallazgos en campo. Invertir tiempo en generar un entendimiento detallado de estos datos proporciona un valor significativo a largo plazo.

El proceso llevado a cabo por TGN y Frontline Permite tener un mejor resultado en los siguientes aspectos:

- **Análisis de Parámetros Clave:** Permite identificar, analizar tendencias y evaluar variables específicas de materiales, construcción y anomalías de ILI asociadas a sitios históricamente verificados.
- **Modelado Predictivo:** Aplica estas tendencias a nuevos reportes de ILI (no verificados) para clasificar la probabilidad de SCC como "probable", "posible" o "improbable". Esto sustenta el desarrollo de planes de excavación focalizados, en estricto cumplimiento con la norma API 1176.
- **Evaluación de Desempeño:** Facilita la evaluación formal del rendimiento de las inspecciones ILI bajo los estándares de la norma API 1163.

La evidencia presentada en este trabajo sugiere que, para un sistema de gasoductos, existe un valor sustancial en combinar datos del entorno, propiedades de la cañería y la tasa histórica de aciertos de SCC con un modelo de susceptibilidad al SCC. Esta integración permite predecir la naturaleza de las

indicaciones reportadas por la herramienta EMAT antes de iniciar cualquier programa de gestión de integridad. Dicha información, junto con otros parámetros como la tasa de riesgo, puede superponerse con la severidad de las fisuras para priorizar las intervenciones de manera eficiente.

Es importante destacar que las predicciones de este proceso no pretenden ofrecer respuestas binarias ("blanco o negro") sobre qué sitios excavar. El sistema ha sido diseñado para brindar soporte analítico y dotar a los operadores de información clave para la toma de decisiones. Esto reduce significativamente las verificaciones costosas e innecesarias, permitiendo concentrar los esfuerzos en la amenaza principal a la integridad y tomar decisiones informadas.

En el caso específico de la "prueba a ciegas" realizada en este tramo de tubería, de haber contado con la plataforma antes de las excavaciones, TGN habría ahorrado más de 30 sondeos innecesarios. Esto representa un ahorro crítico de recursos y presupuesto que puede ser reinvertido en otras áreas, garantizando que la red de TGN continúe operando de manera segura y eficiente.

BIBLIOGRAFÍA

1. API, "Recommended Practice for Assessment and Management of Cracking in Pipelines," API 1176, July 2016.
2. API, "In-line Inspection Systems Qualification, API Standard 1163," September 2021.

BREVE CV

Alan Cornejo

Ingeniero Mecánico, graduado de la Universidad Tecnológica Nacional (UTN FRBA), con más de 11 años de experiencia en la industria del petróleo y gas. Desde 2015, me he dedicado a tareas relacionadas con la gestión de inspecciones internas, la definición de verificaciones en campo, el análisis de aptitud para el servicio y la implementación de medidas de mitigación.

Matias Vigliano

Ingeniero en Materiales, graduado del Instituto Sabato (CNEA), con Maestría en Ingeniería Estructural Mecánica (UTN) y especialización en gestión. Cuento con cerca de 18 años de experiencia en los sectores nuclear y de transporte de gas. Desde 2008, me he dedicado a la tecnología de materiales, la inspección de componentes mecánicos y, actualmente, a la gestión de integridad de activos.