

Pipeline de MLOps para Predicción de Enfermedades

1. Diseño

Restricciones y Limitaciones:

- **Datos limitados para enfermedades huérfanas:** Existe escasez de datos para estas enfermedades, lo que puede comprometer la precisión del modelo.
- **Desbalance de clases:** Las enfermedades comunes están sobrerrepresentadas en los datos.
- **Privacidad de datos:** Es obligatorio cumplir con regulaciones como HIPAA o GDPR.

Tipos de Datos:

- Datos clínicos (síntomas, historial médico).
- Resultados de laboratorio.
- Etiquetas de enfermedades (comunes y raras).

2. Desarrollo

Fuentes de Datos:

- Historiales médicos de hospitales y centros clínicos.
- Bases públicas o consorcios de enfermedades raras.
- Simulación o augmentación de datos para enfermedades huérfanas.

Modelos:

- Modelos supervisados (Regresión logística, Random Forest, XGBoost).
- Transferencia de aprendizaje para enfermedades raras.
- Técnicas para manejar desbalance de clases (SMOTE, focal loss).

Validación:

- Validación cruzada.
- Métricas: Accuracy, F1-Score, AUC, recall por clase.

3. Producción

Despliegue:

- API REST para exponer el modelo.
- Docker para portabilidad.
- SageMaker Endpoint o Lambda para escalabilidad.

Monitoreo:

- Seguimiento de métricas del modelo (latencia, precisión, drift).
- Alarmas automáticas ante caída de rendimiento.

Reentrenamiento:

- Nuevos datos se incorporan de forma programada.
- Pipelines automatizados para reentrenar y desplegar versiones mejoradas del modelo.

Diagrama del Pipeline



Tabla de Etapas y Herramientas

Etapa	Descripción breve	Herramientas AWS	¿Para qué se usan estas herramientas?
1. Ingesta y Almacenamiento de Datos	Captura de datos clínicos y almacenamiento seguro en bruto.	Amazon API Gateway AWS IoT Core Amazon S3	<ul style="list-style-type: none">- API Gateway: Recibe datos desde apps móviles o portales médicos.- IoT Core: Ingesta desde dispositivos médicos conectados.- S3: Almacena los datos crudos o estructurados.
2. Procesamiento y Validación	Limpieza, transformación y control de calidad.	AWS Glue Amazon SageMaker Processing Deequ	<ul style="list-style-type: none">- Glue: ETL serverless para transformar y preparar datos.- SageMaker Processing: Corre notebooks o scripts de preprocesamiento.- Deequ: Verifica la calidad, unicidad y consistencia de los datos.
3. Entrenamiento Automatizado	Entrena modelos al recibir nuevos datos.	Amazon SageMaker (Training Jobs)	<ul style="list-style-type: none">- Lanza entrenamientos automáticamente con nuevos datasets, parametrizados y reproducibles.
4. Validación y Evaluación del Modelo	Evalúa el modelo con métricas adecuadas y comparaciones con versiones previas.	Amazon SageMaker Experiments	<ul style="list-style-type: none">- Organiza pruebas de entrenamiento, captura métricas, compara versiones de modelos fácilmente.

Etapa	Descripción breve	Herramientas AWS	¿Para qué se usan estas herramientas?
5. Registro de Modelos	Almacena, versiona y aprueba modelos entrenados.	Amazon SageMaker Model Registry	- Gestiona el ciclo de vida del modelo: versiones, permisos, etiquetas de aprobación para producción.
6. Despliegue en Producción	Publica el modelo como API para predicciones en tiempo real.	Amazon SageMaker Endpoint AWS Lambda API Gateway	- SageMaker Endpoint : Crea un endpoint escalable para inferencia. - Lambda : Lógica intermedia ligera para pre/post-procesamiento. - API Gateway : Expone el endpoint como API segura.
7. Monitoreo del Modelo	Evalúa el rendimiento del modelo desplegado.	Amazon CloudWatch SageMaker Model Monitor	- CloudWatch : Monitorea logs, latencia, uso de recursos. - Model Monitor : Detecta drift de datos o desempeño y genera alertas.
8. Reentrenamiento Automático	Vuelve a entrenar el modelo cuando baja el rendimiento o hay nuevos datos.	EventBridge Step Functions SageMaker Pipelines	- EventBridge : Lanza reentrenamiento cuando se detectan eventos. - Step Functions : Orquesta pasos del pipeline. - Pipelines : Automatiza el flujo completo desde procesamiento hasta despliegue.

Este pipeline es modular, escalable y cumple con las buenas prácticas de MLOps. Está diseñado para permitir tanto el desarrollo rápido de prototipos como la operación robusta en producción. La automatización del reentrenamiento y monitoreo continuo garantizan que el modelo se mantenga actualizado y confiable con el tiempo.