

FoodScope: Informe Final del Proyecto

YanRu Wu Jin

9 de febrero de 2025

hack(io)

${\bf \acute{I}ndice}$

1.	Resumen Ejecutivo
2.	Descripción del Caso de Negocio 2.1. Contexto y Motivación
3.	Pipeline ETL
	3.1. Extracción
	3.2. Transformación
	3.3. Carga
4.	Resultados del Modelo
	4.1. Detección de Ingredientes
	4.2. Sistema de Recomendación
5.	Impacto de Negocio y Recomendaciones
	5.1. Impacto para los Consumidores
	5.2. Impacto para los Supermercados
6.	Conclusiones y Próximos Pasos
	6.1. Conclusiones
	6.2. Próximos Pasos
7	Recursos Adicionales

1. Resumen Ejecutivo

FoodScope es una solución integral que combina inteligencia artificial, análisis de datos y visión por computadora para optimizar la planificación de recetas y la gestión de compras. El sistema aborda las siguientes necesidades:

- Consumidores: Facilitar la identificación de los ingredientes disponibles en casa y ofrecer recetas personalizadas basadas en ese inventario, reduciendo el desperdicio y ahorrando tiempo en la planificación.
- Supermercados: Proporcionar datos precisos sobre la demanda de productos, lo que permite ajustar inventarios y potenciar las ventas cruzadas mediante recomendaciones de compra.

Objetivo del Proyecto:

Desarrollar un sistema que:

- Detecte automáticamente los ingredientes mediante imágenes utilizando el modelo preentrenado Grounding DINO.
- Recomiende recetas basadas en los ingredientes detectados, aplicando técnicas de procesamiento de lenguaje natural (TF-IDF) y una función de matching.
- Conecte a los usuarios con supermercados para facilitar la compra de ingredientes faltantes.

Metodología:

- Pipeline ETL: Se extraen recetas de sitios web como AllRecipes y Directo al Paladar mediante spiders de Scrapy, se transforman los datos (incluyendo la traducción de ingredientes con DeepTranslator y la obtención de información nutricional a través de la API de Edamam) y se cargan en una base de datos relacional en Supabase.
- Detección de Ingredientes: Se emplea Grounding DINO para identificar y segmentar los ingredientes en imágenes sin necesidad de entrenamiento adicional, generando encuadres que permiten validar visualmente los resultados.
- Sistema de Recomendación: Se utiliza TF-IDF para vectorizar los ingredientes y se aplica un matching bidireccional que prioriza recetas que se ajusten al inventario real del usuario, incorporando filtros nutricionales y etiquetas de salud.
- Interfaz de Usuario: La aplicación, desarrollada en Streamlit, permite capturar imágenes, editar listas de ingredientes y visualizar recetas recomendadas, además de conectar al usuario con supermercados mediante enlaces directos.

Resultados:

El sistema demuestra un alto rendimiento en la detección de ingredientes comunes y proporciona recomendaciones personalizadas que optimizan la planificación de comidas. La integración con supermercados añade un valor estratégico, facilitando la conversión de ventas y permitiendo a los establecimientos ajustar su oferta en función de la demanda.

2. Descripción del Caso de Negocio

El mercado culinario y de supermercados se enfrenta a dos desafíos principales:

1. Para los consumidores:

- La dificultad de gestionar los ingredientes disponibles en casa y planificar recetas de manera eficiente.
- La ineficiencia en la compra de ingredientes faltantes.

2. Para los supermercados:

■ La falta de datos precisos sobre la demanda de productos, lo que limita la optimización de inventarios y las estrategias de venta cruzada.

2.1. Contexto y Motivación

FoodScope se concibe como una herramienta que simplifica la planificación de comidas al identificar automáticamente los ingredientes presentes en el hogar mediante técnicas de visión y, a partir de ellos, recomendar recetas adaptadas. Además, permite conectar a los consumidores con supermercados, mostrando en tiempo real la disponibilidad y precios de los productos faltantes. Esta solución no solo optimiza la experiencia del usuario, sino que también ofrece a los supermercados datos valiosos para ajustar su oferta y mejorar las ventas.

2.2. Solución Propuesta

La propuesta se estructura en tres pilares:

- Pipeline ETL: Extrae datos de recetas de múltiples fuentes, los transforma (mediante traducción, normalización y enriquecimiento con información nutricional) y los carga en una base de datos relacional.
- Detección de Ingredientes: Utiliza un modelo de visión preentrenado (Grounding DINO) que permite identificar y segmentar ingredientes en imágenes sin necesidad de etiquetas específicas.
- Sistema de Recomendación: Basado en técnicas de NLP (TF-IDF), matching bidireccional y filtros nutricionales, sugiere recetas personalizadas y conecta al usuario con supermercados para adquirir ingredientes faltantes.

3. Pipeline ETL

El pipeline ETL de FoodScope es fundamental para garantizar la calidad y consistencia de los datos de recetas. Se divide en tres fases principales: Extracción, Transformación y Carga.

3.1. Extracción

Se han desarrollado spiders con **Scrapy** para extraer información de sitios web:

- AllRecipes: Utiliza la clase SitemapSpider para recorrer el sitemap y filtrar URLs que contengan /recipe/. Se extraen datos como el título, ingredientes (nombres, cantidades y unidades), raciones e instrucciones. La información se almacena en allrecipes.jsonl.
- Directo al Paladar: De manera similar, se recorre el sitemap, se filtran las URLs y se evitan duplicados comparando con registros previos. Los datos se guardan en dap.jsonl.

3.2. Transformación

En esta fase se realizan varios procesos:

Traducción y Estandarización

Los ingredientes se traducen (usando DeepTranslator) para que sean reconocidos por la API de Edamam y se normalicen en un idioma estándar (generalmente inglés).

Obtención de Datos Nutricionales

Se realiza una petición a la API de Edamam para recuperar:

- Peso (g), calorías (kcal), proteínas, grasas, carbohidratos, azúcares y fibra.
- Etiquetas de salud (por ejemplo, vegan, gluten-free).

Normalización y Ensamblaje

Dado que las recetas pueden tener variaciones en la redacción y en las unidades de medida, se normalizan los valores nutricionales a una base de 100 g. Al final del proceso se genera:

- Un listado de ingredientes estandarizados con sus valores nutricionales.
- Un resumen completo de cada receta, que incluye nombre, URL, nutrientes totales por porción, raciones y etiquetas de salud.

Las funciones de este proceso se encuentran en el módulo support_etl.py.

3.3. Carga

La información transformada se carga en una base de datos relacional en **Supabase** (basado en PostgreSQL).

Inserción de Recetas

Se crean registros en la tabla recipes con:

- Nombre, URL y descripción de la receta.
- Información nutricional ajustada al número de raciones.
- Número de raciones.
- Precio en supermercado (Mercadona en este caso).

Registro de Ingredientes y Relaciones

Antes de insertar un ingrediente, se verifica su existencia en la tabla ingredients. Si es nuevo, se crea un registro (generando un ID único mediante hashlib). Luego, se establece la relación entre la receta y el ingrediente en la tabla recipe_ingredients.

Gestión de Etiquetas de Salud

Las etiquetas de salud se almacenan en la tabla tags y se relacionan con las recetas mediante la tabla intermedia recipe_tags, lo cual permitirá su uso para los filtros en el sistema de recomendación.

Estadísticas para supermercados

También se incluye una tabla con los ingredientes buscados por los usuarios. Dicha tabla proporcionará datos que se podrán proveer a supermercados para estudiar la demanda y popularidad de ingredientes para ajustar sus estrategias de negocio.

El diagrama completo se puede observar en la figura 1.

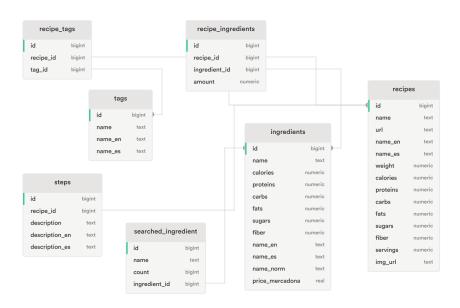


Figura 1: Diagrama de la base de datos relacional utilizada en FoodScope

4. Resultados del Modelo

En esta sección se describen los resultados obtenidos en los dos componentes clave del sistema: la detección de ingredientes y el sistema de recomendación.

4.1. Detección de Ingredientes

Modelos Evaluados

Se evaluaron varios modelos de visión por computadora:

- CLIP: Relaciona imágenes y texto, pero no genera encuadres (bounding boxes), lo que dificulta la verificación visual.
- Owl ViT: Basado en transformers para la detección de objetos; sin embargo, en algunos casos mostró baja precisión.
- Grounding DINO: Se eligió por su capacidad para detectar ingredientes sin necesidad de entrenamiento específico y por generar encuadres, lo que permite una validación visual detallada.

El prompt usado se creó con algunos de los ingredientes más reconocibles visualmente, como los plátanos o el brócoli, con un total de 85 ingredientes diferentes.

Evaluación Cualitativa

La evaluación se realizó observando imágenes procesadas en la aplicación:

- Los ingredientes más comunes (ej. tomate, manzana, plátano) se detectan de forma consistente.
- La detección de ingredientes menos representados es más variable, indicando posibles áreas de mejora (por ejemplo, con un dataset específico o fine-tuning).
- Uno de los problemas del modelo escogido es la ambigüedad de la clasificación en algunos casos (como pepino y calabacín), lo cual resulta en una fusión de los términos por parte del modelo. Esto se solucionó consultando las predicciones en la base de datos, quedándonos con aquellos ingredientes que existían, complementado con la posibilidad de editar ingredientes por parte del usuario. Un ejemplo de estos efectos se observa en la figura 2.

El código de esta sección se encuentran en el módulo support_cv.py

4.2. Sistema de Recomendación

Metodología y Tecnologías

El sistema de recomendación se basa en:

■ **TF-IDF:** Se utiliza para vectorizar los ingredientes y ponderar la importancia de cada término, penalizando aquellos muy frecuentes para que las recomendaciones se ajusten en base a los ingredientes clave de cada receta.



Figura 2: Ejemplo de detección de ingredientes utilizando Grounding DINO

- Matching de Ingredientes: Favorece las recetas que se pueden preparar con los ingredientes disponibles, evitando así recetas con listas excesivamente largas, priorizando aquellas que se puedan hacer con el menor número de ingredientes adicionales posibles.
- Filtros de salud: Muestra solo las recetas que se ajusten a los requisitos dietarios del usuario, ya sea por dietas o calorías.

Resultados Observados

Aunque la evaluación es principalmente cualitativa, se han observado mejoras en la personalización de las recetas sugeridas:

■ La combinación de TF-IDF y matching bidireccional permite filtrar recetas irrelevantes y priorizar aquellas que se ajustan mejor al inventario del usuario, a diferencia de un uso puro de NLP.

Todo el sistema de recomendación queda descrito en support_recsys.py.

5. Impacto de Negocio y Recomendaciones

FoodScope tiene el potencial de transformar tanto la experiencia del consumidor como la estrategia comercial de los supermercados.

5.1. Impacto para los Consumidores

- Optimización de la Planificación de Comidas: La detección automática de ingredientes y la recomendación de recetas personalizadas permiten a los usuarios aprovechar mejor los ingredientes disponibles, reduciendo el desperdicio.
- Ahorro y Comodidad: La integración con supermercados (mostrando precios y disponibilidad) facilita la compra de los ingredientes faltantes sin salir de la receta.

5.2. Impacto para los Supermercados

- Incremento en Ventas: La vinculación de ingredientes faltantes con productos disponibles en supermercados puede potenciar ventas cruzadas y aumentar la conversión.
- Datos Estratégicos: La recopilación de datos sobre la demanda de productos y las recetas populares ofrece información clave para ajustar inventarios y estrategias de marketing.





- (a) Ejemplo de entrada de receta
- (b) Ejemplo de estadísticas de búsquedas

Figura 3: Ejemplos de la interfaz

6. Conclusiones y Próximos Pasos

El proyecto FoodScope demuestra la viabilidad y potencial de integrar técnicas de visión por computadora y procesamiento de lenguaje natural para optimizar la planificación de recetas y la experiencia de compra. Los resultados obtenidos son prometedores, aunque existen áreas de mejora identificadas durante la evaluación cualitativa.

6.1. Conclusiones

- Calidad y Consistencia de Datos: El pipeline ETL garantiza que los datos extraídos, transformados y cargados sean consistentes, lo cual es fundamental para el correcto funcionamiento del sistema.
- Eficacia en la Detección de Ingredientes: Grounding DINO se presenta como la mejor opción para la detección de ingredientes, aunque la precisión en ingredientes poco comunes podría beneficiarse de un ajuste adicional.
- Recomendación Personalizada: El sistema de recomendación basado en TF-IDF, matching bidireccional y filtros de salud mejora la personalización y relevancia de las recetas sugeridas con una gran posibilidad de personalización.
- Puente directo con supermercados: La interfaz muestra información actualizada sobre los precios de los productos, con posibilidad de compra a través de links directos a las páginas de supermercados.

6.2. Próximos Pasos

- Realizar fine-tuning de Grounding DINO utilizando un dataset específico (por ejemplo, COCO) en plataformas cloud (AWS, Azure, etc.) con GPUs para mejorar la detección de ingredientes menos comunes.
- En este proyecto finalmente solo se empleó uno de los conjuntos de datos extraídos, directoalpaladar. Sin embargo, la incorporación de el otro dataset es muy directa para futuras implementaciones.
- Ampliar la base de datos de recetas incorporando nuevas fuentes y soportando múltiples idiomas, así como su implementación en la webapp.
- Añadir más datos como la dificultad de las recetas o su duración para dar mayor opción de customización en las recomendaciones.
- Establecer métricas cuantitativas (precisión, recall, F1-score) para evaluar de forma objetiva la detección de ingredientes. Esto se lograría con un train test val split en el dataset de *fine-tuning*.
- Mejorar la integración con supermercados para incluir información en tiempo real sobre precios y disponibilidad, lo que facilitará la conversión de ventas.
- Añadir cuentas de usuario e interacciones sociales para obtener datos de tendencias e implementar un sistema de recomendación colaborativo, apoyando así al actual que se basa solo por contenido.
- Ampliar las estadísticas útiles para supermercados, incluyendo fechas de registros para analizar tendencias y estacionalidad de las búsquedas, y complementar con filtros demográficos de los usuarios.
- Implementar los modelos en una API con frameworks como Flask o FlastAPI, permitiendo así desvincular el front de python, ampliando las posibilidades de una interfaz más amigable y fluida para el usuario final.

7. Recursos Adicionales

La **webapp** se puede encontrar hosteada en: foodscope.streamlit.app

El **código** completo del proyecto se puede visualizar en repositorio de github: https://github.com/yanruwu/foodscope