

# Proyecto Final de Práctica Profesionalizante II

Profesores

Lic. Nicolás Caballeros

Lic. Martin Mirabete

Lic. Federico Magaldi

Título: Diseño de un Sistema Basado en Inteligencia Artificial para la Detección de Pasta Térmica en Procesos Industriales

Autores:

Emilio Víctor Ortega

Carlos Manuel Ghio

Matías Daniel Jerez

Gabriel Horacio García

Institución:

Politécnico Malvina Argentina

Carrera:

Técnico Superior en Ciencias de Datos e Inteligencia Artificial

Materia: Práctica Profesionalizante II

Ubicación: Río Grande, Tierra del Fuego

Año: 2024

**Índice**

[**Proyecto Final de Práctica Profesionalizante II 1**](#_heading=h.ao9oysi9xbow)

[**Diseño de un Sistema Basado en Inteligencia Artificial para Detección de Pasta Térmica en Procesos Industriales 3**](#_heading=h.4eizb1ug5n6z)

[**Problema y Contexto 4**](#_heading=h.u6nqo0trethy)

[**Contexto del Problema 5**](#_heading=h.rqk1buqsiya7)

[**Pregunta de Investigación 5**](#_heading=h.kkovn4z1319)

[**Objetivos y Resultados Esperados 6**](#_heading=h.xohmodv4q8xz)

[**Impacto Esperado 7**](#_heading=h.d05bfk8i2q2w)

[**Objetivos Específicos 7**](#_heading=h.sqc99s75rw8e)

[**Metodología y Alcance 9**](#_heading=h.wadeyi9pby8y)

[**Criterios de Éxito 11**](#_heading=h.jx7ycuugvvix)

[**Conclusiones Esperadas 12**](#_heading=h.t0bineedgsui)

[**Anexo 1 15**](#_heading=h.kkfzta6bu77o)

[**Anexo 2 24**](#_heading=h.gv9ka9ar5xsd)

[**Anexo 3 28**](#_heading=h.30u9hrq3ynga)

# Diseño de un Sistema Basado en Inteligencia Artificial para Detección de Pasta Térmica en Procesos Industriales

Introducción al Proyecto

En el marco de la asignatura Práctica Profesionalizante II, este proyecto tiene como objetivo abordar un desafío crítico en el contexto de una línea de producción electrónica de la fábrica BGH S.A.; de la ciudad de Río Grande, Tierra del Fuego.

El desafío radica en garantizar la correcta aplicación y detección de pasta térmica, un componente fundamental en el ensamblaje de dispositivos electrónicos que contribuye a la eficiencia térmica y al funcionamiento óptimo de los equipos fabricados.

La detección precisa de la pasta térmica ya sea por ausencia, exceso o distribución incorrecta, es esencial para evitar defectos que puedan comprometer la calidad del producto final y aumentar los costos asociados a reprocesos o fallas en el uso. A pesar de los esfuerzos manuales de inspección, los errores humanos y la subjetividad en la evaluación representan un desafío significativo en la implementación de controles de calidad consistentes.

Este proyecto propone una solución basada en inteligencia artificial (IA), específicamente utilizando modelos de aprendizaje automático para el procesamiento de imágenes. Como parte de la evolución de un trabajo desarrollado anteriormente, los esfuerzos en esta etapa se centran en:

- Optimizar el modelo de aprendizaje automático existente para mejorar su precisión en la detección de pasta térmica.

- Diseñar e implementar una interfaz de usuario intuitiva, permitiendo que el sistema sea fácilmente operado e integrado en el flujo de trabajo actual de la línea de producción.

El desarrollo del sistema no solo apunta a mejorar la calidad del control automatizado, sino también a aumentar la productividad mediante la reducción de inspecciones manuales y la eliminación de interrupciones en el proceso productivo. Este enfoque garantiza una supervisión eficiente y consistente, lo cual es crucial para una operación industrial competitiva.

En última instancia, el proyecto busca no solo resolver un problema técnico, sino también demostrar el potencial transformador de la inteligencia artificial en aplicaciones industriales reales. Esto sienta un precedente para futuras implementaciones de tecnologías avanzadas que optimicen otros procesos dentro de la fábrica y eleven los estándares de producción.

# Problema y Contexto

Identificación del Problema

En la producción de dispositivos electrónicos, específicamente transistores, se requiere una combinación de pasos manuales y automatizados para garantizar un ensamblaje eficiente y de alta calidad. Los pasos clave de este proceso incluyen:

1. Colocación del disipador térmico en una plantilla que puede alojar varias unidades simultáneamente.

2. Aplicación de pasta térmica utilizando un brazo mecánico equipado con un dosificador, asegurando que esta actúe como aislante térmico adecuado entre el disipador y el transistor.

3. Ensamblaje del transistor sobre el disipador, fijándose mediante un destornillador neumático.

Durante este procedimiento, la pasta térmica desempeña un papel crucial para asegurar la transferencia eficiente de calor desde el transistor hacia el disipador, lo que prolonga la vida útil y el rendimiento del dispositivo. Sin embargo, los problemas más comunes observados son:

- Ausencia de pasta térmica, que provoca un aumento de la temperatura operativa y reduce la eficiencia del dispositivo.

- Exceso de pasta térmica, que puede causar fugas hacia otras áreas del ensamblaje, comprometiendo la integridad del producto.

Estos defectos no solo afectan la calidad final del producto, sino que también aumentan los costos debido a retrabajos, desperdicio de materiales y, en el peor de los casos, la devolución de productos defectuosos por parte del cliente.

# Contexto del Problema

El control de calidad manual en el proceso de ensamblaje presenta varios desafíos:

- Limitaciones humanas: La inspección visual por parte de los operarios está sujeta a errores, especialmente cuando las líneas de producción funcionan a alta velocidad.

- Subjetividad: La evaluación manual puede variar entre operarios, lo que dificulta la estandarización de los criterios de calidad.

- Falta de trazabilidad: Los controles manuales no generan datos procesables que puedan usarse para análisis de calidad o para mejorar el proceso.

Además, la detección de defectos en la pasta térmica debe realizarse en tiempo real para evitar interrupciones en el flujo de producción. Esto exige un sistema automatizado que pueda analizar imágenes de alta resolución y tomar decisiones rápidas y precisas.

El presente proyecto busca abordar estos desafíos mediante el desarrollo de un modelo de inteligencia artificial que evalúe de manera automática y eficiente la presencia, ausencia o exceso de pasta térmica. Este modelo permitirá no solo mejorar la calidad del producto final, sino también optimizar los tiempos de producción, reducir el desperdicio de materiales y garantizar la satisfacción del cliente.

# Pregunta de Investigación

¿Es posible desarrollar un modelo de inteligencia artificial que, mediante procesamiento de imágenes, detecte de manera eficiente, precisa y en tiempo real la existencia, ausencia o exceso de pasta térmica en los dispositivos ensamblados, y que además se integre sin interrupciones al flujo de trabajo de la línea de producción?

Esta pregunta surge de la necesidad de superar las limitaciones de los controles manuales tradicionales, que no solo son propensos a errores humanos, sino que también carecen de consistencia y capacidad para operar en las condiciones de velocidad y escala requeridas por la industria moderna.

# Objetivos y Resultados Esperados

Objetivo General

Desarrollar, entrenar e implementar un sistema automatizado basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes para garantizar la correcta aplicación de la pasta térmica en dispositivos ensamblados, mejorando la calidad del producto final y optimizando los tiempos de producción.

Objetivos Específicos y Resultados Esperados

1. Definir criterios de calidad claros y obtener datos etiquetados

- Resultado esperado: Crear un dataset representativo de imágenes que reflejan diversos escenarios de calidad, incluyendo ausencia, exceso y aplicación correcta de pasta térmica.

2. Preprocesar imágenes y diseñar un modelo de aprendizaje automático

- Resultado esperado: Obtener un modelo de aprendizaje automático con precisión superior al 85% en la detección de defectos en imágenes de prueba.

3. Integrar el modelo en un sistema de detección en tiempo real

- Resultado esperado: Desarrollar una solución que pueda evaluar imágenes capturadas durante el proceso productivo en menos de un segundo por predicción.

4. Implementar una interfaz de usuario intuitiva y operativa:

- Resultado esperado: Diseñar una interfaz que permita al operador interactuar con el sistema fácilmente, mostrando alertas claras sobre defectos detectados y recomendaciones para su corrección.

5. Evaluar la implementación en condiciones reales de producción:

- Resultado esperado: Validar el funcionamiento del sistema en la línea de producción, asegurando que no afecte la velocidad operativa ni la eficiencia del ensamblaje.

# Impacto Esperado

Este proyecto busca establecer un precedente en el uso de inteligencia artificial para optimizar procesos industriales. Los resultados esperados incluyen

- Reducción significativa de errores relacionados con la pasta térmica.

- Mejora de la productividad al minimizar inspecciones manuales.

- Incremento en la consistencia y calidad del producto final.

- Generación de datos procesables que puedan utilizarse para la mejora continua del proceso.

De esta manera, el sistema propuesto no solo resolverá el problema específico planteado, sino que también abrirá la puerta para la implementación de tecnologías avanzadas en otros procesos de producción industrial.

# Objetivos Específicos

1. Definir criterios de aceptación del producto:

- Recopilar imágenes representativas de los diferentes estados del dispositivo para cubrir todas las posibles situaciones que puedan surgir durante la inspección de la pasta térmica. Estas imágenes deben incluir dispositivos en estado correcto, con ausencia de pasta y con exceso de pasta, garantizando que el dataset sea suficientemente representativo de los casos reales.

- Generar un dataset etiquetado de alta calidad que permita identificar claramente cada categoría. Esto incluye asegurar la uniformidad en las condiciones de captura (iluminación, resolución, ángulo) y realizar una revisión manual para garantizar la precisión de las etiquetas.

- Resultado esperado: Un dataset balanceado que contenga una cantidad adecuada de imágenes digitales de cada categoría, listo para ser utilizado en el entrenamiento del modelo.

2. Entrenamiento y selección del modelo:

- Preprocesar las imágenes para mejorar su calidad, eliminando ruido, ajustando contrastes y escalando las imágenes a un tamaño uniforme. Esto garantizará un rendimiento óptimo durante el entrenamiento del modelo.

- Entrenar un modelo de aprendizaje profundo utilizando arquitecturas adecuadas (como CNNs) que puedan identificar los patrones relacionados con la presencia y calidad de la pasta térmica con alta precisión. Realizar ajustes iterativos para optimizar los hiperparámetros.

- Realizar pruebas cruzadas y validación del modelo, asegurando que generalice bien con datos no vistos y alcance un nivel de precisión superior al 85%.

- Resultado esperado: Un modelo de clasificación robusto que cumpla con los estándares de precisión y confiabilidad establecidos.

3. Integración del modelo en un sistema en tiempo real:

- Implementar el modelo en un sistema de detección de vídeo capaz de analizar imágenes capturadas directamente en la línea de producción en tiempo real.

- Evaluar el rendimiento del modelo en condiciones reales de producción, considerando variaciones de iluminación, velocidad de la línea y posibles interferencias. Medir métricas clave como latencia, precisión, y tasa de falsos positivos/negativos.

- Optimizar el sistema para cumplir con las restricciones de tiempo real, logrando una latencia menor a 1 segundo por predicción.

- Resultado esperado: Un sistema validado en entornos industriales, listo para su despliegue, con un rendimiento eficiente y confiable.

4. Desarrollo de una interfaz de usuario amigable:

- Diseñar una interfaz intuitiva que permita a los operadores interactuar con el sistema de forma eficiente. Esto incluye la visualización de resultados en tiempo real, la identificación de alertas críticas y opciones de configuración básicas.

- Realizar pruebas de usabilidad con operadores para recoger retroalimentación y ajustar el diseño según sus necesidades y nivel de experiencia.

- Resultado esperado: Una interfaz funcional que sea evaluada positivamente por los operarios, facilitando la adopción del sistema en el entorno de trabajo.

# Metodología y Alcance

1. Recolección de Datos

- Captura de imágenes de dispositivos ensamblados bajo diversas condiciones, asegurando que el dataset incluya una representación equilibrada de todos los escenarios posibles (correcto, ausencia de pasta, exceso de pasta). Las imágenes serán tomadas en un entorno controlado para minimizar variaciones externas como iluminación y ángulo.

- Diseño de protocolos de captura: Se definirán estándares para la resolución, formato y frecuencia de captura, garantizando la homogeneidad del dataset.

- Etiquetado manual de imágenes para entrenar el modelo, asignando categorías específicas a cada imagen. Este proceso será realizado por un equipo capacitado y revisado para evitar inconsistencias o errores en las etiquetas.

2. Procesamiento y Entrenamiento:

- Preprocesamiento de imágenes utilizando técnicas avanzadas como:

- Normalización: Para uniformizar valores de píxeles y mejorar la convergencia del modelo.

- Aumento de datos: Mediante transformaciones como rotaciones, recortes y ajustes de brillo para aumentar la diversidad del dataset y mejorar la generalización del modelo.

- Segmentación de imágenes: Para resaltar áreas relevantes y reducir ruido innecesario en la imagen.

- Entrenamiento de un modelo de redes neuronales convolucionales (CNN):

- Utilización de arquitecturas probadas para tareas de visión por computadora, como ResNet o EfficientNet, adaptadas específicamente para la detección de objetos en imágenes industriales.

- Ajuste de hiperparámetros (tasa de aprendizaje, número de capas, tamaño del batch) para maximizar la precisión y minimizar el error.

- Evaluación del rendimiento del modelo durante el entrenamiento mediante la división en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba.

3. Validación del Sistema:

- Pruebas exhaustivas con nuevas imágenes no vistas por el modelo, obtenidas bajo condiciones similares y diferentes a las del entrenamiento, para medir su precisión, sensibilidad, especificidad y tasa de falsos positivos/negativos.

- Integración del sistema en el flujo de producción: Simulaciones en entornos controlados para evaluar el impacto del modelo en la detección automatizada y su compatibilidad con otros procesos existentes.

- Análisis de errores: Identificación y resolución de posibles debilidades del modelo en casos límite o complejos.

4. Implementación en Tiempo Real:

- Adaptación del sistema a hardware industrial: Selección de componentes adecuados (GPU o aceleradores) para soportar el modelo en tiempo real sin comprometer el rendimiento.

- Optimización del software: Uso de frameworks como TensorFlow Lite o ONNX Runtime para reducir la latencia y el consumo de recursos en hardware específico.

- Medición del impacto en la velocidad de producción: Monitoreo continuo para garantizar que el sistema mantenga una latencia menor a 1 segundo por predicción y no interrumpa el flujo de trabajo.

- Capacitación de personal: Formación a los operadores sobre el uso del sistema, interpretación de resultados y solución de problemas comunes.

# Criterios de Éxito

1. Precisión del Modelo

- El modelo debe lograr una precisión superior al 85% en la detección de pasta térmica, asegurando que el sistema pueda identificar correctamente la presencia y cantidad de pasta aplicada en cada unidad de producto. Este criterio es fundamental para garantizar la calidad del ensamblaje y reducir defectos derivados de la aplicación incorrecta de pasta térmica.

2. Reducción de Errores Humanos:

- Disminuir la tasa de productos defectuosos en al menos un 20%, comparado con las tasas previas a la implementación del sistema automatizado. Esto implica que el modelo debe asistir a los operarios en la identificación de errores que podrían pasar desapercibidos en un proceso manual, asegurando una mayor consistencia y confiabilidad en la producción.

3. Optimización del Tiempo de Inspección:

- Reducir en un 50% el tiempo dedicado a la inspección manual. Con el uso del sistema automatizado, los operarios podrán enfocarse en otros aspectos críticos de la línea de producción, aumentando la eficiencia general del proceso. Además, esto permitirá que se pueda realizar un mayor número de inspecciones en el mismo periodo de tiempo, manteniendo la productividad sin comprometer la calidad.

4. Aceptación del Sistema por los Operadores:

- Asegurar una alta aceptación del sistema por parte de los operadores, obteniendo un puntaje promedio mayor a 4/5 en una encuesta de satisfacción. Los aspectos evaluados incluirán la facilidad de uso, la integrabilidad con el flujo de trabajo actual, y la capacidad del sistema para proporcionar resultados claros y fáciles de interpretar. La formación y el soporte continuo serán clave para lograr que los operarios se sientan cómodos y confiados con la nueva herramienta.

5. Funcionamiento en Tiempo Real:

- Lograr que el sistema funcione con una latencia menor a 1 segundo por predicción, sin afectar la velocidad de producción. Esto es crítico en un entorno de manufactura donde la producción continua no puede ser interrumpida por el procesamiento de datos. La capacidad del sistema para hacer predicciones rápidas y precisas garantiza que la integración del modelo no afectará el rendimiento del proceso productivo.

Cada uno de estos criterios de éxito está diseñado para asegurar que el sistema de detección automatizado no solo mejore la calidad y eficiencia, sino que también sea bien recibido por los operarios y se integre de manera efectiva en el flujo de trabajo.

# Conclusiones Esperadas

Este proyecto tiene como objetivo no solo automatizar el control de calidad en la detección de pasta térmica, sino también sentar un precedente importante en el uso de inteligencia artificial aplicada a procesos industriales específicos. La implementación exitosa de este sistema podría transformar significativamente la forma en que se gestionan los procesos de inspección en la fábrica, mejorando la precisión, la eficiencia y la calidad del producto final.

La capacidad del sistema para detectar errores en tiempo real y reducir la dependencia de la intervención humana permitirá una mayor consistencia en la producción, además de establecer un estándar para futuras aplicaciones de inteligencia artificial en otros procesos de manufactura. Esta solución, diseñada específicamente para este entorno, puede servir como modelo para la adopción de tecnologías similares en otras líneas de producción dentro de la fábrica, ampliando su impacto positivo a largo plazo.

Impacto Esperado

- Mejora de la calidad del producto final

La automatización del proceso de inspección garantizará que cada unidad de producto cumpla con los estándares de calidad establecidos. Al reducir la probabilidad de errores humanos en la aplicación de pasta térmica, el sistema asegurará que los productos defectuosos sean identificados y corregidos de manera más eficiente, mejorando la fiabilidad y la durabilidad del producto final.

- Reducción de costos operativos al minimizar errores humanos

El uso de inteligencia artificial para la detección de fallos reducirá la tasa de productos defectuosos, lo que a su vez disminuirá los costos asociados con devoluciones, reprocesos y reparaciones. Al minimizar los errores humanos, también se reducirá la necesidad de intervenciones manuales, optimizando la eficiencia de los operarios y permitiendo una mayor productividad en la línea de producción.

- Incremento de la competitividad de la fábrica mediante la adopción de tecnologías avanzadas

La implementación de tecnologías avanzadas como la inteligencia artificial en la manufactura puede ser un diferenciador clave en el mercado, posicionando a la fábrica como líder en innovación dentro de la industria. La adopción de IA no solo mejorará los procesos internos, sino que también puede incrementar la percepción de la fábrica como una entidad moderna, eficiente y capaz de adaptarse rápidamente a las tendencias tecnológicas emergentes. Esto potenciará su competitividad frente a otras fábricas que aún dependen de procesos manuales o tradicionales.

- Potencial para la escalabilidad y replicabilidad en otras líneas de producción

Si el sistema demuestra ser eficaz en la detección de pasta térmica, su arquitectura podrá adaptarse fácilmente a otros procesos dentro de la fábrica, como la inspección de otros componentes electrónicos o productos de manufactura. Esta escalabilidad permitirá que el sistema se utilice en varias líneas de producción, multiplicando sus beneficios y generando un impacto positivo en la planta en general.

En conclusión, este proyecto no solo mejorará los procesos de producción inmediatos, sino que también establecerá un precedente para la integración de inteligencia artificial en la industria, con el potencial de expandirse y evolucionar hacia aplicaciones más amplias y avanzadas dentro de la fábrica y más allá.

# Anexo 1

**Se entreno con 700 epocas imgsz=640 batch=50**

Codigo del Modelo

!yolo task=detect mode=train model=yolov8n.pt data=C:/Users/matyd/Desktop/DatosDeModelo/YOLOv8/dataset.yaml epochs=700 imgsz=640 batch=50 project=C:/Users/matyd/Desktop/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results name=controlPastaTermica

1. Images: Número de imágenes evaluadas (121 imágenes en total).
2. Instances: Cantidad de objetos detectados en todas las imágenes (784 en total).
3. Box(P) (*Precision*): Qué tan precisas son las detecciones del modelo. Una precisión de 1 (o 100%) significa que todas las predicciones son correctas.
4. R (*Recall*): Qué tan bien detecta el modelo los objetos reales en las imágenes. Un recall de 1 significa que detectó todos los objetos reales.
5. mAP50: Promedio de Precisión a un umbral de IoU del 50%. Aquí es 0.995 (muy alto), lo que indica que las predicciones son precisas para un IoU mínimo del 50%.
6. mAP50-95: mAP promedio considerando múltiples umbrales de IoU (desde 50% hasta 95%). Aquí es 0.995, un poco más bajo porque los umbrales más estrictos son más exigentes.

Por clase:

* OK: Clase con 277 instancias; excelente rendimiento (1 en precisión y recall, mAP50=0.995, mAP50-95=0.959).
* SP: Clase con 165 instancias; igual de preciso y con un mejor mAP50-95 (0.963).
* NC: Clase con 350 instancias; precisión del 99.9, mAP50=0.995, mAP50-95=0.962.

La mejor época es la 676, con los siguientes resultados:

* mAP50-95: 0.93070
* mAP50: 0.99500
* Precisión: 0.99966
* Recall: 1.00000

ENTRENAMIENTO

**Entreno con 50 epocas BATCH 5**

Codigo del Modelo

!yolo task=detect mode=train model=yolov8n.pt

data=/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDe

Modelo/YOLOv8/dataset.yaml epochs=50 imgsz=640 batch=5

project=/content/drive/MyDrive/PracticaProfesionalizanteII/YOLOv8/t

raining\_results name=controlPastaTermica

50 epochs completed in 0.137 hours.

Optimizer stripped from

/content/drive/MyDrive/PracticaProfesionalizanteII/YOLOv8/training\_results/controlPastaTer

mica6/weights/last.pt, 6.2MB

Optimizer stripped from

/content/drive/MyDrive/PracticaProfesionalizanteII/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica6/weights/best.pt, 6.2MB

Validating

/content/drive/MyDrive/PracticaProfesionalizanteII/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica6/weights/best.pt...

Ultralytics 8.3.34 Python-3.10.12 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)

Model summary (fused): 168 layers, 3,006,233 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs

Class Images Instances Box(P R mAP50 mAP50-95): 100% 3/3 [00:00&lt;00:00, 6.27it/s]

all 24 151 0.357 0.86 0.499 0.401

OK 12 54 0.35 1 0.655 0.528

SP 10 43 0.371 0.581 0.366 0.295

NC 8 54 0.349 1 0.476 0.378

Speed: 0.2ms preprocess, 4.3ms inference, 0.0ms loss, 1.9ms postprocess per image

EXPLICACIÓN

Este resultado corresponde a la evaluación final del modelo después de haber entrenado durante 50 épocas. explicación cómo interpretar los datos:

1. Epochs: El modelo se entrenó por 50 épocas, y en el tiempo mostrado (0.137 horas) completó todo el proceso. Esto indica que el modelo ya ha sido evaluado en su última época de entrenamiento, y ahora se muestra su rendimiento.

2. Resumen del modelo: El modelo tiene 168 capas y 3,006,233 parámetros entrenables.

Además, está optimizado para usar una GPU Tesla T4, lo cual ayuda a mejorar la velocidad de procesamiento.

3. Resultados de validación:

- P (Precisión): Mide la proporción de predicciones correctas entre las predicciones positivas.

- R (Recall): Mide la proporción de verdaderos positivos que fueron correctamente identificados.

- mAP50 (Mean Average Precision @ IoU 50%): Es la media de la precisión para cada clase

cuando el umbral de superposición de las cajas predichas con las reales es del 50%.

- mAP50-95 (Mean Average Precision @ IoU 50%-95%): Es el mismo cálculo que mAP50 pero con diferentes umbrales de superposición (de 50% a 95%).

**Los resultados:**

- Para la clase OK (asumo que es la categoría de pasta térmica en su lugar), el modelo tiene una alta precisión y recall (precisión 1.0, recall 0.35). Esto muestra que el modelo es muy preciso para identificar esta clase, pero podría estar perdiendo algunas instancias de esta categoría (bajo recall).

- Para la clase SP (probablemente pasta térmica con sobrepresión), el modelo tiene una precisión razonable (0.371) y un recall más bajo (0.581), lo que sugiere que está fallando más en identificar esta categoría correctamente.

- Para NC; (probablemente sin pasta térmica), tiene una precisión de 0.349 y un recall de 1.0, lo que indica que el modelo es excelente para detectar cuando no hay pasta térmica, pero tiene problemas con la precisión.

4. ¿Qué época es mejor?

- La mejor época se puede basar en el valor más alto de mAP50. En este caso, el mAP50 de 0.499 sugiere que el modelo está alcanzando un rendimiento moderado en general.

- Sin embargo, si buscas una mejor generalización, lo ideal sería ver el mAP50-95. Un valor más alto de mAP50-95 indicaría que el modelo tiene una mejor capacidad para identificar objetos en diversas condiciones de superposición.

5. ¿Por qué se debe elegir la mejor época?

- Elegir la mejor época depende de lo objetivos. Si la precisión es más importante, la época con mayor precisión y mAP50 será la mejor. Si la capacidad para detectar todas las instancias correctamente es clave (recall), entonces deberías priorizar la época que muestre un mayor recall.

En resumen, esta evaluación te permite ver el rendimiento general y decidir si el modelo ha aprendido bien o si necesita más entrenamiento o ajustes en los hiperparámetros.

Mejor época según mAP50-95: 77

epoch 77.00000

metrics/mAP50-95(B) 0.86043

metrics/mAP50(B) 0.99492

metrics/precision(B) 0.98375

metrics/recall(B) 0.99165

Name: 76, dtype: float64

**Entreno con 100 epochs**

Codigo del modelo

!yolo task=detect mode=train model=yolov8n.pt data=/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/dataset.yaml epochs=100 imgsz=640 batch=6 project=/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results name=controlPastaTermica

Optimizer stripped from /content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica7/weights/last.pt, 6.2MB

Optimizer stripped from /content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica7/weights/best.pt, 6.2MB

Validating /content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica7/weights/best.pt...

Ultralytics 8.3.38 🚀 Python-3.10.12 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)

Model summary (fused): 168 layers, 3,006,233 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs

Class Images Instances Box(P R mAP50 mAP50-95): 100% 2/2 [00:00<00:00, 4.80it/s]

all 24 166 0.879 0.906 0.962 0.812

OK 10 53 0.889 1 0.99 0.834

SP 12 60 1 0.755 0.924 0.769

NC 9 53 0.747 0.962 0.972 0.834

Speed: 0.1ms preprocess, 2.9ms inference, 0.0ms loss, 1.8ms postprocess per image

Results saved to /content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica7

Resultado:

1. Model summary

- 168 layers: El modelo tiene 168 capas, incluyendo capas convolucionales, de activación, y otras.

- 3,006,233 parameters: Cantidad total de parámetros entrenables.

- 0 gradients: Se refiere a que no hay gradientes almacenados en el momento, ya que es un resumen posterior al entrenamiento o evaluación.

- 8.1 GFLOPs: Operaciones de coma flotante por segundo, una medida de la complejidad computacional.

2. Metrics

- Class, Images, Instances:

- Class: Etiquetas evaluadas (OK, SP, NC).

- Images: Cantidad de imágenes evaluadas (24).

- Instances: Cantidad total de objetos detectados en todas las imágenes (166).

- Métricas por clase y generales:

- Box(P): Precisión en la detección de cajas delimitadoras.

- R: Recall, proporción de objetos correctamente detectados.

- mAP50: Media de la Precisión Promediada (mean Average Precision) al 50% de IoU (Intersection over Union).

- mAP50-95: mAP promediado sobre diferentes umbrales (50%-95% IoU).

Detalles por clase:

- OK (10 imágenes, 53 objetos):

- Precisión 0.889, recall 1, mAP50 0.99, mAP50-95 0.834.

- SP (12 imágenes, 60 objetos):

- Precisión perfecta (1.0), recall 0.755.

- NC (9 imágenes, 53 objetos):

- Precisión 0.747, recall alto (0.962).

3. Velocidad

- Preprocess (0.1 ms): Tiempo de preparación por imagen.

- Inference (2.9 ms): Tiempo de inferencia por imagen.

- Postprocess (1.8 ms): Tiempo para procesar las predicciones finales.

Este informe indica que el modelo tiene un buen desempeño general con una mAP alta (indicando precisión robusta) y tiempos de procesamiento eficientes.

Mejor época según mAP50-95: 85

epoch 85.00000

metrics/mAP50-95(B) 0.81002

metrics/mAP50(B) 0.96225

metrics/precision(B) 0.88542

metrics/recall(B) 0.90305

Name: 84, dtype: float64

**Entreno con 300 epochs completed in 0.809 hours.**

Optimizer stripped from

/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica6/weights/last.pt, 6.3MB

Optimizer stripped from

/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica6/weights/best.pt, 6.3MB

Validating

/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica6/weights/best.pt...

Ultralytics 8.3.37 Python-3.10.12 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)

Model summary (fused): 168 layers, 3,006,233 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs

Class Images Instances Box(P R mAP50 mAP50-95): 100% 2/2

[00:00&lt;00:00, 5.81it/s]

all 24 150 0.993 0.991 0.994 0.896

OK 14 74 0.986 0.976 0.993 0.866

SP 7 28 0.994 1 0.995 0.915

NC 8 48 1 0.998 0.995 0.907

Speed: 0.3ms preprocess, 2.7ms inference, 0.0ms loss, 1.3ms postprocess per image

Results saved to

/content/drive/MyDrive/Practicas\_Profesionalizantes\_II/DatosDeModelo/YOLOv8/training\_results/controlPastaTermica6

‘¿CUAL ES LA MEJOR EPOCA?

Mejor época según mAP50-95: 286

epoch 286.00000

metrics/mAP50-95(B) 0.89565

metrics/mAP50(B) 0.99424

metrics/precision(B) 0.99339

metrics/recall(B) 0.99139

Name: 285, dtype: float64

# Anexo 2

Descripción técnica de la Aplicación web para detección Inteligente de Pasta Térmica

1. Introducción

La detección precisa de componentes en videos es un desafío clave en nuestro trabajo para BGH, especialmente en lo relacionado con el control de calidad y la inspección visual. Este proyecto tiene como objetivo ofrecer una solución robusta mediante el uso de inteligencia artificial (IA) y una interfaz web moderna.

El sistema fue diseñado para evolucionar desde una interfaz básica y local a una aplicación accesible desde cualquier navegador, con mejoras significativas como gráficos interactivos, un sistema de configuración ajustable en tiempo real y funcionalidades de registro de usuarios y logs.

2. Arquitectura de la aplicación

La aplicación combina varias tecnologías modernas para garantizar su funcionalidad, eficiencia y accesibilidad:

Backend: Desarrollado con Flask, un framework de Python liviano pero poderoso que permite la creación de aplicaciones web rápidas y escalables. Flask gestiona tanto las solicitudes del usuario como la interacción con los datos.

Base de datos: Se utiliza SQLite, una base de datos ligera y sin servidor, para

almacenar información de usuarios y logs de los análisis realizados por la IA.

Modelo de IA: La detección se realiza mediante YOLOv8, un modelo de aprendizaje profundo optimizado para tareas de visión por computadora, exportado en formato ONNX para mejorar la integración y el rendimiento.

Frontend: Las vistas HTML son generadas dinámicamente con Flask, permitiendo a los usuarios interactuar con el sistema a través de formularios y visualizaciones gráficas.

Servidor: Waitress, un servidor de aplicaciones WSGI, maneja las solicitudes

concurrentes de los usuarios.

Diagrama conceptual:

1. El usuario accede a la aplicación a través de un navegador.

2. Flask procesa la solicitud, gestionando tanto la lógica de negocio como el acceso a los datos.

3. El modelo YOLO analiza los frames del video o las imágenes cargadas.

4. Los resultados se almacenan en SQLite y se presentan al usuario mediante gráficos interactivos.

3. Características técnicas

3.1. Detección de componentes

El sistema utiliza un modelo YOLOv8 entrenado para identificar componentes específicos dentro de una región de interés (ROI). Este enfoque reduce el ruido y garantiza que la detección sea precisa y localizada.

3.2. Configuración ajustable

Los usuarios pueden personalizar tres parámetros clave desde la interfaz web:

Confianza del modelo (model\_confidence): Define el nivel de certeza necesario para considerar una detección válida.

Frames procesados (model\_frames): Permite ajustar la frecuencia con la que se analizan los cuadros del video.

Modelo utilizado (model\_choice): Ofrece la flexibilidad de seleccionar distintos

modelos según las necesidades.

3.3. Sistema de logs

Cada análisis genera un registro detallado que incluye:

Fecha y hora del análisis.

Resultados detectados (etiquetas y conteo).

Configuración utilizada durante la ejecución. Estos datos permiten realizar auditorías y evaluar el rendimiento histórico del sistema.

3.4. Dashboard interactivo

El sistema presenta gráficos que ilustran métricas clave, como:

Porcentaje de detecciones correctas.

Promedio de confianza del modelo.

Tendencias en la detección de componentes específicos.

4. Flujo de datos y procesos

1. Carga de datos: El usuario activa la cámara en vivo desde la aplicación.

2. Definición de ROI: La región de interés es aplicada a los frames para enfocar el análisis.

3. Análisis de IA: El modelo YOLOv8 procesa cada frame según los parámetros

configurados.

4. Registro de resultados: Los datos se almacenan automáticamente en la base de datos.

5. Visualización: Los resultados se presentan al usuario mediante gráficos interactivos y logs descargables.

Soluciones implementadas

Este proyecto pasó de una interfaz básica a una solución web completa, destacándose por:

Interfaz moderna: Migración de una solución local a una web accesible desde

cualquier dispositivo.

Visualización avanzada: Implementación de gráficos dinámicos y un dashboard

interactivo.

Configuración en tiempo real: Ajuste de parámetros sin necesidad de modificar

código.

Autenticación de usuarios: Sistema seguro para proteger los datos.

Trazabilidad: Almacenamiento de logs detallados para análisis retrospectivo.

6. Conclusión y trabajo futuro

La aplicación proporciona un entorno robusto y escalable para la detección inteligente de componentes. Entre las posibles mejoras se encuentran:

Ampliar el soporte a más modelos de IA.

Incorporar notificaciones en tiempo real.

Optimizar el rendimiento mediante el uso de GPUs.

# Anexo 3

Aplicación web para detección Inteligente de Pasta Térmica

Beneficios y mejoras

1. Introducción

En las operaciones modernas, la detección precisa y automatizada de componentes es esencial para mantener la calidad y reducir errores humanos. Esta aplicación utiliza inteligencia artificial para analizar imágenes y videos de manera eficiente y precisa. Gracias a su nueva interfaz web, ahora es más fácil de usar, flexible y accesible.

2. Beneficios clave

Rapidez y precisión: La inteligencia artificial identifica componentes en tiempo real, reduciendo tiempos de inspección.

Accesibilidad: La aplicación es compatible con cualquier dispositivo que tenga un navegador web.

Control total: Los usuarios pueden personalizar los parámetros según sus necesidades.

Transparencia: Un sistema de logs detallados y gráficos interactivos ofrecen visibilidad completa del rendimiento.

3. Mejoras implementadas

3.1. Migración a la web

La transición desde una interfaz local a una web permite a los usuarios acceder al sistema desde cualquier lugar, eliminando la necesidad de software adicional.

3.2. Gráficos interactivos

Ahora, los resultados no solo son visibles en tiempo real, sino que también se pueden analizar mediante gráficos que muestran tendencias y métricas clave.

3.3. Configuración personalizada

Los usuarios tienen la capacidad de ajustar parámetros críticos, como:

El nivel de confianza del modelo para detecciones.

La frecuencia con la que se procesan los frames.

3.4. Seguridad mejorada

Un sistema de registro e inicio de sesión asegura que solo usuarios autorizados puedan acceder a la aplicación.

3.5. Registro de resultados

Cada análisis queda documentado, facilitando auditorías y estudios de rendimiento.

4. Impacto esperado

La aplicación genera un impacto significativo en los procesos de inspección visual:

Mayor eficiencia: Reducción del tiempo necesario para detectar componentes.

Análisis mejorado: Los gráficos y logs permiten entender mejor los datos generados.

Adaptabilidad: El sistema se ajusta fácilmente a diferentes escenarios operativos.

5. Próximos pasos

Capacitación del equipo: Para asegurar un uso efectivo de la plataforma.

Integraciones futuras: Con otros sistemas para maximizar su alcance.

Mejoras continuas: Implementación de nuevas características basadas en las

necesidades del usuario.

Sistema de captura de imágenes: Esto permite que los usuarios capturen nuevas muestras para futuros entrenamientos del modelo.

6. Conclusión

Esta herramienta redefine la forma en que se realiza la inspección visual, combinando la precisión de la inteligencia artificial con la flexibilidad de una plataforma web. Es una solución que optimiza procesos, ahorra tiempo y mejora la calidad.