



# GEPA: Optimización Automática de Prompts con Reflexión

Cómo un LLM 'profesor' mejora automáticamente tus prompts mediante análisis de errores

DEMO TÉCNICA

REFLEXIO LAB

# El Desafío: Optimizar Prompts es Lento y Manual

## Antes de GEPA

- Escribes un prompt genérico basado en intuición
- Pruebas manualmente con casos aislados
- Ves errores, ajustas por prueba y error
- Repites durante horas para mejoras marginales
- Resultado depende completamente de tu experiencia

El proceso es artesanal, subjetivo y no escalable.

## Con GEPA

- Defines prompt inicial y casos de prueba
- GEPA ejecuta y analiza errores automáticamente
- LLM "profesor" genera variantes optimizadas
- Búsqueda evolutiva identifica el mejor candidato
- Resultado: prompt especializado en minutos

El proceso es sistemático, medible y reproducible.

# Qué Hace GEPA: Test-Driven Development para Prompts

01

## Ejecutar

El prompt actual procesa micro-lotes de 3 casos para observar errores y aciertos. Evaluación ágil que permite iteración ultra-rápida sin consumir todo el dataset.

02

## Reflexionar

El LLM Profesor analiza los errores detectados, razona sobre las causas raíz y propone mejoras específicas. Ejemplo: "El prompt olvidó mencionar límites monetarios, debería enfatizar precisión numérica".

03

## Evolucionar

Genera variantes mejoradas del prompt, las evalúa sistemáticamente y mantiene las mejores. Se repite hasta alcanzar el score objetivo definido.



Búsqueda evolutiva Pareto-eficiente: mantiene candidatos complementarios, no solo el mejor





# El Cambio de Paradigma: De la Artesanía a la Ingeniería

GEPA es TDD para Prompts

1

## El Problema Actual

*Vibe-based prompting*: escribimos, probamos un caso, y "creemos" que funciona. Sin métricas, sin validación sistemática.

2

## La Solución GEPA

Aplicamos **Test-Driven Development** al lenguaje natural. Definimos tests, medimos métricas, iteramos automáticamente.

3

## El Resultado

Profesionalización del desarrollo de IA Generativa con procesos reproducibles y resultados medibles.

GEPA no solo valida el prompt; **lo escribe por ti** hasta que los tests pasan en verde.

# TDD Clásico vs. Flujo GEPA

La analogía perfecta entre desarrollo de software y prompts

Fase TDD (Software)	Fase GEPA (Prompt Engineering)
1. Write Test	Definir Dataset de Entrenamiento y Validación (Inputs + Salidas Esperadas)
2. Red (Falla)	Baseline Run (Prompt inicial con baja precisión, ej: 40%)
3. Code & Refactor	Optimización Automática (Modelo Profesor reescribe basándose en errores)
4. Green (Pasa)	Prompt Optimizado (Alcanza métrica objetivo, ej: >90%)
5. Integration Test	Prueba de Robustez (Validar generalización en Test Set)

## El Superpoder

En TDD tradicional, **tú** escribes el código. En GEPA, **la IA** analiza el error y reescribe el prompt. Es **TDD Autónomo**.

# Estrategia Profesor-Estudiente

El secreto: desacoplar inteligencia de inferencia

- 1 Fase 1: Optimización**  
**Modelo PROFESOR (GPT-4o):** Alta capacidad analítica para analizar errores y redactar prompt maestro. Inversión inicial controlada que se realiza una sola vez.
- 2 Resultado Intermedio**  
Se genera un **Prompt Especializado** que captura la inteligencia del modelo profesor en forma de instrucciones precisas.
- 3 Fase 2: Producción**  
**Modelo EFICIENTE (GPT-4.1-mini):** Ejecuta miles de llamadas con el prompt optimizado. Calidad de nivel GPT-4o al costo de GPT-4.1-mini.

Reducción del 90% en costos de producción

Inteligencia de GPT-4o al costo de GPT-4.1-mini

## Learning Model





# Resultados Reales: Impacto Medido en el Laboratorio

Mejoras consistentes con estrategia estudiante GPT-4.1-mini

Caso de Uso	Mejora	Detalle
Email Urgency	+38%	59.1% → 85.5% precisión
CV Extraction	+24%	60.0% → 84.3% precisión
Text-to-SQL	+41%	32.5% → 59.2% precisión
RAG Optimization	+42%	51.7% → 85.2% precisión

Mejoras consistentes de **+25% a +42%** en todos los casos sin cambiar de modelo, solo optimizando el prompt.



# ROI: Inversión Mínima, Retorno Masivo

Análisis de costo-beneficio con datos reales

\$0.12

Costo Total de Optimización

Inversión única: 510 Llamadas Task Model (\$0.04) +  
25 Llamadas Reflection Model (\$0.08)

101

Punto de Equilibrio

Llamadas necesarias para recuperar la inversión inicial

91,950%

ROI a 100K Llamadas

Ahorro de \$109.88 sobre inversión de \$0.12

## Ejemplo: 1,000 Llamadas

**Sin GEPA:** Modelo potente (GPT-4o) = \$1.25  
**Con GEPA:** Optimización (\$0.12) + Mini (\$0.15) = \$0.27  
**Ahorro:** \$0.98 USD (78% reducción)  
**ROI:** 820% de retorno

## Escalabilidad del Ahorro

500 Llamadas: ROI 360%  
5,000 Llamadas: ROI 4,502%  
50,000 Llamadas: ROI 45,925%  
  
A mayor escala, mayor ahorro proporcional.



# Arquitectura del Sistema

Componentes y flujo de datos de GEPA



## Dataset de Entrenamiento, Validación, Test(Robustez)

Casos con inputs y salidas esperadas en formato CSV o JSON. Define el criterio de éxito objetivo.



## Configuración YAML

Define modelos (profesor/estudiante), métricas, límites de iteración y parámetros de búsqueda evolutiva.



## Motor de Optimización GEPA

Ejecuta ciclos de evaluación, reflexión y evolución. Mantiene leaderboard de candidatos Pareto-óptimos.



## Artefactos de Salida

Prompts inicial/final, resultados JSON, métricas CSV y reportes de ROI y performance.

# Demo en Vivo: Qué Veremos

01

Ejecutar Optimización

Comando: `python universal_optimizer.py --config experiments/configs/email_urgency.yaml --verbose`

Modo Verbose: Veremos en tiempo real cómo el "Profesor" analiza errores. Tiempo: ~3-5 minutos.

02

Comparar Antes vs Después

Prompt inicial genérico vs prompt optimizado especializado. Comparación de scores: Baseline vs Optimized vs Test.

03

Revisar Artefactos

Entrada: `email_urgency.csv`, `email_urgency_v1.json`

Salida: `initial_prompt.txt`, `final_prompt.txt`, `results.json`, `metricas_optimizacion.csv`

04

Visualizar Leaderboard y ROI

Comando: `python utils/leaderboard.py`

Gráficos: `gepa_roi_analysis.png` y `gepa_performance_improvement.png` con punto de equilibrio y proyección de ahorros.

¿Ahora vemos GEPA en acción?

