



**COMILLAS**  
UNIVERSIDAD PONTIFICIA

**ICAI**

ANALÍTICA SOCIAL Y DE LA WEB

## PRÁCTICA FINAL

**APPLE**

DEPARTAMENTO DE TELEMÁTICA Y COMPUTACIÓN

**ELENA CONDERANA MEDEM y SERGIO CUENCA NÚÑEZ**

## Índice

<b>1. Definición del Problema .....</b>	<b>3</b>
1.1. Preguntas Clave .....	3
<b>2. Obtención de los Datos .....</b>	<b>4</b>
2.1. YouTube.....	4
2.2. Reddit.....	4
<b>3. Limpieza de los Datos.....</b>	<b>5</b>
3.1. Limpieza para Análisis de Tópicos.....	5
3.2. Limpieza para Análisis de Sentimientos.....	5
<b>4. Análisis de los Datos .....</b>	<b>6</b>
<b>5. Visualizaciones de los Datos .....</b>	<b>7</b>
5.1. Porcentaje de Comentarios en función de Tópicos ( <i>donut charts</i> ).....	7
5.2. Porcentaje de Comentarios en función de Tópicos ( <i>stacked bar chart</i> ) .....	7
5.3. Distribución de sentimiento por marca y producto ( <i>boxplots</i> ).....	7
5.4. Porcentaje de sentimientos por marca ( <i>bar chart</i> ) .....	7
5.5. Dispersión del sentimiento ( <i>scatterplot</i> ) .....	7
5.6. Modelo de cadena de Markov .....	8
<b>6. Conclusiones.....</b>	<b>9</b>
6.1. iPhone 16e .....	9
6.2. Airpods Pro 2 .....	9
6.3. Apple Vision Pro .....	9

# 1. Definición del Problema

El objetivo de este proyecto se centra en resolver una serie de cuestiones relacionadas con tres productos clave del ecosistema Apple, seleccionados por su impacto mediático y gran polarización de opiniones. Estos cuentan con una gran relevancia estratégica dentro de la compañía puesto que suponen lanzamientos recientes y caen dentro de categorías que suponen una gran parte de los ingresos de Apple.

- iPhone 16e: el nuevo modelo de entrada de Apple para 2025, basado en el procesador interno del iPhone 16. Su posicionamiento más asequible ha generado un gran volumen de opiniones, muchas de ellas críticas, respecto a si representa una versión “recortada o barata” del ecosistema Apple.
- AirPods Pro 2: reconocidos como líderes en calidad de sonido. Con este análisis se busca evaluar si los usuarios aún los perciben como una referencia en audio o si han perdido valor frente a la competencia.
- Apple Vision Pro: el dispositivo más disruptivo de Apple hasta la fecha. Con un precio muy elevado y una propuesta inmersiva sin precedentes, divide la opinión pública entre quienes lo ven como el futuro y quienes lo tachan de “juguete para multimillonarios”.

## 1.1. Preguntas Clave

A partir de estos tres productos, se plantean una serie de preguntas estratégicas que guían todo el análisis realizado:

1. iPhone 16e: ¿Hasta qué punto el iPhone 16e ha sido percibido por los usuarios como una versión barata o recortada del ecosistema de Apple? Esta pregunta aborda si el nuevo iPhone más asequible está siendo percibido como una propuesta con demasiados compromisos (características faltantes y elevado precio no justificado), y si está afectando a la percepción de valor de la marca iPhone.
2. AirPods Pro 2: ¿Son los AirPods Pro 2 los reyes del audio... o solo un accesorio sobrevalorado? En este caso, el propósito es medir si los usuarios siguen valorando estos auriculares por su sonido y funcionalidad, o si la competencia ha dañado su percepción como un producto premium.
3. Apple Vision Pro: ¿Gran avance en innovación, un juguete para multimillonarios o ambos? Con esta pregunta se busca medir el impacto de un producto que ha generado gran cantidad de controversia y múltiples críticas. El análisis se centra en averiguar si predomina el reconocimiento a la innovación o el escepticismo. ¿Cómo se ha percibido el producto, es un paso hacia una nueva realidad virtual, o solo un dispositivo elitista e inaccesible?

A través de herramientas como el análisis de sentimiento y la extracción de temas, el proyecto pretende no solo entender qué piensan los usuarios, sino también aportar *insights* que ayuden a definir campañas de marketing más alineadas con la percepción actual del público.

## 2. Obtención de los Datos

Esta fase fue una de las más complejas del proyecto, tanto por la gran cantidad de comentarios generados por los productos analizados y la manera de poder extraerlos de manera eficaz, como por las particularidades de cada una de las plataformas escogidas. Se utilizaron dos fuentes principales, YouTube y Reddit.

### 2.1. YouTube

Se seleccionaron canales especializados en tecnología con alto número de suscriptores y de gran popularidad, como MKBHD, iJustine, DigitalTrends o 6MonthsLater, cuyos vídeos sobre el iPhone 16e, AirPods Pro 2 y Apple Vision Pro acumulan millones de visualizaciones y un gran número de comentarios, por lo que son muy buena fuente para la recolección de datos.

Sin embargo, extraer esos comentarios no fue inmediato. YouTube renderiza dinámicamente esta sección con técnicas de carga asincrónica (*lazy loading*), lo que complica el *scraping* tradicional con herramientas como `BeautifulSoup`. Además, estos comentarios se presentan en grupos que se cargan bajo demanda al hacer *scroll*, lo que significa que no todos están expuestos de forma directa en el HTML.

Para ello, fue necesario implementar técnicas más avanzadas de *scraping* con Selenium, control de *scroll* dinámico e inspeccionar el HTML de la sección de comentarios para seleccionar aquellos elementos que extrajeran los comentarios junto con la fecha. Esto permitió obtener no solo los comentarios visibles en la primera carga de la página, sino que también los comentarios ocultos que solo se encontraban al deslizar la página.

### 2.2. Reddit

Reddit se escogió por su gran número de posts e hilos con capacidad para generar debates más profundos. En comunidades como `r/Apple`, `r/iPhone`, `r/Airpods`, o `r/VisionPro`, se encuentran reseñas con gran nivel de detalle, experiencias y respuestas de otros usuarios.

Nuevamente, el *scraping* inicial fue complejo dado que algunos hilos contaban cientos de comentarios, pero el *scrapeo* solo devolvía una pequeña fracción de los mismos. Tras varios intentos con las bibliotecas utilizadas para YouTube, se descubrió que Reddit ofrece una API oficial de manera gratuita bien documentada que permite acceder de forma más estructurada y fiable al contenido, tanto del *post* original como de los comentarios y respuestas anidadas.

La combinación de ambas fuentes permitió construir un gran dataset, heterogéneo, realista y con multitud de opiniones que abarca desde usuarios más técnicos hasta *consumidores* más generales, capturando así una muestra representativa de las percepciones sobre los tres productos.

### 3. Limpieza de los Datos

Una vez recopilados los comentarios, la siguiente tarea es la limpieza de los datos extraídos para poder analizarlos de forma precisa y hacer visualizaciones relevantes que permitan llegar a conclusiones válidas. Esta etapa se abordó con dos enfoques distintos, dependiendo de si el objetivo era extraer conclusiones válidas o la extracción de temas (tópicos).

#### 3.1. Limpieza para Análisis de Tópicos

Para identificar los temas más frecuentes y relevantes en las opiniones, era necesario eliminar todo aquello que no aportara valor semántico. Esto incluyó:

- Enlaces (URLs)
- Menciones a usuarios (@usuario o u/usuario)
- Signos de puntuación y caracteres especiales
- *Stopwords* (palabras vacías como “el”, “la”, “un”, etc.)
- Palabras genéricas no informativas como “introducción”, “review”, o referencias a youtubers/influencers como “mkbhd”, “ijustine”, etc.

```
def clean_text_for_analysis(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub(r"http\S+|www\S+", "", text) # remove URLs
    text = re.sub(r"(u/|@)\w+", "", text)      # remove mentions
    text = re.sub(r"[^\w\s]", "", text)         # remove punctuation/special chars

    tokens = word_tokenize(text)
    filtered = [w for w in tokens if w not in stop_words and len(w) > 2]
    lemmatized = [lemmatizer.lemmatize(w) for w in filtered]
    return " ".join(lemmatized)
```

Después de la limpieza, se aplicó tokenización y lematización para reducir las palabras a su forma base y facilitar la agrupación de temas. Este procesamiento fue importante para el análisis posterior en lo que se refiere a la construcción de modelos de tópicos como LDA y gráficas de frecuencia por palabra.

#### 3.2. Limpieza para Análisis de Sentimientos

Por su parte, el análisis de sentimiento exige una aproximación distinta. Aunque, también se eliminan URLs, menciones a usuarios y signos de puntuación, es importante mantener el contexto completo del comentario, ya que muchas veces el tono emocional depende de oraciones enteras o expresiones complejas. Si estas reseñas ven reducido su contenido mediante la eliminación de *stopwords* y pasan por procesos como la tokenización y lematización se elimina todo el contexto que permite asignar el sentimiento correctamente.

```
def clean_text_for_sentiment(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub(r"http\S+|www\S+", "", text) # remove URLs
    text = re.sub(r"(u/|@)\w+", "", text)      # remove mentions
    text = re.sub(r"\*|_|>|`", "", text)      # remove basic markdown
    return text.strip()
```

Esta fase garantizó que los datos analizados fueran limpios, pero con el nivel de contexto adecuado según el tipo de análisis. Gracias a ello, se logró una base sólida para la etapa de análisis y visualización posterior.

## 4. Análisis de los Datos

Una vez procesados y limpiados los comentarios y reseñas, se procedió al análisis de sentimientos con el objetivo de clasificar cada comentario según la emoción expresada por el usuario con respecto al producto (positivo, neutral o negativo). Esta etapa permitió cuantificar la percepción de los usuarios y observar diferencias claras entre productos, plataformas y marcas.

En lugar de emplear enfoques más básicos como modelos de NLTK o SpaCy, se optó por un modelo de lenguaje moderno y entrenado con datos reales de conversaciones:

```
sentiment_pipeline = pipeline(  
    "sentiment-analysis",  
    model="cardiffnlp/twitter-roberta-base-sentiment-latest"  
)
```

Este modelo, basado a su vez en el *Transformer* de RoBERTa, ha sido entrenado específicamente en lenguaje informal y opiniones reales de usuarios (especialmente de Twitter), lo cual lo hace idóneo para analizar comentarios como los de YouTube y Reddit. Su alta precisión y capacidad para detectar matices en el lenguaje lo hacen superior a modelos más tradicionales cuando se trata de contenido generado por usuarios.

Para optimizar el rendimiento y procesar miles de textos, se implementó un procesamiento por *batches* que recorre todos los comentarios y los evalúa en bloques:

```
def analyze_sentiment(df, text_column="clean_text_sentiment", batch_size=16):  
    texts = df[text_column].fillna("").apply(lambda x: x[:512]).tolist()  
    results = []  
    for i in tqdm(range(0, len(texts), batch_size), desc="Analyzing sentiment"):  
        batch = texts[i:i+batch_size]  
        result = sentiment_pipeline(batch, truncation=True, max_length=512)  
        results.extend(result)  
  
    df["sentiment_label"] = [r["label"] for r in results]  
    df["sentiment_score"] = [r["score"] for r in results]  
    df["sentiment_value"] = df["sentiment_label"].map({"positive": 1, "neutral": 0,  
    "negative": -1})  
    return df
```

Cada comentario quedó asociado a tres nuevas variables clave:

- ``sentiment_label``: categoría asignada (*positive, neutral, negative*).
- ``sentiment_score``: confianza del modelo en esa clasificación (entre 0 y 1).
- ``sentiment_value``: valor numérico para facilitar visualizaciones (+1, 0, -1).

Esto permitió construir visualizaciones agregadas (por producto o marca) y responder adecuadamente a las preguntas del proyecto.

## 5. Visualizaciones de los Datos

Tras obtener las etiquetas de sentimiento en la fase de análisis, se realizaron distintas visualizaciones que permitieron resumir tendencias, comparar productos de diferentes marcas y detectar patrones recurrentes. Las visualizaciones se dividieron en cuatro grupos principales.

### 5.1. Porcentaje de Comentarios en función de Tópicos (*donut charts*)

Gracias a la limpieza y la lematización de los textos, se aplicó un análisis de tópicos con LDA y se cuantificó la frecuencia de palabras para entender los temas más discutidos en torno a cada producto.

- En el iPhone 16e dominan palabras como *cheap*, *limited*, *removed*, asociadas a la percepción de recorte de funciones respecto a otros modelos y su elevado precio injustificado.
- En los AirPods Pro 2, los temas más frecuentes están relacionados con *noise cancellation*, *battery life*, y *sound quality*.
- Para el Apple Vision Pro, los tópicos giran en torno a *productivity*, *design tools*, *price*, *future*, y *usefulness*, confirmando la tensión entre innovación y escepticismo.

### 5.2. Porcentaje de Comentarios en función de Tópicos (*stacked bar chart*)

Se utilizaron para comparar el sentimiento entre los comentarios que contenían ciertas palabras clave (*keywords*) y los que no, permitiendo detectar asociaciones directas entre tópicos negativos y sentimiento.

- En el iPhone 16e, los comentarios que incluían palabras relacionadas con una percepción de producto limitado o de bajo valor tenían una tasa significativamente mayor de sentimiento negativo.
- En los AirPods Pro 2, aunque estas palabras aparecen en muchos comentarios, el sentimiento global seguía siendo mayoritariamente positivo.

### 5.3. Distribución de sentimiento por marca y producto (*boxplots*)

Los *boxplots* permitieron observar la variabilidad y distribución del sentimiento dentro de cada categoría:

- El iPhone 16e reflejó un rango amplio, mostrando opiniones divididas entre usuarios que valoran su accesibilidad y otros que lo ven como una versión recortada.
- Los AirPods Pro 2, en cambio, mostraron una concentración más estable de comentarios positivos, con menos dispersión y mayor consistencia en su valoración.
- En el caso del Apple Vision Pro, también se evidenció una gran dispersión en los comentarios y una mediana de sentimiento positiva más baja que la de sus competidores, sugiriendo una recepción polarizada.

### 5.4. Porcentaje de sentimientos por marca (*bar chart*)

Estas visualizaciones permitieron comparar la proporción de comentarios positivos, neutros y negativos por competidores en función del producto que se analizaba.

- AirPods Pro 2 lideraron en sentimiento positivo y fueron percibidos como el producto más “estable” en términos de recepción. Asimismo, gozaban de la menor tasa de porcentajes negativos.
- Por su parte, Apple Vision Pro tuvo la proporción más baja de comentarios positivos, superada por Meta Quest 3 y HTC Vive XR Elite. Además, tuvo una tasa de comentarios negativos elevada, apenas por debajo de HTC Vive, lo que refuerza la percepción de que aún no ha convencido a una gran parte del público.

### 5.5. Dispersión del sentimiento (*scatterplot*)

Ello permitió visualizar cómo se distribuyen los comentarios sobre el Apple Vision Pro en función de la innovación percibida por parte de los usuarios y la sensibilidad al precio.

- Aunque hay un entusiasmo positivo por el desarrollo, muchos otros comentarios expresan que el producto es caro, excesivo y no presenta una innovación real, con gran número de opiniones críticas y neutrales.
- La distribución muestra que el producto es muy cuestionado por su precio, lo que lo convierte en poco vanguardista y elitista, es decir, los usuarios no están percibiendo esa innovación que Apple ha querido

transmitir con el lanzamiento de este producto.

## 5.6. Modelo de cadena de Markov

Se diseñó un modelo de cadena de Markov para representar cómo sería la potencial evolución de un posible cliente del Apple Vision Pro, desde el escepticismo hasta la compra y defensa del producto.

- Se definieron cinco estados: Escéptico, observador, explorador, probador y defensor. Con ellos, se aplicaron transiciones basadas en los datos de sentimiento y se ajustó el modelo para incorporar retrocesos (pérdida de confianza tras probarlo).
- También se usó para simular el impacto de campañas de marketing propuestas, mostrando cómo estas iniciativas podrían llevar al aumento de la probabilidad de conversión desde estados intermedios hacia adopción activa.



## 6. Conclusiones

El análisis de sentimiento, tópicos y comparativas ha permitido construir una visión clara de cómo son percibidos los tres productos analizados. A partir de los resultados obtenidos, se presentan las siguientes conclusiones clave, agrupadas por producto.

### 6.1. iPhone 16e

Existe una asociación clara entre palabras como "cheap", "cut", "limited" y el sentimiento negativo, lo que se traduce en una caída significativa en la percepción del product. Aunque hay usuarios que lo valoran, predomina la sensación de que Apple ha comprometido su experiencia de usuario, sin una justificación en el precio que solo es \$200 más barato que el modelo base de iPhone 16.

- Se debe reforzar el valor del iPhone 16e como una propuesta esencial, minimalista y bien pensada, de manera que los usuarios no tiendan a pensar que el producto es una versión recortada o barata de un iPhone.
- Dentro de la campaña principal *"Less, by Apple"* se proponen colaboraciones y promociones como *"16essentials"* y *"16e for 16 Days"* que deben enfocarse en destacar lo que sí ofrece el producto: fluidez, ecosistema, privacidad y diseño Apple, sin cargar con lo innecesario.

### 6.2. AirPods Pro 2

A pesar de algunas menciones a pequeños problemas relacionados con el emparejamiento, la mayoría de los comentarios siguen siendo positivos. Los usuarios destacan funcionalidades clave como la cancelación de ruido, la calidad del sonido, y la comodidad.

- Se deben implementar campañas de mantenimiento de confianza para no perder el status del producto y su posicionamiento en el mercado
- Dentro de la campaña principal *"Still Pro. Always On, by Apple"* se proponen programas como el *"Sound Confidence Program"* (30 días de prueba sin compromiso) y *"Pro Tips for Pro Sound"* (guías prácticas dentro del *packaging* y en web, con fuerte presencia de videos cortos en redes sociales). El refuerzo de la experiencia postventa como herramienta de fidelización es clave para mantener los comentarios positivos.

### 6.3. Apple Vision Pro

Se trata del producto con mayor polarización. Muchos lo perciben como innovador, pero su precio y utilidad generan rechazo. Los comentarios negativos son claros, argumentados y frecuentes. Asimismo, la comparación con Meta y HTC no mejora la situación y dejan a Apple en una clara desventaja en porcentaje de sentimiento positivo, a pesar de su notoriedad de marca.

- Se debe reforzar la percepción de accesibilidad sin tocar el precio, usando contenido educativo, *storytelling* y visibilidad de creadores y usuarios reales.
- Bajo la campaña *"Beyond the Lens, by Apple"* se debe demostrar la utilidad real, para que el producto no sea percibido solo como un objeto de entretenimiento o un juguete futurista. Para ello, se ha optado por incluir programas como *"Built Different"*, casos de uso profesionales (arquitectura, diseño, ingeniería...) y desafíos como *"What Would You Build?"*, para acercar el producto a perfiles jóvenes y técnicos.