

**Proyecto Fin de Máster**

Máster en Big Data, Inteligencia Artificial y Data Science

**HealthBite:**

Aplicación con Visión Artificial y Lenguaje Natural para la nutrición personalizada a partir de ingredientes y estado del usuario

Septiembre 2025

**Autor:** Óscar Xu Zhou

Guión:

* Resumen
* 1) Introducción
  + 1.1 Contexto y justificación del proyecto
  + 1.2 Objetivos del proyecto
* 2) Flujo de la aplicación y algoritmos utilizados
* 3) Análisis exploratorio de datos (EDA)
* 4) Creación de modelo YOLO
  + 5.1) Construcción de datasets
  + 5.2) Entrenamiento del modelo
  + 5.3) Evaluación del modelo y ejemplos de predicción
* 5) Creación de modelo NLP
  + 6.1) Construcción de datasets
  + 6.2) Entrenamiento del modelo
  + 6.3) Evaluación del modelo y ejemplos de predicción
* 6) Algoritmo de recomendación y RAG LLM como juez
  + 7.1) Combinación de los modelos YOLO + NLP
  + 7.2) Traducción del dataset utilizado de recetas
  + 7.3) Algoritmo de recomendación por reglas y puntuación
  + 7.4) RAG LLM como juez final y prompt engineering
* 7) Conclusiones y resultados
  + 8.1) Limitaciones actuales
  + 8.2) Trabajo futuro

# **Introducción**

## Contexto y justificación del proyecto

El desperdicio alimenticio es uno de los grandes problemas que afronta la sociedad actual. Se estima que en la Unión Europea los hogares generan un 54% del desperdicio total, lo que equivale a aproximadamente 72 kilos de desperdicio por persona. (Eurostat, 2024). Este fenómeno no solo implica pérdidas económicas, sino también un fuerte impacto ambiental, dado que se desaprovecha toda la energía invertida en la producción y la descomposición de los alimentos en vertederos genera gases de efecto invernadero.

Diversos estudios señalan que el uso cotidiano de la nevera está relacionado con desperdicio alimenticio. Un estudio sociológico descubrió que, en muchos casos, los productos quedan olvidados o quedan ocultos por la posición, causando que caduquen sin ser consumidos (Heidenstrøm & Hebrok, 2020) Por otra parte, otro estudio reveló que el uso de la nevera es asociado a un aumento del 24.35% de desperdicio alimenticio (Longqiang Zhao, Min, Wang, & Yu, 2024). Estos datos evidencian la necesidad de soluciones que ayuden a la optimización del consumo de los alimentos almacenados en la nevera.

Adicionalmente al contexto de desperdicio, la nutrición personalizada se ha consolidado como un campo emergente alcanzando grandes mejoras sobre todo con los últimos avances en inteligencia artificial. Aunque existen aplicaciones móviles que ofrecen recomendaciones dietéticas, una gran mayoría se han enfocado a proporcionar información tras un escaneo códigos de barras o proponer recetas aleatorias o genéricas, mayoritariamente orientadas a dietas saludables o fitness. Estas soluciones rara vez tienen en cuenta los ingredientes realmente disponibles en el hogar ni cubren las necesidades dietéticas específicas del usuario.

Este proyecto propone el desarrollo de HealthBite, una aplicación inteligente basada en visión artificial, algoritmos de lenguaje natural y modelos de lenguaje de gran escala (LLM). Su objetivo es recomendar recetas que, por un lado, prioricen el uso de los ingredientes disponibles en la nevera para reducir el desperdicio alimenticio, y por otro, contribuyan a mejorar la salud dietética del usuario al cubrir carencias nutricionales potenciales inferidas a partir de descripciones de estado anímico/físico. De este modo, la propuesta combina sostenibilidad, innovación tecnológica y bienestar personal en una única solución escalable.

## Objetivos del proyecto

**Objetivo principal:**

Desarrollar una aplicación inteligente capaz de recomendar recetas considerando tanto los ingredientes disponibles en la nevera del usuario como sus posibles deficiencias nutricionales, inferidas a partir de descripciones de su estado anímico o físico. Adicionalmente, será capaz de explicar las razones de cada recomendación.

**Objetivos específicos:**

* Realizar un análisis exploratorio de datos (EDA) sobre resultados de encuestas de consumición alimentario en hogares de España, con el fin de obtener mejor entendimiento sobre patrones y productos más consumidos
* Creación de un modelo de visión artificial (YOLO) para identificar automáticamente los ingredientes disponibles en la nevera a partir de imágenes
* Entrenar un modelo de procesamiento del lenguaje natural (NLP) capaz de clasificar descripciones del estado anímico/físico del usuario en síntomas y asociarlas con posibles deficiencias nutricionales
* Implementar un sistema de traducción automática a gran escala mediante modelos NLP para adaptar el dataset de recetas del inglés al español
* Construir un sistema de puntuación que permita ordenar las recetas en función de su afinidad al contexto específico del usuario (ingredientes disponibles y necesidades nutricionales).
* Desarrollar e integrar un LLM con RAG, ajustado mediante técnicas de prompt engineering, que actúe como juez final para validar que las condiciones de recomendación se cumplen y genere una explicación clara para el usuario.
* Integrar todos los modelos en una aplicación interactiva con Streamlit, lista para ser utilizada en un entorno real por usuarios finales.

# A diagram of a diagram AI-generated content may be incorrect.**Flujo de la aplicación y algoritmos utilizados**

*Imagen 1: Diagrama de flujo de la estructura y sistema de la aplicación*

Tal y como se puede observar en el diagrama de flujo, el proceso hasta llegar a la recomendación personalizada final de recetas pasa por varias fases:

**Fase de inputs:**

En esta fase se obtienen los inputs necesarios para los modelos a utilizar posteriormente:

* Se recogen dos inputs del usuario: una foto de su nevera y una descripción breve de su estado físico/anímico.
* Se carga internamente un dataset de recetas (2+ millones de registros) que servirá como base para las recomendaciones. **Fase de entrenamiento y aplicación de los modelos:**

**Fase de entrenamiento y aplicación de modelos**

En este paso se entrenarán y se aplicarán tres modelos principales:

* **Detección de objetos *(YOLO, You Only Look Once):*** es un modelo de detección de objetos basado en redes convolucionales que predice clases de objetos a partir de cajas delimitadas. Se ha fine-tuneado con fotos curadas de ingredientes en la nevera combinando datos públicos con fotos sintéticas generadas por scripts de Python y data augmentation.
* **NLP para síntomas (base BERT):** se utiliza un modelo *Transformer* capaz de entender descripciones en español y clasificar a partir de del texto de estado síntomas y posibles deficiencias nutricionales. Se ha fine-tuneado con descripciones anímico-físcas con un dataset sintético compilado a partir de fuentes médicas y clínicas
* Por último, también se utiliza el **modelo Marian MT**, modelo encoder-decoder para la traducción masiva del dataset de recetas de más de 2 millones de filas del inglés al español.

**Outputs de los modelos:**

En esta fase, se recogen las salidas de los diferentes modelos:

* Ingredientes disponibles (a partir de la foto de nevera usando YOLO)
* Síntomas y posibles deficiencias en nutrientes (a partir de la descripción)
* Recetas en español (a partir de la traducción masiva)

Estos resultados alimentarán el sistema de puntuación

**Sistema de puntuación:**

Se ha desarrollado un algoritmo que puntúa y hace un ranking de cada receta en base a una serie de métricas. Se evalúan aspectos como: si la receta requiere ingredientes que ya dispone el usuario en la nevera, si la receta contiene ingredientes que ayudarían con la deficiencia de nutrientes del usuario, etc.

**Recomendación final:**

En esta última fase, se toman las 10 recetas mejor puntuadas y un LLM (Large Language Model), con RAG (Retrieval-Augmented Generation), actúa como juez para seleccionar las tres mejores finales. El modelo recupera evidencia relevante (ingredientes detectados, síntomas/deficiencias y fichas de las recetas) y se guía por instrucciones (prompting) con criterios explícitos. Con ese contexto, reevalúa las candidatas y descarta las que incumplen restricciones o requieren ingredientes críticos ausentes. Devuelve las tres recetas elegidas junto con una explicación breve del razonamiento.

# **Análisis exploratorio de datos (EDA)**

Con el objetivo final de construir una aplicación inteligente capaz de recomendar recetas personalizadas, el primer paso es realizar un análisis exploratorio de datos. El propósito principal del análisis exploratorio de datos es entender que categorías de alimentos tiene mayor consumición en la sociedad española.

Dado que debemos construir un modelo YOLO capaz de identificar los ingredientes en la nevera a partir de fotografías, necesitamos entender primero qué ingredientes son los más consumidos y determinar las clases a predecir. Hay una infinidad de ingredientes que los hogares pueden tener en la nevera, y eso supondría unos requerimientos muy altos de recursos computacionales para entrenar el modelo y cubrir todas las posibles clases. Para reducir la escala se ha decidido escoger 30 clases de alimentos a predecir. Sin embargo, para no sacrificar la calidad de recomendaciones, se realizará un análisis sobre los resultados de encuestas de consumición para entender qué son los alimentos más consumidos por españoles. De esta forma nos aseguraremos de que, a pesar de la pequeña escala, será una aplicación que aporte valor. El EDA servirá como razonamiento detrás de la decisión de las clases finales a predecir.

**Obtención de dataset:**

Los datos han sido obtenidos combinando diferentes resultados de encuestas realizadas a hogares sobre consumición de alimentos y son publicados periódicamente por el Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación (MAPA). Dado que los datos son publicados anual o semestralmente en documentos excel, se ha construido un script de Python que itera sobre cada archivo aplicando un proceso de preprocesamiento estandarizando el formato y combinándolos en un único dataset DataFrame (para más información, véase el anexo). El dataset contiene métricas que revelan patrones de consumo en España como pueden ser: consumo per cápita, gasto por cápita y la penetración de la categoría de alimento (es decir, en qué porcentaje de hogares se consume actualmente).

**Depuración y procesamiento realizado:**

Adicionalmente al proceso de estandarización de formato, también se ha realizado depuración del dataset. Los datos públicados contienen muchas filas que no son representativas o de utilidad para el análisis exploratorio (por ejemplo, filas de subtotales, filas donde no se especifica nada, etc.). Se ha decidido codificar cada fila del dataset de encuestas para poder filtrar después y obtener solamente filas que son de interés. A continuación se muestra un ejemplo del procesamiento realizado:

En primer lugar, se codifica cada fila basándonos en el nombre original en categorías diferentes del 0 al 3. Solamente nos quedaremos con la categoría 1

* Categoría 0: el nombre es demasiado genérico (ej.: “total alimentación”, “total carnes”).
* Categoría 1: el nombre es representativo (ej.: “Huevos”, “Miel”).
* Categoría 2: el nombre es demasiado específico y puede estar englobado en otra fila (ej.: “Huevos a granel”, “Huevos envasados”).
* Categoría 3: nombres ambiguos que no aportan valor (ej.: “Otras carnes”, “Otras aves”).

En segundo lugar, se refinan algunos nombres para mejor legibilidad posteriormente (ej: T.Huevos UNDS -> “Huevos”). Por último, cuando hay demasiados nombres únicos realizar un análisis exploratorio sería difícil por lo tanto se ha decidido agrupar diferentes alimentos bajo categorías de la pirámide alimenticia. Por ejemplo, en lugar de tener manzana, plátano por separado, tenemos una categoría de frutas.

(Poner un ejemplo en formato tabla) A continuación se muestra un snippet de cómo quedaría el dataset:

* Ejemplo final:A black and white screen with white text

  AI-generated content may be incorrect.

**Análisis de datos:**

En esta sección se incluirán solamente los descubrimientos principales, para todo el detalle véase el anexo XXXX. En el análisis se ha centrado sobre todo en encontrar los productos con mayor penetración en los hogares españoles y aquellos productos con mayor crecimiento porcentual de penetración. Así se cubre no solamente los alimentos que han sido históricamente muy consumidos si no que también tenemos en cuenta también los productos que están en auge y teniendo un crecimiento rápido de adopción. A través de las gráficas en el anexo XXXX, podemos observar lo siguiente:

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Productos con mayor número de métrica por categoría | | | | |
| Métrica | Verduras y hortalizas | Pescados y mariscos | Lácteos, derivados y huevos | Carnes | Frutas |
| % Penetración |  |  |  |  |  |
| Consumo per cápita |  |  |  |  |  |
| Crecimiento anual % penetración |  |  |  |  |  |
| Crecimiento anual % consumo per cápita |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |

Se pone un ejemplo de las gráficas utilizadas (para las completas véase el anexo XXX)

También se ha realizado un chequeo rápido de los resultados por grupos socioeconómicos para ver si hay demasiado desbalance en métricas en las clases de productos escogidas a predecir posteriormente en el modelo YOLO. Se han comparado los porcentajes de penetración en el hogar por poder económico así como la edad de los particulares.

También se ha tenido en cuento un poco el contexto de nevera. (hay alimentos que simplemente no deberían aparecer (por ejemplo ducles y bollería) conservas, o bebidas

A graph showing different colored bars

AI-generated content may be incorrect.

A graph of different colored bars

AI-generated content may be incorrect.

A graph showing different colored bars

AI-generated content may be incorrect. A graph showing a line

AI-generated content may be incorrect.

# **Creación del modelo**

ANEXO

A group of graphs on a white background

AI-generated content may be incorrect.

A group of colorful bars

AI-generated content may be incorrect.