IA aplicada a la eficiencia operativa en la industria cerámica

2025

AICE

jtc

Universitat Jaume I

Informe de prospectiva tecnológica

Generalitat Valenciana
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

Contenido

1 Contexto estratégico: La industria cerámica ante la Cuarta Revolución Industrial, 3

2 Objetivo y metodología de análisis, 21

3 Catálogo de tecnologías de IA aplicables a la fabricación cerámica, 37

4 Mapa Prospectivo: Aplicación de IA en la fabricación de cerámica, 48

5 Hoja de Ruta Estratégica: de la cimentación a la Inteligencia Competitiva, 70

6 Conclusiones y recomendaciones estratégicas, 79

7 Referencias bibliográficas, 83

Anexo I La sistematización 5C/4T: un marco para la IA industrial, 88

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

AICE jtc Universitat Jaume I

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

1

Contexto estratégico

La industria cerámica ante la Cuarta Revolución Industrial

AICE jtc

Este informe describe cómo la industria cerámica española se encuentra ante un punto de inflexión crucial en su trayectoria. La creciente presión sobre los costes de fabricación, la volatilidad de las materias primas y la energía, y la exigencia de estándares de calidad cada vez más altos, no son desafíos cíclicos, sino una nueva realidad competitiva.

El sector ha alcanzado una notable madurez en automatización (Industria 3.0), pero el liderazgo futuro no se dirimirá en la eficiencia mecánica, sino en la inteligencia de los datos. El paso ineludible hacia la Cuarta Revolución Industrial (Industria 4.0) exige la explotación inteligente de los datos, es decir, la capacidad de analizar en tiempo real miles de variables de proceso —desde la composición química de la arcilla hasta la temperatura del horno— para predecir la calidad final y optimizar el consumo energético. La Inteligencia Artificial (IA) es el motor de esta transformación.

Actualmente, la adopción de IA en el sector cerámico es heterogénea. Existen áreas de alta madurez, como la logística, donde el análisis avanzado de datos ya genera resultados tangibles. Sin embargo, en los procesos nucleares de aprovisionamiento y fabricación, su implementación es limitada. Esta disparidad revela no solo una oportunidad, sino una debilidad estructural que amenaza la competitividad a largo plazo.

La principal barrera para una adopción transversal de la IA radica en el enfoque fragmentado de los fabricantes de equipos. Las soluciones propietarias y cerradas crean silos tecnológicos, generando graves desafíos de interoperabilidad y estandarización. Esta falta de compatibilidad impide la creación de un flujo de datos unificado, limitando la capacidad de las empresas para desarrollar ventajas competitivas basadas en el conocimiento integral de sus operaciones. Un enfoque individual y fragmentado, empresa por empresa, es una receta para la desventaja competitiva de todo el sector en el escenario global.

Ante este panorama, es imperativo un enfoque estratégico y sectorial que permita identificar y priorizar las tecnologías de IA con mayor potencial para generar valor transversal.

Este informe establecerá las bases para dicho enfoque, proporcionando un análisis prospectivo que guíe a la industria cerámica española hacia una fabricación más inteligente, eficiente y rentable.

Coyuntura y desafíos actuales del sector cerámico

La fabricación de baldosas cerámicas es un sector de gran relevancia para la economía española. España lidera la producción europea de azulejos y pavimentos cerámicos, con casi el 94 % del volumen de fabricación concentrado en el clúster industrial de la provincia de Castellón. **En 2024 el sector cerró el ejercicio con unas cifras de facturación de 4.818 M€**, el 72 % de la cual se exportó a más de 180 países. Su aporte al PIB es notable (aprox. 20 % del PIB industrial valenciano) y alrededor del 77 % de las ventas se llevan a cabo en mercados exteriores (*ASCER, 2024*).

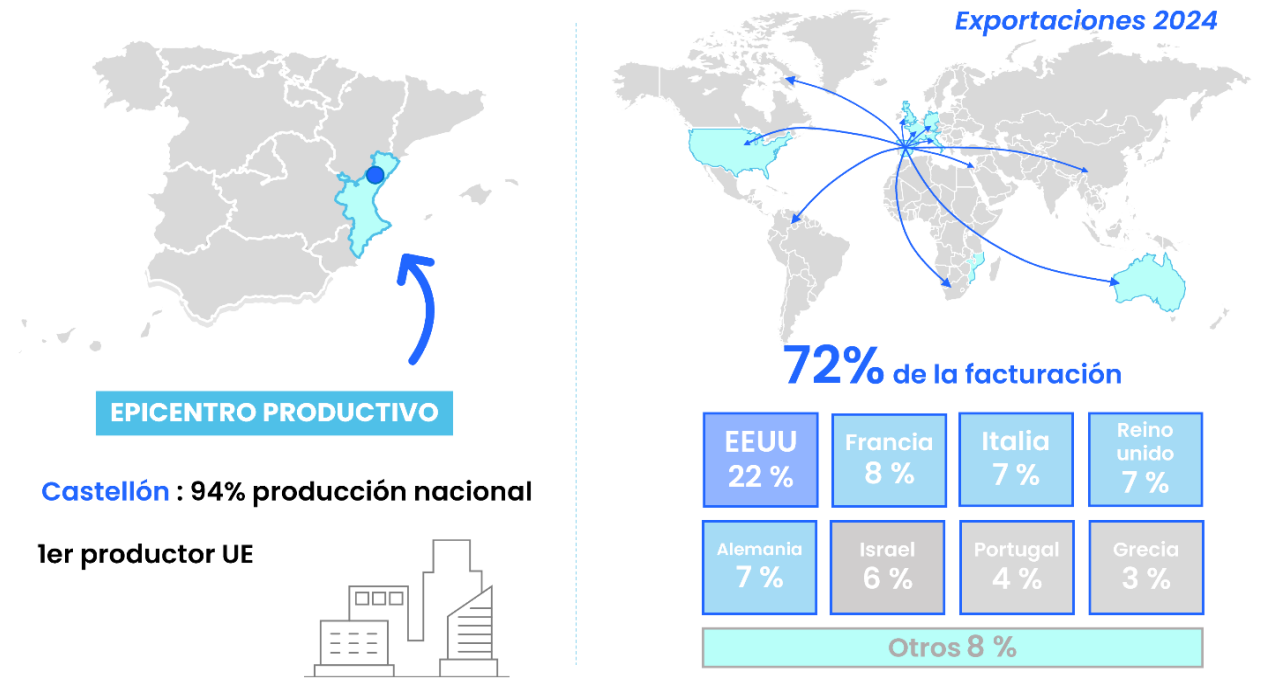


Fig. 1 *La industria cerámica española – Liderazgo y alcance global. Fuente: ITC.*

Este modelo industrial, que ha posicionado a España como el primer exportador de cerámica de la UE, ha sustentado históricamente su posicionamiento en el mercado en la explotación eficiente de los recursos productivos, en la mejora continua de la calidad y las prestaciones técnicas del producto y en una política de precios competitivos.

Sin embargo, en la actualidad, el sector se enfrenta a una competencia feroz, y en ocasiones desleal, que amenaza seriamente su posición de liderazgo en el mercado.

Los elevados costes de las materias primas y la energía, caracterizados además por una notable volatilidad, la creciente demanda de innovación por parte de los usuarios **y las obligaciones de sostenibilidad establecidas** por la legislación son factores estructurales que **impulsan la necesidad de transformar el modelo productivo** (*Chirumalla, 2024*)

A estas dinámicas se suma la irrupción de nuevos materiales de construcción, como los recubrimientos vinílicos, que están ocupando segmentos de mercado tradicionalmente dominados por la cerámica gracias a su menor coste y facilidad de instalación, poniendo en cuestión posiciones que hasta hace poco parecían consolidadas.

La era de la Industria 3.0, caracterizada por la automatización mecánica intensiva y un control básico de procesos, podría considerarse superada en el sector cerámico.

Las plantas españolas ya cuentan con un alto grado de automatización en la manipulación y el procesado del producto, así como con soluciones mecatrónicas, robóticas y digitales aplicadas a tareas específicas (Mallol, 2006).

Sin embargo, es cada vez más evidente que el liderazgo futuro se definirá por la capacidad de generar valor a partir de la “inteligencia de los datos”. Solo habilitando los flujos de datos necesarios, estructurándolos adecuadamente y explotándolos de forma sistemática será posible avanzar hacia una toma de decisiones predictiva y una optimización real de los recursos.

Esto implica el análisis en tiempo real de múltiples variables, como podrían ser, la composición química de las materias primas, las curvas de temperatura efectivas de los hornos o de equipos críticos de tratamiento térmico —incluidas zonas críticas monitorizadas con sensores adicionales—, las condiciones de esmaltado o las propiedades finales del producto, solo por citar algunas de las más relevantes.

Con este enfoque, se podrá dar un salto cualitativo en el control de los procesos, anticipando defectos, regulando de manera inmediata el consumo energético y manteniendo la estabilidad operativa dentro de márgenes de variación cada vez más pequeños (*Bagur-Femenías, 2024; Arroyabe, 2024).*

Existen multitud de casos de éxito fuera del sector cerámico que ilustran las capacidades de la IA industrial como, por ejemplo, en la industria alimentaria: en líneas de envasado de productos líquidos, la monitorización en tiempo real de la viscosidad, temperatura y caudal permite ajustar automáticamente bombas y mezcladores. Esto reduce el riesgo de defectos de llenado o mezcla incorrecta, disminuye el desperdicio de producto y optimiza el consumo energético de los equipos auxiliares. La literatura industrial señala beneficios potenciales muy elevados: en fábricas avanzadas en las que se realiza un uso intensivo de la inteligencia artificial se han registrado **reducciones de paradas de máquinas de entre un 30 y un 50 %, incrementos de producción del 10 al 30 % y mejoras en la productividad laboral de hasta un 30 %** (*Sergeevna, 2024*).

Industria 4.0

30-50 %
Reducción de paradas de máquinas

10-30 %
Incremento de la producción

30 %
Mejora de la productividad

La irrupción de la IA en el entorno de fabricación cerámico permitiría ajustar procesos o procedimientos altamente complejos, como el ajuste de la tonalidad del producto terminado o la regulación de las temperaturas de enfriamiento del horno, por poner solo unos ejemplos, en los que **actualmente la experiencia de un experto humano resulta determinante para la toma de decisiones**. Esto contribuiría, sin lugar a duda, a mejorar la consistencia del producto y la eficiencia energética de los procesos. En conjunto, la transformación digital, con la IA como motor, proporciona una vía clara para incrementar la competitividad mediante la eficiencia operativa, la reducción de costes y la innovación en productos y servicios.

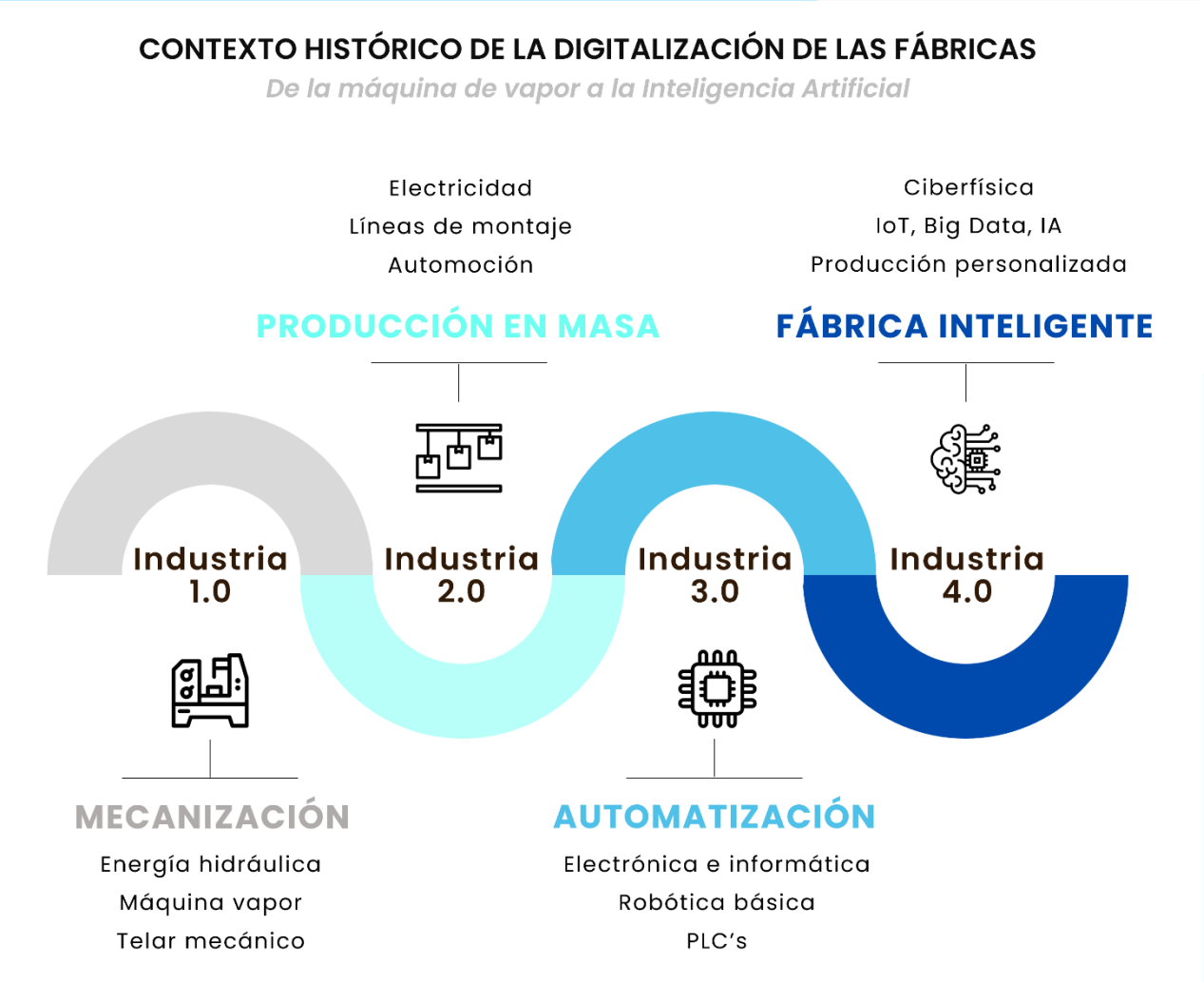


Fig. 2 *Contexto histórico de la digitalización de las fábricas. Fuente: ITC.*

El sector cerámico se enfrenta a crecientes presiones en costes y calidad. El encarecimiento de las materias primas (arcillas, fritas, pigmentos), unido al aumento sostenido del precio de la energía (gas y electricidad) y a las crecientes exigencias medioambientales, eleva de forma significativa el coste unitario de producción.

ASCER ha señalado que la alta volatilidad de los precios energéticos constituye un factor determinante que compromete la estabilidad financiera del sector.

Paralelamente, los mercados internacionales, cada vez más maduros y exigentes, demandan diseños innovadores y estándares de calidad más rigurosos.

Este escenario obliga a las empresas cerámicas españolas a reforzar la flexibilidad y la eficiencia de sus procesos con el fin de sostener márgenes ya de por sí reducidos. En un contexto de competencia global, la elevada inercia de costes fijos —en particular los asociados a la energía en las fases de cocción— puede resultar difícilmente sostenible a largo plazo sin una transformación profunda en términos de productividad.

Al mismo tiempo, las tendencias tecnológicas externas marcan el camino que debería seguir la industria cerámica para conseguir dicho reto.

La denominada Cuarta Revolución Industrial (Industria 4.0) plantea cadenas de valor hiperconectadas en las que los datos y la inteligencia artificial permiten una producción personalizada, predictiva y sostenible.

Sectores como la automoción, la química, la metalurgia o la alimentación ya han demostrado que la integración de sensores, robótica avanzada y análisis masivo de datos incrementa de forma notable la agilidad productiva.

Un informe global de McKinsey (*Singla, 2025*) muestra que las compañías líderes en manufactura que aplican de manera sistemática IA y analítica de datos en todas sus plantas logran mayores volúmenes de producción, reducen desperdicios, ofrecen un mejor servicio al cliente, mejoran la satisfacción de sus empleados y disminuyen su huella ambiental.

Sin embargo, gran parte de las empresas industriales —especialmente las pymes— se quedan estancadas en proyectos piloto aislados, sin capacidad de extender los resultados positivos al conjunto de la organización.

En este contexto, la industria cerámica española se encuentra en un punto de inflexión. Ha alcanzado un elevado grado de automatización en sus procesos, pero el verdadero salto competitivo dependerá de su capacidad para aprovechar esa automatización a través de una explotación inteligente y en tiempo real de los datos generados en planta.

DESAFÍOS CLAVE PARA LA INDUSTRIA CERÁMICA ESPAÑOLA

COSTES ALTOS Y VOLÁTILES

Materias primas y energía

(gas, electricidad, CO_2)

EXIGENCIAS DE SOSTENIBILIDAD

Normativas ambientales

Eficiencia energética

COMPETENCIA DE NUEVOS MATERIALES

Alternativas de menor coste

(ej: material vinílico)

TRANSFORMACIÓN DIGITAL E IA

Mayor demanda de diseños

Propiedad técnica

Fig. 3 *Desafíos clave para la industria cerámica española. Fuente: ITC.*

Adopción de la IA en el sector cerámico: brechas y oportunidades

El proceso de fabricación de baldosas cerámicas ha experimentado una modernización intensiva: prensas, secaderos, sistemas de decoración y hornos disponen hoy de autómatas programables y control electrónico de parámetros. De hecho, podría decirse que la fabricación de baldosas cerámicas está tecnológicamente madura en cuanto a su grado de automatización.

No obstante, desde la perspectiva del control integral de planta persisten limitaciones significativas. Diversas etapas críticas, como el esmaltado o la cocción, continúan funcionando con un alto componente manual o bajo esquemas secuenciales, sin retroalimentación continua de datos que permita un ajuste dinámico. **Los estudios sectoriales advierten que en muchas fábricas la información de producción sigue estando fragmentada y poco actualizada: existen múltiples "islas" de control que operan de forma independiente, sin flujos de datos automáticos ni conexión entre procesos**. Un ejemplo claro es el almacenamiento de piezas prensadas durante varios días en "boxes" antes de su cocción, lo que genera pérdida de trazabilidad individual y dificulta la estimación precisa del coste real de cada lote.

Esta situación pone de relieve la oportunidad que representa la Industria 4.0 para el sector. La aplicación de inteligencia artificial y analítica avanzada permitiría transformar esas "islas" en una red conectada: ajustar en tiempo real la curva de cocción de cada lote productivo según sus características específicas, detectar de forma automática desviaciones dimensionales o cromáticas mediante sistemas de visión artificial y algoritmos de predicción, u optimizar la formulación de esmaltes para reducir mermas y rechazos.

Diversos centros tecnológicos señalan usos emergentes con alto potencial: robots autónomos para el transporte interno de cargas cerámicas —ya ensayados en plantas de Castellón—, mantenimiento predictivo de maquinaria mediante IoT (Internet of Things), o algoritmos de IA capaces de optimizar los perfiles térmicos de los hornos disminuyendo el consumo energético y las emisiones asociadas.

Aunque estas aplicaciones no se han generalizado todavía, muestran cómo la inteligencia de datos puede potenciar la base de automatización ya existente. En ámbitos transversales como la logística y la cadena de suministro se observan avances significativos: seguimiento IoT de materias primas, planificación dinámica de inventarios y optimización de rutas de transporte. Todo ello confirma que la industria cerámica dispone de un terreno fértil para la adopción de la IA, tanto en planta como en la gestión integral de su ecosistema productivo.

Por todo ello, puede decirse que Industria 3.0 y 4.0 no son antagonistas, sino etapas de un proceso de transformación general: **la cerámica parte de un entorno de automatización avanzada (robótica de planta, calidad por control numérico, etc.), pero el valor diferencial actual debe radicar en sistemas ciberfísicos capaces de aprender y reaccionar.**

Estudios internacionales (*Kumar, 2021*) señalan que la mayoría de los ejecutivos industriales ya considera la transformación digital imprescindible, aunque muchas organizaciones reconocen brechas en convertir datos en acción inmediata. Así, en la mayoría de los sectores industriales se aboga por un cambio enfocado en desarrollar plataformas de datos unificadas (digital twins, gemelos digitales) que complementen la robustez mecánica existente con la flexibilidad de la IA.

En la práctica, la adopción de IA en la cerámica española es todavía limitada y desigual. Existen ámbitos con progresos visibles: en control de calidad, por ejemplo, las líneas de producción han incorporado sistemas de visión artificial capaces de identificar microdefectos superficiales —fisuras, rayas, 'pinchados' en el esmalte, variaciones cromáticas— con una velocidad y fiabilidad superiores a la inspección visual humana.

El mantenimiento predictivo, apoyado en sensórica instalada en equipos auxiliares como bombas o motores de sistemas de corte y pulido, también empieza a consolidarse, reduciendo tiempos de inactividad mediante alertas tempranas. En la gestión de la demanda y del stock, se están realizando pruebas con algoritmos de IA para ajustar inventarios a la dinámica del mercado.

No obstante, en **los procesos nucleares de fabricación la penetración de la IA continúa siendo muy reducida**. Persisten los controles rígidos en hornos y prensas, en la mayoría de los casos basados en procedimientos de medida o recogida de datos manuales, sin retroalimentación en tiempo real que permita un ajuste dinámico de parámetros.

La digitalización de la decoración con la irrupción de los sistemas de impresión por chorro de tinta ha supuesto un avance, pero fases críticas como el esmaltado mantienen un carácter esencialmente analógico, y los hornos aplican secuencias de cocción predefinidas sin capacidad de adaptación autónoma.

Esta disparidad —áreas con soluciones avanzadas frente a etapas clave con digitalización incipiente— revela tanto oportunidades como vulnerabilidades. Por un lado, se abre un margen sustancial de mejora en fases aún no digitalizadas; por otro, la ausencia de integración en procesos estratégicos compromete la competitividad global del sector. La experiencia industrial muestra además que muchos proyectos de IA quedan atrapados en el denominado "purgatorio de los pilotos", sin llegar a escalar a la operación integral de planta.

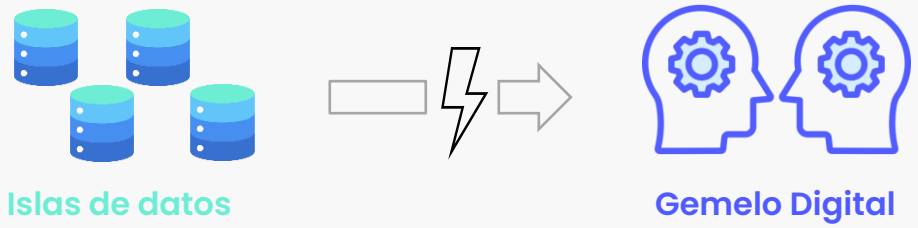
En el caso cerámico, el riesgo adicional es la fragmentación: cada fábrica desarrolla iniciativas digitales aisladas, sin articular un marco sectorial coordinado que permita acelerar y consolidar la transición hacia una manufactura realmente inteligente.

En términos cuantitativos, de manera general, informes sobre la IA industrial apuntan a tendencias positivas pero moderadas: un estudio global de IFS proyecta que la adopción de IA industrial en empresas manufactureras aumentará del 32 % al 59 % en 2025, aunque aún hay reticencia a su automatismo total (solo ~29 % confiarían en decisiones 100% autónomas). De hecho, más de la mitad (53 %) de las organizaciones carece hoy de una estrategia clara de IA, a pesar de que la gran mayoría (hasta 88 %) ya destaca mejoras en rentabilidad ligada a la IA (*Ahmed, 2025; PwC, 2024)*).

En España, aunque no existen estudios sectoriales públicos exactos sobre IA en cerámica, estas **cifras globales sugieren que el sector aún está en una fase temprana de incorporación de IA en sus procesos clave**. No en vano, se observa que, en los ámbitos de la logística o gestión de los clientes vía herramientas digitales como los CRM, las empresas cerámicas ya usan analítica avanzada, pero en otros ámbitos relacionados con la producción, la transformación es muy incipiente.

De los silos tecnológicos a un marco sectorial de IA interoperable

Uno de los principales frenos para la incorporación de sistemas de control avanzados basados en datos de proceso es la fragmentación tecnológica del sector cerámico. En los últimos años, las fábricas han ido adoptando soluciones digitales de distintos proveedores, muchas de ellas propietarias y poco interoperables. Esto ha generado un problema recurrente en procesos de transformación digital: la "implantación en silos", es decir, equipos o aplicaciones que funcionan de manera aislada, sin conexión con la estrategia global de la empresa, con las operaciones de planta ni con los sistemas centrales de TI.



En la práctica, esta situación se traduce en que cada máquina o sección genera datos que no se comparten automáticamente. Los sistemas MES (Manufacturing Execution System) o ERP (Enterprise Resource Planning) no están plenamente integrados con las capas analíticas, lo que provoca una fuerte descoordinación. El resultado son "islas de información": prensa, decoración, esmaltado y cocción operan con flujos de datos independientes. Esto impide construir un "gemelo digital" completo que integre todas las variables de producción. Como consecuencia, la aplicación de inteligencia artificial a escala de planta resulta inviable. De forma generalizada, las empresas del clúster cerámico español presentan un nivel de madurez similar en la gestión de sus datos: **la información productiva se registra aún de manera manual y discontinua, y cada etapa del proceso de fabricación opera como un sistema de control independiente, sin integración con el resto de la planta**. Esta falta de integración dificulta medir en tiempo real indicadores clave como el coste unitario por baldosa o el rendimiento energético de cada lote.

La ausencia de interoperabilidad limita la posibilidad de generar nuevos modelos de negocio basados en datos y frena la creación de ventajas competitivas sostenibles. El Instituto de Tecnología Cerámica lo resume claramente: sin una explotación adecuada de la información productiva no es posible evolucionar hacia modelos empresariales más sofisticados ni mejorar los indicadores de sostenibilidad (*Mallol, 2018; Hervás; 2019*)

En este contexto, depender de soluciones cerradas de grandes proveedores supone un riesgo añadido, sobre todo para las pymes, que necesitan entornos abiertos que les permitan capturar, compartir y analizar sus propios datos. **En un escenario global altamente competitivo, la falta de colaboración tecnológica amenaza con dejar al sector español en desventaja frente a clústeres vecinos**, como el italiano, o frente a competidores emergentes que están impulsando plataformas digitales compartidas.

Llegados a este punto, los nuevos impulsos en espacios de datos sectoriales promovidos tanto por la Comisión Europea como por el Gobierno de España podrían resultar de gran interés para el sector, ya que ofrecen un balance entre el beneficio de compartir datos y el mantenimiento del secreto industrial o sectorial (*MAETD, 2025*).

En el marco de la colaboración interempresarial, una tecnología complementaria de gran relevancia es el **aprendizaje federado (Federated Learning).**

Este enfoque permite entrenar modelos de inteligencia artificial de manera colaborativa entre distintas empresas o plantas sin necesidad de centralizar los datos. En lugar de transferir la información productiva a un servidor común, cada entidad entrena localmente un modelo con sus propios datos, y únicamente comparte los parámetros o pesos resultantes del entrenamiento. Estos parámetros se agregan de forma segura y anonimizada con aquellos generados por otras entidades, definiendo un metamodelo global más robusto y generalista (*Zhou, 2021*).

Para un sector como el cerámico, caracterizado por una fuerte concentración industrial y por la coexistencia de múltiples pymes, el aprendizaje federado ofrece una oportunidad estratégica: **posibilita que todas las empresas del clúster —por ejemplo, las agrupadas en ASCER— se beneficien colectivamente del volumen y diversidad de datos generados en el conjunto de la industria, sin exponer información sensible ni vulnerar la confidencialidad de sus procesos.**

BRECHAS ACTUALES

Falta de integración
Información fragmentada
Máquinas y sistemas no interoperables

OPORTUNIDADES i4.0

Control manual/secuencial
Ajustes discontinuos en etapas críticas (esmaltado, cocción, etc)

PLAN ESTRATÉGICO SECTORIAL

Interconexión
Integración de datos
Gemelos digitales en planta

CONTROL MANUAL

Falta de visión global
Iniciativas digitales aisladas
Necesidad de datos en todas las etapas de fabricación

OPTIMIZACIÓN INTELIGENTE

Implementación de la IA
Predicción de defectos
Ajustes de máquinas
Reducción de energía y mermas

ESTANDARIZACIÓN DE DATOS

Logística y mantenimiento
Robots autónomos, IoT
Alertas preventivas en máquinas

PROYECTOS AISLADOS

Pilotos aislados
Falta de interconexión
Comunicación estandarizada (OPC-UA)

EJES PRIORITARIOS

Casos de uso IA transversal
Pilotos sectoriales
Eficiencia energética y logística

FORMACIÓN Y GESTIÓN

Motor de cambio
Competencias digitales para los operarios

De islas de datos a un ecosistema inteligente y conectado

IA como motor de cambio

Fig. 4 *Brechas actuales, oportunidades y estrategia sectorial – La IA como motor de cambio. Fuente: ITC.*

Su implementación además podría apoyarse en infraestructuras de datos comunes, integradas en los espacios sectoriales europeos y nacionales, junto con protocolos estandarizados de gobernanza y ciberseguridad.

De este modo, sería posible acelerar el desarrollo de modelos de IA específicos para el sector (predicción de defectos, optimización energética, control dimensional o mantenimiento predictivo) a partir de la experiencia combinada de toda la cadena de valor, con un sistema de gobernanza del dato claro, seguro y transparente para las empresas.

Este impulso resulta especialmente relevante en el ámbito de la inteligencia artificial: los modelos de IA consumen grandes cantidades de datos y los espacios de datos sectoriales habilitan el entrenamiento y el desarrollo de dichos modelos al facilitar la disponibilidad de datos de calidad, transferibles y gobernados.

Firmas como Deloitte han concluido que la transformación digital —y, en particular, la analítica avanzada y la IA— constituye la palanca transversal más eficaz para afrontar los retos de eficiencia operativa, innovación y sostenibilidad en la industria (*Deloitte, 2025*).

En este sentido, la creación de infraestructuras de intercambio de datos ayuda a superar uno de los cuellos de botella que muchas pymes afrontan a la hora de aprovechar el valor de sus datos. Dada la magnitud y complejidad de este desafío, resulta imprescindible un enfoque sectorial coordinado.

No bastan las iniciativas aisladas; se necesitan prioridades compartidas e infraestructuras de datos conjuntas que impulsen la cooperación tecnológica.

En este sentido, es fundamental abordar el escepticismo natural ante la colaboración: ¿por qué una empresa compartiría datos que podrían beneficiar a su competencia?

La respuesta radica en un cambio de paradigma tecnológico:

Pasar de los 'Datos Abiertos', a los **Espacios de Datos Industriales Soberanos**.

A diferencia de modelos anteriores, las nuevas arquitecturas de espacios de datos impulsadas por iniciativas europeas como Gaia-X (*Gaia-X, s.f.*) o el *Data Space Support Centre (Data Spaces Support Centre [DSSC], s.f.; Nizami, 2025*) se basan en el principio de **Soberanía del Dato**. Esto implica:

- **Control absoluto**

  Cada fabricante mantiene la propiedad de sus datos y decide de manera minuciosa qué comparte, con quién, durante cuánto tiempo y bajo qué condiciones contractuales.

- **Protección del 'Know-How'**

  No se comparten secretos industriales críticos, como las formulaciones de esmaltes o estrategias comerciales. El intercambio se focaliza en **datos no competitivos pero de alto valor sistémico**, como la trazabilidad logística, la huella de carbono, patrones de consumo energético o defectología anónima para benchmarking.

- **Beneficio mutuo ante amenazas externas:**

  El objetivo no es ayudar al competidor directo a vender más, sino fortalecer al clúster frente a amenazas comunes (costes energéticos, normativas ambientales, competencia de materiales sustitutivos).

Mientras que el clúster italiano ha sido una referencia indiscutible en la **inversión de capital fijo y automatización avanzada,** llegando a cifras de rendimiento por empleado récord, (*Rafaelli, 2024*), el reto actual es diferente.

La oportunidad para el sector español no reside solo en imitar esa inversión en maquinaria, sino en liderar la siguiente frontera: la **economía del dato colaborativa**.

Modelos de éxito en otros sectores industriales, como **Catena-X en la automoción europea** (*Catena-X, s.f.*), demuestran que es posible conectar a fabricantes, proveedores y competidores para optimizar la cadena de suministro sin vulnerar la confidencialidad.

Aplicar este modelo de **'Federación de Datos'** permitiría a la industria cerámica española generar metadatos sectoriales para entrenar algoritmos más robustos (vía Aprendizaje Federado, 'Federated Learning') que ninguna fábrica podría desarrollar por sí sola.

España puede aprovechar esta experiencia adaptando un modelo propio de innovación colaborativa. De hecho, ya se observan pasos en esta dirección: centros tecnológicos como ITC-AICE desarrollan proyectos como GAIATEC, orientados a facilitar el acceso rápido al conocimiento cerámico y a ofrecer soporte operativo mediante herramientas de IA, mientras que iniciativas como ASEBEC 4.0 difunden guías prácticas de Industria 4.0 a través de jornadas y seminarios digitales.

Esta visión se ve reforzada por la adopción de arquitecturas idénticas en otros sectores críticos que comparten la necesidad de coordinar cadenas de valor complejas. A nivel europeo, el proyecto **FLeX4Res** (*FLeX4Res, s.f.*) se ha convertido en una referencia para la creación de cadenas de suministro resilientes, utilizando espacios de datos para anticipar disrupciones en el suministro de materias primas y energía, un reto directamente extrapolable a la realidad cerámica.

Asimismo, en el ámbito nacional, la industria del metal y la manufactura avanzada está impulsando iniciativas similares para garantizar la trazabilidad y la transparencia en sus procesos (*International Data Spaces Association., s.f.*).

Estos casos confirman que la apuesta por los espacios de datos soberanos no es una solución experimental, sino el estándar tecnológico que la industria europea está adoptando para garantizar su competitividad futura.

En definitiva, la convergencia de estas tendencias globales y las capacidades locales dibuja una oportunidad única: la constitución de un Espacio de Datos Sectorial como nuevo motor de competitividad.

Al orquestar esta infraestructura común, el clúster español no solo ganará en resiliencia y eficiencia operativa, sino que logrará una diferenciación estratégica decisiva frente a otros modelos productivos, posicionando a la industria cerámica nacional a la vanguardia de la economía del dato europea.

¡ La colaboración sectorial es esencial !

Un plan estratégico común debería incluir al menos tres ejes prioritarios:

Eliminar silos tecnológicos	Pasar de las "islas de información" y la fragmentación a un marco sectorial de datos soberanos e interoperables, asegurando que cada empresa mantenga el control sobre sus datos críticos mientras estandariza la captura y el intercambio de información no competitiva
Pilotos sectoriales escalables	Impulsar la IA a escala sectorial mediante el Aprendizaje Federado para generar algoritmos robustos , priorizando casos de uso de alto impacto transversal como la optimización energética en hornos, la reducción de rechazos o la logística integrada, permitiendo a las empresas beneficiarse del volumen y diversidad de datos sin exponer información sensible.
Gestión del cambio	Superar el escepticismo ante la colaboración con una visión de beneficio mutuo y asegurar el éxito mediante la formación masiva en competencias digitales y la adopción de protocolos de gobernanza claros y seguros.

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

2

Objetivo y metodología de análisis

AICE jtc

El propósito de este informe es proporcionar a la Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos (ASCER), y a sus empresas asociadas, un marco estratégico para la adopción de tecnologías de IA, con el fin de reforzar la competitividad del sector mediante la optimización de procesos, la reducción de costes operativos y la mejora de la calidad industrial.

Aunque el estudio excluye expresamente la inteligencia artificial generativa, centrando su alcance en las aplicaciones industriales de IA tradicional orientadas a la supervisión, el control y la optimización de procesos, resulta evidente que esta tecnología desempeñará un papel complementario.

En la práctica, muchas soluciones de IA industrial incorporarán interfaces basadas en IA generativa que faciliten la interacción con los operarios, la interpretación de datos complejos y la asistencia en la toma de decisiones.

Por tanto, aun sin ser objeto directo de este análisis, la IA generativa debe entenderse como un componente transversal que mejorará la accesibilidad y el uso operativo de los sistemas avanzados de control.

El estudio busca establecer una relación directa entre las capacidades tecnológicas actuales y las necesidades operativas específicas del clúster cerámico, desde el aprovisionamiento de materias primas hasta la logística, identificando los ámbitos donde la IA puede aportar valor tangible y convertirse en una verdadera palanca de optimización operativa y fortalecimiento competitivo.

El enfoque metodológico combina una revisión técnica de las tecnologías de IA disponibles con un análisis estructurado del tejido industrial cerámico español, diferenciado según la tipología de empresa y su nivel de madurez digital.

Enfoque metodológico

La metodología de análisis se estructura en tres fases complementarias:

1 **Segmentación del tejido industrial cerámico**

Clasificando las empresas en función de su posición en la cadena de valor y de su grado de integración tecnológica. Esta segmentación permite adaptar las recomendaciones a las distintas realidades operativas y empresariales.

2 **Revisión tecnológica y de capacidades habilitadoras**

Identificando los tipos de IA con potencial de aplicación en la industria cerámica (modelos predictivos, control adaptativo, visión artificial, mantenimiento inteligente, entre otros), evaluando su nivel de madurez (TRL) y las condiciones de integración industrial.

3 **Identificación de oportunidades y barreras**

Analizando los factores que condicionan la adopción efectiva de IA —interoperabilidad, disponibilidad de datos, cultura digital, conectividad y retorno de la inversión—, con el fin de definir líneas de acción realistas y escalables.

Segmentación de fabricantes del sector cerámico

El ecosistema cerámico español está conformado por un conjunto diverso de fabricantes que, aun compartiendo un mismo sustrato tecnológico basado en la transformación de materias primas minerales y la utilización de procesos térmicos, presentan notables diferencias operativas derivadas de su posición dentro de la cadena de valor. Estas diferencias se reflejan en los modelos productivos, en el grado de automatización de las plantas, en la complejidad de los procesos y en la tipología de producto final. Por ello, la aplicación de tecnologías de IA en el sector debe abordarse desde una perspectiva segmentada y contextualizada, que considere la heterogeneidad interna del ecosistema industrial y priorice los ámbitos con mayor potencial de retorno técnico y económico.

La segmentación funcional resulta, por tanto, un requisito fundamental para orientar de forma eficaz los esfuerzos de digitalización y para definir estrategias de adopción tecnológica ajustadas a las necesidades reales de cada tipo de fabricante. No todas las empresas afrontan los mismos cuellos de botella ni gestionan las mismas variables críticas de proceso; algunas deben concentrar sus esfuerzos en la optimización energética, otras en la estabilidad de la composición o en el control dimensional del producto final. Del mismo modo, determinadas plantas deberán priorizar la eficiencia operativa, mientras que otras orientarán su estrategia hacia la obtención de productos de elevada calidad y alto valor añadido. En conjunto, todas comparten la necesidad de reforzar su competitividad mediante una mejora sistemática de sus procesos y de su capacidad tecnológica. La IA, entendida como un conjunto de herramientas de análisis avanzado, aprendizaje automático y modelización predictiva, debe adaptarse a esos contextos específicos para generar un impacto tangible y medible.

En este sentido, **el análisis que se presenta en este informe se estructura en torno a cuatro tipologías principales de fabricantes dentro del ecosistema cerámico español**: los productores de polvo atomizado, los fabricantes de baldosa convencional, los de gran formato y los de producto extruido. Cada uno de estos segmentos presenta una combinación particular de procesos críticos, variables de control y problemáticas operativas, lo que condiciona de manera directa el tipo de aplicaciones de IA que resultan más adecuadas.

Fabricantes de polvo atomizado

Empresas especializadas en la preparación y venta de polvo cerámico fabricado mayoritariamente mediante el secado por atomización, donde la consistencia y calidad de la materia prima son críticas, lo que abre la puerta a aplicaciones de IA en campos como el control de la humedad y la granulometría del polvo fabricado, la eficiencia energética del secado o la predicción de la calidad del lote, entre otros.

Fabricantes de baldosas

El segmento más amplio, que abarca la producción de baldosas cerámicas de formatos convencionales, partiendo de polvo atomizado fabricado en sus propias instalaciones o suministrado por empresas del segmento anterior. En este conjunto de empresas, la IA puede aportar, por ejemplo, mejoras en el control de defectos mediante visión artificial, el mantenimiento predictivo, el ajuste automático de los hornos y de las propiedades técnicas y estéticas del producto o en la optimización de parámetros de prensado y secado.

Fabricantes de láminas o placas de gran tamaño

Productores de placas cerámicas de grandes dimensiones, con altos requerimientos de estabilidad dimensional y control de defectos. La IA puede aplicarse en la monitorización avanzada de gradientes térmicos, la predicción de deformaciones y tensiones, la optimización de ciclos de cocción o de las condiciones de conformado.

Fabricantes de producto extruido

En este último segmento se incluyen las empresas que utilizan procesos de extrusión, con características de producción y control de calidad específicas. Las técnicas de IA podrían optimizar, además de lo indicado para las empresas fabricantes de baldosas, la consistencia del flujo de material durante la extrusión o anticipar defectos estructurales.

La metodología empleada en este estudio parte, por tanto, de una segmentación analítica basada en estas cuatro tipologías de fabricantes, considerando sus características productivas, su nivel de madurez tecnológica y su grado de digitalización. Esta aproximación permitirá identificar con precisión los ámbitos donde la IA puede aportar un valor diferencial, ya sea mediante la optimización de parámetros de proceso, la detección temprana de desviaciones, la automatización de decisiones operativas o la integración de modelos predictivos en sistemas de control industrial.

A continuación, se muestra con más detalle esta clasificación que agrupa los principales tipos de fabricantes cerámicos según su posición en la cadena de valor y la naturaleza de sus procesos. Para cada tipología se describen las características operativas, las particularidades técnicas, los objetivos estratégicos de aplicación de IA y su impacto potencial en competitividad y reducción de costes.

Fabricantes de polvo atomizado

Situados en el inicio de la cadena de valor, los productores de polvo atomizado constituyen el pilar sobre el que se sustenta buena parte de la calidad del producto cerámico final. Su función principal es transformar materias primas naturales —arcillas, feldespatos y aditivos minerales—, caracterizadas por una variabilidad composicional intrínseca, en un polvo homogéneo, estable y reproducible.

El valor añadido de su actividad reside precisamente en la capacidad de garantizar dicha homogeneidad, condición indispensable para la estabilidad de las etapas posteriores de prensado, esmaltado y cocción. La obtención del polvo atomizado se realiza, en la mayoría de los casos, mediante el secado por atomización de suspensiones acuosas ("barbotinas") preparadas a partir de materias primas molidas. Este producto intermedio puede destinarse, tanto al consumo interno de grupos industriales integrados, como al suministro a terceros, desempeñando un papel estratégico en la cadena de aprovisionamiento cerámico.

El proceso productivo implica la gestión continua de tres operaciones críticas: la molienda de materias primas, la preparación de la suspensión y su secado por atomización. A ello se suma el tratamiento de emisiones atmosféricas, especialmente por la generación de material particulado, lo que añade complejidad ambiental y operativa al conjunto del proceso.

La variabilidad mineralógica y química de las materias primas introduce un nivel de incertidumbre significativo que repercute directamente en la calidad del polvo obtenido y, por extensión, en el comportamiento físico-químico de los productos conformados a partir del mismo. Además de la propia composición del polvo, las variables de control más sensibles con las que trabajan estas plantas incluyen el contenido en sólidos de la barbotina, la densidad y el tamaño de partícula del material suspendido, así como la granulometría y la humedad del polvo atomizado.

A ello se suman parámetros de proceso como la temperatura, humedad y caudal de los gases de secado, la presión de alimentación de la suspensión y el consumo energético específico del atomizador.

La consistencia de lote a lote depende de un control fino y coordinado de estas variables, especialmente de la viscosidad y la densidad de las "barbotinas" y la humedad final del polvo, ya que pequeñas desviaciones pueden traducirse en alteraciones significativas durante las etapas de compactación y cocción.

En este contexto, la aplicación de tecnologías de IA presenta un potencial elevado. **Los modelos de aprendizaje automático pueden establecer correlaciones entre la composición mineralógica de las materias primas y el comportamiento del polvo resultante, permitiendo ajustar de manera dinámica la dosificación de las fórmulas y los parámetros de atomización.**

La integración de algoritmos de predicción basados en datos históricos y en sensores en línea posibilita anticipar desviaciones antes de que afecten a la calidad del suministro, reforzando la estabilidad del proceso y reduciendo las pérdidas globales del sistema productivo.

Entre los principales retos para la adopción de la IA en este segmento destacan la necesidad de sincronizar datos provenientes de fuentes heterogéneas (equipos de proceso, sensores y laboratorios de control de calidad), la latencia temporal de ciertas mediciones y la falta de estandarización en los formatos de registro y trazabilidad de lotes.

La superación de estos obstáculos es condición previa para la implementación eficaz de sistemas de análisis predictivo y control autónomo. Los indicadores de valor más representativos asociados a la incorporación de IA en este entorno incluyen: la **reducción en la variabilidad de parámetros críticos** como la humedad y la granulometría del polvo, la **disminución de la tasa de rechazo** de producto, el **ahorro energético específico** (kWh/t atomizada) y la **mejora en la estabilidad operativa** entre ajustes.

En conjunto, la digitalización inteligente de este proceso se establece como una herramienta estratégica para incrementar la fiabilidad del suministro, mejorar la eficiencia energética y consolidar la competitividad tecnológica del sector cerámico en su conjunto.

Fabricantes de baldosas

Este segmento constituye el núcleo industrial del clúster cerámico español, concentrando la mayor parte de la capacidad productiva y del empleo del sector. Se caracteriza por operar con líneas de alta cadencia productiva, configuradas para grandes volúmenes y orientadas a la eficiencia continua. La rentabilidad de estas plantas depende de la estabilidad operativa, la repetibilidad de los procesos y la reducción de desviaciones que puedan afectar a la calidad o al rendimiento energético. Aunque los procesos están altamente automatizados, la variabilidad inherente de las materias primas y las condiciones ambientales introduce incertidumbres que solo pueden compensarse mediante un control preciso de los parámetros críticos en cada etapa.

El ciclo de fabricación típico comprende la recepción del polvo atomizado, el prensado, el secado, el esmaltado, la decoración por impresión con chorro de tinta, la cocción y, en algunos casos, el rectificado y/o pulido final. Cada una de estas operaciones presenta puntos críticos en los que pequeñas fluctuaciones de proceso pueden tener consecuencias significativas sobre las propiedades mecánicas, dimensionales o estéticas de la baldosa terminada.

La naturaleza secuencial y continua de la línea productiva amplifica estos efectos, de modo que un desajuste en una etapa puede propagarse aguas abajo, generando pérdidas acumuladas o rechazos masivos.

En la fase de prensado, la distribución uniforme del polvo en el molde, la presión de compactación y la densidad final de la pieza cruda son factores determinantes.

Diferencias mínimas en la granulometría y, especialmente, en la humedad del polvo pueden originar variaciones significativas de densidad, que se manifiestan más adelante en deformaciones no controladas durante la cocción, roturas o fisuras por falta de resistencia mecánica, defectos superficiales o variaciones tonales incontroladas.

El control de la alimentación del polvo atomizado a la prensa y de la compactación alcanzada por los soportes requiere por tanto una monitorización sistematizada de variables de procesos como la humedad o la porosidad de las piezas, difíciles de medir en tiempo real con métodos tradicionales.

Durante el secado, la gestión de los gradientes de humedad y temperatura, tanto en el interior de cada pieza como entre piezas distintas, resulta decisiva para evitar la generación de tensiones internas. Un control insuficiente de estos gradientes puede originar microfisuras o variaciones superficiales que, además de comprometer la integridad dimensional, provocan la alimentación a la línea de decoración de piezas con propiedades superficiales no estabilizadas o cambiantes en el tiempo. Un secado demasiado rápido puede inducir microfisuras o alabeos permanentes, mientras que un secado lento reduce la productividad y eleva el consumo energético. En este punto, la correlación entre las condiciones iniciales de la pieza (densidad, humedad, espesor) y el perfil térmico aplicado resulta fundamental para garantizar la uniformidad.

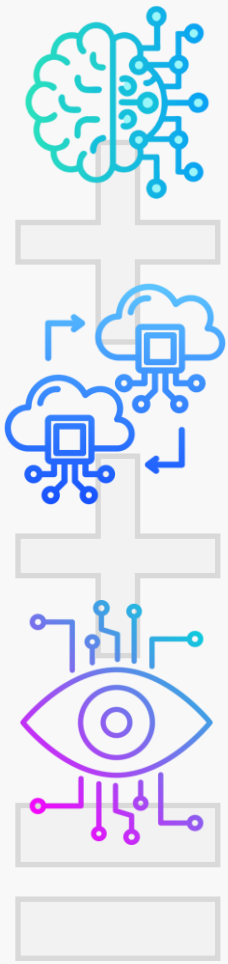
En las etapas de esmaltado y decoración por impresión ink-jet, la complejidad aumenta debido a la variabilidad de las formulaciones de esmaltes, engobes y tintas. Asegurar la uniformidad de aplicación, la ausencia de defectos superficiales y la estabilidad del color exige un control riguroso de la viscosidad, la cantidad de capa depositada, la temperatura y la tensión superficial. No obstante, las variaciones tonales no dependen exclusivamente de esta fase, sino que también están condicionadas por variables procedentes de etapas posteriores, como la curva de cocción y la distribución térmica en el horno. Estas interacciones dificultan identificar el origen real de los desajustes cromáticos. En este contexto, la aplicación de técnicas de IA presenta un potencial significativo, ya que permite analizar de forma conjunta y correlacionada todas las variables del proceso, identificar las causas subyacentes de las desviaciones y anticipar su aparición antes de que se manifiesten en línea

Por último, en la cocción, la curva de cocción —definida por la velocidad de calentamiento, la temperatura máxima y el tiempo de residencia— determina la densificación, el color y las propiedades mecánicas del producto. Las variaciones de temperatura entre zonas del horno o entre diferentes posiciones a lo ancho del canal de cocción pueden provocar diferencias apreciables de tono, tamaño o resistencia de la pieza. La limitada retroalimentación en tiempo real y la alta inercia térmica de los hornos dificultan el ajuste dinámico de las condiciones de operación, lo que abre un amplio margen para la introducción de sistemas predictivos.

En este segmento, la IA puede desempeñar un papel transversal en la optimización del proceso. **Los modelos de aprendizaje automático permiten correlacionar variables de entrada —como la humedad, densidad o granulometría del polvo— con resultados de salida medibles, como la tasa de rechazo, el tono del producto, el tamaño de las piezas o el consumo energético. La creación de gemelos digitales del proceso de prensado o cocción facilitaría la simulación de escenarios y la predicción de desviaciones antes de que sean observables, permitiendo ajustes automáticos en los parámetros de operación.**

Paralelamente, los sistemas de visión artificial aplicados a la inspección de superficie pueden reemplazar la revisión humana, aportando **trazabilidad visual de cada lote y mejorando la consistencia del acabado**. Aunque estas soluciones están ya implantadas en parte del sector, su integración con modelos de inteligencia artificial entrenados específicamente para las tipologías de defecto propias de la fabricación cerámica permitiría aumentar de forma significativa su precisión, sensibilidad y capacidad de diagnóstico, ampliando su utilidad operativa más allá de la mera detección y facilitando una respuesta más rápida ante desviaciones emergentes. La combinación de estas herramientas proporciona una capacidad inédita de diagnóstico y control, permitiendo **reducir los rechazos, estabilizar la producción y mejorar la eficiencia energética global**. No obstante, **la principal dificultad para su implantación efectiva radica en la estructuración coherente de los datos de proceso y en la trazabilidad integral de las piezas a lo largo de toda la línea de fabricación.**

Para que la IA pueda establecer relaciones precisas entre las variables de proceso y las propiedades finales del producto, resulta imprescindible disponer de un registro completo y continuo de las condiciones en las que ha sido procesada cada pieza. Esta exigencia se ve frecuentemente limitada por la configuración típica de las plantas cerámicas, en las que existen sistemas de almacenamiento intermedio —como los parques de vagonetas— que interrumpen la continuidad secuencial de los lotes productivos.

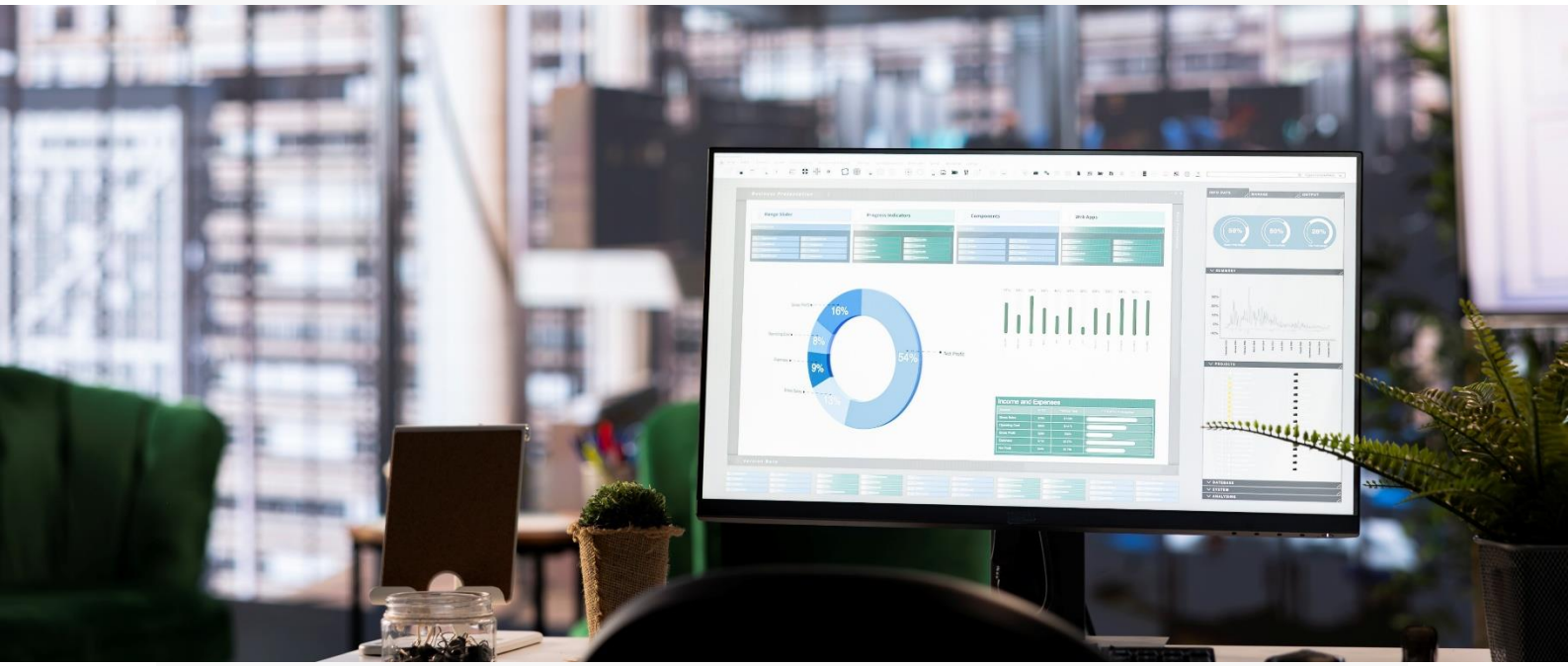


Diagnóstico y Control

Reducción de mermas

Producción estable

Eficiencia energética



Dichos sistemas, aunque suponen una ventaja operativa significativa al desacoplar las etapas de conformado y cocción, introducen discontinuidades que dificultan la serialización exacta del flujo de piezas y, con ello, la correlación directa entre los parámetros de proceso y las características de calidad finales.

Superar este obstáculo requiere un esfuerzo adicional de integración de datos provenientes de fuentes heterogéneas (sensores, PLCs, sistemas MES y laboratorios), así como la normalización de protocolos de comunicación y el desarrollo de mecanismos de identificación y seguimiento pieza a pieza. La situación ideal sería aquella en la que un sistema de marcado permitiera identificar de forma inequívoca cada pieza a lo largo de todo el proceso, de modo que la captura continua de datos posibilitara reproducir virtualmente el recorrido físico real de cada unidad. Este nivel de trazabilidad constituiría la base para modelos de aprendizaje automático capaces de correlacionar con precisión los parámetros operativos con las propiedades finales del producto.

Los indicadores de valor que reflejan el impacto potencial de la IA en este segmento incluyen la **disminución de la tasa de rechazo** por defectos dimensionales o tonales, la **reducción de la variabilidad entre lotes**, la **optimización del consumo** térmico y eléctrico por metro cuadrado de producto cocido y la **mejora del rendimiento global** de la línea.

En conjunto, la adopción progresiva de tecnologías de IA en la fabricación de baldosa convencional representa un paso decisivo hacia una producción más predecible, eficiente y sostenible dentro del clúster cerámico español.

Fabricantes de láminas o placas de gran tamaño

Este segmento agrupa a los productores de láminas cerámicas y placas de gran tamaño, caracterizados por operar con productos de alto valor unitario y con exigencias técnicas generalmente superiores a las de la baldosa convencional. La estabilidad dimensional, la planitud y la homogeneidad superficial constituyen los principales determinantes de la calidad final, dado que cualquier desviación compromete tanto la apariencia como la funcionalidad del producto. Estas piezas están destinadas, en muchos casos, a aplicaciones de alto valor añadido como encimeras, fachadas ventiladas o mobiliario técnico, donde los requisitos estéticos y mecánicos son especialmente estrictos.

No obstante, el segmento también incluye la producción de placas de gran tamaño orientadas a mercados de mayor volumen, en los que se prioriza la productividad mediante espesores reducidos y mayores velocidades de procesado. Aunque estas líneas alcanzan una elevada eficiencia global, mantienen los retos técnicos inherentes a la manipulación y cocción de piezas de gran superficie, que exigen un control preciso de tensiones, deformaciones y contracciones diferenciales.

El proceso productivo de estas placas comprende la formulación específica de pastas, el conformado mediante prensas de gran superficie y sistemas de corte en verde, el secado, el esmaltado y la cocción en hornos de gran longitud. En esta tipología de producto, la manipulación intermedia de piezas semielaboradas es especialmente compleja debido a su peso, tamaño y fragilidad, lo que limita la posibilidad de realizar controles o ensayos destructivos durante el ciclo. Además, las bajas velocidades de fabricación, impuestas por los tiempos de desaireación y estabilización dimensional, contrastan con los elevados volúmenes de superficie producida, lo que plantea la necesidad de mantener una trazabilidad y un control de proceso muy rigurosos para evitar desviaciones acumuladas.

Las variables críticas incluyen los gradientes de humedad y temperatura durante el secado, las tensiones internas derivadas de la contracción no uniforme, la velocidad de transporte y las condiciones térmicas a lo largo del horno. A ello se suma la distribución y uniformidad en la deposición del polvo sobre las cintas de las líneas de conformado, determinante para asegurar la estabilidad del prensado posterior y evitar heterogeneidades que puedan amplificarse durante el tratamiento térmico durante la cocción. Para gestionar estas variables se emplean sistemas avanzados de secado, hornos con zonas térmicas independientes y de mayor longitud que los convencionales, así como equipos robotizados de manipulación, que permiten ajustar de forma localizada los parámetros de operación y reducir el riesgo de defectos estructurales o dimensionales.

Las tecnologías basadas en IA ofrecen un potencial notable. Su aplicación puede centrarse en la **predicción y compensación de deformaciones mediante modelos térmico-mecánicos, en el control adaptativo del secado por zonas, en la medición automática de planitud en tiempo real y en la optimización logística en la manipulación de piezas de gran tamaño**. Asimismo, modelos entrenados específicamente pueden **anticipar la distribución de espesores y densidades tras el conformado, proporcionando una caracterización inicial precisa del estado de la pieza en los primeros estadios del procesado.** Estas herramientas permiten correlacionar parámetros de proceso con la respuesta estructural del material, anticipar desviaciones y ajustar de forma proactiva las condiciones de operación.

El impacto potencial de estas soluciones se traduce en la **reducción de deformaciones y daños**, **un aumento significativo del porcentaje de piezas conformes**, una **mejora de la eficiencia energética** y una **mayor estabilidad de los ciclos productivos**. Sin embargo, su implantación presenta desafíos relevantes, entre ellos la dificultad de instrumentar piezas de gran tamaño, la complejidad del modelado acoplado de variables térmicas y mecánicas y el coste asociado a la sensorización distribuida en líneas de gran extensión.

Los indicadores clave de rendimiento en este tipo de plantas incluyen el porcentaje de piezas dentro de tolerancia dimensional, la tasa de reprocesos, el coste unitario por pieza y el tiempo efectivo de ciclo. En conjunto, la aplicación de IA en la fabricación de láminas y placas de gran formato constituye un vector de competitividad para los fabricantes que buscan consolidar su posición en mercados de alto valor añadido, mejorando simultáneamente la calidad del producto y la eficiencia global del proceso.

Fabricantes de producto extruido

Este último segmento lo constituyen las empresas dedicadas a la producción de perfiles, piezas técnicas y pavimentos especiales obtenidos mediante procesos de extrusión de pastas cerámicas plásticas. A diferencia de las baldosas conformadas en semiseco, estos productos parten de masas con un elevado contenido de humedad —habitualmente en torno al 15 %— y presentan una microestructura más homogénea en términos de porosidad. Esta configuración otorga una notable versatilidad para la obtención de geometrías complejas y propiedades mecánicas específicas, aunque introduce importantes dificultades en el control del secado y en la estabilidad dimensional durante el procesado térmico.

Los procesos productivos se caracterizan por lotes reducidos y una alta variabilidad de formulaciones, adaptadas a la funcionalidad o al destino final del producto. El ciclo típico incluye la preparación y ajuste de la plasticidad, la extrusión, el corte, el secado y la cocción. En estas etapas, la consistencia reológica de la pasta y la estabilidad del flujo de extrusión son determinantes para garantizar una geometría uniforme y libre de defectos.

Variaciones mínimas en el contenido de humedad, la distribución de tamaños de partícula o la homogeneidad estructural de la pasta provocan fluctuaciones en la presión de extrusión, alterando la estabilidad del flujo y condicionando la respuesta del material en las etapas posteriores de secado.

Las variables críticas de proceso incluyen la presión y caudal de extrusión, la plasticidad o “yield point” de la masa, la temperatura del material y de la matriz, así como la calibración geométrica de la boquilla de extrusión.

El secado representa una de las fases más delicadas, dado que los elevados cambios dimensionales, asociados a las grandes contracciones de secado, y la complejidad geométrica de las piezas provocan tensiones internas que pueden derivar en fisuras o deformaciones.

Esta problemática se agrava por la limitada sensorización inherente al proceso de extrusión, lo que dificulta disponer de mediciones directas sobre la distribución de esfuerzos y gradientes de presión en tiempo real.

Los equipos empleados por las empresas de este segmento suelen incluir amasadoras y mezcladores intensivos, extrusoras de vacío, sistemas de corte automático, secaderos y hornos adaptados a la geometría del producto. La coordinación entre estas unidades es fundamental para mantener la estabilidad del flujo productivo, especialmente cuando se manipulan materiales de elevada plasticidad, que pueden deformarse, adherirse o comprometer la consistencia del proceso.

Para los fabricantes de producto extruido, la aplicación de tecnologías de IA abre nuevas posibilidades de control y optimización. Mediante el análisis de datos procedentes de sensores indirectos —como consumo de potencia, presión en la cámara de extrusión o vibraciones en el sistema mecánico—, **los algoritmos de IA pueden estimar en tiempo real la plasticidad efectiva de la pasta y ajustar automáticamente los parámetros de operación para estabilizar el proceso**. Asimismo, **la visión artificial permite detectar defectos superficiales o irregularidades geométricas con una precisión superior a la inspección manual, mientras que los modelos predictivos facilitan el mantenimiento proactivo de componentes críticos, como husillos, matrices o sistemas de vacío.**

El impacto potencial de estas herramientas se traduce en una **reducción de defectos por laminación o fugas**, una **mejora en el rendimiento de materia prima**, una **mayor repetibilidad del producto** y una **disminución significativa de las paradas por mantenimiento** no planificado. Sin embargo, su implantación presenta desafíos específicos, entre los que destacan la correlación entre mediciones indirectas y propiedades reológicas reales, la adaptación de los modelos de predicción a geometrías variadas y la limitada disponibilidad de datos etiquetados en líneas de producción heterogéneas. Los indicadores clave de rendimiento incluyen la **reducción de defectos dimensionales o estructurales**, el **incremento del rendimiento material**, la **mejora del tiempo de disponibilidad de los equipos** y la **estabilidad de la plasticidad** a lo largo del ciclo productivo.

En conjunto, este segmento representa un ámbito de aplicación particularmente prometedor para la IA, al combinar procesos con una elevada sensibilidad a las condiciones operativas con una creciente necesidad de trazabilidad, repetibilidad y eficiencia energética.

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

3

Tecnologías IA aplicables a la industria cerámica

AICE jtc

Antes de mapear las soluciones de IA para los segmentos definidos en el apartado anterior, será fundamental comprender el catálogo de herramientas tecnológicas disponibles y su aplicabilidad en un entorno industrial como el cerámico.

Así, esta sección presenta un compendio de las tecnologías de IA relevantes para el entorno industrial, centrándose en aquellas que, más allá de la IA generativa, ofrecen soluciones tangibles para los desafíos de la fabricación en el marco de la Industria 4.0. Se definirá cada tecnología y se analizará su aplicación potencial, contextualizándola directamente para el sector cerámico.

Machine Learning y Análisis Predictivo

El Machine Learning (ML) o aprendizaje automático es la rama de la IA que permite a los sistemas aprender de los datos para identificar patrones y mejorar su rendimiento sin ser programados explícitamente.

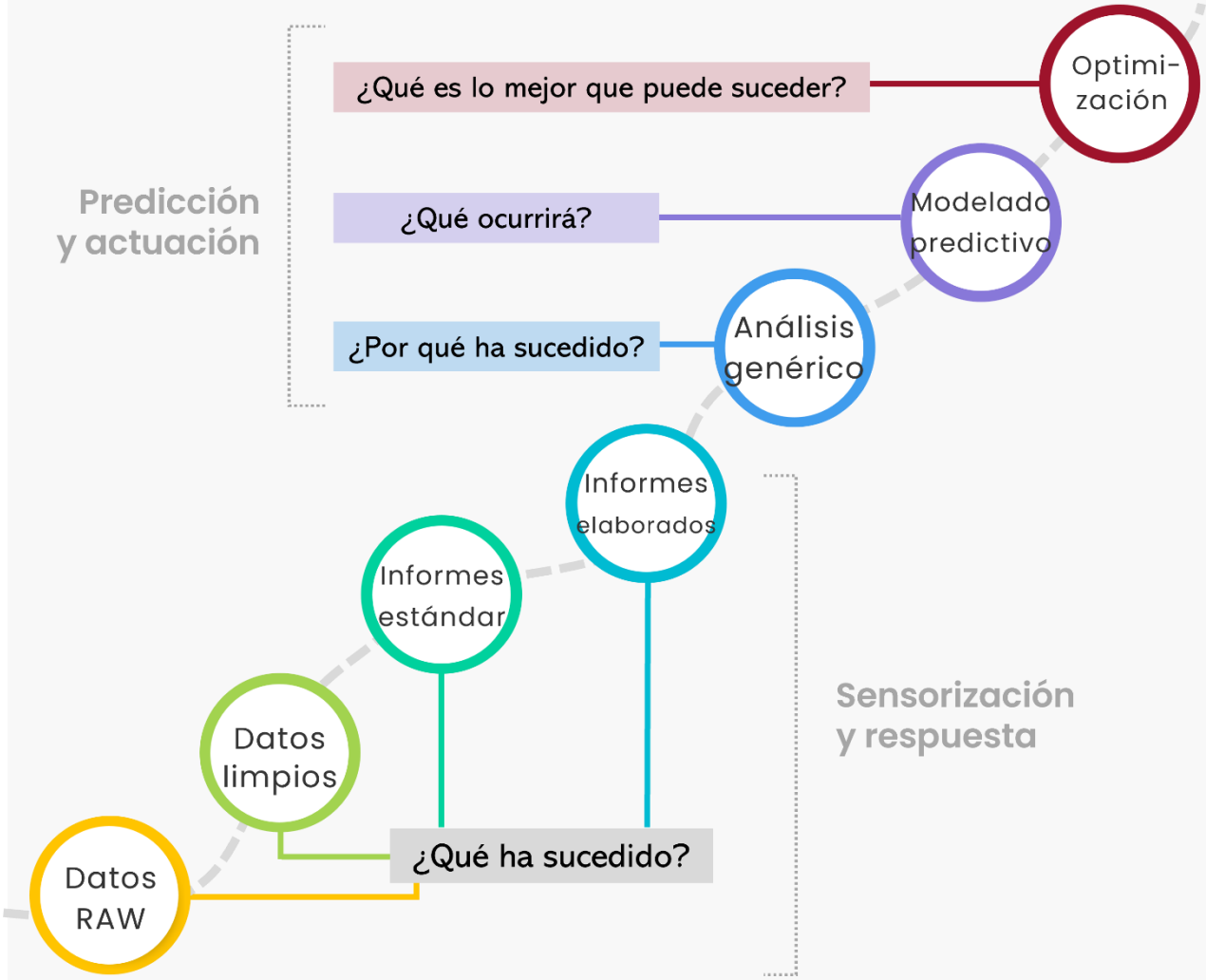


Fig. 5 *Evolución de la Capacidad Analítica: De la Sensorización a la Actuación Inteligente. Fuente: ITC.*

A través de técnicas de aprendizaje supervisado, semisupervisado, autosupervisado, no supervisado y por refuerzo, los algoritmos pueden analizar grandes volúmenes de datos históricos y en tiempo real para hacer predicciones.

En el entorno industrial, el ML es el motor del análisis predictivo y una de sus aplicaciones más transformadoras es el Mantenimiento Predictivo (PdM). Esta estrategia proactiva supera a los métodos tradicionales (reactivos o preventivos) al utilizar algoritmos para analizar datos de sensores en tiempo real (vibración, temperatura, sonido, etc.) y anticipar fallos en los equipos. Por ejemplo, mediante algoritmos como Redes Neuronales Artificiales (ANN), Random Forest o Support Vector Machines (SVM), es posible prever la demanda, predecir fallos en equipos (mantenimiento predictivo) y clasificar defectos en productos.

Aplicado al sector cerámico, **esto se traduce en la capacidad de predecir el comportamiento reológico de una pasta a partir de la variabilidad química de sus arcillas, o anticipar la aparición de defectos dimensionales en función de los parámetros de prensado.**

A modo de ejemplo, un caso de estudio en la industria automotriz (*Msakni, 2023*) ilustra esta capacidad. Centrado en la producción de parachoques, el objetivo del trabajo es garantizar el cumplimiento de tolerancias dimensionales muy estrictas, un reto análogo al control dimensional en la producción de baldosas cerámicas. El problema se aborda como una predicción de series temporales: utilizando datos históricos de mediciones, se entrenan modelos de ML para anticipar la ubicación de los defectos en el siguiente parachoques que saldrá de la línea. Esta anticipación permite realizar ajustes proactivos en el proceso de fresado antes de que se produzca una pieza defectuosa, transformando la inspección final en una garantía de calidad integrada en el proceso.

Además, el enfoque de ML permite detectar desviaciones en el proceso: si los modelos entrenados con datos históricos ya no reproducen con precisión la realidad, esto indica que el proceso se ha alejado de las condiciones óptimas, señalando problemas potenciales en producción. Para este fin, el estudio implementó y comparó una red neuronal estándar, una red de memoria a corto y largo plazo (LSTM) y un algoritmo de Random Forest. Los resultados indicaron que los tres modelos tenían capacidades predictivas similares, con una ligera ventaja para el LSTM, lo que demuestra la flexibilidad en la elección de la herramienta técnica.

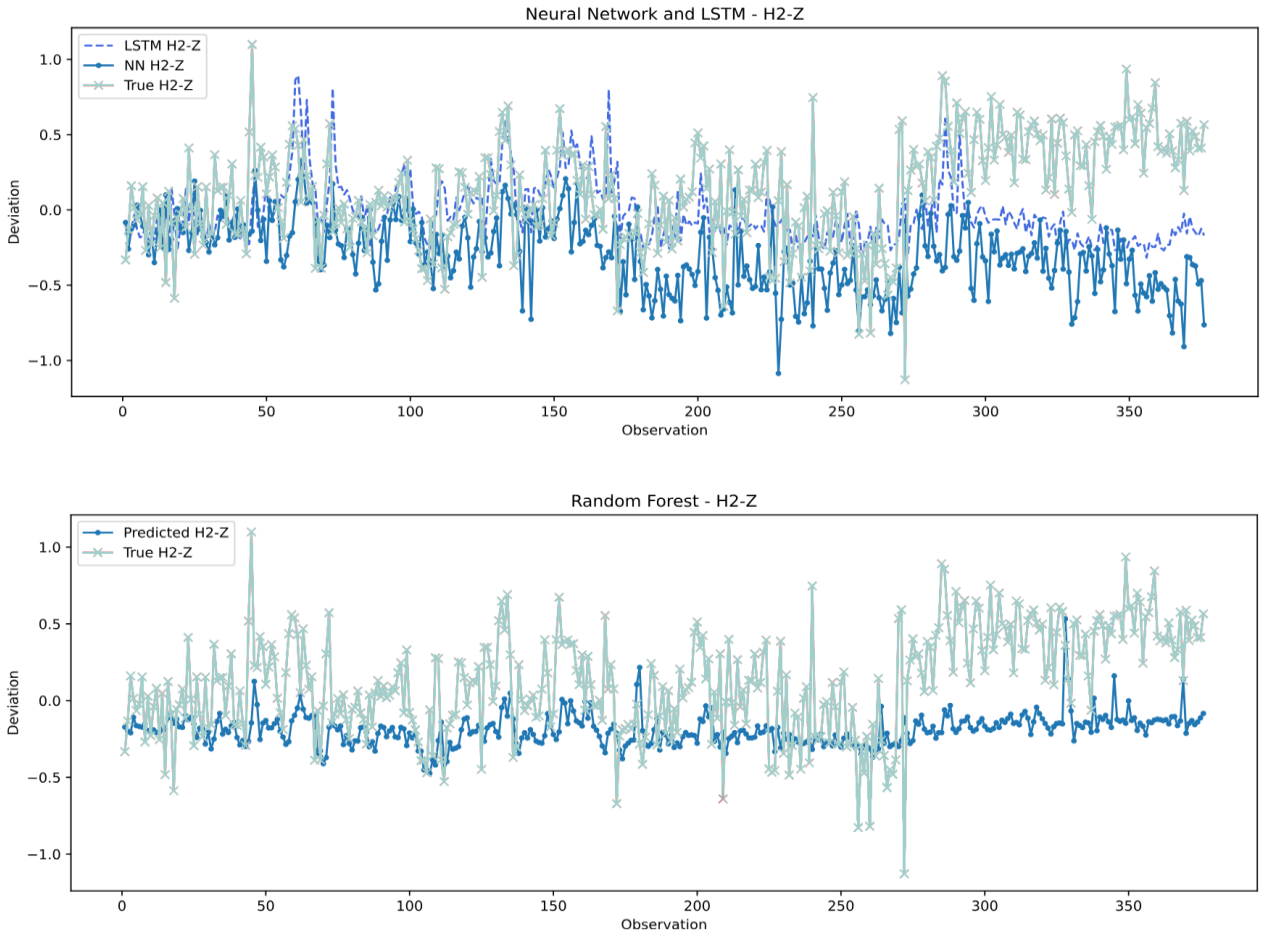


Fig. 6 *Comparación de la predicción de la red neuronal (arriba) y el algoritmo de random forest (abajo) para la detección de desviaciones en el eje Y del parachoque. Fuente: (Msakni et al. 2023)*

La capacidad predictiva dota a las organizaciones de una ventaja operativa sustancial. Aun cuando las decisiones correctivas continúan ejecutándose manualmente, la anticipación de fallos o anomalías reduce de forma significativa los tiempos de respuesta, desde la planificación hasta la expedición del producto final. La posibilidad de prever eventos no deseados —como interrupciones en la línea, variaciones tonales del producto o desviaciones en la curva de cocción— mejora la robustez del proceso y la estabilidad de la producción.

El mantenimiento predictivo constituye el caso más representativo de esta capacidad de predicción aplicada a la industria (*ul Hassan, 2025*). A través de la combinación de sensórica y algoritmos de análisis de datos, es posible detectar patrones anómalos en equipos críticos —por ejemplo, prensas hidráulicas, ventiladores de hornos o sistemas de transporte—, anticipando averías y planificando intervenciones con un impacto mínimo en la productividad.

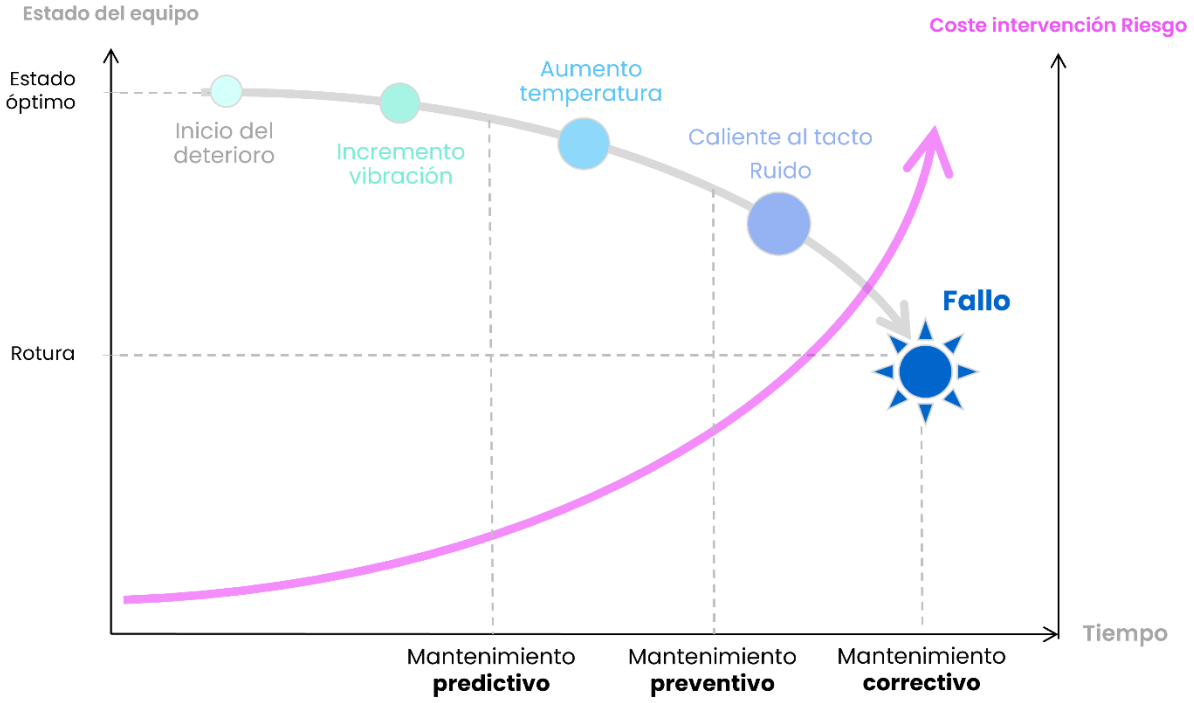


Fig. 7 *Influencia del tipo de mantenimiento sobre el coste de intervención en un activo.*

El mismo enfoque puede extenderse a otros ámbitos del proceso cerámico, como la predicción de desviaciones cromáticas en la decoración, la estimación de defectos mecánicos durante el secado o la detección temprana de inestabilidades en el flujo de extrusión.

El grado de precisión alcanzado por estos modelos depende directamente de la calidad del "trabajo de base" realizado en los niveles previos: la integración de datos procedentes de toda la planta, la calibración de los sensores y el conocimiento profundo de las interacciones físico-químicas de cada proceso. Solo sobre esta base es posible generar predicciones fiables y recomendaciones de actuación de alta calidad.

En el sector cerámico, el análisis predictivo representa una palanca esencial para aumentar la resiliencia operativa. Su aplicación sistemática contribuirá a reducir costes derivados de paradas no planificadas, mejorar la eficiencia energética y reforzar la consistencia dimensional y estética del producto final.

La capacidad predictiva constituye el punto de inflexión hacia una fabricación proactiva, basada en datos y orientada a la decisión informada.

Visión Artificial

La Visión Artificial es el campo de la IA que dota a las máquinas de la capacidad de "ver" e interpretar el mundo real a partir de imágenes y vídeos. En el entorno industrial, esta tecnología **automatiza tareas de inspección y control de calidad con una velocidad, objetividad y precisión superiores a la supervisión humana** (*Ettalibi, 2024*).

Sus aplicaciones son muy variadas e incluyen, por ejemplo, la detección de defectos en obleas de silicio en la industria de fabricación de chips, el control de calidad en impresión digital o la 'lectura' de paneles de maquinaria no conectada para una extracción de datos no invasiva mediante el Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR). Esta misma capacidad puede traducirse, por ejemplo, **en el sector cerámico**, en la **inspección de baldosas crudas para detectar microfisuras y defectos tras el prensado o en la verificación de la consistencia tonal en la línea de esmaltado o las líneas de clasificación** (*Wan, 2022*).

La precisión que es posible alcanzar con este tipo de tecnología para automatizar tareas de inspección y control de calidad resulta realmente notable. Un caso paradigmático es el de la fabricación de obleas de silicio, en la que la industria de semiconductores establece el estándar de oro debido a sus exigencias de precisión extrema, donde incluso defectos de tamaño nanométrico pueden comprometer el producto. Los sistemas de inspección consisten en celdas de automatización altamente sofisticadas, que integran brazos robóticos para la manipulación delicada de las obleas, plataformas X-Y de alta precisión para el escaneo de su superficie y ópticas avanzadas para la detección de defectos

El flujo operativo es una coreografía automatizada: un robot posiciona la oblea, la cámara captura imágenes de altísima resolución y el software las analiza para identificar cualquier imperfección.

El cerebro de este sistema es el módulo de inspección visual, que ha evolucionado desde la simple comparación con una "referencia dorada" (una imagen perfecta) hacia el uso de Redes Neuronales Convolucionales (CNN).

Un ejemplo de vanguardia es el modelo WDD-Net (*Chen, 2020*) que no solo alcanza una precisión superior al 99% clasificando defectos como partículas o arañazos, sino que lo hace con un tamaño ultraligero (307 KB) y una velocidad altísima. Esta eficiencia permite que el análisis se realice directamente en un equipo local (edge computing), tomando decisiones en tiempo real sin depender de la nube y demostrando el máximo potencial de esta tecnología.

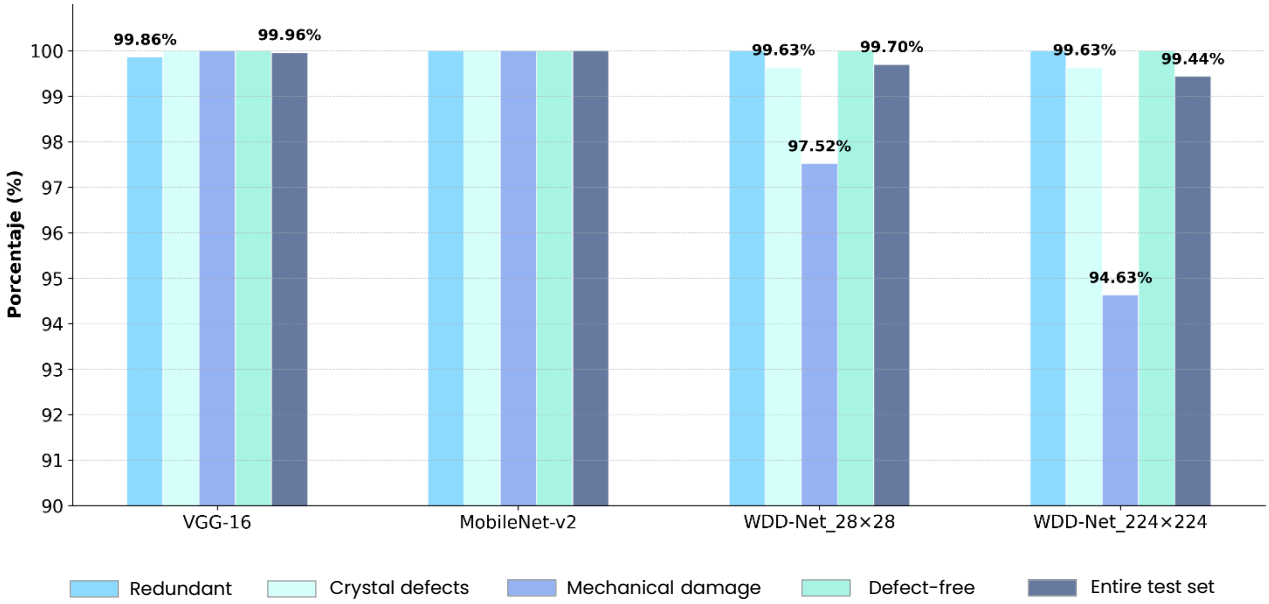


Fig. 8 *Precisión de diferentes modelos entrenados para la detección de defectos en obleas de silicio. Fuente: Chen et al., 2020*

Simulación, Optimización y Gemelos Digitales

Las tecnologías de modelado y simulación son un pilar de la Industria 4.0, permitiendo crear réplicas virtuales de procesos para optimizar el rendimiento sin riesgos. Se utilizan para identificar cuellos de botella, mejorar la asignación de recursos y reducir residuos.

Una aplicación avanzada es el **Gemelo Digital: un modelo virtual de un proceso o activo físico que se actualiza con datos de sensores en tiempo real y actúa sobre el propio proceso físico.** Esta integración no solo reproduce el comportamiento del sistema físico, sino que amplía la información disponible, proporcionando una visión aumentada del estado y evolución del proceso o activo más allá de lo que pueden medir directamente los sensores. **Gracias a ello, es posible probar escenarios de optimización ("what-if") sin impactar la producción** (*Tao, 2019*). Para un fabricante cerámico, esto permitiría, estando en disposición de un modelo completo de la planta productiva, simular el efecto de un cambio en la formulación de la pasta sobre toda la línea de producción sin necesidad de detenerla.

Por ejemplo, una de las aplicaciones más valiosas de los gemelos digitales es la puesta en marcha virtual de plantas (*virtual commissioning*). Antes de construir o reconfigurar una línea de producción física, se crea su Gemelo Digital. En este entorno virtual, los ingenieros pueden probar y validar la lógica de control de los PLC, la programación de los robots y el flujo de materiales, detectando y corrigiendo errores, cuellos de botella y posibles colisiones antes de que se instale un solo tornillo físico.

Este enfoque reduce drásticamente el tiempo de puesta en marcha, los costes y los errores. Plataformas como NVIDIA Omniverse proporcionan arquitecturas de referencia para este propósito, utilizando el estándar abierto OpenUSD para crear modelos visuales de fábricas físicamente precisos que integran datos de diversas herramientas de diseño e ingeniería.

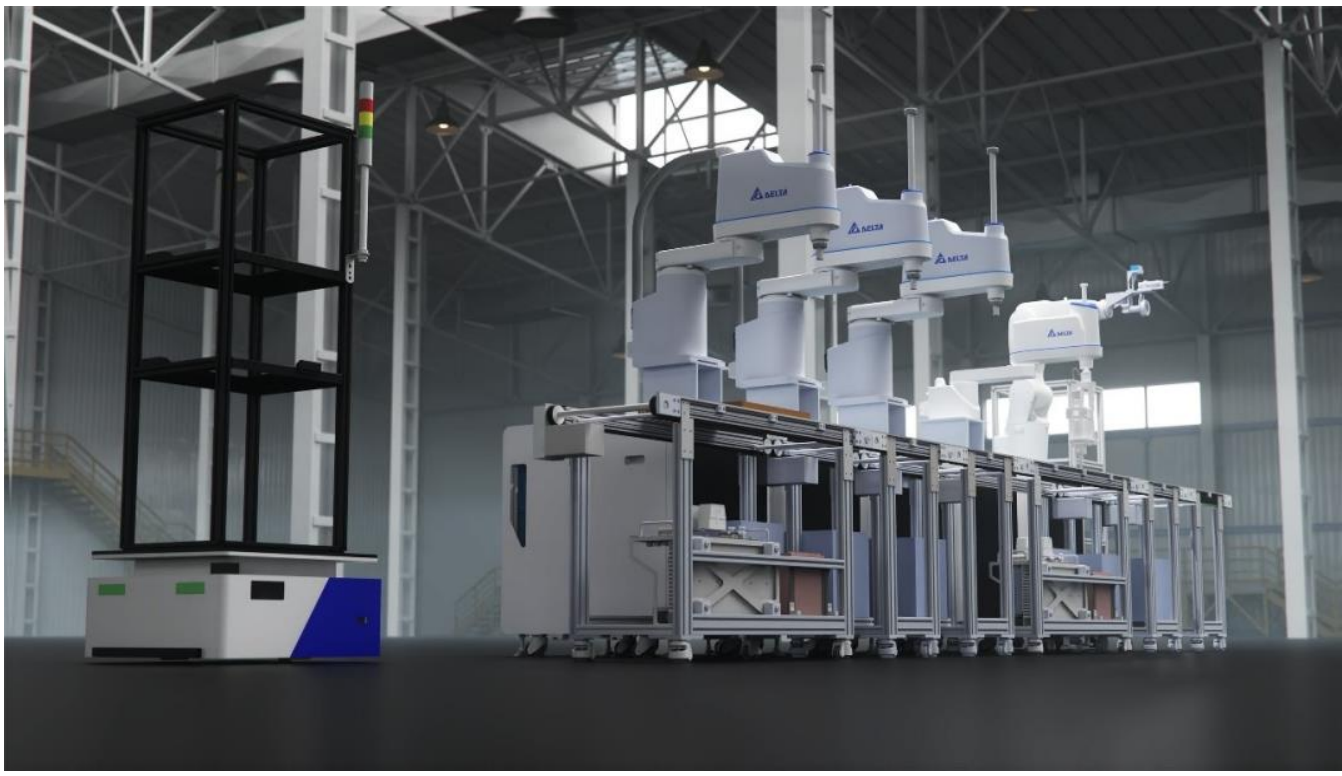


Fig. 9 *Una línea de fabricación construida con NVIDIA Omniverse. Fuente: NVIDIA*

En la industria química, los Gemelos Digitales han transformado el diseño y la optimización de procesos productivos complejos. Esta tecnología permite simular reacciones químicas en tiempo real, integrando modelos de operaciones básicas con algoritmos de inteligencia artificial entrenados con datos históricos. Gracias a ello, es posible predecir con alta precisión cómo afectan los cambios en parámetros clave —como la temperatura, la presión o la concentración de catalizadores— al rendimiento, la calidad y la selectividad del producto.

Más allá de reproducir el comportamiento físico, estos **gemelos digitales proporcionan una visión integral del proceso, permitiendo a los operadores anticipar fallos, ajustar operaciones en tiempo real y tomar decisiones dinámicas para maximizar la eficiencia y reducir el consumo energético. Asimismo, facilitan un mantenimiento predictivo y contribuyen a la reducción de residuos, promoviendo una producción más sostenible y segura.**

Este enfoque ha demostrado mejorar significativamente la competitividad y sostenibilidad de plantas químicas avanzadas, adaptándose a los requerimientos regulatorios y del mercado (*Rebello, 2025*).

IA explicable

La IA Explicable (XAI, por sus siglas en inglés de *eXplainable AI*) es un conjunto de técnicas cruciales para hacer que las decisiones de los modelos de IA sean transparentes y comprensibles para los humanos. En lugar de confiar en la "caja negra" que significa la IA, la XAI añade visibilidad a la IA, facilitando la comprensión del porqué de una predicción. Su importancia estratégica en la industria es inmensa, ya que aumenta la confianza en los sistemas de IA (*Oliveira, 2024*). Por ejemplo, si un sistema de visión artificial clasifica una baldosa de gran tamaño como defectuosa, la XAI puede resaltar la microfisura o la desviación tonal específica que ha provocado la decisión, permitiendo al operario no solo confiar en el sistema, sino actuar sobre la causa raíz en la prensa o la línea de esmaltado. Esta capacidad es fundamental para validar y mejorar los procesos de forma continua. Un caso de estudio relevante en cuanto al uso de la XAI consistió en generar un modelo XGBoost (Extreme Gradient Boosting) sobre una base de datos genérica de defectos de una industria manufacturera. XGBoost es un algoritmo de aprendizaje automático basado en árboles de decisión que combina múltiples modelos secuenciales para mejorar la predicción de resultados, optimizando la precisión y reduciendo errores a partir de datos históricos (*Díaz, 2024*).

Weight	Feature
0.26 ± 0.08	MaintenanceHours
0.22 ± 0.08	DefectRate
0.14 ± 0.06	QualityScore
1.00 ± 0.05	ProductionVolume
0.03 ± 0.03	AdditiveMaterialCost
0.03 ± 0.03	EnergyConsumption
0.03 ± 0.03	EnergyEfficiency
0.03 ± 0.03	DowntimePercentage
0.03 ± 0.03	StockoutRate
0.03 ± 0.02	SupplierQuality
0.03 ± 0.02	InventoryTurnover
0.02 ± 0.02	ProductionCost
0.02 ± 0.02	AdditiveProcessTime
0.01 ± 0.02	WorkerProductivity
0.01 ± 0.02	SafetyIncidents
0.01 ± 0.01	DeliveryDelay

El modelo predecía defectos de fabricación con una precisión superior al 95%, aunque su lógica interna permanecía como una "caja negra". Mediante técnicas de XAI —SHAP, LIME y PDP, orientadas a cuantificar y visualizar la influencia de cada variable en las predicciones— fue posible auditar el comportamiento del modelo y descomponer sus decisiones en términos interpretables. Estas técnicas permiten identificar cómo las variaciones en cada parámetro modifican la salida del algoritmo y proporcionan una lectura consistente con los pesos mostrados en la tabla adjunta, que resume la importancia global de las variables aprendida a partir de los datos.

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

4

Mapa prospectivo

Aplicación de IA en la fabricación de cerámica

AICE jtc

Esta sección constituye el núcleo estratégico del informe. Su objetivo no es solo conectar tecnologías con procesos, sino delinear cómo la implementación dirigida de la Inteligencia Artificial puede convertirse en una fuente de ventajas competitivas cuantificables para el sector cerámico. El liderazgo futuro no se dirimirá en la eficiencia mecánica, sino en la inteligencia extraída de los datos para resolver problemas hasta ahora invisibles.

El enfoque se centra en el concepto de "Reducción de Inquietudes" (*Worry Reduction*), utilizando la IA para alcanzar metas transformadoras: cero defectos, cero tiempo de inactividad, cero residuos y cero accidentes. Esto representa un cambio fundamental hacia una toma de decisiones proactiva y basada en evidencia, donde se cuantifican y optimizan las complejas relaciones entre parámetros de proceso y calidad final.

El siguiente mapa prospectivo detalla, a través de fichas específicas para cada segmento, cómo aplicar este enfoque. Sin embargo, para materializar este potencial es imprescindible abordar tres barreras estratégicas fundamentales:

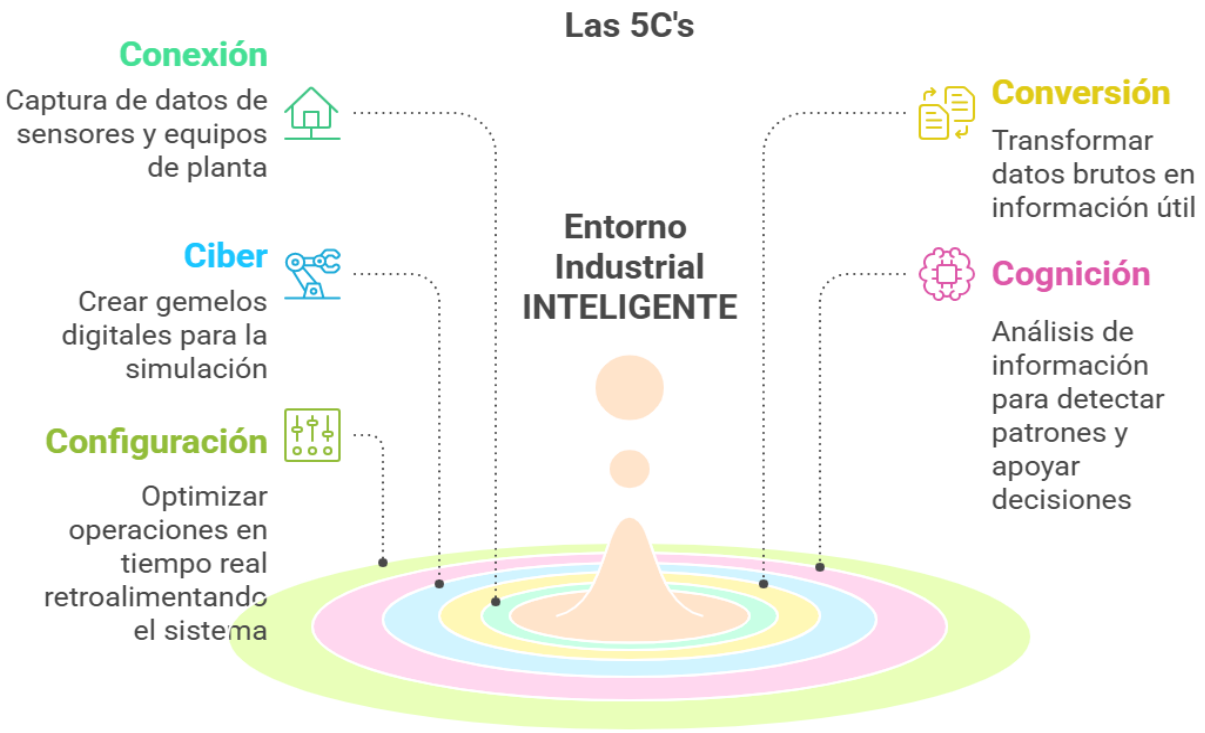
- Superar la fragmentación de datos mediante estándares de interoperabilidad.
- Impulsar la colaboración sectorial para aprovecharse de tecnologías disruptivas como el Aprendizaje Federado.
- Invertir en la gestión del cambio y el desarrollo de nuevas competencias digitales.

Este capítulo es, por tanto, una hoja de ruta para transformar el conocimiento experto del sector en sistemas de IA robustos que guíen a la industria hacia una competitividad sostenible y global.

La sistematización 5C/4T: un marco para la IA industrial*

Inspirándose en la metodología de la Inteligencia Artificial Industrial (IAI) del profesor Jay Lee (*Lee, 2020*), la transición del sector cerámico hacia una fabricación inteligente requiere un marco conceptual y arquitectónico robusto. La sistematización 5C/4T ofrece precisamente eso: una hoja de ruta para construir sistemas de circuito cerrado (*closed-loop*) que transforman los datos en una ventaja competitiva sostenible y logran el objetivo estratégico de la "Reducción de Inquietudes" (*Worry Reduction*).

Este marco se descompone en dos perspectivas complementarias pero integradas: la Arquitectura 5C, que define el flujo funcional de los datos, y el Pensamiento de Sistemas 4T, que describe las tecnologías habilitadoras necesarias para construir dicho flujo. De forma resumida, las cinco capas, (5C), reflejan las etapas que atraviesan los datos en un entorno industrial inteligente:



** La descripción detallada de cada capa y tecnología, junto con la tabla completa de correspondencias entre los componentes 5C y 4T, se incluye en el Anexo I del presente informe.*

La Arquitectura 5C: El Viaje del Dato hacia la Acción Inteligente

La arquitectura 5C describe las cinco capas funcionales que un sistema de fabricación inteligente debe poseer para convertir datos brutos en decisiones optimizadas y automatizadas. Es el "qué" y el "porqué" del sistema.

- ***Conexión (Connection): El Sistema nervioso digital.***

  Esta es la capa fundamental de la captación de datos (*smart sensing*). Su función es garantizar la adquisición íntegra y de alta calidad de datos de múltiples fuentes: sensores de vibración en molinos, cámaras termográficas a la salida de secaderos, medidores de consumo energético en hornos o datos de los sistemas MES y ERP. En el sector cerámico, esto significa superar los "datos rotos" (*broken data*) y sentar las bases para que la IA pueda operar sobre una representación fiel de la realidad. Sin una capa de Conexión robusta, cualquier análisis posterior carecerá de valor.

- ***Conversión (Conversion): De datos a información procesable.***

  Una vez capturados, los datos brutos deben ser transformados en información con significado. Esta capa se encarga de la agregación, limpieza, normalización y pre-procesamiento. Por ejemplo, una señal de vibración en bruto se convierte en un indicador de estado de un rodamiento, o miles de puntos de datos de temperatura de un horno se transforman en un perfil térmico útil. Aquí es donde se extraen las características clave que alimentarán los modelos de IA.

- ***Ciber (Cyber): La creación del gemelo digital.***

  Esta es la capa central donde la información de las distintas fuentes se sintetiza para crear un Gemelo Digital (*Digital Twin*) del componente, máquina o proceso. Este modelo virtual no es una simple simulación, sino una réplica viva que refleja el estado del activo físico en tiempo real. Para un fabricante cerámico, podría ser un gemelo digital del proceso de cocción que correlaciona la densidad de la pieza en verde con las tensiones térmicas que sufrirá, otorgando al sistema una capacidad de autoconciencia y autopredicción.

- ***Cognición (Cognition): El cerebro analítico y predictivo.***

  En esta capa es donde la IA despliega todo su potencial. Utilizando la información del Gemelo Digital, los algoritmos de Machine Learning analizan patrones, predicen fallos futuros, identifican las causas raíz de los defectos y simulan escenarios "qué pasaría si" (*what-if*). Por ejemplo, podría predecir la aparición de una desviación tonal en el próximo lote basándose en una ligera variación en las condiciones higrométricas de la planta o las propiedades reológicas del esmalte base, o recomendar el ajuste óptimo de la presión de prensado para la humedad detectada en el polvo.

- ***Configuración (Configuration): El cierre del bucle hacia la optimización.***

  Esta es la capa final que ejecuta la decisión y cierra el círculo. Actúa como el sistema de control que implementa las recomendaciones de la capa de Cognición. Puede ser un ajuste automático de los parámetros del horno, una alerta de mantenimiento predictivo enviada al operario con instrucciones específicas, o la reprogramación de la secuencia de producción. Es la materialización de la inteligencia en una acción tangible que optimiza el proceso de forma autónoma y continua.

Las Tecnologías 4T: Las Herramientas para Construir la Arquitectura

Si las 5C son las etapas del viaje, las 4T son los vehículos tecnológicos que lo hacen posible. Son el "cómo" del sistema.

- ***Tecnología de Datos (DT):*** Engloba los sensores, IoT y protocolos de comunicación (ej. OPC UA) que habilitan la capa de Conexión.
- ***Tecnología Analítica (AT)***: Corresponde a los algoritmos de IA, Machine Learning y modelos de simulación que son el motor de la capa de Cognición.
- ***Tecnología de Plataforma (PT)***: Incluye la infraestructura (nube, edge computing) que soporta las capas de Conversión y Ciber, permitiendo el almacenamiento y procesamiento de grandes volúmenes de datos.

- ***Tecnología de Operaciones (OT)***: Es la maquinaria y los sistemas de control (PLCs) que ejecutan las decisiones en la capa de Configuración, integrando la IA con el mundo físico.

A estas se suma una quinta tecnología complementaria, la Tecnología Hombre-Máquina (HT), que aborda la interacción entre los sistemas inteligentes y los operarios (por ejemplo, mediante realidad aumentada o asistentes digitales).

En conjunto, la sistematización 5C/4T proporciona un marco integral para que el sector cerámico español aborde la transformación digital de forma estructurada, pasando de operar con "islas de datos" a gestionar un ecosistema inteligente y conectado, capaz de anticipar problemas, optimizar recursos y consolidar su liderazgo competitivo a través de la inteligencia de los datos.

Prospectiva tecnológica basada en IA Industrial: de la arquitectura a la acción

Habiendo establecido la arquitectura 5C/4T como el plano maestro para la inteligencia industrial, esta sección traduce ese potente marco en un plan de actuación concreto y priorizado para el sector cerámico. El objetivo es trascender la teoría para definir una aplicación estratégica de la IAI, enfocada en resolver los desafíos operativos más críticos y costosos de la industria.

El principio rector es el cambio de un paradigma reactivo a uno proactivo, materializando el concepto **de "Reducción de Inquietudes"** (Worry Reduction). La meta no es simplemente mejorar los procesos existentes, sino eliminar sistemáticamente las causas raíz de la ineficiencia, atacando los "costes invisibles" que limitan la competitividad. Esto se traduce en una estrategia orientada a lograr: **cero defectos**, a través de la anticipación de desviaciones; **cero tiempo de inactividad**, mediante el mantenimiento predictivo; y **cero residuos**, optimizando el uso de energía y materias primas. Para estructurar esta visión de forma coherente y accionable, la estrategia se ha desglosado en **cuatro pilares de aplicación**. La elección de estos pilares no es aleatoria; representan un modelo de madurez estratégica que guía la transformación de la IA de forma escalonada y lógica, asegurando que se construya sobre una base sólida:

1º. Fiabilidad del Activo (Pilar PdM): El punto de partida es la máquina. Se comienza por asegurar la fiabilidad y disponibilidad de los activos físicos, ya que sin una producción estable no hay proceso que optimizar. Es el cimiento de la pirámide.

2º. Calidad del Producto (Pilar VM/QC): Sobre una base de producción fiable, el foco se desplaza a garantizar la calidad y consistencia del producto. Este pilar busca controlar el resultado final del proceso, minimizando las mermas y maximizando el valor.

3º. Eficiencia del Proceso (Pilar Optimización): Con activos fiables y una calidad controlada, el siguiente nivel es optimizar la eficiencia integral del proceso. Aquí se conectan los pilares anteriores para maximizar el rendimiento global (OEE), reducir el consumo energético y flexibilizar la producción.

4º. Sostenibilidad del Conocimiento (Pilar Sistematización): Finalmente, el pilar estratégico superior asegura que los aprendizajes obtenidos no queden aislados, sino que se conviertan en un activo digital que se hereda, se escala y se automatiza en toda la organización, creando una ventaja competitiva duradera.

Pilar de la IA Industrial	Objetivo Principal en Cerámica	Rol del Marco 5C/4T	Impacto Estratégico y Reducción de Costes
Mantenimiento Predictivo (PdM)	Evitar fallos inesperados y tiempo de inactividad de equipos críticos (prensas, molinos, hornos).	Aplica el ciclo completo: la capa de Cognición (AT) predice el fallo a partir de los datos de Conexión (DT), y la capa de Configuración (OT) automatiza la alerta o la acción.	Reducción de pérdidas por paradas y costes de mantenimiento innecesario.
Metrología Virtual (VM)/ Control de Calidad	Predecir parámetros de calidad interna (densidad, humedad, tensiones) sin medición destructiva o retrasos.	Utiliza la capa Ciber para construir un Gemelo Digital del producto. Este modelo virtual, alimentado por datos de proceso, permite inferir la calidad, habilitando un control proactivo en la capa de Cognición.	Reducción de desechos, mejora de la eficiencia de producción y ahorro de tiempo de medición.
Optimización de Operaciones	Optimización de procesos clave (molienda, secado, cocción) para reducir el consumo de energía y ajustar parámetros en tiempo real.	Es la aplicación más avanzada de la capa de Cognición (AT), que, basándose en el Gemelo Digital (Ciber), optimiza dinámicamente los parámetros y los ejecuta a través de la Configuración (OT).	Ahorro energético (reducción de gastos anuales significativos en servicios de planta referenciados en múltiples casos de estudio).
Sistematización 5C/4T	Convertir el conocimiento experto en un activo digital, escalable y sostenible para la organización.	Representa la integración holística del marco. Asegura que la experiencia de los operarios se capture y estructure en todas las capas, creando un sistema que aprende y se autoperfecciona.	Permite que las mejoras y el conocimiento experto (experiencia de los técnicos y operarios) se hereden y apliquen a gran escala de manera automatizada.

Mantenimiento Predictivo (PdM): *Aplicación directa de las capas de Conexión, Cognición y Configuración para anticipar fallos.*

Metrología Virtual (VM) / Control de Calidad: *Utiliza el Gemelo Digital (capa Ciber) para predecir propiedades del producto sin mediciones destructivas.*

Optimización de Operaciones: *Es la máxima expresión de la capa de Cognición, ajustando dinámicamente los procesos en tiempo real.*

Sistematización 5C/4T: *Representa el pilar estratégico global, asegurando que el conocimiento generado se herede, escale y automatice en toda la organización.*

Aplicando este enfoque a los problemas clave (costes operativos y calidad) en las cuatro segmentaciones de empresas cerámicas pueden definirse acciones y tablas prospectivas concretas:

Fabricantes de polvo atomizado: estabilidad desde el origen

La misión estratégica de los fabricantes de polvo atomizado trasciende más allá de la simple producción de un material intermedio. **Actúan como los garantes de la estabilidad para toda la cadena de valor cerámica posterior**. Cada desviación en la homogeneidad, granulometría o humedad del polvo que suministran se amplificará en las etapas de prensado y cocción, generando mermas y costes imprevistos para sus clientes.

Su principal desafío, por tanto, es **dominar la variabilidad** inherente de las materias primas naturales. Tradicionalmente, esto se ha gestionado mediante un control reactivo y la experiencia de operarios cualificados. La IA Industrial propone un cambio de paradigma: pasar a un **sistema predictivo** que anticipa y neutraliza las desviaciones antes de que ocurran, convirtiendo la consistencia en un resultado garantizado por el diseño del proceso.

La siguiente tabla prospectiva desglosa esta estrategia en acciones concretas. Para cada etapa crítica —desde la molienda hasta la atomización— se identifica el "problema invisible" a resolver y la "aplicación de IA industrial" (*Killer App*) diseñada para atacarlo. El enfoque se centra en tres niveles de actuación, alineados con los pilares estratégicos previamente definidos:

- **Asegurar la disponibilidad de los equipos críticos** (molinos, bombas) a través del **Mantenimiento Predictivo** (PdM).
- **Predecir y controlar la calidad del producto final** (el polvo) mediante **Metrología Virtual** (VM), superando las limitaciones de la medición tradicional.
- **Optimizar la eficiencia del proceso**, minimizando el consumo energético en las operaciones más intensivas.

La tabla detalla cómo los componentes tecnológicos del marco 4T (DT, AT, PT, OT) se combinan para hacer realidad estas aplicaciones, transformando el proceso de fabricación de polvo en un sistema inteligente, eficiente y, sobre todo, extraordinariamente fiable.

Aplicaciones prioritarias de IA Industrial: Fabricantes de Polvo de Prensas

Etapa o Ámbito	Problema Invisible / Coste a Reducir	Aplicación de IA Industrial (*Killer App*)	Rol de la IA y componentes 4T
Molienda y Barbotina	Coste energético excesivo y variabilidad de la barbotina por falta de adaptación a la composición real y variable de la materia prima.	**Optimización Dinámica de Molienda**. Modelos de IA que, en lugar de usar tiempos fijos, determinan el ciclo de molienda y el consumo energético óptimos para cada lote específico, basándose en las características de las arcillas.	La IA Analítica (AT) actúa como un experto digital, correlacionando datos de composición de la materia prima (DT) con la eficiencia del molino para recomendar la "receta" de molienda perfecta. Esto permite un control optimizado del proceso vía OT.
Atomización	Alto consumo energético para evaporación del agua. Inconsistencia en la distribución del tamaño de gránulo (GSD) y humedad del polvo, lo que genera problemas en etapas posteriores.	**Metrología Virtual (VM) del Polvo Atomizado.** Predicción continua y en tiempo real de la humedad residual y la granulometría final del polvo sin necesidad de muestreo físico, basándose en los parámetros de proceso del atomizador.	Un Gemelo Digital (Ciber) del atomizador, alimentado por sensores (DT) de temperatura, presión y caudal, permite a la IA (AT) predecir la calidad del polvo. Esto habilita un control proactivo (OT) del proceso, en lugar del actual ajuste reactivo tras la medición en laboratorio.
Equipos Críticos (molinos, bombas, tamices)	Paradas de producción no planificadas debido a fallos imprevistos en molinos o bombas de barbotina, con un alto coste de inactividad y reparación.	**Mantenimiento Predictivo (PdM) de Activos Rotativos.** Monitorización continua de vibraciones y consumo eléctrico para anticipar fallos en rodamientos, motores o componentes mecánicos, días o semanas antes de que ocurran.	Sensores de vibración y corriente (DT/PT) capturan patrones de funcionamiento. Algoritmos de IA (AT), a menudo en el borde (*edge*), clasifican estos patrones para detectar anomalías y predecir la vida útil restante (RUL), generando alertas automatizadas (OT) al equipo de mantenimiento.
Integración Logística y Cadena de Valor	Planificación de la producción rígida y basada en previsiones históricas. Falta de trazabilidad granular, lo que impide demostrar el valor diferencial de la consistencia del producto y responder ágilmente a la demanda real del cliente.	**Suministro Inteligente y Pasaporte Digital del Lote**. Modelos de previsión de la demanda que aprenden de los patrones de consumo de los clientes para optimizar el stock de producto terminado y la planificación de la producción. Generación automática de un "pasaporte digital" para cada lote con datos de calidad y predicciones de su comportamiento.	Datos de ERP y CRM (DT) se combinan con datos de producción. La IA Analítica (AT) ejecuta modelos de forecasting para optimizar la planificación (OT). El Gemelo Digital (Ciber) de cada lote almacena su información de calidad, creando un "hilo digital" que conecta el origen de la materia prima con la entrega al cliente.

Las aplicaciones descritas en la tabla anterior convergen en un único objetivo: transformar el control del proceso de reactivo a predictivo. Este enfoque encuentra un paralelismo directo en industrias maduras que enfrentan desafíos similares con materias primas naturales, como la **industria cementera**. En la fabricación de cemento, la composición química del clínker es crítica y depende de la enorme variabilidad de la piedra caliza y arcillas extraídas de la cantera. Para gestionar esto, las plantas modernas no se basan en análisis de laboratorio con horas de retraso. En su lugar, utilizan **analizadores de fluorescencia de rayos X (XRF) en línea** que miden la composición de la mezcla cruda en tiempo real. Estos datos alimentan modelos predictivos que **ajustan automáticamente la dosificación** de las diferentes materias primas para garantizar una composición química del producto final extraordinariamente constante (*Fayaz, 2025*).

De forma análoga, para un fabricante de polvo cerámico, la IA permite ir más allá de la simple medición de humedad o granulometría. Permite crear un **"Gemelo Digital" del comportamiento de la barbotina**, prediciendo su reología y su rendimiento en el atomizador a partir de la composición mineralógica de las arcillas, que puede ser monitorizada mediante sensores espectroscópicos (como la tecnología NIR, Near-Infrared).

Esta estrategia se alinea con el concepto de **Process Analytical Technology (PAT),** un marco impulsado por agencias como la FDA en la industria farmacéutica, que se define como "diseñar y controlar los procesos de fabricación para asegurar la calidad final del producto, en lugar de documentar la calidad mediante ensayos sobre el producto acabado".

Implicación Estratégica

*Para el fabricante de polvo atomizado, la implementación de la IA no es solo una mejora de la eficiencia interna. Representa una **transformación de su modelo de negocio**. Ya no vende simplemente un producto (polvo), sino una **garantía de estabilidad y predictibilidad**. Puede ofrecer a sus clientes un "pasaporte digital" de cada lote, informando no solo de sus propiedades actuales, sino de cómo se comportará en sus prensas y hornos.*

En definitiva, la IA permite al fabricante de polvo atomizado evolucionar de ser un proveedor de material a un socio estratégico en la optimización de toda la cadena de valor cerámica.

Fabricantes de baldosas: de la eficiencia mecánica a la inteligencia de flujo

Este segmento representa el corazón industrial del clúster cerámico, donde la competitividad se mide en la eficiencia de la producción en grandes volúmenes. Su desafío fundamental no reside en una única etapa, sino en la **naturaleza secuencial y de alta velocidad de sus líneas**. Un pequeño desajuste en el prensado puede convertirse en una deformación crítica tras la cocción, y una variación tonal imperceptible en la decoración puede causar el rechazo de un lote completo en la clasificación final.

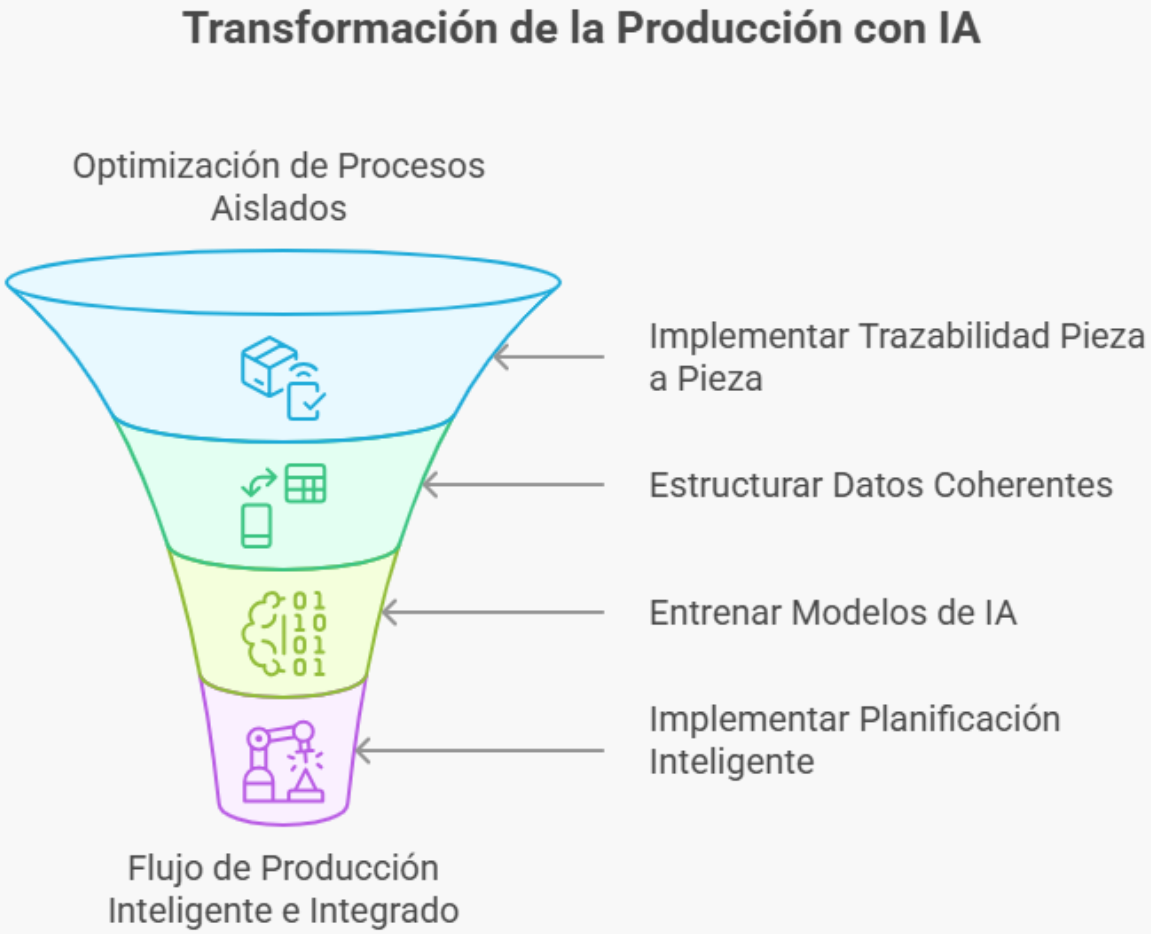
La **IA Industrial** redefine aquí el objetivo: pasar de optimizar "islas" de proceso a gestionar un **flujo inteligente e integrado**. La meta es eliminar el "efecto dominó" de los defectos, utilizando la IA para entender y predecir las complejas interacciones entre etapas, transformando la línea de producción en un sistema ciberfísico que se autoajusta para mantener la estabilidad y la calidad de manera continua.

La materialización de este flujo inteligente, como se ha subrayado en apartados previos, depende de un requisito técnico fundamental: la implementación de un **sistema de trazado de la producción pieza a pieza**.

Este sistema de trazabilidad actúa como la columna vertebral para la estructuración coherente de los datos, permitiendo vincular de forma inequívoca cada baldosa con el conjunto exacto de parámetros que experimentó en cada etapa. Solo con esta base de datos granular y contextualizada es posible entrenar modelos de IA robustos, capaces de aprender las "huellas dactilares" operativas de cada planta —sus particularidades y comportamientos únicos— para generar un conocimiento predictivo de altísimo valor.

Además, esta base de datos y los modelos entrenados a partir de ella abren las puertas a una aplicación de enorme impacto: **la planificación y secuenciación inteligente de la producción.**

Esto permite superar las deficiencias de los sistemas de secuenciación clásicos, que se basan en algoritmos de optimización alimentados con parametrizaciones teóricas (capacidades ideales, tiempos estándar) que son muy tediosos de mantener y rara vez reflejan la realidad operativa.



En contraste, un modelo de IA entrenado con los datos reales de la planta aprende las cadencias efectivas, los tiempos de cambio de formato reales y las restricciones sutiles del día a día, creando un sistema de planificación que no solo es ágil, sino **completamente fidedigno y alineado con la capacidad probada de la planta.**

La siguiente tabla desglosa esta estrategia en acciones concretas, mostrando cómo, sobre esta base de trazabilidad, se pueden implementar soluciones de IA para optimizar cada fase crítica del proceso.

Aplicaciones prioritarias de IA Industrial: Fabricantes de Baldosas

Etapa o Ámbito	Problema Invisible / Coste a Reducir	Aplicación de IA Industrial (*Killer App*)	Rol de la IA y componentes 4T
Conformado (prensado y secado)	Variabilidad de la densidad aparente en verde. Es la causa raíz "invisible" de múltiples defectos de alto coste que se manifiestan post-cocción: inestabilidad dimensional alabeos, y menor resistencia mecánica.	**Control Predictivo de Densidad en Verde**. Uso de Metrología Virtual (VM) para predecir y estabilizar la densidad y expansión post-prensado. El ajuste dinámico de la presión garantiza una base homogénea, previniendo defectos dimensionales y mecánicos desde el origen.	Sensores (DT) de humedad y presión alimentan un modelo de compactación (AT). El sistema cierra el bucle de control ajustando la presión de la prensa (OT) para mantener una densidad objetivo constante, la variable clave para asegurar la estabilidad dimensional final del producto.
Cocción	Consumo energético no optimizado y aparición de tensiones o defectos (alabeos, fisuras) debido a la incapacidad de adaptar el ciclo térmico a las propiedades reales de cada pieza.	**Optimización del Ciclo Térmico**. Un Gemelo Digital del horno que simula el comportamiento de las piezas basándose en su densidad en verde, prediciendo deformaciones y ajustando las curvas de temperatura por zona para minimizar defectos y consumo	Datos de conformado (DT) alimentan un Gemelo Digital (Ciber) del proceso de sinterización. Algoritmos de optimización (AT) recomiendan los perfiles térmicos ideales, que se ejecutan a través de los controles del horno (OT).
Decoración y Control Tonal	Variabilidad tonal entre lotes y durante cambios de producción. Genera producto de segunda calidad y requiere ajustes manuales lentos y basados en la experiencia, con mermas asociadas hasta estabilizar el tono.	**Sistema Experto de Asistencia al Ajuste Tonal.** Un modelo de IA que, al detectar una desviación tonal, no solo alerta, sino que recomienda al operario los ajustes de proceso específicos (ej. parámetros de inyección de tinta, curva de cocción) para corregirla rápidamente.	Espectrofotómetros o cámaras en línea (DT) miden las coordenadas de color (Lab*). Un modelo de IA (AT), entrenado con datos históricos, correlaciona estas mediciones con los parámetros. El sistema actúa en la capa de Cognición, proporcionando recomendaciones precisas al operario a través de su interfaz (OT), cerrando el bucle de control mucho más rápido que el experto.
Control de Calidad Superficial	Detección de defectos estéticos (tonales, gotas, rayas) tardía y subjetiva en la clasificación final, generando producto de segunda calidad o rechazo.	**Inspección por Visión Artificial en Línea**. Instalación de sistemas de visión en puntos clave (ej. post-decoración) para detectar defectos superficiales al instante, permitiendo una acción correctiva inmediata.	Cámaras de alta velocidad (DT) capturan imágenes que son analizadas en tiempo real por Redes Neuronales Convolucionales (AT), a menudo en el borde (*edge*). El sistema puede alertar o incluso detener la línea (OT) al detectar una anomalía recurrente.
Equipos Críticos	Paradas catastróficas en prensas hidráulicas, sistemas de descarga de hornos o sistemas de clasificación, que detienen toda la línea de producción.	**Mantenimiento Predictivo (PdM) de la Línea.** Monitorización del estado de los componentes más críticos para anticipar fallos, planificar intervenciones y maximizar el tiempo de actividad de la línea completa.	Sensores (DT/PT) de vibración, presión y temperatura envían datos a algoritmos de IA (AT) que predicen fallos. Esto permite una gestión proactiva del mantenimiento, coordinada a través de los sistemas de planta (OT)

El reto de gestionar un flujo productivo continuo a alta velocidad es análogo al que enfrenta la **industria del papel y la celulosa**. En una fábrica de papel, una rotura de la hoja (*web break*) puede detener la producción durante horas y generar enormes pérdidas. Para evitarlo, utilizan sistemas de inspección por visión artificial que monitorizan el 100% de la superficie del papel a velocidades de vértigo, detectando micro-defectos que son precursores de una rotura.

Además, modelos predictivos correlacionan cientos de variables de proceso para anticipar inestabilidades en el flujo (*Khosravi, 2023*). Esta misma filosofía es la que se aplica al fabricante de baldosas: la IA permite crear un **"hilo digital" (*Digital Thread*)** que conecta la información a lo largo de toda la línea. Un sistema de visión no solo clasifica una baldosa como defectuosa, sino que, gracias a la trazabilidad, puede señalar que la causa raíz es una alteración en el sistema de volteo de piezas a la salida de la prensa que ocurrió 2 horas antes.

De manera aún más potente, si un espectrofotómetro detecta una desviación tonal, el sistema puede correlacionar ese efecto no solo con los parámetros de la impresora, sino con una sutil caída de temperatura en una zona del horno, con un lote de polvo de densidad ligeramente diferente o con una variación en la temperatura superficial de la pieza en el momento de aplicar el esmalte, **diagnosticando la causa raíz a través de múltiples etapas.**

Este nivel de inteligencia, sin embargo, se sustenta en un pilar innegociable: el trazado productivo pieza a pieza. Sin un identificador único que siga a cada baldosa, los datos del proceso son un océano de información anónima e inconexa.

La trazabilidad es lo que convierte ese océano en un libro de texto estructurado, del cual los modelos de IA pueden aprender de forma fiable. Cada planta tiene su propia "huella dactilar" operacional —combinaciones únicas de equipos, materias primas y condiciones—, lo que hace que los modelos genéricos sean ineficaces.

El objetivo es, por tanto, generar modelos con capacidad de aprendizaje que no se basen en teorías, sino en **la verdad empírica de los datos generados por esa planta en particular**, creando un conocimiento predictivo a medida y de máxima precisión.

Implicación Estratégica

*Para el fabricante de baldosas, la IA representa la transición de la producción en masa a la **producción masiva de calidad garantizada**. La ventaja competitiva ya no reside solo en producir más rápido y más barato, sino en la capacidad **de asegurar y demostrar digitalmente la consistencia y la calidad** de cada metro cuadrado producido.*

*Esto permite acceder a mercados más exigentes y defender los márgenes al transformar la eficiencia en una garantía de calidad para el cliente, respaldada por un **conocimiento operativo único y digitalizado**.*

Fabricantes de láminas o placas de gran tamaño: estabilidad y control predictivo para la excelencia en la calidad

La fabricación de placas de gran formato representa la punta de lanza de la precisión y el control en el proceso cerámico. El desafío estratégico aquí no es la velocidad, sino la **perfección absoluta en cada pieza individual**. El elevado valor unitario y los estrictos requisitos técnicos para aplicaciones como encimeras, fachadas ventiladas o mobiliario, hacen que cualquier desviación dimensional, alabeo o tensión interna sea inaceptable.

Muchas de las aplicaciones revisadas para la baldosa convencional son, por supuesto, aplicables aquí, especialmente dado el creciente modelo de negocio de producir una "placa madre" para su posterior corte en formatos más pequeños. Sin embargo, el incremento de escala amplifica exponencialmente los problemas: las tensiones térmicas y mecánicas invisibles, poco significativas en una baldosa pequeña, se convierten en las principales causas de defecto y rotura en una placa. La misión de la IA en este segmento es, por tanto, **hacer visibles y controlables estas tensiones internas**, pasando de un control de calidad final a una **garantía de estabilidad estructural diseñada desde el inicio del proceso**.

Estas tensiones se originan principalmente por dos factores: la distribución heterogénea de la densidad durante el conformado y el enfriamiento no uniforme de la pieza tras alcanzar la temperatura máxima en el horno. Su detección requiere sensórica avanzada capaz de monitorizar el **flujo real de polvo** desde los sistemas de deposición hasta las bandas de transporte donde se conforma el material, así como la incorporación en planta de **métodos de análisis no destructivo (NDT)**, como la medida de la densidad aparente mediante absorción de rayos X en placas recién prensadas.

Aunque la densidad aparente es una variable ampliamente controlada en la fabricación de baldosas convencionales, el gran formato exige escalar este conocimiento mediante dispositivos de medida adaptados. El elemento esencial para que la IA pueda generar información fiable sigue siendo un **sistema de trazabilidad robusto**, que permita correlacionar de forma inequívoca el patrón de densidad en verde de cada placa con los defectos que puedan manifestarse posteriormente y posibilite el entrenamiento de modelos predictivos de alta fidelidad.

En la siguiente tabla se describen las acciones que podrían aplicarse al proceso de fabricación de grandes placas para iniciar la implementación de la IA Industrial:

Aplicaciones prioritarias de IA Industrial: Fabricantes de Placas

Etapa o Ámbito	Problema Invisible / Coste a Reducir	Aplicación de IA Industrial (*Killer App*)	Rol de la IA y Componentes 4T
Conformado (Prensado sobre Banda o Rodillos)	Heterogeneidades de densidad en el ancho o principio/final de la placa. Dificultad para controlar simultáneamente la densidad y el espesor. Heterogeneidades en la densidad aparente ("mapa de densidad"), causa raíz "invisible" pero directa de tensiones post-cocción.	**Garantía de Uniformidad en Verde**. Uso de un Gemelo Digital del lecho de polvo, alimentado por sensores de flujo y escáneres NDT (ej. absorción de rayos X), para asegurar una distribución y compactación homogéneas. Monitorización continua del lecho de polvo y el espesor del compacto.	Sensores de flujo de polvo y escáneres de rayos X (DT) proporcionan un mapa de densidad en tiempo real. Telémetros para medir espesores de lecho y compacto en continuo. Modelos de IA (AT/Ciber) usan estos datos para guiar ajustes en los sistemas de alimentación y prensado (OT).
Post-Prensado y Expansión	Fisuración y rotura debido a la expansión incontrolada post-prensado (especialmente en prensado entre rodillos).	**Predicción en Continuo de la Expansión.** Modelos predictivos para controlar la expansión continua y ajustarla mediante cojines de aire de las placas de calibración en los sistemas de conformado mediante rodillos presores.	Modelos dinámicos (AT) que predigan la expansión de la pieza y permitan un control regulado (OT).
Cocción y Enfriamiento	Tensiones residuales originadas por un enfriamiento rápido o no controlado en torno a 1000 °C. Desarrollo de tensiones térmicas durante la fase crítica de enfriamiento, que generan alabeos y acumulan energía de deformación en la pieza.	**Cocción Guiada por Gemelo Digital.** Un modelo que, conociendo el mapa de densidad inicial, simula las tensiones durante el enfriamiento y optimiza las curvas de temperatura por zona para minimizar gradientes.	El Gemelo Digital (Ciber) fusiona datos de conformado (DT) con modelos de elementos finitos (AT) para predecir el comportamiento termomecánico y gobernar el proceso de enfriamiento del horno (OT), minimizando el estrés interno.
Corte y Mecanizado	Rotura catastrófica de la placa durante el corte. El problema no es el corte en sí, sino la liberación súbita de las tensiones residuales almacenadas durante la cocción, un defecto invisible hasta el final del proceso.	**Simulador de Corte Predictivo**. Una IA que utiliza el "mapa de tensiones" (inferido a partir del mapa de densidad inicial) para predecir si una placa puede ser cortada de forma segura, recomendando la velocidad y trayectoria óptimas.	La IA (AT) conecta datos de etapas previas (hilo digital) para dar una orden de "Go / No-Go" o ajustar los parámetros de los equipos de corte (OT), evitando la pérdida de la pieza.
Manipulación y Logística Interna	Alto riesgo de daños (fisuras, despuntados) durante la manipulación de piezas pesadas, frágiles y de altísimo valor.	**Manipulación Robótica Adaptativa**. Sistemas robóticos equipados con visión artificial que identifican la posición exacta de la placa, ajustando en tiempo real la fuerza y trayectoria de agarre para una manipulación segura.	Sistemas de visión 3D (DT) proporcionan percepción en tiempo real al robot. Algoritmos de IA (AT) procesan estos datos para ejecutar movimientos inteligentes y adaptativos a través de los controladores robóticos (OT).

El desafío de gestionar tensiones internas en grandes superficies encuentra un claro paralelismo en la **industria aeroespacial**, durante la fabricación de componentes de fuselaje o alas a partir de materiales compuestos. Antes de realizar cualquier corte o taladro, estas piezas se someten a inspecciones no destructivas (NDT) exhaustivas, como ultrasonidos, que generan un mapa 3D completo de su estructura interna para detectar cualquier delaminación, poro o zona de estrés que pudiera comprometer su integridad (*Wang, 2022*).

A diferencia del sector aeroespacial, que depende de complejas inspecciones post-producción, la industria cerámica puede adoptar un enfoque más ágil y predictivo. La combinación de IA con sensórica NDT en planta permite crear el equivalente a una inspección de tensiones, pero de forma **virtual y proactiva**, diagnosticando el riesgo desde el momento del conformado: un mapa digital de tensiones residuales.

El **"hilo digital"** se vuelve aquí más tangible que nunca: el escaneo por rayos X de la placa en verde es el inicio de un **registro digital** que viaja con la pieza, prediciendo su comportamiento futuro en el horno y en los procesos de post-producción, especialmente el de corte. La IA no solo anticipa un posible fallo, sino que lo atribuye a una causa raíz medible en una etapa muy anterior del proceso, cerrando un bucle de conocimiento de enorme valor para la mejora continua.

Implicación Estratégica

*Para este segmento, la IA supone la evolución de ser un fabricante de productos de lujo a convertirse en un proveedor de **materiales de ingeniería de alto rendimiento**.*

*La ventaja competitiva ya no radica solo en la estética, sino en la capacidad de entregar un **"certificado digital de estabilidad"** con cada placa. El fabricante puede garantizar a sus clientes —marmolistas, instaladores, industriales— que el material no solo es visualmente perfecto, sino estructuralmente fiable y seguro para su mecanizado. Esto justifica un posicionamiento premium y abre las puertas a las especificaciones técnicas más exigentes de la arquitectura y el diseño, transformando un producto en una **solución ingenieril garantizada.***

Fabricantes de producto extruido: el desafío de la reología y el control dimensional

Este segmento se diferencia fundamentalmente de los anteriores por la naturaleza de su materia prima: en lugar de polvos en semiseco, aquí se trabaja con **pastas cerámicas plásticas de alta humedad**. Esta característica introduce un factor crítico diferencial: una **contracción de secado** significativamente mayor que en los procesos de prensado, convirtiéndose en la causa principal de la variabilidad dimensional en el producto final.

A diferencia de la fabricación de baldosas convencionales, donde la estructura se controla macroscópicamente mediante la medida de la densidad aparente, en la extrusión se opera con una masa saturada. En este contexto, la porosidad y la estructura interna generada durante el conformado no dependen solo de las condiciones operativas de la extrusión, sino que también de la **influencia local de los elementos de la boquilla** (frenos, puentes, etc) sobre la geometría específica de la pieza. Por ello, el sistema es extremadamente sensible: pequeñas fluctuaciones en la humedad de conformado implican cambios drásticos en la retracción de secado, alterando el comportamiento del material y comprometiendo la estabilidad dimensional a lo largo de todo el lote productivo.

El desafío estratégico, por tanto, es la gestión de esta complejidad dinámica a través de la **consistencia reológica**. La reología es la "variable invisible" que gobierna el proceso; variaciones en la plasticidad provocan fluctuaciones en la presión de extrusión que derivan en defectos estructurales y geométricos. La misión de la IA en este contexto es **traducir mediciones indirectas y de proceso en un entendimiento predictivo del comportamiento del material**, pasando de un control reactivo a un sistema que se autoajusta para mantener una producción estable.

Al igual que en otros segmentos, un **sistema de trazado** que vincule cada lote de pasta con los productos finales es la base indispensable para entrenar modelos de IA que aprendan las particularidades de cada formulación y línea productiva.

En la siguiente tabla se recogen y priorizan las aplicaciones de la IA Industrial que podrían tener aplicación en el segmento de empresas dedicadas a la fabricación e productos extruidos:

Aplicaciones prioritarias de IA Industrial: Fabricantes de Producto Extruido

Etapa o Ámbito	Problema Invisible / Coste a Reducir	Aplicación de IA Industrial (*Killer App*)	Rol de la IA y Componentes 4T
Preparación de la Pasta / Extrusión	Inconsistencia reológica de la pasta (variaciones de la plasticidad y de la humedad), causa raíz de inestabilidad en el flujo, defectos y alto consumo energético.	**Control Predictivo de la Reología (VM).** Un modelo que infiere la facilidad de moldeo de la pasta a partir de sensores indirectos (consumo del motor, presión en cámara, etc.) y ajusta la adición de agua o aditivos para garantizar una consistencia óptima.	Sensores indirectos (DT) alimentan un Gemelo Digital (Ciber) del comportamiento de la pasta. La IA (AT) predice la reología y recomienda ajustes en la formulación o en los parámetros de la extrusora (OT) para estabilizar el proceso.
Secado	Deformaciones y fisuras durante el secado, provocadas por las altas contracciones y la complejidad geométrica de las piezas, que generan gradientes de humedad y tensiones internas.	**Optimización del Secado Basada en Riesgo.** Un sistema de IA que, conociendo la geometría de la pieza y la formulación de la pasta, determina los perfiles de temperatura y flujo de aire óptimos para minimizar el tiempo de secado sin inducir defectos.	Un Gemelo Digital (Ciber) del proceso de secado, mediante modelos de simulación (AT) de transferencia de calor y masa, predice las zonas de riesgo. Esto permite un control dinámico de las condiciones del secadero (OT).
Control de Calidad	Detección de defectos superficiales (microfisuras, irregularidades) o dimensionales que son difíciles de inspeccionar manualmente a la velocidad de producción.	**Inspección Geométrica y Superficial por Visión Artificial.** Sistemas de visión en línea que realizan una inspección del 100% de las piezas extruidas, detectando desviaciones dimensionales y defectos superficiales con una precisión sobrehumana.	Cámaras y escáneres láser (DT) capturan la geometría y superficie de las piezas. Algoritmos de IA (AT) comparan los datos con el modelo CAD y clasifican los defectos, permitiendo la retirada automática de piezas no conformes (OT).
Matenimiento de Equipos Críticos	Desgaste acelerado y no predecible de componentes clave como el husillo y la matriz de la extrusora, cuyo fallo implica paradas largas y costosas.	**Mantenimiento Predictivo de Componentes de Extrusión.** Monitorización continua de variables de proceso para detectar patrones de desgaste y predecir la vida útil restante de los componentes críticos.	Sensores (DT/PT) de presión, vibración y corriente del motor alimentan algoritmos de IA (AT) que aprenden la "firma" de un componente sano vs. uno desgastado, permitiendo planificar el mantenimiento (OT) y evitar fallos catastróficos.

El desafío de controlar la reología en un proceso de extrusión continuo es directamente análogo al de la industria de los **polímeros y plásticos**. En la extrusión de perfiles de alta precisión, se utilizan reómetros en línea y sensores de ultrasonido para monitorizar en tiempo real la viscosidad del polímero fundido. Estos datos alimentan sistemas de control de circuito cerrado que ajustan la temperatura y la velocidad del husillo para garantizar que las propiedades del producto final se mantengan dentro de tolerancias muy estrictas (*Zhang, 2023*).

Para el fabricante de producto cerámico extruido, la IA ofrece la posibilidad de lograr un nivel de control similar sin necesidad de costosos reómetros en línea, que son además de difícil aplicación para caracterizar pastas cerámicas altamente consistentes. El "hilo digital" aquí conecta los datos de formulación de la pasta con las mediciones indirectas de la extrusora y los resultados de la inspección por visión**. La IA aprende a "reconocer" el estado de la pasta** a través de los datos del proceso, convirtiendo la extrusora en una **máquina inteligente y con capacidad de autorregulación autónoma.**

Implicación Estratégica

*La implementación de la IA en este segmento es el catalizador para pasar de fabricar productos estándar a convertirse en un proveedor de **soluciones cerámicas de alto valor añadido**.*

*La capacidad de garantizar geometrías complejas, tolerancias dimensionales estrictas y propiedades mecánicas consistentes abre la puerta a mercados de alto margen como los **componentes técnicos para la industria, los perfiles arquitectónicos a medida o los sistemas de fachada avanzados**.*

*La ventaja competitiva ya no reside en el coste, sino en la **capacidad de fabricar de forma fiable lo que antes era difícil o imposible**, transformando la pericia en una capacidad industrial robusta y escalable.*

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

5

Hoja de ruta estratégica

De la cimentación a la Inteligencia Competitiva

Informe de prospectiva tecnológica | *Noviembre 2025*

AICE jtc

Los capítulos anteriores han delineado el qué y el porqué de la transformación digital en la industria cerámica: la necesidad estratégica de evolucionar de un modelo de alta automatización (Industria 3.0) a uno de producción inteligente (Industria 4.0). El Mapa Prospectivo ha revelado un abanico de aplicaciones de IA capaces de generar ventajas competitivas cuantificables, materializando el objetivo de la "Reducción de Inquietudes" (*Worry Reduction*).

Sin embargo, la visión de una industria plenamente inteligente, con flujos de datos integrados y sistemas predictivos, puede resultar abrumadora. La pregunta clave que surge tras el análisis es: **¿Por dónde empezar? ¿Cómo se transita de los "silos tecnológicos" actuales a un ecosistema de inteligencia conectada de forma pragmática y rentable?**

Este capítulo, "Hoja de Ruta Estratégica", está diseñado para responder a esa pregunta, traduciendo la visión en un **plan de acción gradual, estratégico y colaborativo**. La adopción de la IA no es un evento, sino un proceso de maduración. Por ello, esta hoja de ruta propone un camino en tres fases, diseñado para construir capacidades de forma incremental, gestionar los desafíos organizacionales y maximizar el retorno de la inversión:

Fase 1: Cimentación y Pilotos. Se centra en resolver el problema de la interoperabilidad de los datos y en demostrar el valor de la IA a través de proyectos piloto de alto impacto y rápido retorno de la inversión.

Fase 2: Capacidades y Escalado. Consiste en expandir las soluciones que han demostrado su éxito y, de forma crítica, desarrollar el talento interno para crear una cultura de gestión basada en datos.

Fase 3: Inteligencia Competitiva. El objetivo final es utilizar la inteligencia generada para optimizar toda la cadena de valor y crear una ventaja competitiva diferencial a través de nuevos modelos de servicio.

Este no es un camino que deba recorrerse en solitario. Su éxito dependerá de la **colaboración sectorial** para crear estándares y del compromiso de cada empresa para abordar retos clave como la inversión, la gestión del cambio y el desarrollo de nuevas competencias en la plantilla.

A continuación, se detalla este viaje en tres etapas, diseñado para guiar al sector cerámico español desde la cimentación de sus datos hasta la consolidación de su liderazgo a través de la inteligencia competitiva.

Fase 1

Cimentación y proyectos piloto

(Corto plazo: 6-18 meses)

El objetivo de esta fase inicial es alcanzar un **doble objetivo simultáneo**: construir las bases tecnológicas indispensables para cualquier iniciativa de IA y, al mismo tiempo, superar la inercia organizacional demostrando el valor tangible y rápido de estas tecnologías. Es la fase para sentar los cimientos y generar el impulso necesario para el resto del viaje, evitando la "parálisis por análisis".

1.1. Estandarización de datos, interoperabilidad y gobernanza del dato: la prioridad principal

Como se ha diagnosticado a lo largo del informe, el principal obstáculo del sector no es la falta de datos, sino **su fragmentación en "islas tecnológicas"**. Sin un lenguaje común, la IA encuentra serias limitaciones para desplegar todo su potencial.

En este sentido, sería muy conveniente que el sector, con el impulso y la coordinación de ASCER, avanzara hacia la creación de un grupo de trabajo destinado a consensuar arquitecturas de datos y protocolos de comunicación compartidos (ej. OPC UA).

Sin embargo, la conexión técnica no es suficiente; es imperativo establecer un marco de gobernanza del dato que asegure la calidad, la propiedad y la seguridad de la información, garantizando que los datos sean activos fiables y gestionables. Este esfuerzo es la materialización de la **capa de Conexión** del modelo 5C/4T a nivel sectorial, y es la prioridad absoluta para habilitar cualquier forma de inteligencia colectiva.

1.2. Selección de proyectos piloto: demostrando el valor de forma rápida y medible

Paralelamente, es crucial demostrar la viabilidad y el retorno de la IA a través de proyectos de riesgo controlado y alto impacto (ROI). Se proponen cuatro pilotos estratégicos, cada uno diseñado para atacar un problema clave y demostrar una capacidad específica:

- ***Sistemas de asistencia al trazado de datos: el piloto habilitador***

  Más que una aplicación final, este es el proyecto fundacional. Implementar un piloto de trazabilidad pieza a pieza en una línea (preferiblemente de placa cerámica por su alto valor) es la única forma de generar la base de datos estructurada y fiable que los demás modelos de IA necesitan para aprender. Es el primer paso para construir el **"hilo digital"** y es el requisito indispensable para la IA predictiva.

- ***Mantenimiento Predictivo (PdM): un "Quick Win" para el ROI.***

  Implementar un piloto en una línea de hornos, utilizando sensores de vibración para predecir fallos en componentes críticos. Este proyecto es ideal para empezar porque su éxito se traduce directamente en una métrica financiera clara: la **reducción de horas de parada no planificada**.

- ***Visión Artificial para control de calidad: impacto directo en el producto***

  Instalar un sistema de visión en la salida de una prensa o secadero para la detección temprana de defectos. Este piloto demuestra un valor inmediato al mejorar el indicador de calidad de primera elección, reduciendo mermas y permitiendo una corrección más rápida en el proceso, alineándose con **el objetivo de "cero defectos"**.

- ***Planificación y secuenciación productiva basadas en IA: el primer ejemplo de inteligencia de proceso***

  Desarrollar un piloto de planificación a capacidad finita entrenado sobre los datos obtenidos del piloto de trazado. En el sector cerámico, los sistemas tradicionales de secuenciación, basados en optimización, no han ofrecido resultados satisfactorios debido a la falta de retroalimentación precisa sobre las capacidades reales de las líneas y a su incapacidad para adaptarse a la operativa actual.

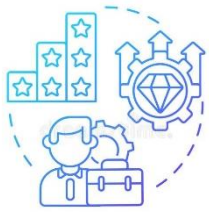
  Los cambios en los últimos años —reducción del tamaño de lote, necesidad de alta flexibilidad, incrementos en la frecuencia de cambio de formato y la presión de los mercados— han impedido que estos sistemas incorporen el conocimiento experto que tradicionalmente poseen los directores productivos.

Un modelo de IA entrenado con trazabilidad completa puede superar esta limitación, ya que dispondrá de correlaciones explícitas entre parámetros de proceso, propiedades finales del producto y cadencias reales de producción. De este modo, **podrá reconfigurar la planificación de forma rápida**, consistente y alineada con el estado operativo de la planta.

1.3. Ciberseguridad desde el diseño: protección de los activos digitales

La conectividad inherente a la Industria 4.0, especialmente la convergencia de los sistemas de producción (OT) con los de información (IT), introduce nuevos vectores de riesgo.

Es fundamental que todos los proyectos piloto implementen desde su concepción medidas robustas de ciberseguridad para proteger la infraestructura, los procesos y, sobre todo, el activo más valioso que se está empezando a generar: los datos de producción.



Fase 2

Desarrollo de capacidades y escalado

(Medio plazo: 18-36 meses)

Con el valor de la IA validado a través de los pilotos exitosos de la Fase 1, el foco estratégico se desplaza. El principal cuello de botella ya no es demostrar la viabilidad de la tecnología, sino **construir la capacidad organizativa y la infraestructura necesarias para integrar la inteligencia de datos en el ADN de la empresa**. Esta fase se centra en pasar de los proyectos aislados a una capacidad industrial sostenible.

2.1. Inversión en el talento interno y la cultura de datos:

La tecnología por sí sola no impulsa la transformación. El éxito a largo plazo depende de la capacidad del equipo humano para interpretar y actuar sobre la base de los datos. Por ello, es fundamental lanzar **programas de formación y recualificación sectoriales**, enfocados en desarrollar competencias clave para la Industria 4.0:

- **Para operarios y técnicos de planta**: Formación en la gestión de las nuevas herramientas digitales, la interpretación de cuadros de mando y la comprensión del impacto de sus acciones en el "hilo digital" del producto.
- **Para mandos intermedios y directivos**: Fundamentos de Machine Learning y analítica de datos, para liderar el cambio hacia una cultura de toma de decisiones basada en la evidencia, en lugar de la pura intuición o la experiencia histórica.

Esta inversión en la plantilla es tan importante como la inversión tecnológica.

2.2. Del piloto aislado a la plataforma sectorial

Para que el sector progrese de forma conjunta y eficiente, es insostenible que cada empresa desarrolle y mantenga sus propias infraestructuras de datos de forma aislada. Esta fase se debe explorar la creación de una **plataforma de espacio de datos sectorial**. Dicha plataforma permitiría a las empresas asociadas, de forma anónima y segura:

- **Realizar benchmarking de sus indicadores clave de rendimiento** (OEE, consumo energético, etc.) frente a la media del sector.
- Potencialmente, compartir datos agregados para entrenar **modelos de IA más potentes y robustos** mediante tecnologías como el **Aprendizaje Federado** (Federated Learning), que permite obtener inteligencia colectiva sin comprometer la confidencialidad de los datos productivos de cada empresa.

2.3. Escalado de soluciones y profundización analítica

El objetivo es doble: expandir lo que funciona y aumentar la complejidad de los retos a resolver.

- **Expansión horizontal:** Extender los proyectos piloto de la Fase 1 que hayan demostrado un ROI claro (como el Mantenimiento Predictivo o la Visión Artificial) a otras líneas de producción, estandarizando su implementación.
- **Profundización vertical:** Iniciar la exploración de aplicaciones más complejas que requieren una base de datos más madura. Un ejemplo claro sería la **optimización en tiempo real de los parámetros de cocción**, utilizando modelos de Machine Learning para ajustar dinámicamente las curvas de temperatura del horno en función de las propiedades del material que está entrando, sentando las bases para la creación de los Gemelos Digitales de la Fase 3.

Fase 3

Integración transversal e inteligencia competitiva

(Largo plazo: +3 años)

Tras consolidar las bases tecnológicas y desarrollar las capacidades internas, la visión a largo plazo es alcanzar una **optimización holística de la cadena de valor** y utilizar la inteligencia generada como una ventaja competitiva diferencial y sostenible. Esta fase se centra en ir más allá de la eficiencia interna para transformar el modelo de negocio y la relación con el mercado.

3.1. Desarrollo de gemelos digitales completos

El objetivo final a nivel técnico es evolucionar de los modelos predictivos de procesos aislados a la creación de **Gemelos Digitales (Digital Twins) integrales** de las líneas de producción completas. Estos modelos virtuales, alimentados con datos en tiempo real de toda la planta:

- Proporcionarán una **visión 360°** y en tiempo real del estado operativo, identificando cuellos de botella y correlaciones invisibles entre diferentes áreas.
- Permitirán **simular escenarios de mejora complejos** ("*what-if*") sin impactar la producción física, como testar el efecto de una nueva formulación de pasta en toda la línea o planificar la introducción de un nuevo formato de forma óptima.
- Facilitarán una **planificación global y optimizada**, alineando la producción con la demanda en tiempo real, la disponibilidad de materias primas y los costes energéticos.

3.2. Integración digital completa: de la fábrica al ecosistema

La inteligencia no debe detenerse en las puertas de la fábrica. Esta fase busca avanzar hacia una **integración total de la cadena de valor**, conectando los sistemas de producción con los de proveedores y canales de distribución.

A través de plataformas de datos compartidas y seguras, se puede lograr:

- Una **visibilidad y capacidad de respuesta de extremo a extremo**, permitiendo anticipar rupturas de stock de materias primas o ajustar la producción en función de la demanda real del mercado.
- Una **trazabilidad total del producto**, desde la cantera de arcilla hasta el cliente final, lo que habilita nuevos niveles de garantía de calidad y transparencia.

3.3. Consolidación de ventajas competitivas: creando nuevo valor

El propósito último de la IA no es solo optimizar lo que ya se hace, sino crear nuevas fuentes de valor. En esta fase, la inteligencia generada se convierte en un producto o servicio en sí mismo. Las empresas podrán:

- **Desarrollar servicios innovadores** para los clientes, basados en la trazabilidad total del producto, como la emisión de "certificados digitales de calidad" o "pasaportes de sostenibilidad" para cada lote.
- Ofrecer una **personalización avanzada**, utilizando la flexibilidad ganada gracias a los Gemelos Digitales para producir lotes pequeños y adaptados a las necesidades específicas de proyectos arquitectónicos.
- Transformar su modelo de negocio, pasando de vender un producto a ofrecer una **solución de ingeniería garantizada**, respaldada por datos y un conocimiento profundo de su comportamiento.

En definitiva, esta fase consolida la transición de una industria basada en la eficiencia mecánica a una **organización impulsada por la inteligencia**, capaz de competir no solo en coste, sino en agilidad, innovación y valor añadido.

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

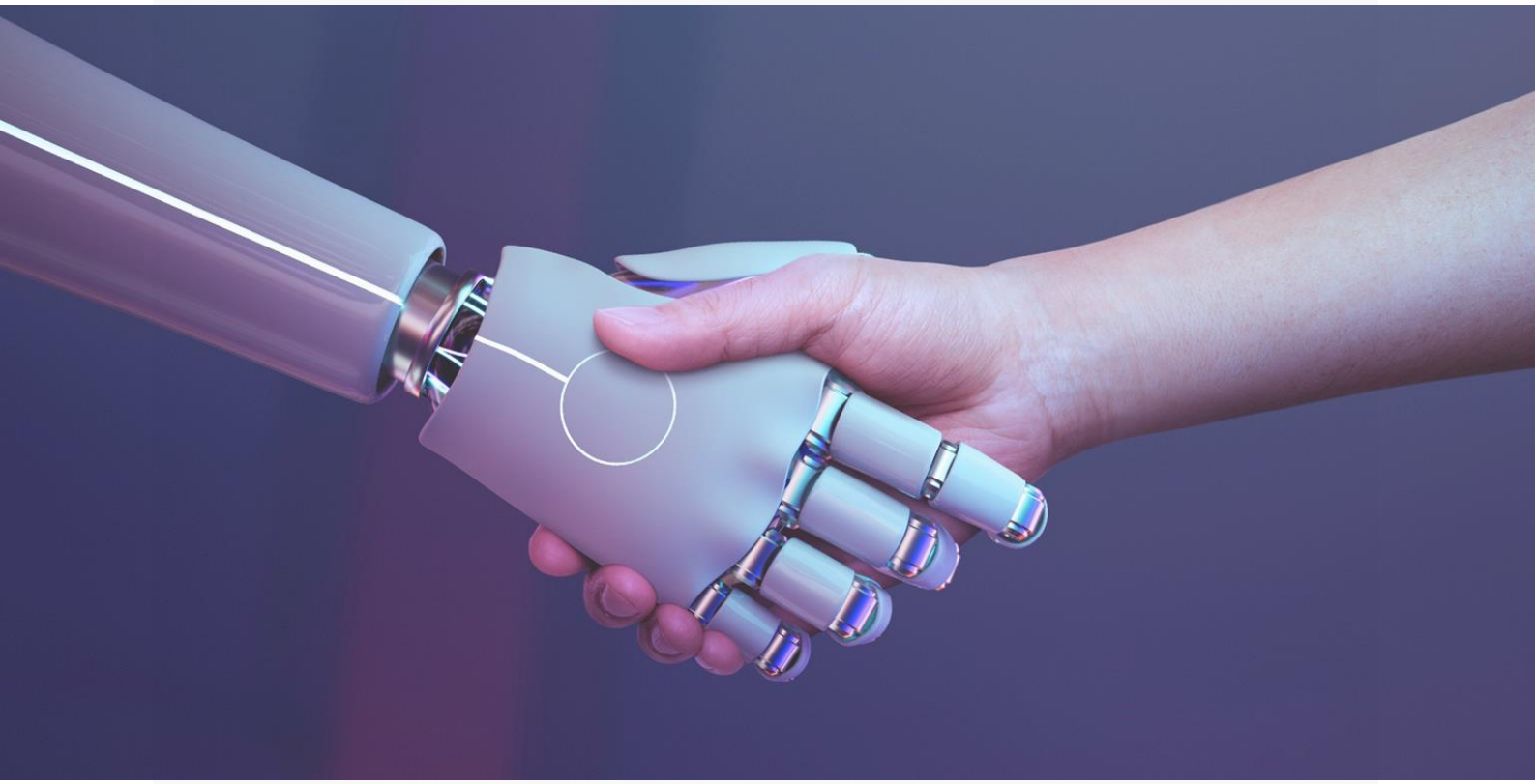
6

Conclusiones y recomendaciones estratégicas

Este informe concluye que el futuro liderazgo de la industria cerámica española no se dirimirá en la eficiencia mecánica de la Industria 3.0, sino en su capacidad para dominar la inteligencia de los datos. La transición a un modelo de producción inteligente (Industria 4.0) no es, por tanto, una opción, sino una necesidad estratégica para asegurar la competitividad en el escenario global.

La IA ofrece las herramientas para optimizar costes y maximizar la eficiencia, pero su verdadero potencial transformador reside en algo más profundo: la capacidad de codificar, preservar y escalar el profundo 'savoir-faire' del sector.

Se trata de transformar décadas de conocimiento experto —actualmente tácito y dependiente de la experiencia individual— en un activo digital, sistemático y replicable. Este enfoque permite resolver los "problemas invisibles" del proceso productivo y construir ventajas competitivas únicas, basadas en un conocimiento operativo que los competidores no pueden imitar fácilmente.



Para materializar este potencial y convertir esta visión estratégica en un plan de acción tangible, se proponen las siguientes recomendaciones fundamentales:

Colaboración sectorial

El principal desafío para la transformación digital del sector no es tanto tecnológico como estructural, **fragmentación**. En un ecosistema dominado por pymes, pocas empresas cuentan con la escala necesaria para establecer estándares propios ante los fabricantes de equipos. Por ello, las soluciones más efectivas probablemente sean colectivas más que individuales.

Impulsar la creación de un **"lenguaje digital común"** —a través de estándares de datos y arquitecturas abiertas como OPC UA— podría funcionar como la infraestructura compartida del clúster. Este enfoque ayudaría a reducir los "silos" que hoy limitan el flujo de información y, al mismo tiempo, generaría un **valor colectivo inmenso**, potenciando la inteligencia de todo el ecosistema y facilitando el desarrollo de tecnologías colaborativas como el **Aprendizaje Federado**.

En definitiva, este tipo de colaboración se perfila como una **palanca estratégica** para transformar un conjunto de empresas eficientes en un **clúster más inteligente y competitivo a nivel mundial**.

Invertir en capacidades humanas

La tecnología por sí sola no impulsa la transformación; las personas sí. La adopción de la IA no busca reemplazar el conocimiento experto, sino aumentarlo y potenciarlo. El objetivo es evolucionar del operario que "intuye" la solución al **operario "aumentado"**, que toma decisiones más rápidas y precisas guiado por la evidencia de los datos.

Para lograrlo, es indispensable una inversión paralela y sostenida en la **formación y recualificación de la plantilla**. Esto implica crear una cultura de gestión basada en datos, donde cada miembro del equipo, desde la planta hasta la dirección, entienda cómo su trabajo se integra en el "hilo digital" del producto y cómo utilizar las nuevas herramientas para mejorar el proceso de forma continua. Sin este pilar humano, la tecnología más avanzada se queda en una promesa.

Enfoque incremental y orientado a valor

La magnitud de la transformación a la Industria 4.0 puede resultar paralizante. Por ello, la estrategia de implementación es tan importante como la visión tecnológica. La transición debe ser un proceso gradual, enfocado en generar valor tangible en cada paso.

Es fundamental comenzar con **proyectos piloto bien definidos ("*quick wins*"),** como el mantenimiento predictivo o el control de calidad por visión artificial, que resuelvan problemas concretos y demuestren un Retorno de la Inversión (ROI) claro y rápido.

Este enfoque no solo construye la base técnica para futuras aplicaciones más complejas. De forma crítica, **genera la confianza y el impulso organizacional** necesarios para sostener el cambio a largo plazo. Cada éxito inicial financia y legitima el siguiente paso en la hoja de ruta, creando un ciclo virtuoso de mejora continua.

Al abrazar estratégicamente la **Inteligencia Artificial**, la industria cerámica española puede convertir su legado en una nueva era de **liderazgo impulsado por los datos**, asegurando su competitividad no solo para el próximo ciclo, sino para la próxima generación.

Este documento ha proporcionado no solo un mapa de aplicaciones concretas, sino una hoja de ruta estructurada para guiar esta transición.

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

7

Referencias Bibliográficas

Ref. 1
ASCER. (2024).
El impacto económico y social del sector azulejero español. Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos.
https://portal.ascer.es/wpcontent/uploads/2024/12/Impacto_sector_azulejero_ASCER.pdf

Ref. 2
Ahmed, Y. (2025).
Modern Artificial Intelligence and Current Employment. Technology Perception, 1(1), 13–17.

Ref. 3
Arroyabe, M. F., Arranz, C. F., & de Arroyabe, J. C. F. (2024).
The integration of circular economy and digital transformation as a catalyst for small and medium enterprise innovation. *Business Strategy and the Environment, 33*(7), 7162–7181.

Ref. 4
Bagur-Femenías, L., Perramon, J., del Mar Alonso-Almeida, M., & Llach, J. (2024).
Empirical evidence of organizational transformation: The subsequent consequence of the causal relationship between the adoption of circular economy strategies and their performance. *Heliyon, 10*(12).

Ref. 5
Chen, X., Chen, J., Han, X., Zhao, C., Zhang, D., Zhu, K., & Su, Y. (2020).
A light-weighted CNN model for wafer structural defect detection. *IEEE Access, 8*, 24006–24018.

Ref. 6
Chirumalla, K., Balestrucci, F., Sannö, A., & Oghazi, P. (2024).
The transition from a linear to a circular economy through a multi-level readiness framework: An explorative study in the heavy-duty vehicle manufacturing industry. *Journal of Innovation & Knowledge, 9*(4), 100539.

Ref. 7
Data Spaces Support Centre. (s.f.). (2025)
Starter kit for data space builders. https://dssc.eu/

Ref. 8
Deloitte. (2025).
2025 smart manufacturing and operations survey. Deloitte Insights.
https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/manufacturing-industrial-products/2025-smart-manufacturing-survey.html

Ref. 9
Ettalibi, A., Elouadi, A., & Mansour, A. (2024).
AI and computer vision-based real-time quality control: a review of industrial applications. *Procedia Computer Science, 231*, 212–220.

Ref. 10
Fayaz, S. J., Montiel-Bohórquez, N., Bishnoi, S., Romano, M., Gatti, M., & Krishnan, N. A. (2025).
Industrial-scale prediction of cement clinker phases using machine learning. *Communications Engineering, 4*(1), 94.

Ref. 11
FLeX4Res. (s.f.). (2025)
Flexible manufacturing systems for resilient supply chains. https://www.flex4res.eu/

Ref. 12
Gaia-X. (s.f.). (2025)
Gaia-X: European Association for Data and Cloud. https://gaia-x.eu/

Ref. 13
Gasch, J. G. M. (2006).
Control and automation in the ceramic industry. Evolution and perspectives. In *IX World Congress on Ceramic Tile Quality (Qualicer)* (pp. 45–68).

Ref. 14
Hervas-Oliver, J. L., Estelles-Miguel, S., Mallol-Gasch, G., & Boix-Palomero, J. (2019).
A place-based policy for promoting Industry 4.0: The case of the Castellon ceramic tile district. *European Planning Studies, 27*(9), 1838–1856.

Ref. 15
International Data Spaces Association. (s.f.). (2025)
Tecnalia: M4.0 Optimizing Equipment Selection in the Metal Manufacturing Domain. https://internationaldataspaces.org/usecases/tecnalia-2/

Ref. 16
International Data Spaces Association. (s.f.). (2025)
Supply Chain Manager: Achieving Transparency in Automotive Supply Chains. https://internationaldataspaces.org/usecases/supply-chain-manager-achieving-transparency-in-automotive-supply-chains/

Ref. 17
Khosravi, H., Farhadpour, S., Grandhi, M., Raihan, A. S., Das, S., & Ahmed, I. (2023).
Strategic Data Augmentation with CTGAN for Smart Manufacturing: Enhancing Machine Learning Predictions of Paper Breaks in Pulp-and-Paper Production. *arXiv preprint arXiv:2311.09333.*

Ref. 18
Kumar, P., Bhamu, J., & Sangwan, K. S. (2021).
Analysis of barriers to Industry 4.0 adoption in manufacturing organizations: An ISM approach. *Procedia CIRP, 98*, 85–90.

Ref. 19
Mallol, G., Boix, J., Llorens, D., Clausell, J. J., Cantero, J. I., Debón, R., & Alcoriza, P. (2018).
Industria Cerámica 4.0, un caso real. In *XV World Congress on Ceramic Tile Quality (Qualicer)*.

Ref. 20
Marín Díaz, G. (2025).
Comparative Analysis of Explainable AI Methods for Manufacturing Defect Prediction: A Mathematical Perspective. *Mathematics, 13*(15), 2436.

Ref. 21
Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital. (2025).
Plan de Impulso de los Espacios de Datos Sectoriales.
https://datos.gob.es/es/espacios-de-datos

Ref. 22 **Msakni, M. K., Risan, A., & Schütz, P. (2023).** Using machine learning prediction models for quality control: a case study from the automotive industry. *Computational Management Science, 20*(1), 14.

Ref. 23 **Nizamis, A., Gkonis, P., Ioannidis, D., Ntafalias, A., Tzovaras, D., & Trakadas, P. (2025).** *Manufacturing data spaces applications in europe-A survey. Data in Brief, 112149.*

Ref. 24 **Oliveira, R. M. A., Sant'Anna, Â. M. O., & da Silva, P. H. F. (2024).** Explainable machine learning models for defects detection in industrial processes. *Computers & Industrial Engineering, 192*, 110214.

Ref. 25 **PwC. (2024).** *The Fearless Future: 2025 Global AI Jobs Barometer.* https://www.pwc.com/gx/en/issues/artificial-intelligence/job-barometer/2025/report.pdf

Ref. 26 **Raffaeli, R., Pazzi, L., & Pellicciari, M. (2024).** Industry 4.0 Solutions as Enablers for the Sustainability of the Italian Ceramic Tiles Sector. *Sustainability, 16*(10), 4301.

Ref. 27 **Rebello, C. M., & Nogueira, I. B. (2025).** Digital twins in chemical engineering: An integrated framework for identification, implementation, online learning, and uncertainty assessment. *Computers & Chemical Engineering*, 109178.

Ref. 28 **Sergeevna, M. T., Bisht, Y. S., Dixit, S., Chidananda, K., Kumari, N., & Garg, D. (2024).** Augmented Reality and AI in Smart Manufacturing: An Empirical Investigation. *BIO Web of Conferences, 86.*

Ref. 29 **Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., Hall, B., & Balakrishnan, T. (2025, noviembre 5).** *The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation.* McKinsey & Company. https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai#/

Ref. 30 **Tao, F., Zhang, M., Liu, Y., & Nee, A. Y. C. (2019).** Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15*(4), 2405–2415.

Ref. 31 **ul Hassan, I., Panduru, K., & Walsh, J. (2025).** Predictive Maintenance in Industry 4.0: A Review of Data Processing Methods. *Procedia Computer Science, 257*, 896–903.

Ref. 32 **Wan, G., Fang, H., Wang, D., Yan, J., & Xie, B. (2022).** Ceramic tile surface defect detection based on deep learning. *Ceramics International, 48*(8), 11085–11093.

Ref. 33 **Wang, B., He, P., Kang, Y., Jia, J., Liu, X., & Li, N. (2022).** Ultrasonic testing of carbon fiber-reinforced polymer composites. *Journal of Sensors, 2022*(1), 5462237.

Ref. 34 **Zhang, H., Dong, F., Murai, Y., & Tan, C. (2023).** Online rheological measurement of dilute liquid-solid two-phase flow with ultrasound Doppler technique. *Flow Measurement and Instrumentation, 90*, 102326.

Ref. 35 **Zhou, J., Zhang, S., Lu, Q., Dai, W., Chen, M., Liu, X., & Herrera-Viedma, E. (2021).** A survey on federated learning and its applications for accelerating industrial internet of things. *arXiv preprint arXiv:2104.10501.*

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

Anexo I

Sistematización 5C/4T

Un marco para la IA industrial

AICE jtc

La Sistematización 5C/4T es un marco conceptual y arquitectónico fundamental dentro de la Inteligencia Artificial Industrial (IA Industrial), diseñado para integrar tecnología y operaciones industriales con el fin de crear sistemas inteligentes de circuito cerrado (*closed-loop*).

Este marco se basa en dos componentes principales desarrollados por diferentes investigadores en el marco de desarrollo de sistemas de IA Industrial, particularmente asociados la arquitectura de Sistemas Ciberfísicos (CPS): la Arquitectura 5C y el Pensamiento de Sistemas 4T. El enfoque 4T (y a veces 5T) asociado al desarrollo de sistemas industriales IA permite integrar las tecnologías en los procesos industriales y representa los elementos tecnológicos habilitadores necesarios para ello.

La arquitectura 5C es el marco funcional central (o de ingeniería de sistemas) que integra los elementos tecnológicos (4T/5C) para lograr la Inteligencia Industrial. Es la arquitectura de un Sistema Ciberfísico (CPS), considerado una tecnología clave para los sistemas de fabricación inteligentes.

El 5C representa las cinco capas funcionales o pasos del proceso de circuito cerrado, asociado a una IA desplegada en un proceso industrial.

1. **Connection** (Conexión): Es la capa de detección inteligente (*smart sensing*), donde se garantiza la calidad e integralidad de los datos desde las fuentes de información, generalmente desplegadas en la planta industrial. Esta capa establece la base del entorno de datos de los cuales se alimenta la IA.
2. **Conversion** (Conversión): En conjunto con la capa Ciber, implica la agregación y el pre-procesamiento de datos. El dato registrado por elementos sensóricos se convierte en esta capa en información procesable.
3. **Cyber** (Ciber): Representa el espacio donde los datos e información se sintetizan y se construye el gemelo ciberfísico (cyber-twin) de los componentes, máquinas o procesos, proporcionando a los sistemas de un grado de autoconciencia y autopredicción.
4. **Cognition** (Cognición): En esta capa se lleva a cabo la evaluación y predicción de datos multi-fuente para que la IA industrial reconozca patrones operativos y relaciones entre objetos, entornos y actividades. Proporciona visualización de datos y herramientas de optimización para apoyar la toma de decisiones.

5. **Configuration** (Configuración): En esta etapa, la decisión operativa se optimiza basándose en el análisis de la capa de Cognición, y los resultados se sincronizan con la ejecución del sistema para asegurar la utilización oportuna de la información y la sinergia operativa. Esto crea un sistema de circuito cerrado (*closed-loop system*) en el que la IA toma decisiones que afectan de manera directa al desarrollo de los procesos.

Las cuatro tecnologías principales asociadas a la sistematización 4T son:

Tecnología	Siglas	Descripción y función
Tecnología de Datos	DT	Implica la recopilación de datos en tiempo real a través de sensores y controladores lógicos programables (PLC). Se enfoca en gestionar los desafíos específicos del *Big Data* Industrial ("*Broken data, Bad quality data, Background*").
Tecnología Analítica	AT	Se relaciona con la aplicación de algoritmos y el modelado para escenarios específicos, utilizando la tecnología de *Big Data* y análisis en tiempo real.
Tecnología de Plataforma	PT	Sirve como el portador de todas las demás tecnologías habilitadoras de los sistemas de IA Industrial. Soporta las funciones de las capas de Conexión, Conversión y Ciber de la arquitectura CPS, incluyendo el cómputo en la nube (*cloud*), en el borde (*edge*) y en la niebla (*fog, capa de cómputo intermedia*).
Tecnología de Operaciones	OT	Se realiza a través de la capa de Cognición en la arquitectura CPS. Su objetivo es optimizar la producción y realizar la transformación de la producción impulsada por la experiencia a la producción impulsada por los datos. Es clave para la creación de valor.

Una quinta tecnología complementaria es la Tecnología Hombre-Máquina (HT), que se corresponde con la capa de Configuración de CPS y aborda la interacción entre humanos y los sistemas inteligentes (como los asistentes inteligentes o la realidad aumentada para diagnóstico remoto). La siguiente tabla integra todos los elementos de la arquitectura 4T/5C.

Capa	Nombre	Función principal	Elemento 4T/5C
1ºC	Connection (Conexión)	Detección inteligente (*Smart sensing*). Garantiza la calidad e integralidad de los datos desde las fuentes de información y establece la base del entorno de datos de soporte.	Tecnología de Datos (DT) Tecnología de Plataforma (PT)
2ºC	Conversion (Conversión)	Transformación de datos. Convierte datos de baja densidad de valor en información de alta densidad de valor. Extrae características, filtra, clasifica y prioriza los datos para garantizar la interpretabilidad.	Tecnología Analítica (AT) Tecnología de Plataforma (PT)
3ºC	Cyber (Ciber)	Modelado en el ciberespacio. Síntesis y modelado de datos para construir el "gemelo ciberfísico" (*cyber-twin*) de los componentes. Esto proporciona autoconciencia y autopredicción.	Tecnología de Plataforma (PT)
4ºC	Cognition (Cognición)	Evaluación y predicción. Se centra en el reconocimiento de patrones operativos y en el descubrimiento de relaciones entre objetos. Proporciona visualización y herramientas de optimización para la toma de decisiones.	Tecnología de Operaciones (OT)
5ºC	Configuration (Configuración)	Sincronización y ejecución. Optimiza la decisión operativa (basada en la Cognición) y sincroniza los resultados con la ejecución del sistema, cerrando el circuito para garantizar la utilización oportuna de la información y la sinergia operativa.	Tecnología Hombre-Máquina (HT)

GENERALITAT VALENCIANA
Conselleria de Hacienda y Economía

ASCER
Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos

"IA aplicada a la eficiencia operativa en la industria cerámica"

Informe de prospectiva tecnológica

Elaborado por ITC para ASCER

AICE itc UNIVERSITAT JAUME I

+34 964 342424

www.itc.uji.es