

Auditoría Técnica Objetiva: Framework UNCASE (SCSF) - v1.0

Estado del Documento: Clasificación Técnica Estricta

Fecha: 28 de Febrero de 2026

Analista: Senior ML Engineer / Data Scientist

1. Análisis de Arquitectura y Fundamentos

El framework UNCASE se basa en una arquitectura de 5 capas (Layer 0 a Layer 4) para la orquestación de datos sintéticos. Técnicamente, el núcleo utiliza Python 3.11+ con una pila asíncrona (FastAPI, SQLAlchemy Async, LiteLLM), lo cual es adecuado para la concurrencia en I/O.

Fortalezas Técnicas Fundamentadas

1. Aislamiento de Privacidad (Layer-Level Interception):

El uso de un interceptor en la capa de transporte para el escaneo de PII (Personal Identifiable Information) mediante Presidio NER y heurísticas de Regex asegura que la filtración de datos se detenga antes de la persistencia o el tránsito hacia APIs externas. Esto reduce la superficie de ataque para fugas de datos en entornos regulados.

2. Integridad de Datos vía Pydantic:

Toda la comunicación entre capas está estrictamente tipada y validada mediante esquemas de Pydantic. Esto garantiza que la degradación de datos (data drift) o formatos corruptos provenientes de LLMs sean interceptados en el punto de entrada, evitando errores en cascada en el entrenamiento (Layer 4).

3. Auditabilidad Inmutable:

La implementación de un log de auditoría desacoplado de los logs de aplicación, con esquemas relacionales para actores y recursos, cumple con los requisitos técnicos de trazabilidad para normativas como ISO 27001 o SOC2.

Debilidades y Limitaciones Técnicas

1. Métricas de Calidad Heurísticas vs. Semánticas:

Las métricas de Coherencia y Fidelidad Factual se basan en similitud de Jaccard y presencia de palabras clave (Regex). Desde el punto de vista científico, esto es insuficiente para validar la veracidad lógica de una conversación. Un LLM puede generar texto que contenga todas las palabras clave pero que sea semánticamente incoherente o factualmente falso, y el sistema actual lo aprobaría con una puntuación alta.

2. Fragilidad en la Integración de DP-SGD (Privacidad Diferencial):

La implementación de DP-SGD mediante parches en el optimizador del SFTTrainer de la librería `trl` es técnicamente inestable. Depende de la estructura interna de librerías de terceros que cambian frecuentemente, lo que representa un riesgo de regresión en la seguridad del modelo entrenado.

3. Cuello de Botella en la Orquestación:

A pesar de utilizar `asyncio`, el `PipelineOrchestrator` procesa etapas de generación de forma secuencial. Esto resulta en una infrautilización de recursos de cómputo y aumenta linealmente el tiempo de ejecución respecto al volumen de datos, limitando el throughput del sistema en entornos de alta demanda.

4. Dependencia de Fallback por Regex en el Parser:

El sistema intenta parsear JSON, pero tiene un fallback basado en expresiones regulares para extraer fragmentos. Esto es una "curita" técnica que enmascara fallos de instrucción en el modelo de generación, lo que puede llevar a la ingesta de datos con estructura malformada si el fallback falla silenciosamente.

2. Análisis de Métricas de Validación

Métrica	Fundamento Técnico	Limitación Objetiva
---------	--------------------	---------------------

---	---	---
-----	-----	-----

ROUGE-L	Basado en la racha común más larga.	No captura la intención dialógica ni la fluidez.
---------	-------------------------------------	--

Similitud de Jaccard	Intersección sobre unión de tokens.	Penaliza la sinonimia y la riqueza de vocabulario.
----------------------	-------------------------------------	--

Presidio NER	Reconocimiento de entidades mediante modelos estadísticos.	Sensible a falsos negativos en idiomas o j
--------------	--	--

3. Conclusiones Técnicas de Ingeniería

El framework UNCASE es una pieza de ingeniería bien estructurada pero con una dependencia excesiva de heurísticas tradicionales para problemas (LLMs) que requieren soluciones semánticas.

Veredicto Técnico:

El sistema es apto para entornos de desarrollo y prototipado seguro. Para una implementación en producción crítica de Grado A, es imperativo transicionar hacia validadores basados en embeddings (Modelos de Recompensa o Jueces LLM) y robustecer el pipeline de entrenamiento para evitar dependencias frágiles en la capa de privacidad diferencial.

Versión de Auditoría: 1.0 (Sin sesgo comercial)