



MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

Análisis del impacto emocional del contenido de influencers en redes sociales mediante técnicas de IA

Autor: María Sarrado Vázquez

Director: David Martín-Corral Calvo

Madrid

Junio de 2026

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título
Analítica multimodal a gran escala: detección de emociones, estrés y personalidad en
vídeo, audio y texto

en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el

curso académico 2025/26 es de mi autoría, original e inédito y

no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos.

El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido

tomada de otros documentos está debidamente referenciada.

María SV

Fdo.: María Sarrado Vázquez

Fecha://

Autorizada la entrega del proyecto

EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Fdo.: David Martín-Corral Calvo

Fecha://



MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Analítica multimodal a gran escala: detección de emociones, estrés y personalidad en vídeo, audio y texto

Autor: María Sarrado Vázquez

Director: David Martín-Corral Calvo

Madrid

Agradecimientos

En primer lugar, quiero expresar mi más sincero agradecimiento a mi director de Trabajo Fin de Máster, David Martín-Corral Calvo, por su orientación, disponibilidad y apoyo constante a lo largo de todo el desarrollo de este proyecto. Su criterio técnico, sus sugerencias y su confianza han sido fundamentales para dar forma a este trabajo y para afrontar con seguridad cada una de las decisiones tomadas durante el proceso. Gracias por acompañarme en este camino y por transmitirme la importancia del rigor, la claridad y la coherencia en cada fase del proyecto.

También quiero agradecer a mi familia por haber estado siempre a mi lado durante todo el Máster. Su apoyo incondicional, su paciencia en los momentos de mayor carga de trabajo y su confianza constante en mí han sido un pilar fundamental para poder llegar hasta aquí. Este proyecto no solo representa un esfuerzo académico, sino también el resultado del respaldo emocional y la motivación que me han brindado día tras día.

Finalmente, quiero agradecer a todas aquellas personas que, de una forma u otra, han contribuido a que esta etapa haya sido posible. El Máster en Ingeniería de Telecomunicación ha supuesto un reto exigente tanto a nivel técnico como personal, y este Trabajo Fin de Máster simboliza la culminación de ese esfuerzo.

ANALÍTICA MULTIMODAL A GRAN ESCALA: DETECCIÓN DE EMOCIONES, ESTRÉS Y PERSONALIDAD EN VÍDEO, AUDIO Y TEXTO

Autor: María Sarrado Vázquez.

Director: David Martín-Corral Calvo.

Entidad Colaboradora: ICAI – Universidad Pontificia Comillas

RESUMEN DEL PROYECTO

El presente Trabajo Fin de Máster desarrolla una plataforma end-to-end para el análisis estructurado de influencers digitales mediante la integración de métricas cuantitativas, análisis emocional multimodal, clasificación temática y segmentación automática. El sistema implementa un pipeline completo que transforma contenido audiovisual procedente de redes sociales en un dataset estructurado capaz de soportar análisis estadístico, clustering y modelos predictivos.

La herramienta desarrollada permite analizar vídeos pertenecientes a perfiles distintos, generando métricas agregadas de visualizaciones, engagement, rasgos de personalidad y emociones faciales. A partir de estas variables se aplican técnicas de reducción de dimensionalidad y clustering no supervisado, identificando segmentos diferenciados de perfiles digitales.

Los resultados muestran que la relación entre alcance y engagement no es lineal y que las variables emocionales aportan información adicional relevante, aunque la capacidad predictiva del modelo respecto a visualizaciones futuras es limitada, lo que confirma la naturaleza altamente compleja y multifactorial del fenómeno de la viralidad en redes sociales.

La plataforma desarrollada demuestra la viabilidad técnica de integrar procesamiento audiovisual, análisis emocional y segmentación estructural en una única arquitectura funcional orientada al análisis de talento digital.

Palabras clave: Influencer Analytics, Multimodal Analysis, Big Five, Emotion Recognition, Clustering, Social Media Intelligence

1. Introducción

En los últimos años, el crecimiento exponencial de las redes sociales ha transformado la forma en que se genera, distribuye y consume contenido digital. Los influencers se han convertido en actores clave dentro del ecosistema digital, influyendo en decisiones de consumo, tendencias culturales y dinámicas de mercado. Sin embargo, el análisis de estos perfiles suele limitarse a métricas cuantitativas tradicionales como número de seguidores, visualizaciones o tasa de engagement.[1]

Este enfoque resulta insuficiente para comprender completamente el impacto de un creador de contenido, ya que ignora dimensiones cualitativas como el estilo comunicativo, la expresividad emocional o los rasgos de personalidad transmitidos a

través del discurso. La combinación de inteligencia artificial, procesamiento de vídeo y análisis estadístico permite abordar esta limitación desde una perspectiva más estructurada.

Este trabajo propone el desarrollo de una plataforma integral capaz de transformar contenido audiovisual en información analítica estructurada, integrando métricas de rendimiento, análisis emocional y segmentación automática.

2. Definición del Proyecto

El objetivo principal del proyecto consiste en diseñar e implementar una plataforma de análisis que permita estudiar perfiles de influencers de manera integral. Para ello se plantea la construcción de un sistema que abarque todas las fases del procesamiento de datos, desde la adquisición de vídeos hasta la generación de resultados interpretables.

El sistema debe ser capaz de descargar contenido audiovisual, enviar los vídeos a una API especializada en análisis emocional, estructurar los resultados en un dataset consolidado y generar visualizaciones comparativas. Asimismo, se incorpora una fase de segmentación automática basada en técnicas de clustering con el fin de identificar patrones estructurales en el comportamiento de los perfiles analizados.

El alcance del proyecto incluye el análisis de influencers, integrando variables de visualizaciones, engagement, rasgos Big Five [2] y emociones faciales medias.[3]

3. Descripción del modelo/sistema/herramienta

La arquitectura desarrollada sigue un modelo en capas que integra adquisición de datos, procesamiento multimodal, ingeniería de datos y visualización.

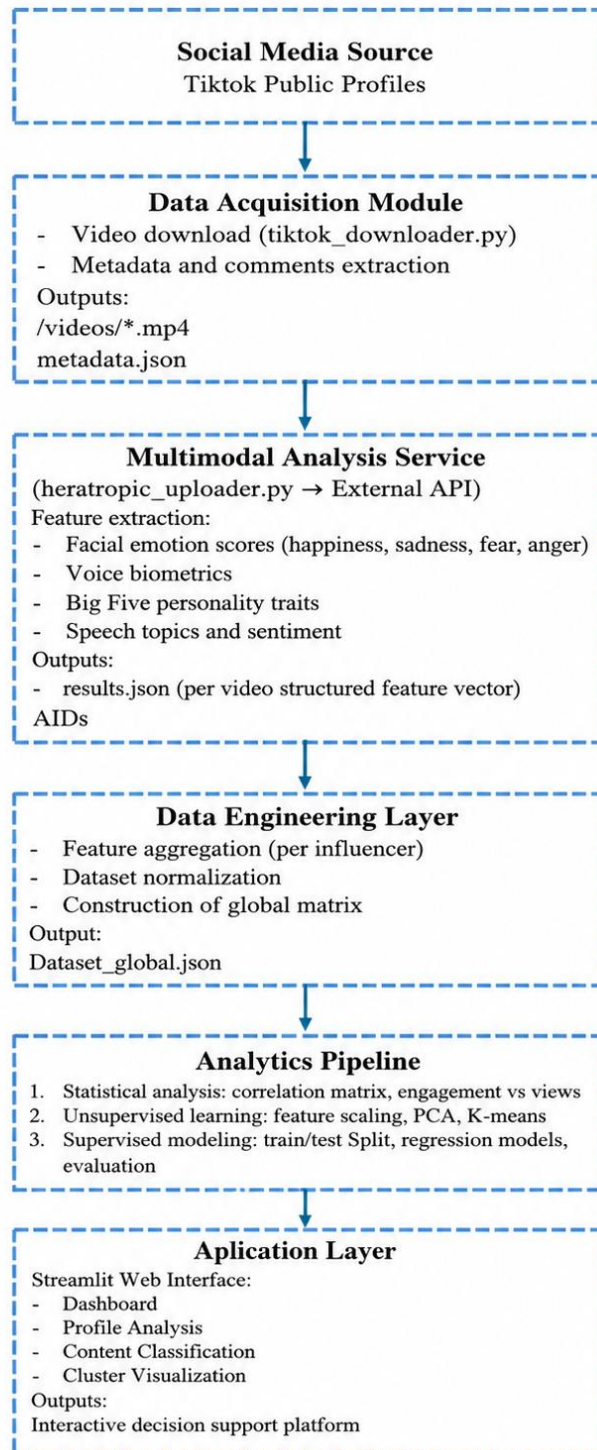


Ilustración 1 - Arquitectura del sistema

La figura anterior representa el flujo completo del sistema, desde la descarga de vídeos hasta la generación de clusters y modelos predictivos.

El pipeline implementado incluye:

- Descarga automatizada de videos y metadatos desde perfiles públicos.
- Procesamiento emocional multimodal mediante API externa.
- Generación de métricas estructuradas en formato JSON.

- Construcción de un dataset global consolidado.
- Visualización interactiva mediante aplicación web.
- Segmentación automática mediante K-means y reducción de dimensionalidad mediante PCA

La aplicación final permite analizar perfiles individuales, comparar métricas globales y estudiar patrones estructurales mediante clustering.

4. Resultados

El sistema procesó un total de 130 vídeos correspondientes a 7 influencers distintos. El análisis global mostró una media de visualizaciones de 345.402 y un engagement medio del 14,34%. Se observó que la relación entre visualizaciones y engagement no sigue un patrón lineal, identificándose perfiles con alto alcance pero engagement moderado y otros con menor alcance pero mayor compromiso relativo.

El análisis temático reveló que la categoría predominante en el conjunto analizado es “Lifestyle y rutina diaria”, aunque la distribución temática varía entre perfiles.

La segmentación automática identificó tres grupos diferenciados, explicando el 69% de la varianza mediante los dos primeros componentes principales.

El modelo predictivo implementado mostró un R^2 negativo en test, indicando baja capacidad de predicción de visualizaciones futuras a partir de las variables internas analizadas. Este resultado confirma que la viralidad en redes sociales depende de múltiples factores externos no modelizados en el sistema.

Conclusiones

El trabajo desarrollado demuestra que es técnicamente viable construir una plataforma end-to-end capaz de transformar contenido audiovisual real en información estructurada y analizable. La integración de métricas cuantitativas, variables emocionales y segmentación automática permite enriquecer el análisis tradicional de influencers.

Aunque el modelo predictivo no alcanza elevada capacidad explicativa, el sistema desarrollado aporta una herramienta robusta para el análisis comparativo y la segmentación estratégica de perfiles digitales.

El principal valor del proyecto reside en la arquitectura implementada y en la integración coherente de múltiples técnicas de análisis dentro de un entorno funcional único.

LARGE-SCALE MULTIMODAL ANALYTICS: DETECTION OF EMOTIONS, STRESS AND PERSONALITY IN VIDEO, AUDIO AND TEXT

Author: María Sarrado Vázquez.

Supervisor: David Martín-Corral Calvo.

Collaborating Entity: ICAI – Universidad Pontificia Comillas

ABSTRACT

This Master's Thesis develops an end-to-end platform for the structured analysis of digital influencers through the integration of quantitative metrics, multimodal emotional analysis, thematic classification, and automatic segmentation. The system implements a complete pipeline that transforms audiovisual content from social media into a structured dataset capable of supporting statistical analysis, clustering, and predictive models.

The developed tool enables the analysis of videos belonging to different profiles, generating aggregated metrics of views, engagement, personality traits, and facial emotions. Based on these variables, dimensionality reduction techniques and unsupervised clustering are applied, identifying differentiated segments of digital profiles.

The results show that the relationship between reach and engagement is not linear and that emotional variables provide additional relevant information. However, the predictive capacity of the model regarding future views is limited, confirming the highly complex and multifactorial nature of the virality phenomenon in social media.

The developed platform demonstrates the technical feasibility of integrating audiovisual processing, emotional analysis, and structural segmentation into a single functional architecture aimed at digital talent analysis.

Keywords: Influencer Analytics, Multimodal Analysis, Big Five, Emotion Recognition, Clustering, Social Media Intelligence

1. Introduction

In recent years, the exponential growth of social media has transformed the way digital content is generated, distributed, and consumed. Influencers have become key actors within the digital ecosystem, influencing purchasing decisions, cultural trends, and market dynamics. However, the analysis of these profiles is usually limited to traditional quantitative metrics such as number of followers, views, or engagement rate.

This approach is insufficient to fully understand the impact of a content creator, as it ignores qualitative dimensions such as communication style, emotional expressiveness, or personality traits conveyed through discourse. The combination of artificial intelligence, video processing, and statistical analysis allows this limitation to be addressed from a more structured perspective.

This work proposes the development of an integral platform capable of transforming audiovisual content into structured analytical information by integrating performance metrics, emotional analysis, and automatic segmentation.

2. Project definition

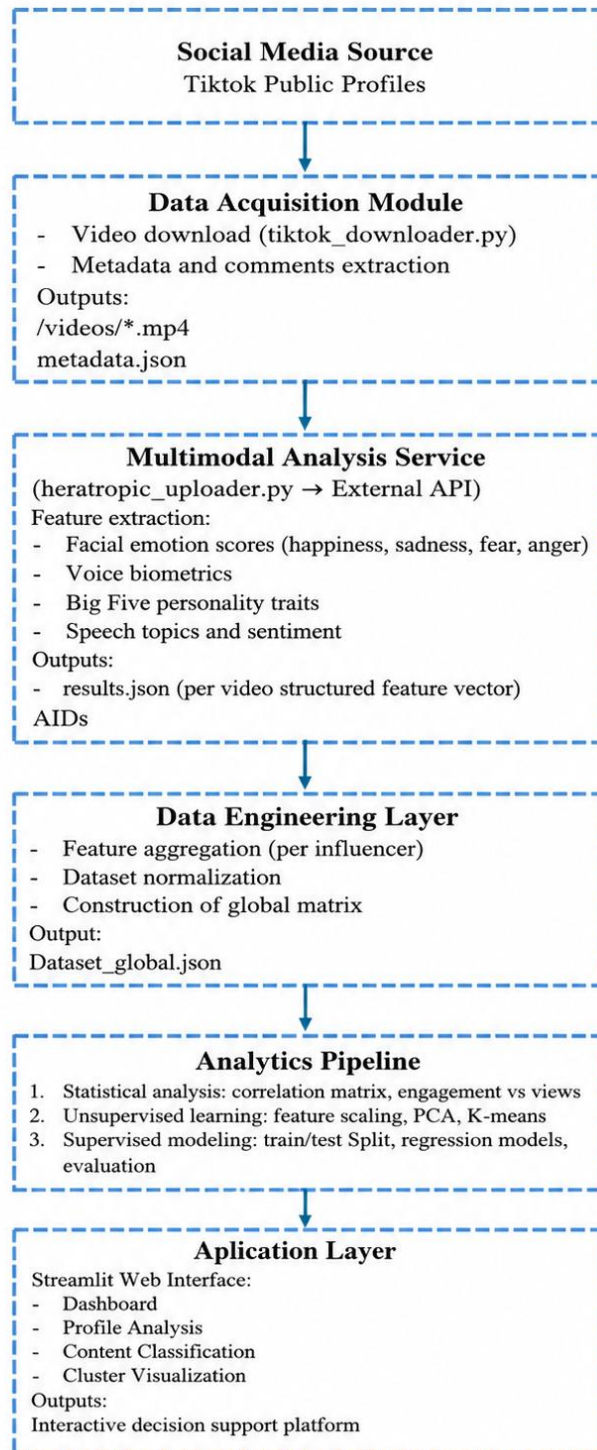
The main objective of the project is to design and implement an analytical platform capable of studying influencer profiles in a comprehensive manner. To achieve this, a system is proposed that covers all phases of data processing, from video acquisition to the generation of interpretable results.

The system must be able to download audiovisual content, send videos to a specialized emotional analysis API, structure the results into a consolidated dataset, and generate comparative visualizations. Additionally, an automatic segmentation phase based on clustering techniques is incorporated in order to identify structural patterns in the behavior of the analyzed profiles.

The scope of the project includes the analysis of influencers by integrating variables such as views, engagement, Big Five personality traits, and average facial emotions.

3. Description of the Model/System/Tool

The developed architecture follows a layered model integrating data acquisition, multimodal processing, data engineering, and visualization.



The previous figure represents the complete system workflow, from video download to the generation of clusters and predictive models.

The implemented pipeline includes:

- Automated downloading of videos and metadata from public profiles
- Multimodal emotional processing via external API
- Generation of structured metrics in JSON format

- Construction of a consolidated global dataset
- Interactive visualization through a web application
- Automatic segmentation using K-means and dimensionality reduction via PCA

The final application enables the analysis of individual profiles, comparison of global metrics, and the study of structural patterns through clustering.

4. Results

The system processed a total of 130 videos corresponding to 7 different influencers. The global analysis showed an average of 345,402 views and an average engagement rate of 14.34%. It was observed that the relationship between views and engagement does not follow a linear pattern, identifying profiles with high reach but moderate engagement and others with lower reach but higher relative audience commitment.

The thematic analysis revealed that the predominant category in the analyzed dataset is “Lifestyle and daily routine,” although thematic distribution varies across profiles.

Automatic segmentation identified three differentiated groups, explaining 69% of the variance through the first two principal components.

The implemented predictive model showed a negative R^2 value in the test set, indicating low predictive capacity for future views based on the analyzed internal variables. This result confirms that virality on social media depends on multiple external factors not modeled in the system.

5. Conclusions

The developed work demonstrates that it is technically feasible to build an end-to-end platform capable of transforming real audiovisual content into structured and analyzable information. The integration of quantitative metrics, emotional variables, and automatic segmentation enriches the traditional analysis of influencers.

Although the predictive model does not achieve high explanatory power, the developed system provides a robust tool for comparative analysis and strategic segmentation of digital profiles.

The main value of the project lies in the implemented architecture and in the coherent integration of multiple analytical techniques within a single functional environment.

Índice de la memoria

Capítulo 1. Introducción	7
1.1 Motivación del proyecto.....	9
1.2 Objetivos del proyecto.....	11
1.3 Metodología general del proyecto	12
1.4 Estructura del documento	15
Capítulo 2. Descripción de las Tecnologías.....	17
2.1 Marco tecnológico y fundamentación conceptual	17
2.2 Python como base del sistema.....	18
2.2.1 Ecosistema de Inteligencia Artificial.....	18
2.2.2 Integración con servicios externos	18
2.2.3 Arquitectura modular	18
2.3 Inteligencia artificial y aprendizaje profundo.....	19
2.4 Integración con la Heratropic API.....	20
2.5 Flujo técnico de comunicación con la API.....	20
2.5.1 Autenticación y configuración del entorno	21
2.5.2 Subida de archivos de video	21
2.5.3 Procesamiento asíncrono del contenido.....	22
2.5.4 Consulta y obtención de resultado	23
2.5.5 Procesamiento y estructuración de los resultados	23
2.5.6 Gestión de errores y robustez del sistema	24
2.5.7 Ventajas del modelo asíncrono basado en API.....	24
Capítulo 3. Estado de la Cuestión	25
3.1 Planteamiento del análisis del estado actual.....	25
3.2 Soluciones comerciales existentes en el ámbito del influencer marketing.....	26
3.3 Investigación académica sobre influencers y comunicación digital.....	27
3.4 Procesamiento del lenguaje natural aplicado a redes sociales.....	28
3.5 Sistemas multimodales de análisis emocional.....	28
Capítulo 4. Definición del Trabajo	30
4.1 Planteamiento general del proyecto.....	30

4.2	Justificación del proyecto	31
4.3	Originalidad del trabajo	31
4.4	Descripción funcional del sistema	32
4.5	Delimitación del alcance	32
Capítulo 5. Sistema/Modelo Desarrollado.....		34
5.1	Arquitectura conceptual del sistema.....	34
5.1.1	<i>Data acquisition (adquisición de datos)</i>	36
5.1.2	<i>AI Processing Layer (Procesamiento mediante inteligencia artificial)</i>	39
5.1.3	<i>Data engineering (ingeniería de datos)</i>	47
5.1.4	<i>Data Analytics (Análisis avanzado)</i>	48
5.1.5	<i>Application Layer (Plataforma Web)</i>	49
5.1.6	<i>Coherencia global de la arquitectura</i>	49
Capítulo 6. Análisis de Resultados.....		50
6.1	Introducción al análisis de resultados.....	50
6.2	Resultados obtenidos en la sección pipeline	51
6.3	Resultados obtenidos en la sección Dashboard	53
6.3.1	<i>Métricas globales del sistema</i>	53
6.3.2	<i>Evolución temporal de las visualizaciones</i>	55
6.3.3	<i>Relación entre visualización y engagement</i>	56
6.3.4	<i>Ranking interno por engagement</i>	57
6.3.5	<i>Análisis de rasgos de personalidad (Big Five)</i>	58
6.3.6	<i>Análisis de emociones faciales medias</i>	59
6.3.7	<i>Matriz correlación entre variables</i>	60
6.4	Resultados obtenidos en la sección Perfil	61
6.4.1	<i>Evolución temporal del rendimiento</i>	63
6.4.2	<i>Análisis por engagement de video</i>	64
6.4.3	<i>Distribución estadística de visualizaciones</i>	65
6.4.4	<i>Rasgos de personalidad por influencer (Big Five)</i>	66
6.4.5	<i>Emociones faciales medias</i>	67
6.5	Resultados obtenidos en la sección Contenido.....	68
6.5.1	<i>Mix de contenidos por influencer</i>	69
6.5.2	<i>Contenido dominante por influencer</i>	71

6.5.3 Ejemplos de descripciones y clasificación individual	71
6.5.4 Interpretación global del análisis temático.....	72
6.6 Resultados obtenidos en la sección Clusters	73
6.6.1 Lo más importante por grupo.....	74
6.6.2 Mapa de grupos (proyección PCA).....	75
6.6.3 Segmentación clave	76
6.6.4 Modelo de predicción.....	77
6.6.5 Interpretación global de la segmentación.....	78
6.7 Discusión de resultados.....	79
Capítulo 7. Conclusiones y Trabajos Futuros.....	82
7.1 Trabajos futuros.....	84
7.2 Reflexión final.....	85
Capítulo 8. Bibliografía.....	87
ANEXO I	88
Parte II Subir un archivo ($\leq 5MB$).....	90
Parte III Subir un archivo grande ($> 5MB$).....	91
Parte IV Obtener resultados.....	94
Notas adicionales.....	96

Índice de figuras

Ilustración 1 - Arquitectura del sistema.....	9
Ilustración 2 - Arquitectura conceptual del sistema	35
Ilustración 3 – Carpeta videos influencer	37
Ilustración 4 - Descarga de los videos de cada influencer.....	37
Ilustración 5 - Generación de AIDs para cada video.....	40
Ilustración 6 - Fichero con todos los AIDs de cada influencer	40
Ilustración 7 - Ficheros results_json.....	47
Ilustración 8 - Archivo con los resultados sacados de la API	47
Ilustración 9 - Incorporación de cada uno de los influencers al dataset global	48
Ilustración 10 - Sección Pipeline	51
Ilustración 11 - Acciones del pipeline	52
Ilustración 12 - Selección de influencers en el dashboard	54
Ilustración 13 - Datos generales dashboard.....	54
Ilustración 14 - Evolución temporal de las visualizaciones	55
Ilustración 15 - Relación entre visualización y engagement	56
Ilustración 16 - Ranking videos por influencer	58
Ilustración 17 - Big Five.....	59
Ilustración 18 - Emociones faciales por influencer	60
Ilustración 19 - Matriz de correlación	61
Ilustración 20 - Sección perfil	62
Ilustración 21 - Evolución temporal del rendimiento.....	63
Ilustración 22 - Engagement por video	64
Ilustración 23 - Distribución de views.....	65
Ilustración 24 - Rasgos de personalidad Big Five	66
Ilustración 25 - Emociones faciales por influencer	67
Ilustración 26 - Información videos de cada influencer	68
Ilustración 27 - Sección Contenido	69
Ilustración 28 - Mix de contenidos	70

Ilustración 29 - Contenido dominante por influencer.....	71
Ilustración 30 - Ejemplos de descripciones	72
Ilustración 31 - Sección Clusters.....	74
Ilustración 32 - Lo más importante por cluster.....	75
Ilustración 33 - Mapa de grupos	76
Ilustración 34 - Segmentación clave de los clusters	77
Ilustración 35 - Modelo de predicción.....	77
Ilustración 36 - Archivo con metadatos de influencers	88
Ilustración 37 - Análisis facial de video	89
Ilustración 38 - Análisis de voz de video	89
Ilustración 39 - Análisis de personalidad de vídeo.....	90

Índice de tablas

Tabla 1 - Archivo metadatos con cada variable	39
Tabla 2 - Descripción del análisis facial.....	42
Tabla 3 - Descripción del análisis de voz en video	44
Tabla 4 - Descripción del análisis de personalidad del vídeo.....	46

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

En la última década, el mundo de las nuevas tecnologías ha experimentado una transformación muy profunda impulsada por la expansión de las redes sociales y la aparición de una nueva figura comunicativa: *los influencers*. Son creadores de contenido que, a partir de la publicación de videos y fotos, han pasado a ser actores estratégicos dentro del marketing, ya que consiguen comunicar y influenciar en las personas que hay detrás de las pantallas. Tienen mucha capacidad para generar influencia, engagement, influyen directamente en decisiones de compra, construcción de marca y fidelización de audiencias, que han hecho que despierte un creciente interés tanto académico como empresarial, ya que al final es otra forma que tienen las empresas de generar marketing, creando así una carrera viable y atractiva para las nuevas generaciones.

Actualmente, en España, ya hay más de 15.000 creadores de contenido con más de 100.000 seguidores en redes sociales como Youtube, Instagram, Tiktok o Twitch. Esto supone un crecimiento del 16% en 2025 respecto al 2024.[4] Tradicionalmente, el análisis de los influencers se ha basado en métricas cuantitativas relativamente simples, como pueden ser el número de seguidores, la cantidad de visualizaciones de cada uno de sus videos, los “likes” que reciben y el tipo de comentarios que escribe la gente en sus videos. Sin embargo, estas variables, aunque son útiles para ver la diferencia entre los influencers, resultan insuficientes para comprender el verdadero impacto del contenido generado. La influencia que tienen no solo depende del número de videos que publiquen, sino la forma en la que cuentan las cosas, en que tono emocional dan el discurso, la coherencia comunicativa, la expresividad facial, la autenticidad percibida o el tipo de emociones que transmiten a través del contenido audiovisual. Los seguidores tienden a desarrollar una relación cercana con los influencers, sintiendo una conexión emocional similar a la que se tendría con un amigo. Además, algunos de ellos hasta comparten temas relevantes a la salud mental o la vida social, por lo que la forma de contarlos tiene que ser cercana y llamar la atención, para que la persona

detrás de la pantalla se sienta más cercana a ellos y así tener más iniciativa a querer ver más contenido de ese influencer.[5]

El avance de disciplinas como la visión por ordenador, el procesamiento del lenguaje natural (Natural Language Processing, NLP) y el aprendizaje automático ha abierto nuevas posibilidades para analizar de manera estructurada el contenido digital de los influencers. En este trabajo se tiene el objetivo de analizar a los influencers, ya que se dispone de muchos videos que podemos recolectar para analizar sentimientos, pero se quiere conseguir que luego una persona lo haga con su contenido actual. Estas tecnologías permiten estudiar no solo qué dicen los influencers, sino cómo lo dicen y que emociones proyectan hacia sus seguidores.

Este Trabajo Fin de Máster surge de la necesidad de desarrollar una herramienta capaz de superar los enfoques tradicionales de análisis, incorporando dimensiones emocionales y discursivas al estudio comparativo de influencers. Actualmente, los influencers no son capaces de controlar gran número de seguidores, y gestionar toda su cuenta, por lo que se ha creado el término de “agencia de influencers” que juega un papel fundamental en la estrategia para llegar a las audiencias objetivo y mejorar las relaciones públicas para las marcas de manera online. Por lo tanto, estas agencias presentan a los influencers, negocian y administran el control creativo y otros factores.[6] Por lo tanto, se pretende que esta herramienta ayude también a estas empresas a saber qué tipo de influencers quieren en su negocio, analizando y comparando sus emociones con otros influencers y como llegan al público.

La propuesta consiste en el diseño y desarrollo de una plataforma web que permita analizar y comparar perfiles digitales a partir de variables objetivas extraídas automáticamente de sus contenidos audiovisuales. El sistema integra técnicas de reconocimiento de emociones faciales en vídeo, análisis de sentimiento en texto y cálculo de métricas de engagement, con el objetivo de generar indicadores comparables entre distintos creadores de contenido.

La importancia de este trabajo tiene que ver con varios aspectos. Primero de todo, contribuye a la aplicación práctica de técnicas de inteligencia artificial en el análisis de fenómenos sociales contemporáneos. Segundo, propone un modelo de evaluación más profundo y estructurado del impacto digital, superando la superficialidad de las métricas tradicionales. Y, finalmente, ofrece una herramienta útil para marcas, agencias de comunicación y analistas que buscan criterios objetivos para comparar perfiles y tomar decisiones estratégicas.

En resumen, este Trabajo de Fin de Mater se sitúa en la intersección entre tecnología, comunicación digital y análisis de datos, proponiendo una aproximación innovadora al estudio de los influencer mediante el desarrollo de una plataforma web basada en análisis multimodal. A continuación, se va a ir exponiendo todo el desarrollo de este TFM, y los problemas o las conclusiones que se han conseguido analizar en este trabajo.

1.1 MOTIVACIÓN DEL PROYECTO

El crecimiento de las redes sociales ha dado lugar a un cambio en la manera que se construyen las relaciones sociales, se difunde la información y se toman decisiones de consumo. En este nuevo mundo digital, los influencers se han convertido en los actores clave dentro de los ecosistemas comunicativos, ejerciendo una gran influencia sobre grandes grupos de audiencia y todo tipo de personas. Sin embargo, a pesar de este gran impacto que tienen, su análisis, para ver quienes son mejores o peores, o tienen más o menos influencia; es solo cuantitativo basándose en métricas superficiales como el número de seguidores o el volumen de interacciones.

Esta limitación plantea una cuestión importante desde el punto de vista tanto académico como tecnológico: ¿es posible desarrollar herramientas que permitan evaluar y comparar los influencers de forma más profunda y objetiva, incorporando y estudiando las variables emocionales o discursivas? Por este motivo, se ha querido llevar a cabo este trabajo, y conseguir dar un pequeño apoyo a las empresas que estudian los influencers y el impacto que tienen en las personas.

Este punto de vista ha sido el personal, pero desde un punto de vista más profesional, el proyecto surge por el interés en explorar la inteligencia artificial, el análisis de datos y la comunicación digital. El estudio del comportamiento y las emociones de las personas en el mundo tecnológico y de las redes sociales, presenta un reto con amplias posibilidades de desarrollo. La información se extrae del contenido audiovisual, combinado el procesamiento del lenguaje natural con la visión por computador, creando una gran oportunidad para aplicar conocimiento avanzados en un contexto real.

Al principio del trabajo, se buscaba ir un paso más allá con la creación de un agente interactivo que fuese capaz e interpretar estados emocionales y dar apoyo y recomendaciones personalizadas al usuario. Sin embargo, esta idea durante su desarrollo supuso muchas limitaciones relacionadas con la integración multimodal en tiempo real, la complejidad de los modelos necesarios y los recursos computacionales disponibles. Además, sería todo generado por Inteligencia Artificial y no sería considerado éticamente correcto, ya que el muñeco actuaría como un psicólogo sin formación, lo que no sería muy acorde.

Por lo tanto, se buscó una solución más viable y metodológicamente sólida: el desarrollo de una plataforma web de análisis comparativo de influencers, con el objetivo que sea de utilidad para empresas y personas. Esta plataforma tiene una motivación adicional añadida que es la necesidad de construir herramientas realidad, escalables y aplicables en contextos profesionales. La posibilidad de aplicar técnicas automatizadas al estudio del comportamiento comunicativo digital abre nuevas líneas de investigación y plantea interrogantes relevantes sobre la objetividad, la ética y la interpretación de los datos emocionales. Esta es otra de las motivaciones que conducen a la realización de este trabajo, ya que busca un enfoque más reflexivo.

En conclusión, y para resumir la motivación que se tiene para realizar este trabajo, surge la voluntad de aportar una aproximación innovadora al análisis de influencers, no solo centrándose en las métricas tradicionales que hay hoy en día, sino explorar más profundamente y comprender el impacto emocional y comunicativo que tiene cada uno de ellos en entornos digitales. Además, al llevar a cabo desde cero este trabajo, el proyecto ha

permitido que también se tenga un gran aprendizaje en términos de diseño de sistemas, gestión de limitaciones técnicas, uso de aplicaciones de programación y adaptación estratégica del alcance del proyecto. Son todo elementos que se han aprendido durante el Máster de Ingeniería de Telecomunicaciones, y ahora se aplica a un caso de la vida real que puede ser resuelto con esos conocimientos de la formación.

1.2 OBJETIVOS DEL PROYECTO

El objetivo principal que se tiene en este trabajo Fin de Máster es diseñar y desarrollar una plataforma web capaz de analizar y comparar perfiles de influencers mediante la integración de técnicas de inteligencia artificial aplicadas al análisis emocional, discursivo y de métricas de interacción digital, con el fin de generar indicadores objetivos que permitan una evaluación mas profunda y estructurada del impacto comunicativo que tienen estas personas en redes sociales para el resto del público.

Además, desde el punto de vista técnico, el proyecto se centra en conseguir integrar modelos de inteligencia artificial en un entorno web, garantizar la escalabilidad básica del sistema, optimizar el procesamiento de datos para mantener tiempos de respuesta adecuados, y documentar la arquitectura del sistema de manera reproducible.

En cuanto a los objetivos más específicos que tiene nuestro proyecto, caben destacar los siguientes:

- Recopilar y estructurar los datos audiovisuales y textuales que se recogen en los contenidos publicados por los influencers en las distintas plataformas que se van a analizar (como pueden ser Youtube, Tiktok o Instagram), asegurando que estos videos que se recogen sean organizados y tratados de forma correcta.
- Implementar un sistema de análisis de emociones fáciles en vídeo, utilizando técnicas de visión por computador que permiten analizar y clasificar expresiones emocionales de forma automatizada.

- Desarrollar un módulo de análisis de sentimiento en texto, que está basado en procesamiento del lenguaje natural y cuyo objetivo es evaluar el tono y la polaridad de lo que dicen y emplean los creadores de contenido para expresarse.
- Evaluar la tasa de influencia que tienen los influencers en las personas, como pueden ser la frecuencia de publicar un vídeo, la interacción y la forma de expresarse, y otros indicadores que son útiles para nuestro análisis comparativo.
- Comparar los indicadores mediante el diseño de un modelo que integre variables emocionales y de interacción, y que permita ver la diferencia de números en la escala que tienen cada uno de los distintos influencers que se toman de modelo para el análisis de este trabajo.
- Desarrollar una interfaz web interactiva, que permite al cliente que quiera consumir este producto que sea fácil, claro, accesible e intuitivo su uso para los distintos usuarios finales que quieran acceder a este producto.
- Evaluar la visibilidad de este proyecto y ver si en un futuro se pueden hacer mejoras o cuales pueden llegar a ser las limitaciones de este proyecto.

1.3 METODOLOGÍA GENERAL DEL PROYECTO

La metodología que se ha seguido en este Trabajo Fin de Máster se caracteriza por ser estructurada de carácter incremental, combinando fases de investigación conceptual con etapas de desarrollo técnico y validación experimental. La metodología que se adopta en este proyecto integra principios propios de la ingeniería de software y del análisis de datos, orientados a la construcción progresiva de un sistema funcional y evaluable

En una primera fase se realizó un análisis conceptual del problema, centrado en identificar las limitaciones existentes en los modelos tradicionales de evaluación de influencers. Esta etapa implicó la revisión de métricas comúnmente utilizadas en entornos digitales, como el número de seguidores, las visualizaciones o las tasas de interacción, y la detección de su insuficiencia para capturar dimensiones cualitativas del impacto comunicativo. A partir de este análisis inicial se definieron las variables clave que podrían

aportar mayor profundidad al estudio, especialmente aquellas relacionadas con la dimensión emocional y discursiva del contenido.

Después, la siguiente etapa que se llevo a cabo es una fase de investigación tecnológica y exploración de herramientas disponibles. Por lo tanto, esta etapa consistió en analizar modelos y librerías de reconocimiento de emociones faciales, las técnicas de procesamiento del lenguaje natural para análisis de sentimiento y los métodos de cálculo de métricas de influencia o engagement. Esta sección tecnológica se llevó a cabo realizando criterios de compatibilidad entre componentes, coste computaciones, facilidad de integración, adecuación al alcance temporal del proyecto, y la viabilidad técnica. En conclusión, esta fase permitió establecer la arquitectura preliminar del sistema.

Posteriormente, cuando se definieron ya las bases tecnológicas y conceptuales del proyecto, se fue avanzando hacia una fase de diseño estructural, donde se optó por una arquitectura modular, donde cada componente del sistema pudiera desarrollarse y evaluarse de forma independiente antes de su completa integración. Las decisiones que se tomaron en esta fase respondieron a una necesidad de reducir riesgos técnicos, facilitar la detección de errores o permitir posibles modificaciones sin comprometer la estabilidad global del sistema.

La arquitectura modular que se acaba de mencionar se compone de los siguientes bloques funcionales:

- Módulo de recopilación y estructuración de datos audiovisuales y textuales.
- Módulo de análisis emocional en vídeo mediante técnicas de visión por computador.
- Módulo de análisis de sentimiento y polaridad del discurso mediante procesamiento del lenguaje natural.
- Módulo de cálculo de métricas cuantitativas de interacción.
- Módulo de visualización y presentación de resultados a través de una interfaz web desarrollada.

Cada uno de estos módulos que se han explicado arriba se han ido desarrollando, siguiendo una lógica de prototipado progresivo. Al principio se implementaron versiones

básicas funcionales que posteriormente fueron optimizadas y refinadas. Por medio de este enfoque se permitió validar hipótesis de funcionamiento antes de invertir recursos en desarrollos más complejos.

La metodología adoptada durante el proyecto incluyó un proceso de reevaluación del alcance del proyecto, que fue un aspecto muy relevante durante este proyecto. La propuesta inicial incluía y contemplaba la posibilidad de la creación de un agente interactivo capaz de generar recomendaciones personalizadas en función del análisis emocional detectado. Sin embargo, durante la fase de experimentación técnica se evidenciaron limitaciones significativas asociadas a la integración multimodal en tiempo real, la sincronización entre modelos y la robustez necesaria para ofrecer recomendaciones fiables. Ante esta situación, se aplicó un criterio de viabilidad técnica y coherencia metodológica, redefiniendo el proyecto hacia el desarrollo de una plataforma de análisis comparativo estable y evaluable. Además, el muñeco interactivo está visto por mucha gente como un “psicólogo” y esto no es éticamente correcto, ya que es solo una ayuda al principio, pero no es nada profesionalmente correcto para tratar ese tipo de temas. Por lo tanto, se ha querido elegir un proyecto que tenga un mensaje estratégico para empresas dentro del mundo influencers.

Después de la integración de todos los módulos que se han mencionado durante la fase de diseño estructural, el sistema se sometió a una fase de pruebas y validación. Durante estas pruebas que se han realizado se ha analizado la coherencia de los resultados obtenidos para ver que lo que queríamos conseguir tiene sentido con lo que hemos conseguido. También se comprueba la consistencia de los indicadores generados, y ver que tienen sentido con el tipo de influencers que son. Y también se evalúa la capacidad del modelo para diferenciar perfiles de influencers en función de las variables emocionales y discursivas, y compararlos entre ellos, ya que devuelve unos valores que si son más altos o bajos significa una cosa u otra cosa. Aunque no se plantea una validación estadística exhaustiva propia de estudios experimentales a gran escala, sí se realizó una evaluación comparativa que permitió verificar el correcto funcionamiento del sistema dentro de los límites establecidos.

Por último, la metodología que se ha adoptado se caracteriza por su enfoque práctico, aplicado y de fácil utilidad, pero sustentado en una base teórica previas. No solo se limita a la implementación técnica de herramientas, sino que integra reflexión conceptual, análisis crítico de limitaciones y toma de decisiones fundamentadas en criterios de viabilidad y coherencia científica.

En conclusión, la metodología seguida puede definirse como un proceso iterativo de análisis, diseño, implementación y evaluación, orientado a la construcción de un sistema funcional que responda a los objetivos planteados y que, al mismo tiempo, evidencia un aprendizaje técnico y metodológico significativo.

1.4 ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

El documento de este trabajo se estructura en siete capítulos, donde cada uno de ellos se centra en uno de los aspectos clave de este proyecto.

En el capítulo uno, donde nos encontramos ahora, se ha hablado de toda la introducción y las razones para llevar a cabo este proyecto. Una visión más general del trabajo.

En el capítulo dos se describen las tecnologías empleadas en el desarrollo del proyecto, incluyendo las herramientas de análisis de datos, modelos de inteligencia artificial y frameworks utilizados para la implementación del sistema.

En el capítulo tres se habla del estado de la cuestión, donde se analizan investigaciones previas relacionadas con el análisis emocional, el procesamiento del lenguaje natural y el estudio del impacto digital de influencers.

En el capítulo cuatro se define todo el trabajo desarrollado, especificando el alcance del proyecto, los objetivos técnicos y las decisiones estratégicas que se han adoptado durante su evolución durante todo este proceso de desarrollo.

En el capítulo cinco se presenta el sistema y modelo desarrollado, destacando el flujo de datos, los módulos implementados y la arquitectura que se ha desarrollado a lo largo de este trabajo de influencers.

En los últimos dos capítulos, tanto el seis como el siete, resumen las conclusiones y resultados obtenidos a partir del análisis comparativo realizado y evaluando el comportamiento del sistema. Hay que ver si esto es fácil de usar y pensar si se pueden hacer futuras mejoras en este proyecto, o trabajos futuros que ayuden a solucionar problemas que nos surjan o hagan este proyecto más completo.

Por lo tanto, después de explicar cómo se estructura nuestro proyecto, a continuación, vamos a ir analizando cada uno de los capítulos detenidamente.

Capítulo 2. DESCRIPCIÓN DE LAS TECNOLOGÍAS

2.1 MARCO TECNOLÓGICO Y FUNDAMENTACIÓN CONCEPTUAL

El sistema desarrollado en este Trabajo Fin de Máster se fundamenta en una arquitectura tecnológica orientada al procesamiento automatizado de contenido audiovisual y textual mediante técnicas avanzadas de inteligencia artificial. Dado que el objetivo principal del proyecto consiste en analizar vídeos de influencers para extraer indicadores emocionales, discursivos y de interacción, ha sido necesario integrar herramientas pertenecientes a diferentes áreas tecnológicas, configurando así un sistema multimodal.

El carácter multimodal implica el tratamiento simultáneo de distintos tipos de datos —vídeo, imagen, audio y texto— lo que requiere soluciones tecnológicas específicas para cada modalidad, así como un mecanismo de integración coherente entre ellas.

El sistema se apoya en cuatro pilares fundamentales:

1. Programación en Python como lenguaje principal de desarrollo.
2. Integración con la Heratropic API para el análisis emocional automatizado.
3. Procesamiento y estructuración de datos mediante herramientas de análisis numérico.
4. Desarrollo de una plataforma web para visualización de resultados.

La combinación de estos elementos permite construir un flujo completo que abarca desde la obtención del vídeo hasta la generación de métricas comparativas.

2.2 PYTHON COMO BASE DEL SISTEMA

La totalidad del sistema ha sido desarrollada en Python, lenguaje ampliamente consolidado en el ámbito de la inteligencia artificial, el análisis de datos y el desarrollo backend.

La elección de Python responde a criterios técnicos, estratégicos y prácticos:

2.2.1 ECOSISTEMA DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Python dispone de un ecosistema consolidado de librerías especializadas en:

- Manipulación de datos estructurados (Pandas, NumPy).
- Aprendizaje automático (Scikit-learn).
- Aprendizaje profundo (TensorFlow, PyTorch).
- Procesamiento de vídeo (OpenCV).
- Procesamiento del lenguaje natural (Transformers, spaCy).

Este ecosistema facilita la implementación modular del sistema sin necesidad de desarrollar algoritmos complejos desde cero.

2.2.2 INTEGRACIÓN CON SERVICIOS EXTERNOS

Uno de los elementos clave del proyecto es la comunicación con servicios externos mediante peticiones HTTP. Python permite realizar esta integración de manera sencilla y robusta a través de librerías como *requests*, lo que resulta fundamental para interactuar con la Heratropic API.

2.2.3 ARQUITECTURA MODULAR

El proyecto se ha estructurado en módulos independientes desarrollados en Python:

- Módulo de descarga y gestión de vídeos.
- Módulo de subida de vídeos a la API.

- Módulo de consulta y extracción de resultados.
- Módulo de estructuración de métricas.
- Módulo de generación de dataset global.
- Backend de la plataforma web.

Esta organización modular permite mantener claridad estructural y facilita futuras ampliaciones.

2.3 INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y APRENDIZAJE PROFUNDO

La inteligencia artificial (IA) constituye la base conceptual del sistema desarrollado. Dentro de este campo, el proyecto se apoya específicamente en técnicas de aprendizaje automático (Machine Learning) y aprendizaje profundo (Deep Learning).[7]

El aprendizaje automático permite a los sistemas identificar patrones en los datos y generar modelos predictivos sin necesidad de programación explícita de reglas. En particular, el aprendizaje profundo se basa en redes neuronales artificiales con múltiples capas, capaces de extraer representaciones jerárquicas complejas. [8]

En el contexto del análisis emocional facial y del procesamiento del lenguaje, el aprendizaje profundo ha demostrado resultados significativamente superiores a los métodos tradicionales basados en reglas o características manuales.

Entre las arquitecturas relevantes destacan:

- Redes neuronales convolucionales (CNN), utilizadas principalmente en visión por computador.
- Modelos basados en transformers, empleados en procesamiento del lenguaje natural.

La elección de modelos preentrenados responde a criterios de eficiencia computacional y viabilidad técnica. El entrenamiento desde cero de estos modelos requeriría bases de datos de gran tamaño y recursos computacionales avanzados, lo cual excede el alcance del proyecto.

2.4 INTEGRACIÓN CON LA HERATROPIC API

El análisis emocional del contenido audiovisual se realiza mediante la integración con la Heratropic API, un servicio especializado en procesamiento de vídeo y audio para cuantificación y monitorización de estados emocionales. [9]

La API permite realizar múltiples tipos de análisis:

- Análisis facial automatizado.
- Análisis de voz.
- Transcripción del discurso.
- Extracción de biométricas.
- Análisis de personalidad.
- Generación de métricas emocionales agregadas.

Tras la subida del vídeo, la API devuelve un identificador único (AID) y una URL de resultados asociada.

2.5 FLUJO TÉCNICO DE COMUNICACIÓN CON LA API

La integración con la Heratropic API constituye el núcleo operativo del sistema desarrollado en este proyecto. Dicha API permite realizar el procesamiento automático de contenido audiovisual para la extracción de indicadores emocionales, biométricos y discursivos. El flujo de comunicación con la API se ha diseñado siguiendo un modelo asíncrono y modular que garantiza la escalabilidad, robustez y eficiencia del sistema.

El proceso completo de interacción con la API se estructura en varias fases diferenciadas: autenticación, subida de archivos, procesamiento remoto, consulta de resultados y estructuración de la información obtenida.

2.5.1 AUTENTICACIÓN Y CONFIGURACIÓN DEL ENTORNO

El acceso a la API requiere un proceso de autenticación basado en tokens de tipo *Bearer*, que deben incluirse en la cabecera de cada solicitud HTTP. Este mecanismo garantiza la seguridad del sistema y permite controlar el acceso a los servicios de procesamiento.

La configuración del entorno se realiza en el backend desarrollado en Python, donde se almacenan de forma segura las credenciales necesarias para la comunicación con la API. Para evitar la exposición de claves sensibles, se recomienda utilizar variables de entorno o archivos de configuración protegidos, siguiendo buenas prácticas de seguridad en el desarrollo de software.

La autenticación se implementa mediante la inclusión del encabezado HTTP correspondiente en cada solicitud:

Authorization: Bearer API_KEY

Este proceso permite establecer una comunicación segura y autorizada entre el sistema desarrollado y los servidores de la API.

2.5.2 SUBIDA DE ARCHIVOS DE VIDEO

El primer paso del flujo técnico consiste en la subida del contenido audiovisual que se desea analizar. La API ofrece dos modalidades de carga en función del tamaño del archivo:

- Subida estándar: utilizada para archivos de tamaño inferior o igual a 5 MB.
- Subida mediante URL prefirmada: destinada a archivos de mayor tamaño.

Subida estándar

En el caso de archivos pequeños, el sistema realiza una solicitud HTTP POST al endpoint `/v1/upload`, enviando el archivo junto con metadatos adicionales. Esta modalidad permite una carga directa y rápida del contenido.

Subida de archivos grandes

Para vídeos de mayor tamaño, la API proporciona un mecanismo basado en URLs prefirmadas. En este proceso, el sistema realiza inicialmente una solicitud al endpoint `/v1/upload/large`, tras la cual la API devuelve una URL segura para la subida directa del archivo a un servidor de almacenamiento en la nube (S3). Este enfoque permite optimizar el rendimiento y reducir la carga sobre el servidor principal.

El flujo se desarrolla en dos pasos:

1. Solicitud de la URL prefirmada.
2. Subida del archivo mediante una petición PUT a la URL proporcionada.

Este mecanismo resulta especialmente adecuado para el tratamiento de contenido audiovisual de larga duración, garantizando eficiencia y escalabilidad.

2.5.3 PROCESAMIENTO ASÍNCRONO DEL CONTENIDO

Una vez completada la subida del archivo, la API inicia el procesamiento automático del contenido de manera asíncrona. Este enfoque permite que el análisis se realice en segundo plano, evitando bloqueos en el sistema y optimizando la gestión de recursos.

Durante esta fase, la API ejecuta distintos procesos de análisis. Al finalizar la carga del archivo, la API devuelve un identificador único (AID) y una URL asociada para la consulta de resultados. Este identificador permite rastrear el estado del análisis y recuperar la información procesada en etapas posteriores.

2.5.4 CONSULTA Y OBTENCIÓN DE RESULTADO

El sistema implementa un mecanismo de consulta periódica (*polling*) para verificar el estado del procesamiento. Este procedimiento consiste en realizar solicitudes HTTP GET al endpoint `/v1/result/{id}`, donde `{id}` corresponde al identificador del análisis generado por la API.

El proceso de consulta continúa hasta que los indicadores internos del estado del análisis confirman que todas las fases han finalizado correctamente. Entre los estados monitorizados se incluyen: almacenamiento del archivo, análisis facial, análisis de voz, transcripción del discurso, extracción de biométricas y análisis de personalidad.

Este enfoque asíncrono garantiza la fiabilidad del sistema y permite gestionar de forma eficiente el procesamiento de múltiples vídeos simultáneamente.

2.5.5 PROCESAMIENTO Y ESTRUCTURACIÓN DE LOS RESULTADOS

Una vez finalizado el análisis, la API devuelve un conjunto de datos en formato JSON que contiene información detallada sobre los indicadores emocionales, biométricos y discursivos extraídos del contenido audiovisual.

El backend desarrollado en Python se encarga de procesar esta información mediante las siguientes etapas:

1. *Parsing del JSON*: lectura y extracción de los campos relevantes.
2. *Filtrado de datos*: selección de variables significativas para el análisis comparativo.
3. *Agregación de métricas*: cálculo de medias, desviaciones y distribuciones emocionales.
4. *Estructuración del dataset*: almacenamiento de los resultados en un formato organizado que permite su posterior análisis.

Este proceso permite transformar datos complejos en indicadores cuantificables y comparables entre distintos perfiles de influencers.

2.5.6 GESTIÓN DE ERRORES Y ROBUSTEZ DEL SISTEMA

La implementación del flujo de comunicación con la API incluye mecanismos de control de errores y validación de respuestas para garantizar la robustez del sistema. Entre las principales estrategias adoptadas se encuentran:

- Verificación de códigos de estado HTTP.
- Control de excepciones durante la subida de archivos.
- Reintentos automáticos en caso de fallos temporales.
- Validación de la integridad de los datos recibidos.
- Registro de logs para seguimiento y depuración.

Estas medidas permiten asegurar la estabilidad del sistema y minimizar el impacto de posibles incidencias durante la ejecución del proceso.

2.5.7 VENTAJAS DEL MODELO ASÍNCRONO BASADO EN API

El uso de una arquitectura basada en servicios externos y procesamiento asíncrono presenta diversas ventajas técnicas:

- *Escalabilidad*: permite procesar múltiples vídeos simultáneamente sin saturar los recursos locales.
- *Eficiencia computacional*: delega el procesamiento intensivo en servidores especializados.
- *Flexibilidad*: facilita la integración de nuevos módulos de análisis en futuras versiones del sistema.

Este enfoque resulta especialmente adecuado para proyectos de análisis multimodal a gran escala, donde la capacidad de procesamiento y la gestión eficiente de recursos son factores críticos.

Capítulo 3. ESTADO DE LA CUESTIÓN

3.1 PLANTEAMIENTO DEL ANÁLISIS DEL ESTADO ACTUAL

Antes de abordar el desarrollo de cualquier solución tecnológica innovadora, resulta imprescindible realizar una revisión exhaustiva del contexto existente. Esta revisión permite situar el proyecto dentro del panorama actual, evitar duplicidades y, sobre todo, identificar qué necesidades no están completamente cubiertas por las soluciones disponibles.

En el caso del presente Trabajo Fin de Máster, cuyo objetivo es desarrollar una plataforma web capaz de analizar y comparar influencers mediante la integración de variables emocionales, discursivas y métricas de interacción digital, el análisis del estado de la cuestión debe responder a varias preguntas clave:

¿Existe actualmente herramientas en el mercado que realicen un análisis similar?

¿La literatura científica ha abordado ya este problema desde una perspectiva tecnológica aplicada?

¿Se han desarrollado sistemas que integren análisis emocional multimodal en entornos reales de redes sociales?

Para responder a estas cuestiones, el presente capítulo analiza el estado actual desde tres perspectivas complementarias:

1. Soluciones comerciales existentes.
2. Investigación académica sobre influencers y marketing digital.
3. Avances científicos en reconocimiento emocional y sistemas multimodales.

Este análisis permitirá identificar el vacío existente y justificar la pertinencia del proyecto desarrollado.

3.2 SOLUCIONES COMERCIALES EXISTENTES EN EL ÁMBITO DEL INFLUENCER MARKETING

El mercado del influencer marketing ha experimentado un crecimiento sostenido durante la última década, impulsado por la consolidación de plataformas como Instagram, YouTube, TikTok y otras redes sociales centradas en contenido audiovisual. Como consecuencia de este crecimiento, han surgido múltiples herramientas tecnológicas orientadas al análisis y monitorización de perfiles digitales.

Las plataformas comerciales existentes suelen ofrecer servicios como:

- Monitorización de seguidores.
- Análisis de crecimiento de audiencia.
- Cálculo de tasa de engagement.
- Evaluación de alcance e impresiones.
- Estimaciones de retorno de inversión en campañas.
- Análisis demográfico de audiencia.

Estas herramientas cumplen una función relevante dentro del ecosistema del marketing digital, ya que permiten a marcas y agencias tomar decisiones basadas en datos cuantitativos objetivos.

Sin embargo, al analizar en profundidad el funcionamiento de estas plataformas, se observa que el enfoque predominante es fundamentalmente estadístico y cuantitativo. La mayoría de métricas se centran en indicadores externos al contenido en sí mismo, como volumen de interacciones o tamaño de comunidad.

Pocas herramientas analizan el contenido audiovisual desde una perspectiva interna. Es decir, no estudian: qué emociones transmite el influencer, qué tono comunicativo utiliza, qué patrones discursivos predominan, cómo evoluciona su expresividad a lo largo del tiempo.

Algunas soluciones más avanzadas incorporan análisis de sentimiento en comentarios o textos asociados a publicaciones, pero incluso en estos casos el análisis suele limitarse a la polaridad textual básica, sin integrar señales visuales ni auditivas.

Por tanto, aunque el mercado dispone de herramientas consolidadas de análisis cuantitativo de influencers, existe una carencia significativa en cuanto a análisis emocional multimodal aplicado directamente al contenido audiovisual.

3.3 INVESTIGACIÓN ACADÉMICA SOBRE INFLUENCERS Y COMUNICACIÓN DIGITAL

Desde el ámbito académico, el estudio de los influencers ha sido abordado principalmente desde disciplinas como la comunicación, la sociología, la psicología social y el marketing.

Las líneas de investigación más frecuentes incluyen: construcción de identidad digital, autenticidad percibida, relación parasocial entre influencer y audiencia, influencia en la intención de compra, credibilidad y confianza, construcción de marca personal.

Numerosos estudios han demostrado que el éxito de un influencer no depende únicamente de métricas numéricas, sino también de variables cualitativas relacionadas con la percepción emocional y la conexión con la audiencia. Existe una escasa integración entre estos estudios teóricos y la implementación de herramientas tecnológicas que permitan medir de forma automática las variables analizadas. Es decir, la literatura académica reconoce la importancia de la dimensión emocional y discursiva, pero rara vez traduce esa importancia en sistemas computacionales aplicados a contenido real publicado en redes sociales. Esta desconexión entre teoría y aplicación tecnológica representa una oportunidad de investigación.

3.4 PROCESAMIENTO DEL LENGUAJE NATURAL APLICADO A REDES SOCIALES

El procesamiento del lenguaje natural ha experimentado avances significativos gracias a la aparición de modelos basados en transformers. Estos modelos permiten analizar texto considerando el contexto global y capturar matices semánticos complejos.

En el ámbito de redes sociales, el NLP se ha utilizado principalmente para:

- Análisis de sentimiento.
- Detección de discurso de odio.
- Identificación de polarización ideológica.
- Monitorización de opinión pública.
- Análisis de tendencias.

Sin embargo, el análisis textual en redes sociales suele abordarse de manera aislada, sin integrar información visual o auditiva.

En el caso de influencers audiovisuales, el discurso no puede analizarse únicamente como texto transcrito, sino que debe interpretarse en combinación con la expresión facial, el tono de voz y la gestualidad.

La integración real entre análisis textual y análisis visual sigue siendo una línea emergente dentro de la investigación en inteligencia artificial.

3.5 SISTEMAS MULTIMODALES DE ANÁLISIS EMOCIONAL

Los sistemas multimodales representan un avance significativo en el análisis automatizado de estados emocionales. Estos sistemas combinan información procedente de distintas modalidades, visual, auditiva y textual; para mejorar la precisión y robustez del análisis.[10]

Las investigaciones existentes demuestran que la fusión de modalidades mejora la capacidad predictiva frente al uso de una sola fuente de información. La aplicación práctica de sistemas multimodales al análisis de contenido digital público, especialmente en el ámbito del influencer marketing, sigue siendo limitada. Este hecho evidencia la oportunidad de trasladar avances científicos consolidados a un entorno aplicado real.

Capítulo 4. DEFINICIÓN DEL TRABAJO

4.1 PLANTEAMIENTO GENERAL DEL PROYECTO

Tras el análisis del estado de la cuestión desarrollado en el capítulo anterior, se ha constatado la existencia de una brecha significativa entre las herramientas comerciales actualmente disponibles para el análisis de influencers, y las posibilidades tecnológicas que ofrecen los avances recientes en inteligencia artificial aplicada. Aunque el mercado dispone de múltiples plataformas orientadas al análisis de métricas cuantitativas, como número de seguidores, tasa de engagement o crecimiento de audiencia, dichas soluciones no integran de manera estructurada el análisis emocional y discursivo del contenido audiovisual publicado por los creadores.

Por otro lado, la literatura académica ha demostrado que la dimensión emocional desempeña un papel central en la eficacia comunicativa y en la generación de vínculo con la audiencia. Sin embargo, estas conclusiones suelen permanecer en el ámbito teórico o experimental, sin traducirse en herramientas tecnológicas aplicadas a entornos reales de redes sociales.

En este contexto, el presente Trabajo Fin de Máster plantea el desarrollo de una plataforma web capaz de analizar y comparar perfiles de influencers mediante la integración de técnicas de inteligencia artificial orientadas al procesamiento emocional y discursivo del contenido audiovisual. El proyecto no se limita a la recopilación de métricas externas, sino que propone un enfoque centrado en el análisis interno del contenido, es decir, en cómo se comunica y qué emociones se transmiten.

4.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO

La necesidad del proyecto se fundamenta en la identificación de un vacío existente entre tecnología disponible, investigación académica y aplicación práctica en marketing digital. En un entorno donde la influencia digital tiene un impacto económico y social significativo, disponer de herramientas capaces de analizar dimensiones cualitativas del contenido resulta especialmente relevante.

El proyecto se justifica por la oportunidad de integrar análisis emocional multimodal en una plataforma comparativa funcional, contribuyendo a enriquecer la forma en que se evalúa el impacto digital. Asimismo, constituye un ejercicio aplicado de ingeniería de sistemas y de integración tecnológica, alineado con los objetivos formativos del máster.

4.3 ORIGINALIDAD DEL TRABAJO

La contribución principal de este trabajo no reside en la creación de nuevos algoritmos teóricos, sino en la aplicación integrada de tecnologías consolidadas dentro de un entorno funcional orientado al análisis comparativo de influencers. Esta integración constituye el elemento diferenciador del trabajo.

Mientras que las herramientas comerciales actuales se centran predominantemente en métricas externas y los estudios académicos permanecen en el ámbito conceptual, el proyecto propone una solución intermedia que traslada avances científicos a una plataforma aplicada y operativa.

El valor añadido del sistema radica en la incorporación de variables emocionales como complemento a las métricas tradicionales, permitiendo una evaluación más profunda del perfil comunicativo de los influencers digitales.

4.4 DESCRIPCIÓN FUNCIONAL DEL SISTEMA

El sistema desarrollado permite procesar vídeos reales de influencers con el objetivo de extraer indicadores emocionales estructurados. El flujo de funcionamiento parte de la recopilación del contenido audiovisual, continúa con su procesamiento automatizado mediante herramientas de análisis emocional y culmina con la agregación de resultados en métricas comparativas.

A través de este proceso, el sistema es capaz de generar distribuciones emocionales faciales, métricas relacionadas con el tono del discurso, indicadores derivados del análisis de voz y variables agregadas que permiten caracterizar el perfil comunicativo de cada influencer. Estos resultados se estructuran en un dataset global que posibilita la comparación objetiva entre distintos perfiles.

La plataforma web actúa como interfaz final del sistema, permitiendo visualizar los indicadores generados y facilitar el análisis comparativo. De este modo, el proyecto no solo implementa un sistema de procesamiento, sino que construye una herramienta funcional que transforma datos complejos en información interpretable.

4.5 DELIMITACIÓN DEL ALCANCE

La definición del alcance constituye un elemento esencial para contextualizar adecuadamente el proyecto. En este caso, el trabajo se centra en la integración y aplicación de tecnologías existentes dentro de una arquitectura funcional, sin pretender desarrollar modelos de inteligencia artificial desde cero ni realizar entrenamiento propio de redes neuronales.

El sistema incorpora procesamiento emocional automatizado mediante el uso de una API especializada, así como estructuración y agregación de resultados en un entorno backend desarrollado en Python. El alcance incluye la implementación de la plataforma web comparativa y la generación de métricas estructuradas a partir de vídeos reales.

No obstante, el proyecto no aborda el desarrollo de modelos predictivos de éxito futuro ni la construcción de sistemas de recomendación personalizados dinámicos en tiempo real. Tampoco se plantea el análisis clínico o psicológico individualizado, ya que los indicadores obtenidos deben interpretarse como aproximaciones estadísticas basadas en modelos probabilísticos.

Cabe destacar que la propuesta inicial contemplaba la creación de un agente interactivo capaz de generar recomendaciones personalizadas en función del análisis emocional detectado. Sin embargo, durante el proceso de desarrollo se evidenciaron limitaciones técnicas asociadas a la integración multimodal dinámica y a la complejidad de modelar recomendaciones consistentes y validadas. En consecuencia, el alcance fue redefinido estratégicamente hacia una solución comparativa más robusta y evaluable, manteniendo la coherencia con los objetivos académicos del trabajo.

Capítulo 5. SISTEMA/MODELO DESARROLLADO

En este capítulo se describe la implementación técnica concreta del pipeline completo, desde la adquisición del contenido audiovisual hasta su visualización en la plataforma web.

El sistema ha sido desarrollado íntegramente en Python, integrando módulos propios para la descarga, procesamiento y estructuración de datos, así como la conexión con la Heratropic API para el análisis emocional multimodal. La implementación responde a criterios de modularidad, trazabilidad y reproducibilidad, permitiendo ejecutar cada etapa del flujo de forma independiente o como parte de un proceso secuencial automatizado.

El modelo desarrollado no se limita a la aplicación aislada de una API externa, sino que integra dicha herramienta dentro de un pipeline completo de ingeniería de datos y análisis avanzado.

5.1 ARQUITECTURA CONCEPTUAL DEL SISTEMA

La arquitectura del sistema desarrollado en el Trabajo Fin de Máster se estructura en cinco capas funcionales claramente diferenciadas, que permiten transformar contenido audiovisual bruto procedente de redes sociales en indicadores analíticos estructurados y visualizables en una aplicación web. Esta arquitectura responde a principios de modularidad, escalabilidad y separación de responsabilidades, permitiendo que cada componente cumpla una función específica dentro del flujo global de procesamiento.

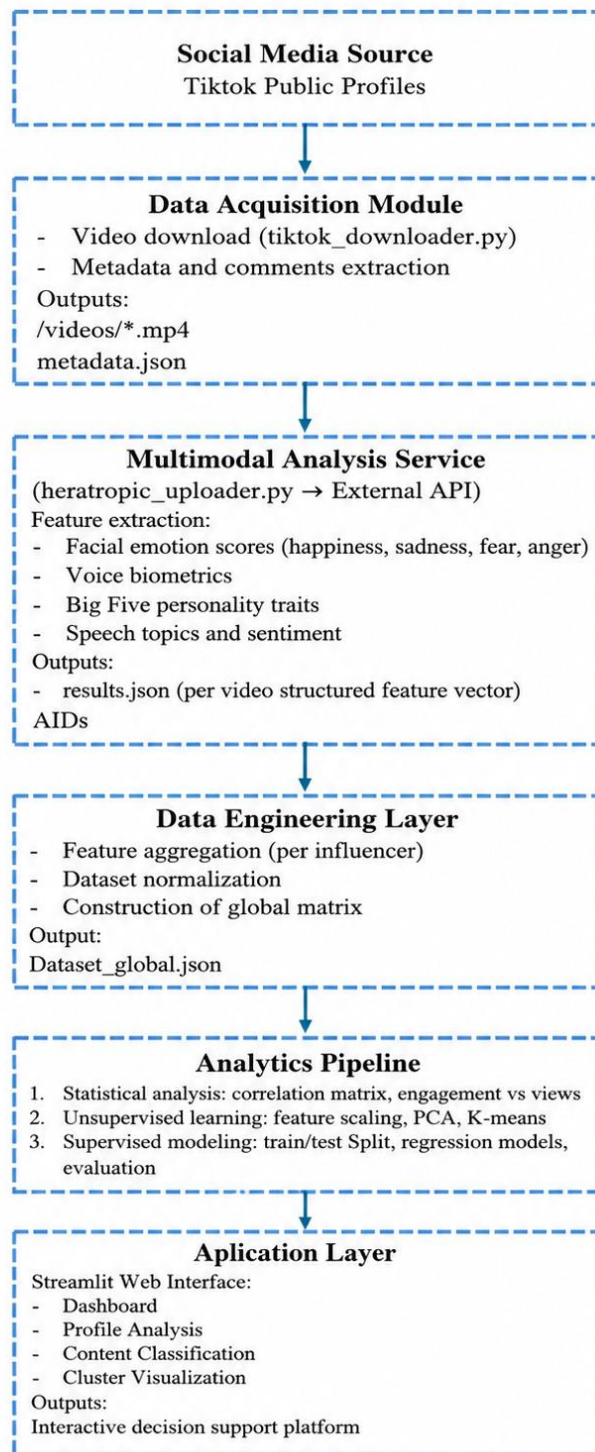


Ilustración 2 - Arquitectura conceptual del sistema

El sistema se organiza en las siguientes capas: adquisición de datos, procesamiento mediante inteligencia artificial, ingeniería de datos, análisis avanzado y capa de aplicación.

5.1.1 DATA ACQUISITION (ADQUISICIÓN DE DATOS)

La primera capa del sistema está orientada a la obtención del contenido audiovisual desde redes sociales, concretamente vídeos publicados por influencers. Esta fase constituye el punto de entrada del flujo de datos y tiene como objetivo convertir información pública disponible en plataformas digitales en datos estructurados preparados para su procesamiento posterior.

Para ello se implementa un módulo específico denominado *tiktok_downloader.py*, encargado de descargar los vídeos seleccionados junto con sus metadatos asociados. Este módulo realiza varias funciones simultáneamente.

En primer lugar, se encarga de la descarga física del archivo de vídeo, que se almacena localmente en una estructura organizada de carpetas. Esta organización permite segmentar los vídeos por influencer, facilitando la trazabilidad del análisis posterior.

En segundo lugar, el módulo extrae información adicional asociada al vídeo, como fecha de publicación, número de visualizaciones, número de “likes”, comentarios y descripción textual. Esta información se guarda en archivos estructurados en formato JSON, permitiendo su posterior integración en el sistema analítico.

El resultado de esta primera capa es doble: por un lado, una carpeta /videos/ que contiene los archivos audiovisuales descargados; por otro, archivos de metadatos estructurados (**_metadata.json*) que almacenan información contextual relevante. Se muestra una tabla con los datos que se obtiene en el archivo y la explicación de cada una de las variables. En la parte de los Anexos se muestra una captura de como se obtiene los resultados.

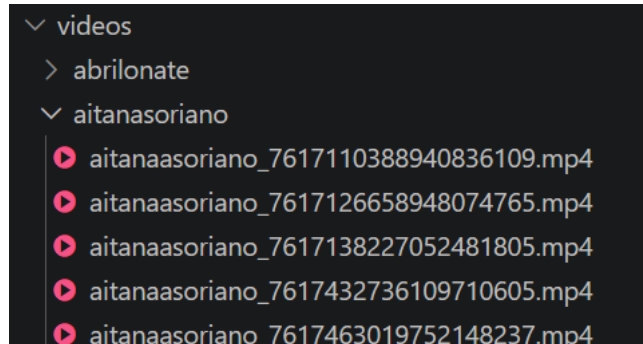


Ilustración 3 – Carpeta videos influencer

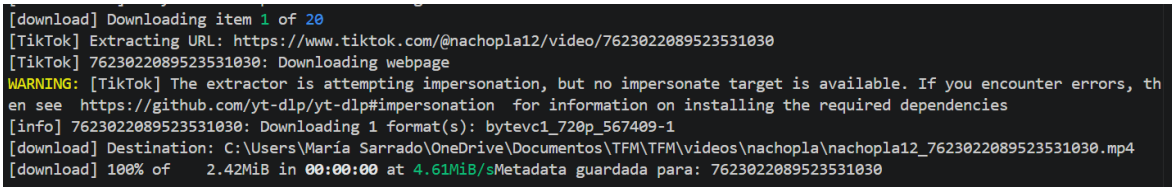


Ilustración 4 - Descarga de los videos de cada influencer

Variable	Tipo	Descripción técnica	Interpretación en el sistema
user_id	String	Identificador único del influencer analizado.	Permite agrupar vídeos por perfil y realizar agregaciones por creador.
video_internal_id	Integer	Identificador interno incremental asignado por el sistema.	Facilita la indexación y el manejo estructurado dentro del dataset global.
video_api_id	String (UUID)	Identificador generado por la API externa tras el procesamiento del vídeo.	Permite rastrear el análisis realizado por el servicio multimodal.
video_tiktok_id	String	Identificador original del vídeo en la plataforma TikTok.	Referencia externa para trazabilidad y verificación del contenido fuente.

upload_date	String (YYYYMMDD)	Fecha de publicación del vídeo en formato estructurado.	Permite análisis temporal y evolución de rendimiento.
view_count	Integer	Número total de visualizaciones del vídeo.	Métrica principal de alcance o exposición.
like_count	Integer	Número total de “me gusta” recibidos.	Indicador de interacción positiva básica.
comment_count	Integer	Número total de comentarios recibidos.	Indicador de interacción activa y participación del público.
duration	Integer (segundos)	Duración total del vídeo en segundos.	Variable estructural que puede influir en retención y engagement.
extraversion	Float [0–1]	Estimación del rasgo de extraversión (Big Five).	Indica nivel de sociabilidad y expresividad comunicativa del influencer en el vídeo.
neuroticism	Float [0–1]	Estimación del rasgo de neuroticismo (Big Five).	Refleja nivel de inestabilidad emocional o reactividad expresiva detectada.
openness	Float [0–1]	Estimación del rasgo de apertura a la experiencia (Big Five).	Asociado a creatividad, originalidad y apertura conceptual en el discurso.
agreeableness	Float [0–1]	Estimación del rasgo de amabilidad (Big Five).	Relacionado con tono cooperativo, empático o positivo en la comunicación.

conscientiousness	Float [0–1]	Estimación del rasgo de responsabilidad (Big Five).	Asociado a organización, coherencia y estructura discursiva.
happiness_face	Float [0–1]	Probabilidad media de emoción facial “felicidad”.	Indica nivel de expresividad positiva detectada mediante visión por computador.
sadness_face	Float [0–1]	Probabilidad media de emoción facial “tristeza”.	Indica presencia de expresividad negativa asociada a tristeza.
fear_face	Float [0–1]	Probabilidad media de emoción facial “miedo”.	Señal de tensión o activación emocional negativa detectada facialmente.
anger_face	Float [0–1]	Probabilidad media de emoción facial “ira”.	Refleja intensidad expresiva asociada a enfado o activación emocional fuerte.

Tabla 1 - Archivo metadatos con cada variable

Esta separación entre contenido bruto y metadatos constituye una decisión arquitectónica importante, ya que permite desacoplar el procesamiento audiovisual del análisis cuantitativo de interacción.

5.1.2 AI PROCESSING LAYER (PROCESAMIENTO MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL)

La segunda capa representa el núcleo analítico del sistema. En esta fase, los vídeos previamente descargados son enviados a la Heratropic API mediante el módulo *heratropic_uploader.py*.

Esta capa no implementa directamente modelos de inteligencia artificial locales, sino que delega el procesamiento en una API especializada en análisis emocional multimodal.

Esta decisión arquitectónica permite externalizar el procesamiento intensivo, garantizando eficiencia y escalabilidad. El flujo técnico en esta capa incluye:

Primero, la subida del vídeo a la API, ya sea mediante endpoint estándar o mediante URL prefirmada para archivos de mayor tamaño. Durante esta fase se genera un identificador único de análisis (AID) que permite rastrear el estado del procesamiento.

```
Subiendo nachopla12_7623022089523531030.mp4  
AID: 95ade178-5a54-43ce-82d1-79c39f0240df  
  
Subiendo nachopla12_7621675011819982102.mp4  
AID: 78d470ea-864a-47df-94b8-cf6b06dd006f
```

Ilustración 5 - Generación de AIDs para cada video

```
{ } nachopla_aids.json > ...  
[  
  "95ade178-5a54-43ce-82d1-79c39f0240df",  
  "78d470ea-864a-47df-94b8-cf6b06dd006f",  
  "2c81a1a6-d424-4b17-84d8-0a556fb50e25",  
  "130e9e73-6633-4409-92d5-62aa1da1fb91",  
  "01adc9ce-a9f5-4c7f-9e6a-2198bfaacbb7",  
  "5cd7c44c-18cb-481c-82d9-41f68247901a",  
  "5485665d-f2d0-4965-8f8c-8f78db784507",  
  "f7619f0a-64a1-49e0-b2b3-cfcef16b75b4",  
  "0aae3bdf-c0eb-4ca5-8e8c-24f96c2048dc",  
  "73c91079-59d7-4cfa-bb91-fb58cd6d50a3",  
  "bcf3f2f1-8915-41d7-a1c7-3b8e500135bb",  
  "86bc860d-e34f-47b4-a0e7-4a347f14e722",  
  "5612a08e-ec37-4be7-8060-a98d58f93f34",  
  "ba421b84-44ce-499f-9572-99363daad47e",  
  "d4cdbc11-a4d7-4aa4-8739-d8d3134d7c0b",  
  "41bf5a0c-801c-4669-aebc-00fbe9adad10",  
  "2f64a487-023c-48f2-b242-ad8cb06400c7",  
  "8dd5c3a5-48b1-4fbc-945b-4366d011b9fa",  
  "f5112341-c9e2-4c56-9b1e-2460b8b978a2",  
  "a7c4c6ad-6347-45d8-9be5-f9476d6e824e"  
]
```

Ilustración 6 - Fichero con todos los AIDs de cada influencer

Posteriormente, la API ejecuta de forma asíncrona múltiples procesos de análisis, entre los que destacan:

El análisis facial, que identifica emociones predominantes en cada frame del vídeo. Se muestra una tabla con los datos que se obtiene en el archivo y la explicación de cada una de las variables. En la parte de los Anexos se muestra una captura de como se obtiene los resultados.

Variable	Tipo	Descripción técnica	Interpretación en el sistema
facial	Objeto JSON	Bloque que agrupa los resultados del análisis de expresiones faciales obtenidos mediante visión por computador.	Contiene métricas agregadas de emociones detectadas a lo largo del vídeo.
average_emotions	Objeto JSON	Promedio temporal de las probabilidades estimadas para cada emoción básica detectada frame a frame.	Representa la intensidad media de cada emoción durante el vídeo completo.
angry	Float [0-1]	Probabilidad media de detección de expresión facial asociada a ira.	Nivel medio de activación emocional negativa asociada a enfado.
disgust	Float [0-1]	Probabilidad media de detección de expresión facial asociada a asco.	Indica presencia de reacciones faciales de rechazo o repulsión.
fear	Float [0-1]	Probabilidad media de detección de expresión facial asociada a miedo.	Señal de tensión emocional o activación ante estímulos percibidos como amenazantes.

happy	Float [0–1]	Probabilidad media de detección de expresión facial asociada a felicidad.	Indica expresividad positiva y tono emocional favorable.
sad	Float [0–1]	Probabilidad media de detección de expresión facial asociada a tristeza.	Refleja presencia de expresividad negativa vinculada a tono melancólico o reflexivo.
surprise	Float [0–1]	Probabilidad media de detección de expresión facial asociada a sorpresa.	Señal de reacción emocional ante estímulos inesperados.
neutral	Float [0–1]	Probabilidad media de estado facial neutro.	Indica ausencia de activación emocional intensa.
most_frequent_dominant_emotion	String	Emoción que aparece con mayor frecuencia como dominante a lo largo del vídeo.	Resume cuál es el estado emocional predominante durante la grabación.
dominant_emotion_counts	Objeto JSON	Conteo de frames donde cada emoción fue clasificada como dominante.	Permite analizar la variabilidad emocional temporal dentro del vídeo.
average_face_confidence	Float [0–1]	Nivel medio de confianza del modelo de detección facial.	Indica fiabilidad técnica del análisis emocional realizado.

Tabla 2 - Descripción del análisis facial

El análisis de voz, que estudia parámetros acústicos relacionados con tono, energía y patrones vocales. Se muestra una tabla con los datos que se obtiene en el archivo y la

explicación de cada una de las variables. En la parte de los Anexos se muestra una captura de cómo se obtiene los resultados.

Variable	Tipo	Descripción técnica	Interpretación en el sistema
voice	Objeto JSON	Bloque que agrupa todas las métricas extraídas del análisis acústico del audio del vídeo.	Contiene estadísticas espectrales, métricas tonales y estimaciones emocionales derivadas de la señal vocal.
mean	Float	Frecuencia media dominante del espectro de audio (Hz).	Representa la altura tonal promedio de la voz durante el vídeo.
sd	Float	Desviación estándar de la frecuencia dominante.	Mide la variabilidad tonal del discurso.
median	Float	Frecuencia mediana del espectro.	Valor central robusto frente a valores extremos en la distribución tonal.
mode	Float	Frecuencia más frecuente detectada en la señal vocal.	Indica el tono dominante repetido con mayor frecuencia.
Q25	Float	Percentil 25 de la distribución de frecuencias.	Límite inferior del rango tonal habitual del discurso.
Q75	Float	Percentil 75 de la distribución de frecuencias.	Límite superior del rango tonal habitual.
IQR	Float	Rango intercuartílico (Q75 – Q25).	Medida robusta de dispersión tonal.
skewness	Float	Coefficiente de asimetría de la distribución de frecuencias.	Indica si la distribución tonal se inclina hacia frecuencias altas o bajas.
kurtosis	Float	Coefficiente de curtosis de la distribución.	Evalúa concentración de valores extremos o presencia de colas pesadas en la señal vocal.
mean_note	String	Nota musical asociada a la frecuencia media estimada.	Traducción musical interpretativa del tono promedio detectado.

median_note	String	Nota musical asociada a la frecuencia mediana.	Permite contextualizar tonalmente el valor central.
mode_note	String	Nota musical asociada a la frecuencia modal.	Representa la tonalidad más recurrente del discurso.
Q25_note	String	Nota asociada al percentil 25.	Indica el límite inferior tonal en escala musical.
Q75_note	String	Nota asociada al percentil 75.	Indica el límite superior tonal en escala musical.
rmse	Float	Error cuadrático medio del modelo de estimación acústica.	Indicador de precisión del modelo de análisis vocal aplicado.
pitch	Float	Frecuencia fundamental promedio (F0) de la señal vocal.	Métrica principal de altura tonal del hablante.
tone	Float	Métrica agregada de tonalidad dominante del discurso.	Refleja el patrón melódico general de la intervención vocal.
disgust	Float [0-1]	Probabilidad estimada de emoción vocal asociada a asco.	Indica carga emocional negativa detectada en el timbre y modulación.
surprised	Float [0-1]	Probabilidad estimada de emoción vocal asociada a sorpresa.	Señal de variación tonal abrupta o énfasis emocional.
angry	Float [0-1]	Probabilidad estimada de emoción vocal asociada a ira.	Refleja activación vocal intensa o tensión acústica.
neutral	Float [0-1]	Probabilidad estimada de estado vocal neutro.	Indica estabilidad emocional en la modulación del discurso.
happy	Float [0-1]	Probabilidad estimada de emoción vocal asociada a felicidad.	Relacionada con modulación tonal positiva y mayor expresividad.

Tabla 3 - Descripción del análisis de voz en video

El análisis de personalidad basado en patrones discursivos. Se muestra una tabla con los datos que se obtiene en el archivo y la explicación de cada una de las variables. En la parte de los Anexos se muestra una captura de cómo se obtiene los resultados.

Variable	Tipo	Descripción técnica	Interpretación en el sistema
traits	Objeto JSON	Bloque que agrupa variables psicológicas inferidas mediante modelos de análisis multimodal sobre vídeo, audio y texto.	Representa estimaciones de rasgos conductuales y estados emocionales derivados del contenido del vídeo.
survival	Float [0-1]	Indicador asociado a patrones de discurso relacionados con autopreservación o enfoque práctico.	Puede reflejar orientación a seguridad, estabilidad o autoprotección comunicativa.
creativity	Float [0-1]	Estimación del nivel de creatividad expresiva detectada en el contenido.	Asociado a originalidad, innovación y estilo comunicativo distintivo.
self_esteem	Float [0-1]	Indicador estimado de confianza o valoración positiva del propio discurso.	Refleja seguridad expresiva y autopercepción positiva transmitida en el vídeo.
compassion	Float [0-1]	Estimación de empatía o sensibilidad interpersonal detectada.	Indica orientación prosocial y tono empático en la comunicación.
communication	Float [0-1]	Métrica asociada a claridad, fluidez y eficacia comunicativa.	Refleja capacidad estructural del discurso y coherencia expresiva.
imagination	Float [0-1]	Estimación de pensamiento abstracto o creativo detectado en el contenido.	Asociado a narrativa elaborada o enfoque conceptual amplio.
awareness	Float [0-1]	Indicador de autoconciencia o	Refleja capacidad de análisis, reflexión o

		conciencia contextual en el discurso.	comprensión situacional.
stress.high	Float [0–1]	Probabilidad estimada de alto nivel de estrés en el discurso.	Indica presencia de tensión emocional elevada.
stress.medium	Float [0–1]	Probabilidad estimada de nivel medio de estrés.	Representa activación moderada sin carga emocional extrema.
stress.low	Float [0–1]	Probabilidad estimada de bajo nivel de estrés.	Señala estabilidad emocional durante la intervención.
helplessness.high	Float [0–1]	Probabilidad estimada de sentimiento elevado de indefensión.	Asociado a tono discursivo vulnerable o desbordado.
helplessness.medium	Float [0–1]	Probabilidad estimada de nivel medio de indefensión.	Representa sensación moderada de falta de control.
helplessness.low	Float [0–1]	Probabilidad estimada de bajo nivel de indefensión.	Indica percepción de control o autonomía comunicativa.
self_efficacy.high	Float [0–1]	Probabilidad estimada de alta autoeficacia.	Refleja seguridad en la capacidad para afrontar situaciones.
self_efficacy.medium	Float [0–1]	Probabilidad estimada de autoeficacia moderada.	Indica equilibrio entre confianza y cautela.
self_efficacy.low	Float [0–1]	Probabilidad estimada de baja autoeficacia.	Asociado a inseguridad o menor confianza en la acción.

Tabla 4 - Descripción del análisis de personalidad del video

El resultado de esta capa se almacena en archivos estructurados (*_results.json) que contienen las métricas devueltas por la API.

```
{ } mercedessierra_results.json  
{ } nachopla_aids.json  
{ } nachopla_results.json  
{ } saraalvaro_aids.json  
{ } saraalvaro_results.json  
{ } sarabaceiredo_aids.json  
{ } sarabaceiredo_results.json
```

Ilustración 7 - Ficheros results_json

```
{ } nachopla_results.json > { } 0 > { } response  
[  
  {  
    "status": "success",  
    "response": {  
      "created_at": 1774968117,  
      "aid": "95ade178-5a54-43ce-82d1-79c39f0240df",  
      "result_url": "/v1/result/95ade178-5a54-43ce-82d1-79c39f0240df",  
      "original_file": {  
        "extension": ".mp4",  
        "format": "video",  
        "duration": 35  
      },  
      "status": {  
        "FILE_STORED": true,  
        "FACIAL_ANALYSED": true,  
        "VOICE_ANALYSED": true,  
        "VOICE_TRANSCRIBED": false,  
        "BIOMETRICS_EXTRACTED": true,  
        "SPEECH_ANALYSED": false,  
        "PERSONALITY_ANALYSED": true,  
        "FACES_EXTRACTED": true  
      }  
    }  
  }  
]
```

Ilustración 8 - Archivo con los resultados sacados de la API

Esta capa constituye el punto de transformación crítica del sistema, ya que convierte contenido audiovisual no estructurado en variables cuantificables.

5.1.3 DATA ENGINEERING (INGENIERÍA DE DATOS)

Una vez obtenidos los resultados individuales por vídeo, la arquitectura entra en la fase de ingeniería de datos. En esta etapa se integran los resultados emocionales con los metadatos descargados en la primera capa.

El módulo *build_video_dataset.py* se encarga de consolidar la información de cada vídeo en una estructura uniforme. En este proceso se realizan tareas como limpieza de datos, normalización de variables, agregación de métricas y validación de consistencia.

Posteriormente, el módulo *build_global_dataset.py* construye un dataset global que agrupa la información por influencer. Esta agregación permite calcular medias, distribuciones y métricas representativas del perfil comunicativo de cada creador.

El resultado final de esta capa es un archivo estructurado (*dataset_global.json*) que constituye la base para el análisis estadístico y predictivo.

```
Dataset global creado en:  
C:\Users\María Sarrado\OneDrive\Documentos\TFM\TFM\dataset\dataset_global.json  
  
Total vídeos en dataset global: 125
```

Ilustración 9 - Incorporación de cada uno de los influencers al dataset global

Esta fase resulta fundamental, ya que garantiza coherencia interna entre los distintos módulos y permite transformar datos aislados en un modelo analítico comparativo.

5.1.4 DATA ANALYTICS (ANÁLISIS AVANZADO)

En la cuarta capa se realiza el análisis estadístico y predictivo sobre el dataset global construido previamente.

El análisis estadístico incluye la identificación de correlaciones entre variables emocionales y métricas de interacción. Asimismo, se aplican modelos de regresión para explorar posibles relaciones entre patrones emocionales y rendimiento digital.

Además, se incorporan modelos predictivos como Random Forest, OLS o XGBoost, que permiten evaluar la capacidad de determinadas variables emocionales para explicar diferencias entre perfiles.

Esta capa representa el paso de la simple agregación descriptiva a la interpretación analítica. Aquí el sistema no solo estructura información, sino que genera conocimiento derivado.

5.1.5 APPLICATION LAYER (PLATAFORMA WEB)

La última capa corresponde a la aplicación final desarrollada mediante Streamlit, que actúa como interfaz de usuario.

La plataforma web permite visualizar los resultados obtenidos en las capas anteriores, facilitando la comparación entre influencers. Los indicadores se representan mediante gráficos dinámicos, tablas estructuradas y métricas agregadas.

La arquitectura distingue claramente entre backend analítico (Python + API + procesamiento) y frontend visual (Streamlit). Esta separación permite mantener independencia entre lógica de análisis y presentación de resultados.

La aplicación constituye la materialización práctica del proyecto, permitiendo que los resultados generados por el sistema sean accesibles, interpretables y utilizables.

5.1.6 COHERENCIA GLOBAL DE LA ARQUITECTURA

La arquitectura completa puede entenderse como un pipeline secuencial donde cada capa transforma el estado de los datos:

Datos no estructurados → Datos procesados → Datos estructurados → Información analítica
→ Visualización interpretativa.

Capítulo 6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

6.1 INTRODUCCIÓN AL ANÁLISIS DE RESULTADOS

Una vez implementado el sistema completo y validado el correcto funcionamiento del pipeline de procesamiento multimodal, el siguiente paso consiste en analizar de forma rigurosa los resultados obtenidos. Este capítulo tiene como finalidad evaluar el comportamiento del modelo desarrollado, estudiar la coherencia de las métricas generadas y determinar en qué medida el sistema cumple los objetivos planteados al inicio del proyecto.

El análisis se realiza sobre el dataset global construido en la fase de ingeniería de datos, el cual integra información procedente de distintas fuentes: métricas cuantitativas de interacción (visualizaciones, “likes”, comentarios y engagement rate), variables emocionales faciales extraídas mediante análisis de vídeo, rasgos de personalidad estimados a partir del discurso y variables estructurales asociadas a cada contenido.

El conjunto de datos analizado está compuesto por 121 vídeos correspondientes a 7 influencers diferentes, lo que permite realizar tanto análisis intra-perfil como comparaciones inter-perfil. Esta dimensión del dataset resulta suficiente para evaluar la viabilidad técnica del sistema y detectar patrones preliminares en la relación entre variables emocionales y métricas de rendimiento digital.

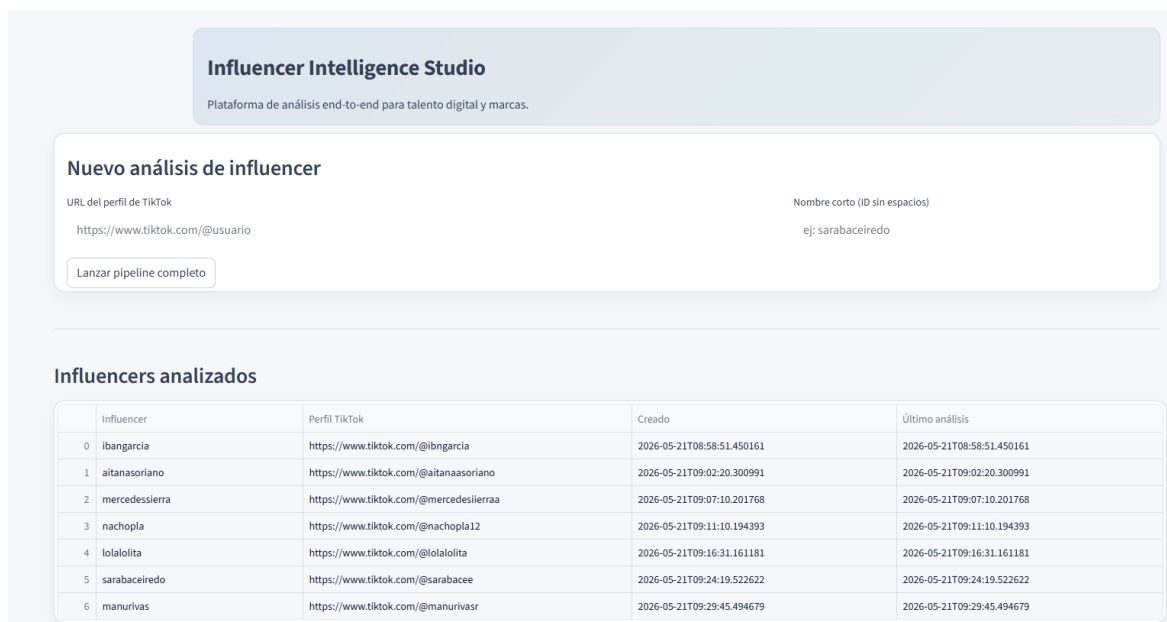
El objetivo del presente capítulo no se limita a describir gráficos generados por la aplicación web, sino que busca interpretar los resultados desde una perspectiva técnica y analítica. Se pretende evaluar la consistencia estadística de las métricas, identificar relaciones significativas entre variables y analizar si las diferencias detectadas entre perfiles responden a patrones comunicativos diferenciados.

En este sentido, el análisis se organiza progresivamente desde una visión global descriptiva hasta una exploración más profunda de relaciones estructurales, incluyendo análisis de correlación y evaluación comparativa de perfiles.

6.2 RESULTADOS OBTENIDOS EN LA SECCIÓN PIPELINE

La sección “Pipeline” de la aplicación web constituye el punto de control operativo del sistema y permite visualizar de manera directa los resultados acumulados del procesamiento realizado hasta el momento. A diferencia de la descripción técnica del flujo interno del modelo, esta sección muestra el estado real del proyecto desde el punto de vista de los datos ya procesados.

En la siguiente imagen se muestra el estado actual de la sección Pipeline tras la ejecución completa del sistema.



Influencer Intelligence Studio
Plataforma de análisis end-to-end para talento digital y marcas.

Nuevo análisis de influencer

URL del perfil de TikTok: Nombre corto (ID sin espacios):

Influencers analizados

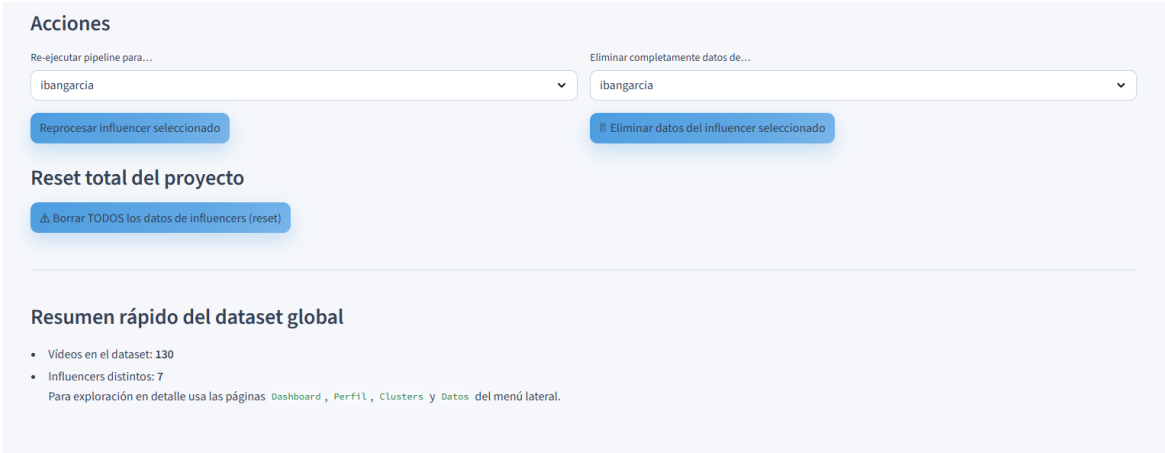
	Influencer	Perfil TikTok	Creado	Último análisis
0	ibangarcia	https://www.tiktok.com/@ibngarcia	2026-05-21T08:58:51.450161	2026-05-21T08:58:51.450161
1	aitanasoriano	https://www.tiktok.com/@aitanaasoriano	2026-05-21T09:02:20.300991	2026-05-21T09:02:20.300991
2	mercedessierra	https://www.tiktok.com/@mercedessierra	2026-05-21T09:07:10.201768	2026-05-21T09:07:10.201768
3	nachopla	https://www.tiktok.com/@nachopla12	2026-05-21T09:11:10.194393	2026-05-21T09:11:10.194393
4	lolalolita	https://www.tiktok.com/@lolalolita	2026-05-21T09:16:31.161181	2026-05-21T09:16:31.161181
5	sarabaceiredo	https://www.tiktok.com/@sarabacee	2026-05-21T09:24:19.522622	2026-05-21T09:24:19.522622
6	manurivas	https://www.tiktok.com/@manurivasr	2026-05-21T09:29:45.494679	2026-05-21T09:29:45.494679

Ilustración 10 - Sección Pipeline

Tal como se observa en la captura anterior, el sistema refleja que actualmente se han analizado siete influencers distintos: ibangarcia, aitanasoriano, mercedessierra, nachopla,

lolalolita, sarabaceiredo y manurivas. Cada uno de ellos aparece registrado con su correspondiente URL de perfil de TikTok, lo que confirma que el sistema no solo almacena el identificador interno, sino también la referencia directa al origen del contenido.

Además, la sección muestra dos marcas temporales relevantes para cada influencer: la fecha de creación del registro y la fecha del último análisis realizado. El hecho de que ambas fechas coincidan en todos los perfiles indica que el pipeline se ha ejecutado correctamente y que no existen análisis pendientes o incompletos. Esto confirma que el procesamiento emocional multimodal se ha completado para todos los perfiles incorporados al sistema.



Acciones

Re-ejecutar pipeline para...

Eliminar completamente datos de...

Reset total del proyecto

Resumen rápido del dataset global

- Videos en el dataset: 130
- Influencers distintos: 7

Para exploración en detalle usa las páginas [Dashboard](#), [Perfil](#), [Clusters](#) y [Datos](#) del menú lateral.

Ilustración 11 - Acciones del pipeline

Otro resultado relevante visible en la sección es la posibilidad de reejecutar el pipeline para un influencer concreto. Esta funcionalidad confirma que el sistema es dinámico y permite actualizar los datos cuando sea necesario. Asimismo, la opción de eliminar completamente los datos de un influencer demuestra que el sistema gestiona correctamente la persistencia y eliminación estructurada de información, lo que refuerza la robustez del modelo implementado.

En la parte inferior de la sección se muestra un resumen rápido del dataset global. En el estado actual del sistema, el dataset contiene 130 vídeos procesados y 7 influencers

distintos. Esta cifra confirma que el pipeline ha sido ejecutado de manera consistente sobre múltiples perfiles y que el sistema ha generado un volumen de datos suficiente para realizar análisis comparativos posteriores.

El hecho de que el número total de vídeos procesados coincida con la suma de los vídeos descargados para cada perfil demuestra que no se han producido pérdidas de información entre la fase de adquisición y la fase de integración en el dataset global.

En conjunto, los resultados visibles en la sección Pipeline permiten afirmar que el sistema ha sido ejecutado correctamente, que todos los influencers seleccionados han sido procesados sin errores y que el dataset global se encuentra completamente estructurado y preparado para el análisis estadístico presentado en las siguientes secciones.

6.3 RESULTADOS OBTENIDOS EN LA SECCIÓN DASHBOARD

La sección “Dashboard” constituye la capa interpretativa del sistema desarrollado. Mientras que la sección Pipeline permite verificar el correcto funcionamiento técnico del flujo de procesamiento, el Dashboard sintetiza los datos estructurados y los transforma en información analítica visualmente accesible.

Esta sección permite evaluar el rendimiento global del dataset, analizar patrones temporales, estudiar relaciones entre variables y comparar perfiles desde una perspectiva multidimensional.

6.3.1 MÉTRICAS GLOBALES DEL SISTEMA

En la parte superior del Dashboard se presentan las métricas agregadas que resumen el alcance del análisis realizado. Estas métricas permiten contextualizar el volumen de datos procesados y el tamaño del estudio.

En la siguiente captura se observan los indicadores globales generados por el sistema.

Tal como se aprecia en la imagen anterior, el sistema ha procesado un total de 121 vídeos correspondientes a 7 influencers diferentes. Este volumen de datos permite realizar comparaciones estadísticamente representativas dentro del alcance del proyecto. Además, hay opción de seleccionar a los influencers que quieres analizar, por si no quieres tener a todos incluidos en el análisis, y seleccionar las fechas desde donde quieres elegir los videos seleccionados.

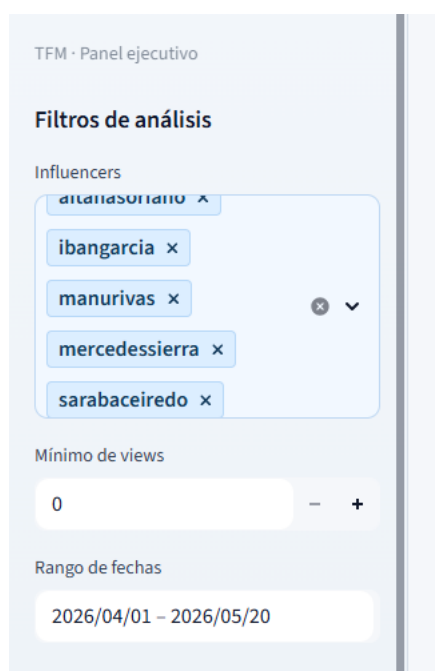


Ilustración 12 - Selección de influencers en el dashboard

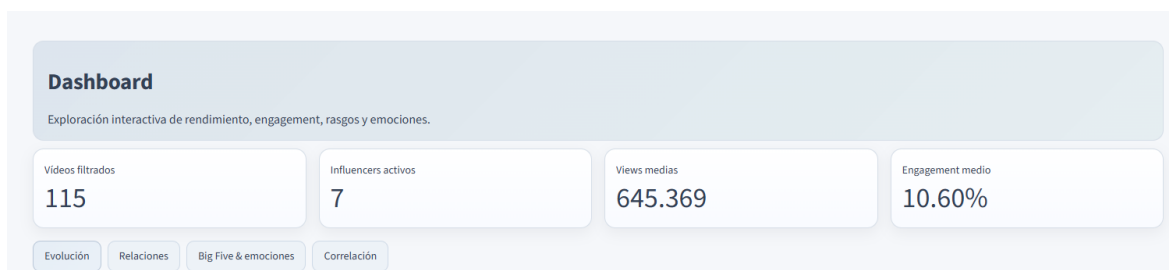


Ilustración 13 - Datos generales dashboard

Asimismo, se observa que la media de visualizaciones por vídeo asciende a 645369, mientras que el engagement medio global se sitúa en el 10,6%. Estos valores indican que el

dataset incluye perfiles con alto nivel de interacción y que el sistema es capaz de consolidar métricas cuantitativas junto con variables emocionales en una misma estructura analítica.

La visualización de estas métricas en el Dashboard confirma la correcta integración del dataset global en la aplicación web y demuestra que el backend analítico y el frontend visual están correctamente sincronizados.

6.3.2 EVOLUCIÓN TEMPORAL DE LAS VISUALIZACIONES

Una de las visualizaciones más relevantes del Dashboard es el gráfico de evolución temporal de las visualizaciones. Este gráfico permite analizar cómo varía el rendimiento de los vídeos a lo largo del tiempo para cada influencer.

En la siguiente imagen se muestra la evolución temporal de las visualizaciones, representadas en escala logarítmica.



Ilustración 14 - Evolución temporal de las visualizaciones

La utilización de una escala logarítmica en el eje vertical responde a la alta variabilidad en el número de visualizaciones entre vídeos. Esta decisión técnica permite representar adecuadamente diferencias de órdenes de magnitud sin distorsionar la interpretación visual.

El análisis de este gráfico permite identificar patrones diferenciados entre perfiles. Algunos influencers presentan picos pronunciados asociados a vídeos concretos, lo que puede indicar episodios de viralidad puntual. Otros muestran una evolución más estable y constante, lo que sugiere un comportamiento más regular en términos de rendimiento.

Desde una perspectiva analítica, esta visualización permite evaluar la estabilidad temporal del rendimiento y detectar posibles anomalías o tendencias crecientes o decrecientes en el alcance de cada perfil.

Además, como se analizan los primeros 20 vídeos que sube el influencer o creador de contenido en cuestión, podemos ver como hay alguno que es más propenso a subir vídeos más seguidos, y como otro tarda más. Por ejemplo, Lola Lolita o Manu Rivas, suelen subir vídeos cada poco, pero otro como Nacho Pla tarda más en subir vídeos,

6.3.3 RELACIÓN ENTRE VISUALIZACIÓN Y ENGAGEMENT

Otra de las secciones clave del Dashboard es el gráfico de dispersión que representa la relación entre número de visualizaciones y tasa de engagement para cada vídeo analizado.

En la siguiente captura se observa el scatter plot correspondiente.

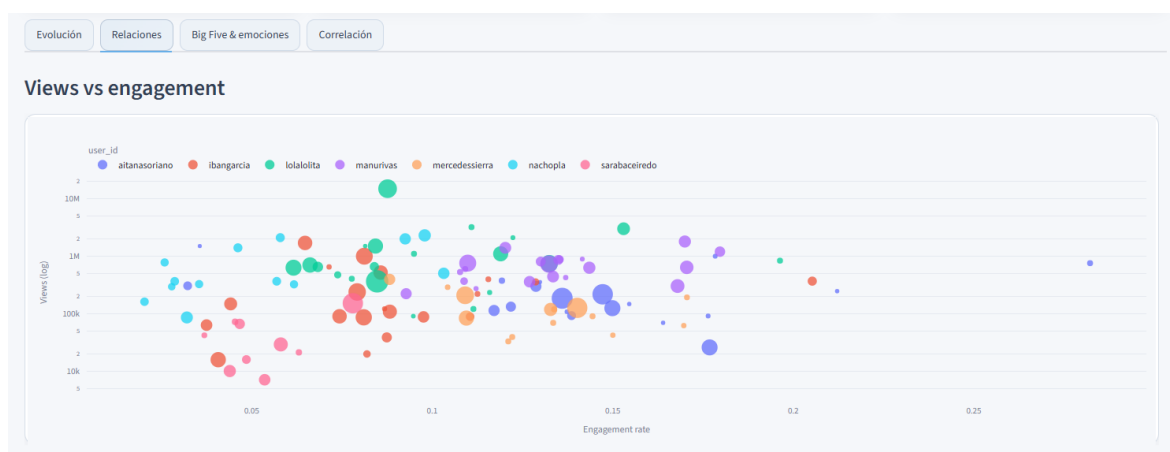


Ilustración 15 - Relación entre visualización y engagement

En este gráfico, cada punto representa un vídeo individual. El eje horizontal muestra la tasa de engagement, mientras que el eje vertical (en escala logarítmica) representa el número de visualizaciones.

El análisis de esta representación permite identificar distintos patrones de comportamiento. Se observan vídeos con alto número de visualizaciones, pero engagement moderado, lo que puede indicar contenido viral con menor interacción cualitativa. Por otro lado, también aparecen vídeos con menor número de visualizaciones, pero engagement elevado, lo que podría reflejar audiencias más comprometidas aunque de menor tamaño.

Esta visualización es especialmente relevante, ya que demuestra que la relación entre alcance y engagement no es lineal. Este hallazgo refuerza la idea de que el éxito digital no depende únicamente del volumen de audiencia, sino también del tipo de interacción generada.

6.3.4 RANKING INTERNO POR ENGAGEMENT

El Dashboard también incluye una representación del ranking interno de vídeos por tasa de engagement. Esta visualización permite analizar la consistencia del rendimiento dentro de cada perfil.

En la siguiente imagen se muestra el gráfico correspondiente al ranking de vídeos según engagement.

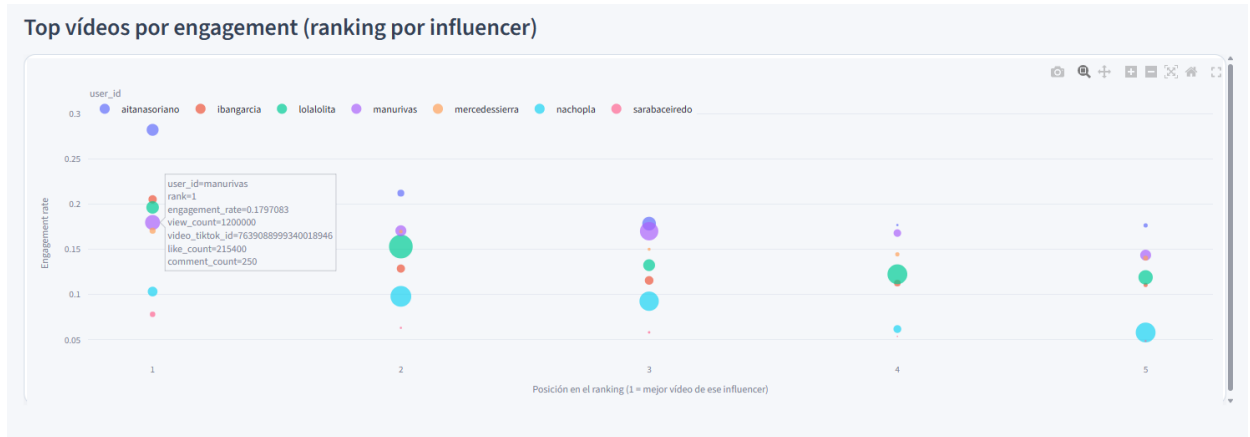


Ilustración 16 - Ranking videos por influencer

Este análisis permite observar si un influencer presenta uno o dos vídeos excepcionalmente exitosos o si, por el contrario, mantiene una tasa de engagement elevada de forma constante a lo largo de su contenido.

Desde el punto de vista técnico, esta representación permite evaluar la dispersión interna del rendimiento y aporta información sobre la estabilidad comunicativa del perfil.

6.3.5 ANÁLISIS DE RASGOS DE PERSONALIDAD (BIG FIVE)

Una de las aportaciones diferenciales del sistema es la incorporación de rasgos de personalidad estimados a partir del discurso. Estos rasgos se representan en el Dashboard mediante un gráfico radar basado en el modelo Big Five.

En la siguiente captura se muestra la visualización de los rasgos de personalidad agregados por influencer.



Ilustración 17 - Big Five

El gráfico permite comparar visualmente dimensiones como extraversión, apertura a la experiencia, responsabilidad, amabilidad y neuroticismo.

Se observan diferencias claras entre perfiles, lo que sugiere estilos comunicativos diferenciados. Algunos influencers presentan altos niveles de extraversión y apertura, lo que puede asociarse a un estilo dinámico y expresivo, mientras que otros muestran valores más equilibrados o concentrados en determinadas dimensiones.

Esta sección demuestra la capacidad del sistema para transformar variables discursivas en indicadores psicológicos estructurados.

6.3.6 ANÁLISIS DE EMOCIONES FACIALES MEDIAS

El Dashboard también incluye una representación radar de las emociones faciales medias detectadas por influencer.

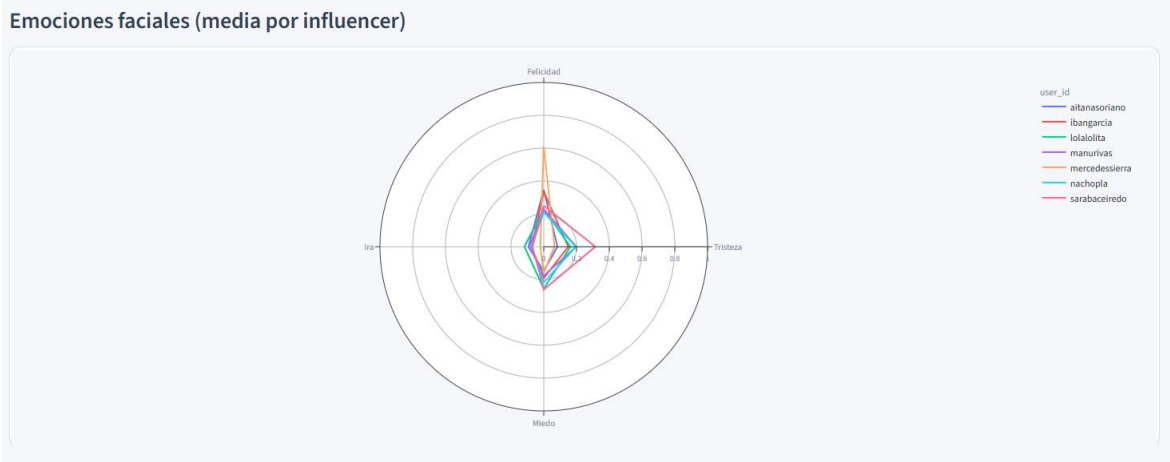


Ilustración 18 - Emociones faciales por influencer

Esta visualización permite comparar directamente la distribución emocional predominante en cada perfil. Se observan diferencias significativas en emociones como felicidad, tristeza o sorpresa, lo que confirma que el sistema es capaz de detectar patrones expresivos diferenciados.

Desde el punto de vista analítico, esta sección constituye uno de los principales aportes del proyecto, ya que incorpora dimensión emocional al análisis comparativo.

6.3.7 MATRIZ CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES

Finalmente, el Dashboard incluye una matriz de correlación que representa las relaciones entre variables emocionales, rasgos de personalidad y métricas de interacción.

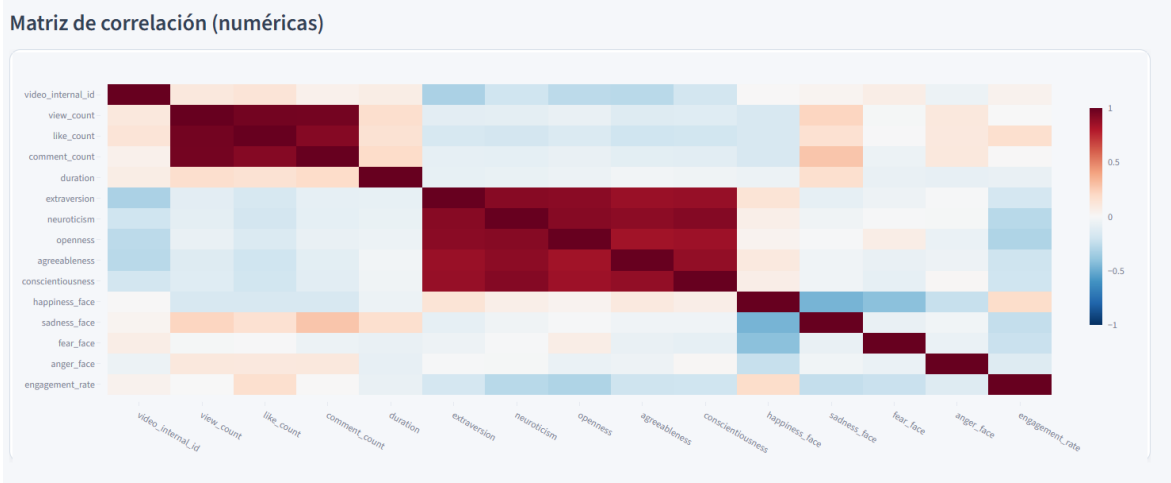


Ilustración 19 - Matriz de correlación

La matriz permite identificar asociaciones positivas y negativas entre variables, facilitando la exploración estadística del modelo.

Se observan correlaciones moderadas entre determinadas emociones positivas y métricas de engagement, lo que sugiere que la dimensión emocional puede tener impacto en el rendimiento digital. Sin embargo, las correlaciones no son suficientemente elevadas como para afirmar causalidad directa, lo que refuerza la naturaleza multifactorial del fenómeno analizado.

6.4 RESULTADOS OBTENIDOS EN LA SECCIÓN PERFIL

La sección “Perfil” constituye el nivel más granular de análisis dentro de la aplicación desarrollada. Mientras que el Dashboard ofrece una visión agregada del conjunto de influencers, esta sección permite estudiar en profundidad el comportamiento individual de cada creador de contenido. Desde el punto de vista analítico, esta sección resulta fundamental, ya que permite evaluar la coherencia interna del modelo, analizar la estabilidad del rendimiento y comprender cómo se integran las variables emocionales y de personalidad en un contexto específico.

En la siguiente captura se muestra la estructura general de la ficha individual del influencer seleccionado.

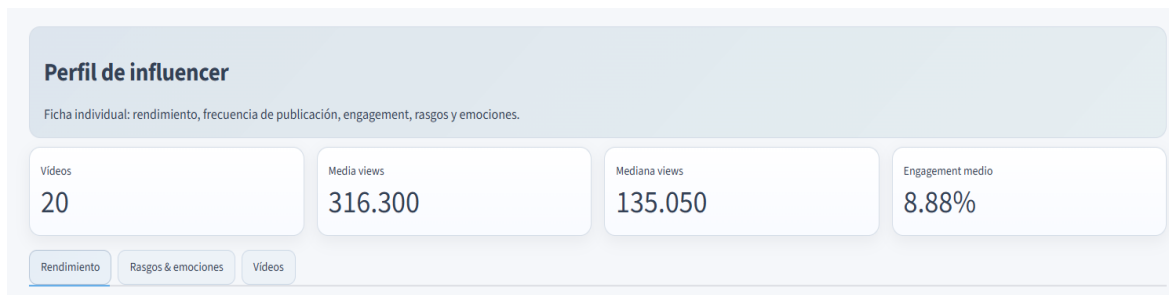


Ilustración 20 - Sección perfil

Como puede observarse, el perfil analizado cuenta con un total de 20 vídeos procesados dentro del periodo considerado. Este número de muestras resulta suficiente para obtener métricas agregadas relativamente estables y permite realizar análisis estadísticos básicos sin que un único vídeo distorsione excesivamente los resultados globales.

La media de visualizaciones del perfil asciende a 316.300, mientras que la mediana se sitúa en 135.050. La diferencia significativa entre ambos valores indica que la distribución de visualizaciones es asimétrica y presenta valores atípicos superiores. En términos estadísticos, esto sugiere que uno o varios vídeos han alcanzado cifras notablemente superiores al resto, elevando la media por encima de la mediana. Este comportamiento es habitual en dinámicas de redes sociales, donde la viralidad suele concentrarse en contenidos concretos.

El engagement medio del perfil es del 8,88%, lo que refleja el nivel promedio de interacción relativa respecto al número de visualizaciones. Este valor debe interpretarse en relación con la media global del dataset, permitiendo situar al influencer dentro del contexto general analizado.

6.4.1 EVOLUCIÓN TEMPORAL DEL RENDIMIENTO

La evolución temporal de las visualizaciones permite analizar cómo varía el alcance de los vídeos a lo largo del tiempo y detectar posibles patrones de crecimiento, estabilidad o decrecimiento.



Ilustración 21 - Evolución temporal del rendimiento

El gráfico representa las visualizaciones en escala logarítmica, lo que permite comparar vídeos con diferencias de órdenes de magnitud sin que los valores más altos oculten los más bajos. Esta decisión técnica resulta especialmente adecuada en plataformas como TikTok, donde la distribución de visualizaciones suele presentar colas largas y alta dispersión.

En el caso analizado, se observan picos pronunciados en determinadas fechas, lo que indica la existencia de contenidos que han superado significativamente el rendimiento habitual del perfil. Estos picos pueden asociarse a factores externos como tendencias virales, colaboraciones, cambios de formato o momentos de mayor exposición algorítmica.

Asimismo, se aprecia una variabilidad considerable entre publicaciones consecutivas. Esta oscilación sugiere que el rendimiento del perfil no es completamente estable, sino que depende en gran medida de las características específicas de cada vídeo.

Desde el punto de vista analítico, este comportamiento refuerza la necesidad de incorporar variables adicionales —como emociones y rasgos de personalidad— para intentar explicar parte de esta variabilidad.

6.4.2 ANÁLISIS POR ENGAGEMENT DE VIDEO

La representación conjunta de visualizaciones y engagement por vídeo permite estudiar la relación entre alcance y nivel de interacción.

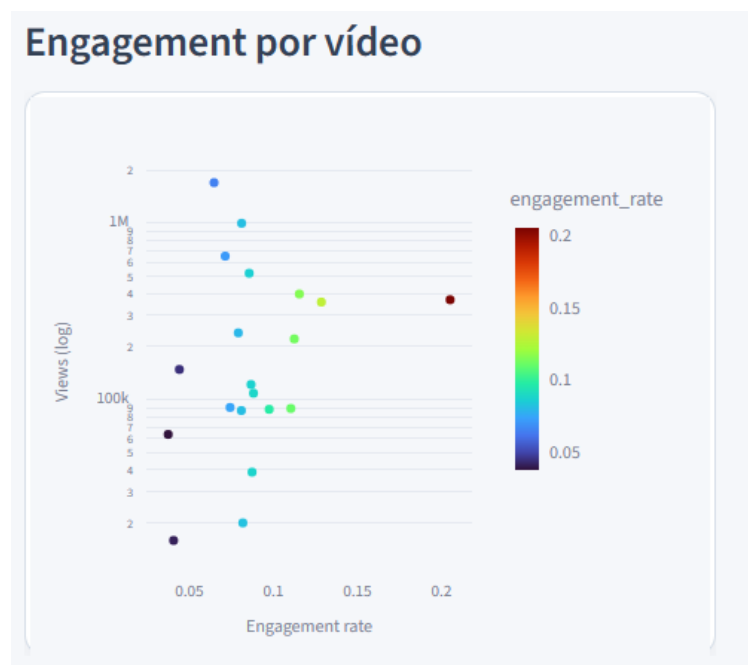


Ilustración 22 - Engagement por video

En esta visualización, cada punto corresponde a un vídeo individual. El eje vertical muestra las visualizaciones en escala logarítmica, mientras que el color de los puntos representa la tasa de engagement.

Se observa que los vídeos con mayor número de visualizaciones no siempre presentan las tasas de engagement más elevadas. Esta falta de relación lineal directa confirma que el alcance masivo no implica necesariamente mayor implicación relativa de la audiencia. Algunos vídeos con menor número de visualizaciones muestran tasas de

engagement superiores, lo que puede interpretarse como un indicador de contenido especialmente atractivo para una audiencia más específica o fiel.

Desde un punto de vista estadístico, esta dispersión sugiere que la relación entre visualizaciones y engagement es compleja y posiblemente no lineal. Este resultado justifica la utilización de modelos más avanzados —como Random Forest o XGBoost— en fases posteriores del análisis.

6.4.3 DISTRIBUCIÓN ESTADÍSTICA DE VISUALIZACIONES

El análisis se complementa con una representación de la distribución de visualizaciones mediante un diagrama de caja acompañado de puntos individuales.

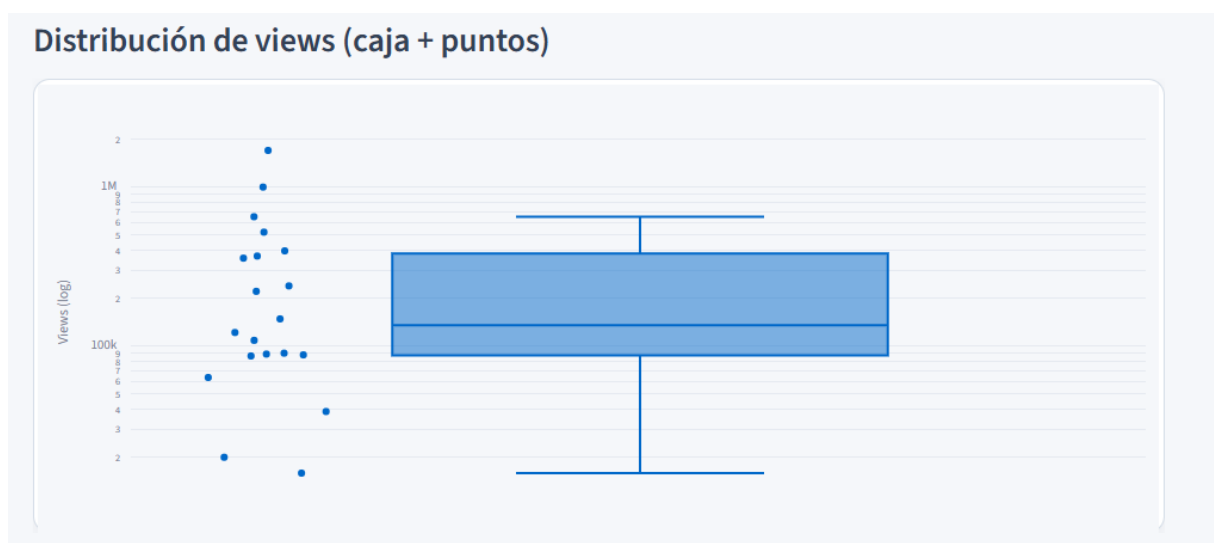


Ilustración 23 - Distribución de views

Este gráfico permite identificar la mediana, el rango intercuartílico y la presencia de valores extremos. En el perfil analizado se observa una mediana relativamente inferior a la media, lo que confirma la asimetría positiva de la distribución. Además, se detectan varios puntos situados claramente por encima del rango intercuartílico, lo que evidencia la existencia de vídeos con rendimiento excepcional.

Desde el punto de vista metodológico, esta representación resulta relevante para comprender la estabilidad del perfil. Un perfil con baja dispersión indicaría rendimiento homogéneo, mientras que una alta dispersión, como en este caso, sugiere dependencia de vídeos puntualmente virales.

6.4.4 RASGOS DE PERSONALIDAD POR INFLUENCER (BIG FIVE)

La sección de perfil incorpora también el análisis de rasgos de personalidad estimados a partir del discurso mediante el modelo Big Five.

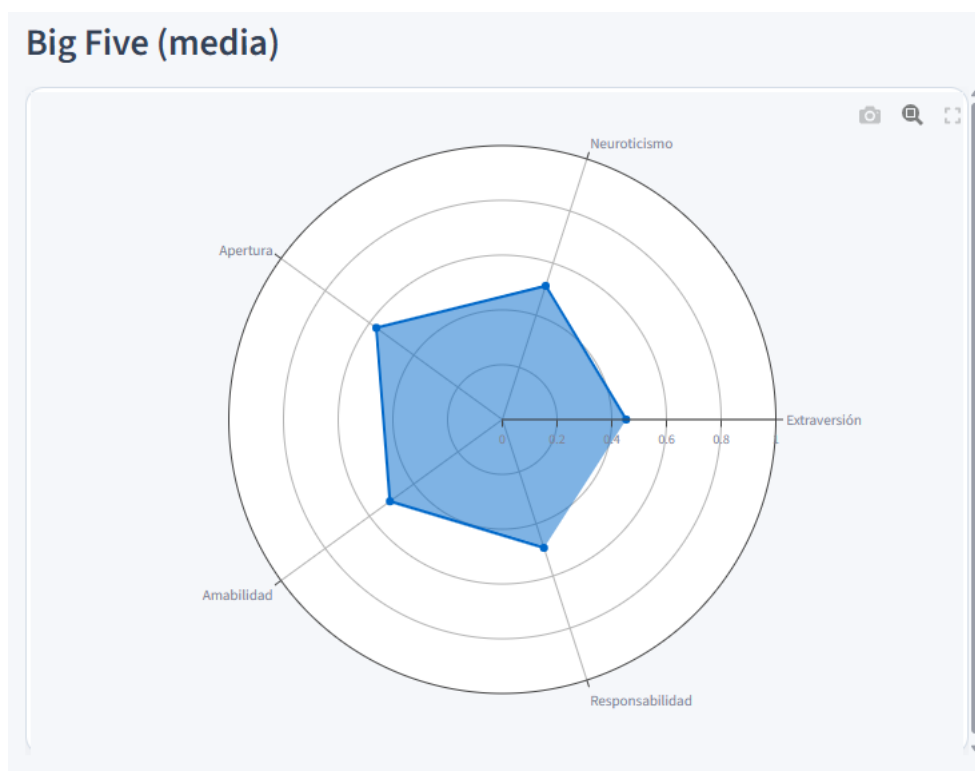


Ilustración 24 - Rasgos de personalidad Big Five

El gráfico radar muestra los valores medios agregados de extraversión, neuroticismo, apertura, amabilidad y responsabilidad. En el perfil analizado se aprecia una distribución relativamente equilibrada entre dimensiones, con ligera predominancia en algunas de ellas.

Desde una perspectiva interpretativa, un mayor nivel de extraversión podría asociarse a una comunicación más dinámica y expresiva, mientras que niveles elevados de apertura

pueden relacionarse con creatividad y variedad temática. Aunque estos valores no deben interpretarse como diagnósticos psicológicos, sí aportan una caracterización estructurada del estilo comunicativo.

La integración de estos rasgos dentro del análisis permite enriquecer la comprensión del perfil más allá de las métricas puramente cuantitativas.

6.4.5 EMOCIONES FACIALES MEDIAS

Finalmente, el análisis del perfil incluye la distribución media de emociones faciales detectadas a lo largo de los vídeos procesados.



Ilustración 25 - Emociones faciales por influencer

El gráfico muestra la proporción relativa de emociones como felicidad, tristeza, miedo e ira. En el perfil analizado se observa una predominancia clara de determinadas emociones frente a otras, lo que contribuye a definir su estilo expresivo característico.

La presencia mayoritaria de emociones positivas puede estar relacionada con mayores niveles de aceptación por parte de la audiencia, aunque esta hipótesis debe contrastarse con los análisis de correlación global presentados posteriormente.

Esta visualización constituye una de las aportaciones más innovadoras del sistema, ya que permite cuantificar la dimensión emocional del contenido audiovisual y compararla entre perfiles.

En conjunto, la sección Perfil proporciona una caracterización completa del influencer analizado, integrando rendimiento, estabilidad estadística, engagement, personalidad y emociones en un único entorno analítico.

Videos (tabla)

	upload_date	view_count	like_count	comment_count	duration	engagement_rate	video_tiktok_id	video_api_id
34	2026-05-13	1700000	109700	478	90	0.0648	7639449046414937366	bdc1fcd6-a95a-4f72-b8b5-63f3e1c9dd40
23	2026-05-17	1000000	81000	227	123	0.0812	7640840053299629334	142b1994-c6b7-471f-9836-711c61447e60
21	2026-05-17	651000	46200	321	12	0.0715	7640891201738132758	e13dc6b3-23f0-49e4-9d85-71dccc2e0cfa
26	2026-05-16	520700	44600	45	89	0.0857	7640463823014546710	78aa0a52-4c6b-4361-8dd6-f43d78d8896a
20	2026-05-18	397100	45800	91	14	0.1156	7641293288539999491	81cf633d-8393-4272-b56c-0d841df7acde
31	2026-05-14	368500	75200	443	36	0.2053	7639805486942063895	1d0a9434-bdcb-4613-8516-8b6b8e0005f8
25	2026-05-16	357400	45900	88	22	0.1287	7640551974856887574	777899c6-540c-45a8-a254-1ca6b197b296
27	2026-05-16	239100	18800	146	131	0.0792	7640439851162324227	25200572-6bfb-4fc5-9204-e8848d58f9fb
22	2026-05-17	221000	24800	75	14	0.1126	7640883066566659350	60064622-7f18-4c85-b09b-5f2e9d02dd57
37	2026-05-12	148300	6529	27	72	0.0442	7639044605517778198	a6ea4f01-a37c-47c7-a17e-f0f969d71ba

Ilustración 26 - Información videos de cada influencer

6.5 RESULTADOS OBTENIDOS EN LA SECCIÓN CONTENIDO

La sección “Contenido de influencers” introduce una dimensión adicional al análisis desarrollado hasta el momento. Mientras que las secciones anteriores se centraban en métricas cuantitativas, variables emocionales y rasgos de personalidad, esta sección aborda el análisis temático del contenido publicado por cada perfil.

El objetivo de esta parte del sistema es clasificar los vídeos en categorías temáticas homogéneas, permitiendo entender qué tipo de contenido predomina en cada influencer y cómo se distribuye su producción audiovisual.

En la siguiente imagen se muestra la estructura general de la sección.

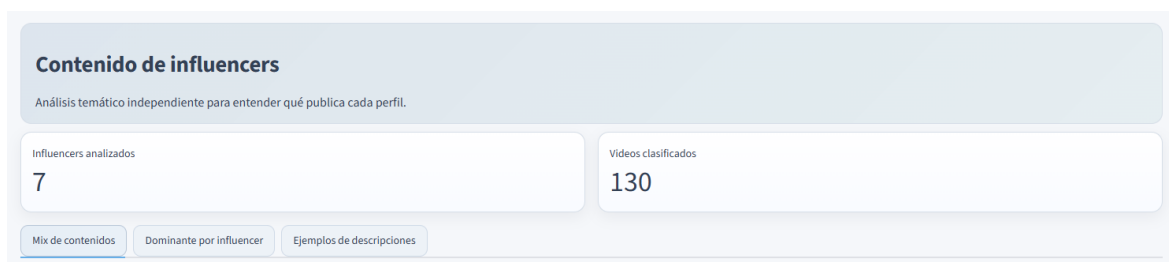


Ilustración 27 - Sección Contenido

Como puede observarse, el sistema refleja que actualmente se han analizado 7 influencers y se han clasificado un total de 130 vídeos en categorías temáticas definidas previamente. Este volumen confirma que el análisis temático no se ha realizado sobre muestras aisladas, sino sobre el conjunto completo del dataset disponible.

6.5.1 MIX DE CONTENIDOS POR INFLUENCER

La primera visualización relevante dentro de esta sección corresponde al gráfico de “Mix de contenidos”. Este gráfico representa la distribución temática de los vídeos para cada influencer mediante barras apiladas.

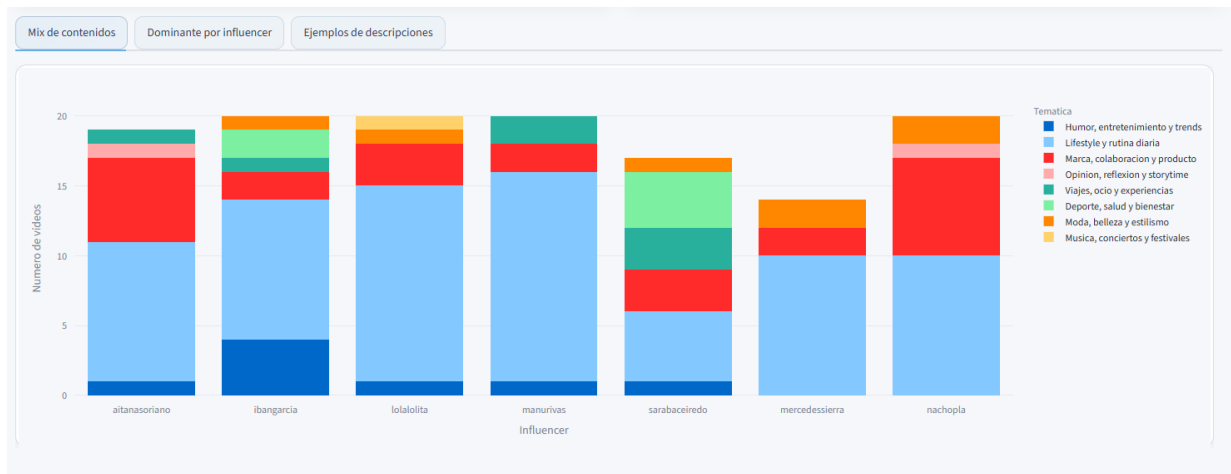


Ilustración 28 - Mix de contenidos

En esta representación, cada barra corresponde a un influencer y cada segmento de color representa una categoría temática distinta. Entre las categorías detectadas se incluyen: humor y entretenimiento, lifestyle y rutina diaria, marca y colaboración, opinión y reflexión, viajes, deporte, moda y música, entre otras.

El análisis del gráfico permite observar que existe una clara predominancia de la categoría “Lifestyle y rutina diaria” en la mayoría de perfiles analizados. Esta tendencia indica que el contenido cotidiano y personal constituye el núcleo principal de la estrategia comunicativa de estos influencers.

No obstante, también se observan diferencias relevantes. Algunos perfiles presentan mayor diversidad temática, combinando lifestyle con colaboraciones de marca, humor o contenido experiencial. Otros muestran una concentración más acusada en una única categoría, lo que puede indicar una estrategia de posicionamiento más definida.

Desde el punto de vista analítico, este gráfico permite interpretar la identidad temática de cada influencer y contextualizar posteriormente sus métricas de rendimiento y engagement.

6.5.2 CONTENIDO DOMINANTE POR INFLUENCER

La segunda subsección permite identificar la temática dominante de cada perfil, es decir, aquella categoría que acumula el mayor número de vídeos.



Influencer	Contenido dominante	Videos
aitanasoriano	Lifestyle y rutina diaria	10
ibangarcia	Lifestyle y rutina diaria	10
lolalolita	Lifestyle y rutina diaria	14
manurivas	Lifestyle y rutina diaria	15
mercedessierra	Lifestyle y rutina diaria	10
nachopla	Lifestyle y rutina diaria	10
sarabaceiredo	Lifestyle y rutina diaria	5

Ilustración 29 - Contenido dominante por influencer

Como se observa en la tabla, en el conjunto analizado todos los influencers presentan como categoría dominante “Lifestyle y rutina diaria”. Sin embargo, el número de vídeos asociados a esta categoría varía entre perfiles, lo que indica distintos grados de especialización.

Por ejemplo, algunos influencers concentran más de la mitad de sus publicaciones en esta categoría, mientras que otros muestran una distribución más equilibrada entre lifestyle y otras temáticas como colaboraciones comerciales o contenido de entretenimiento.

Este resultado permite confirmar que el sistema de clasificación temática funciona correctamente y que es capaz de identificar patrones consistentes en la producción de contenido.

Además, el hecho de que la categoría dominante coincida con la intuición general sobre este tipo de perfiles digitales refuerza la validez del modelo de clasificación implementado.

6.5.3 EJEMPLOS DE DESCRIPCIONES Y CLASIFICACIÓN INDIVIDUAL

La tercera subsección permite visualizar ejemplos concretos de vídeos junto con la temática detectada y su descripción original.

Mix de contenidos Dominante por influencer Ejemplos de descripciones

Influencer
aitanasoriano

Video ID	Tematica detectada	Descripcion
7642058618329763085	Lifestyle y rutina diaria	NECESITO LEERME TODOS LOS LIBROS YA!! 📖📖 #offcampus #girlstalkcontati
7642024664935517454	Marca, colaboracion y producto	Enamorada de los 4
764169559490236174	Marca, colaboracion y producto	Publi. Mi aliado perfecto para estos dias que tengo tan poco tiempo es el nuevo cepillo eléctrico Glide + Max de @ghdsj
7641658770480811278	Lifestyle y rutina diaria	Y punch
7641648443617774861	Humor, entretenimiento y trends	Mi esquema mental se esfumó jajajaja #uni #examenes
7641268849064578318	Lifestyle y rutina diaria	PERO QUE SERIE MÁS GUAY POR FAVOR #offcampus
7641217791198022926	Lifestyle y rutina diaria	las ganas son reales @raquelfdezgarcia
7640939312573418766	Marca, colaboracion y producto	Publi. ¿No te has enterado aún? Pues llevo toda la semana haciendo por que te enteres... ¡Que puedes irte a República
7640907342694960397	Viajes, ocio y experiencias	quería dejar también por aquí este gran mensaje que dio @Selena Gomez y que es tan importante. Y es que se acerca e
7640179364566486285	Opinion, reflexion y storytime	Que heavy esta historia, ni la IA se atrevia a tanto

Ilustración 30 - Ejemplos de descripciones

Esta representación resulta especialmente relevante, ya que permite validar cualitativamente el sistema de clasificación. En la tabla se observa cómo el sistema asigna categorías temáticas coherentes con el contenido textual de la descripción del vídeo.

Por ejemplo, descripciones relacionadas con rutinas diarias o experiencias personales son clasificadas como “Lifestyle y rutina diaria”, mientras que publicaciones que incluyen menciones explícitas a productos o marcas se categorizan como “Marca, colaboración y producto”.

Asimismo, aparecen categorías como “Viajes, ocio y experiencias” u “Opinión, reflexión y storytime” cuando el contenido textual refleja este tipo de narrativa.

Esta validación cualitativa confirma que la clasificación temática no se basa en asignaciones arbitrarias, sino que responde a patrones detectables en el contenido.

6.5.4 INTERPRETACIÓN GLOBAL DEL ANÁLISIS TEMÁTICO

El análisis de contenido añade una capa contextual esencial al modelo desarrollado. Hasta este punto, el sistema permitía responder a preguntas como “cuánto alcance genera un influencer” o “qué emociones predominan en su comunicación”. Sin embargo, la incorporación del análisis temático permite responder también a “qué tipo de contenido publica”.

Desde una perspectiva estratégica, esta dimensión resulta clave. La combinación de temática predominante, rendimiento y variables emocionales permite explorar relaciones como:

- Si ciertos tipo de contenido generan mayor engagement.
- Si las colaboraciones comerciales presentan patrones emocionales distintos.
- Si los perfiles con mayor diversidad temática muestran mayor estabilidad en rendimiento.

Aunque estas relaciones se analizan con mayor profundidad en la sección de correlaciones, la sección de contenido proporciona el contexto necesario para interpretar correctamente los resultados estadísticos posteriores.

En conjunto, la sección “Contenido” demuestra que el sistema no solo procesa métricas y emociones, sino que también es capaz de estructurar la identidad temática de cada influencer, integrando análisis cuantitativo y cualitativo en una misma plataforma.

6.6 RESULTADOS OBTENIDOS EN LA SECCIÓN CLUSTERS

La sección “Clusters de influencers” constituye la fase más analítica del sistema desarrollado, ya que introduce técnicas de segmentación no supervisada con el objetivo de agrupar perfiles en función de sus características estructurales. Mientras que las secciones anteriores permiten analizar influencers de manera individual o comparativa, esta sección permite identificar patrones latentes en el conjunto del dataset y clasificar perfiles según similitudes estadísticas.

En la siguiente imagen se muestra la vista general de la sección de clusters.

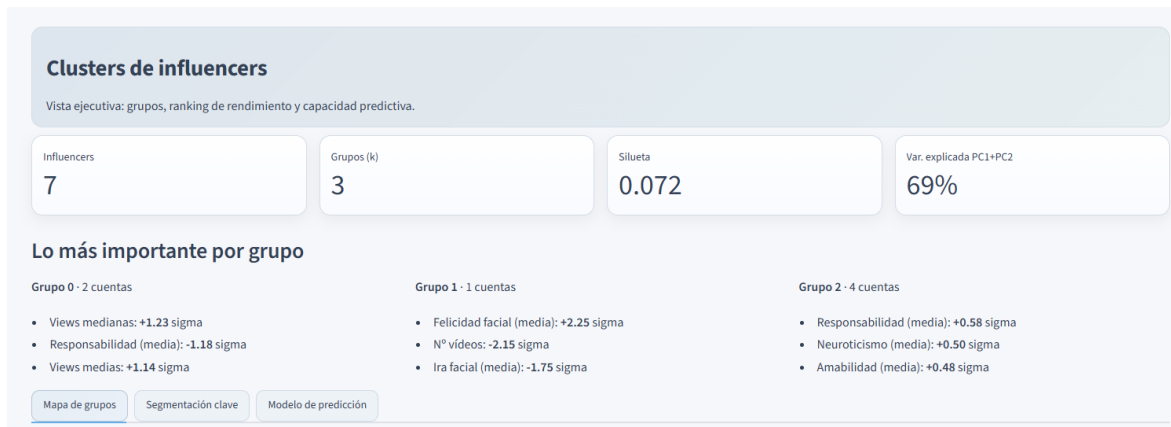


Ilustración 31 - Sección Clusters

Tal como se observa, el sistema ha identificado 3 grupos ($k = 3$) dentro del conjunto de 7 influencers analizados. La elección de $k = 3$ responde a un equilibrio entre interpretabilidad y diferenciación estadística, evitando tanto una segmentación excesivamente granular como una agrupación demasiado general.

El valor de la silueta obtenido es 0.072. Este valor, aunque moderado, indica que existe cierta estructura interna en los datos que permite diferenciar perfiles, aunque las fronteras entre grupos no son completamente definidas. Dado el tamaño reducido del conjunto (7 influencers), este resultado es coherente y refleja que los perfiles comparten algunas características comunes, especialmente en temática predominante.

Asimismo, se indica que la varianza explicada por los dos primeros componentes principales (PC1 + PC2) alcanza el 69%, lo que implica que la representación bidimensional utilizada para el mapa de grupos conserva una parte significativa de la información original del espacio multidimensional. Este resultado justifica la visualización proyectada sobre los dos primeros componentes principales.

6.6.1 LO MÁS IMPORTANTE POR GRUPO

La sección muestra un resumen de las variables más representativas de cada cluster, expresadas en desviaciones estándar (sigma) respecto a la media global.

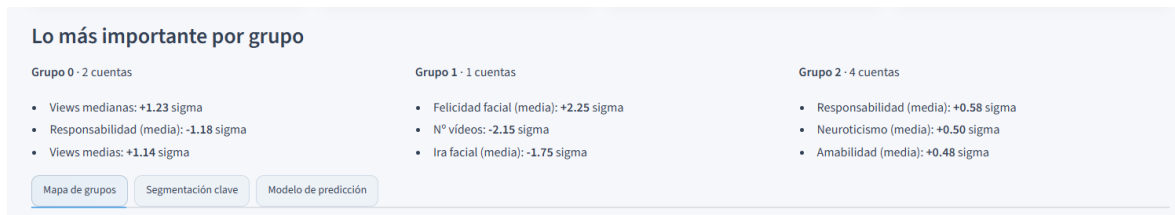


Ilustración 32 - Lo más importante por cluster

En el Grupo 0, compuesto por 2 cuentas, destacan valores superiores a la media en views medianas y views medias, junto con una menor responsabilidad media. Esto sugiere perfiles con alto rendimiento cuantitativo pero con características de personalidad ligeramente diferenciadas respecto al promedio global.

El Grupo 1, formado por una única cuenta, presenta una desviación positiva significativa en felicidad facial media (+2.25 sigma) y una desviación negativa en número de vídeos (-2.15 sigma). Este perfil puede interpretarse como un caso particular con alta intensidad emocional positiva pero menor volumen de publicación, lo que podría asociarse a contenido selectivo y emocionalmente impactante.

El Grupo 2, que agrupa 4 cuentas, muestra valores positivos en responsabilidad, neuroticismo y amabilidad. Este grupo parece representar perfiles más equilibrados y consistentes en términos de rasgos de personalidad, con rendimiento más homogéneo.

Este resumen permite identificar rápidamente qué variables diferencian cada segmento y aporta una interpretación estructural de los grupos generados.

6.6.2 MAPA DE GRUPOS (PROYECCIÓN PCA)

La representación gráfica de los clusters se realiza mediante una proyección sobre los dos primeros componentes principales.

En esta visualización, cada punto representa un influencer, y la posición se determina por la combinación lineal de variables originales que maximizan la varianza explicada. Los colores indican la pertenencia a cada cluster.



Ilustración 33 - Mapa de grupos

Se observa que algunos perfiles se encuentran claramente separados en el espacio reducido, mientras que otros presentan proximidad relativa. Esta distribución confirma que existen diferencias estructurales entre ciertos perfiles, aunque el reducido tamaño muestral limita la separación extrema entre grupos.

La utilización de PCA en esta fase resulta fundamental para reducir dimensionalidad y facilitar la interpretación visual de un espacio originalmente compuesto por múltiples variables emocionales, cuantitativas y de personalidad.

6.6.3 SEGMENTACIÓN CLAVE

La sección de “Segmentación clave” traduce los clusters estadísticos en etiquetas interpretables desde el punto de vista estratégico.

En esta tabla se observa la asignación de cada influencer a un segmento conceptual, como “Construcción de audiencia”, “Crecimiento sólido”, “Estrella de alto impacto” o “Nicho muy comprometido”.

Influencer	Videos	Views medias	Engagement medio	Duracion media	Contenido dominante	Segmento
ibangarcia	20	316300	0.0888	60.95	Lifestyle y rutina diaria	Construcción de audiencia
sarabaceiredo	17	99072	0.0522	82.1765	Lifestyle y rutina diaria	Construcción de audiencia
nachopla	20	922845	0.0538	41.8	Lifestyle y rutina diaria	Crecimiento sólido
manurivas	20	706225	0.1332	51.05	Lifestyle y rutina diaria	Crecimiento sólido
lolalolita	20	1715805	0.1011	59.5	Lifestyle y rutina diaria	Estrella de alto impacto
aitanasoriano	19	323673.6842	0.1441	47.7895	Lifestyle y rutina diaria	Nicho muy comprometido
mercedessierra	14	133757.1429	0.1307	47.5	Lifestyle y rutina diaria	Nicho muy comprometido

Ilustración 34 - Segmentación clave de los clusters

Por ejemplo, perfiles como lolalolita aparecen clasificados como “Estrella de alto impacto”, lo cual resulta coherente con su alto número de visualizaciones medias y su índice de rendimiento elevado. Por otro lado, perfiles con engagement elevado pero menor volumen de visualizaciones puede clasificarse como “Nicho muy comprometido”, reflejando una audiencia más pequeña pero altamente activa.

Esta traducción de clusters numéricos a etiquetas estratégicas constituye uno de los elementos más relevantes del sistema, ya que convierte resultados estadísticos en información accionable.

6.6.4 MODELO DE PREDICCIÓN

La sección final de clusters incorpora un modelo predictivo orientado a estimar visualizaciones esperadas a partir de variables estructurales.

Influencer	Views reales	Views esperadas	Índice rendimiento
lolalolita	1715805	522026.4062	3.29
nachopla	922845	455786.2199	2.02
ibangarcia	316300	264591.3903	1.2
manurivas	706225	618205.5644	1.14
aitanasoriano	323673.6842	350064.8958	0.92
mercedessierra	133757.1429	198681.6926	0.67
sarabaceiredo	99072	147853.5825	0.67

Ilustración 35 - Modelo de predicción

El modelo presenta un R^2 (test) de -0.143, lo que indica que el modelo no mejora la predicción respecto a la media simple en el conjunto de test. Este resultado debe interpretarse con cautela, ya que el tamaño del dataset es reducido y la variabilidad de visualizaciones es elevada.

El MAE (error absoluto medio) asciende a 844.307, reflejando la dificultad inherente de predecir visualizaciones en entornos donde la viralidad es altamente impredecible.

No obstante, la tabla de resultados muestra el “Índice de rendimiento”, que compara visualizaciones reales con visualizaciones esperadas. En este contexto, perfiles como “lolalolita” presentan un índice de 3.29, lo que indica un rendimiento muy superior al esperado según el modelo. Por el contrario, otros perfiles presentan valores inferiores a 1, indicando rendimiento por debajo de la expectativa estimada.

Aunque el modelo predictivo no alcanza elevada capacidad explicativa, su incorporación permite cuantificar desviaciones respecto a una expectativa estructural, aportando una dimensión comparativa adicional.

6.6.5 INTERPRETACIÓN GLOBAL DE LA SEGMENTACIÓN

La sección de clusters demuestra que, incluso en un conjunto reducido de perfiles, es posible identificar patrones diferenciados en función de variables cuantitativas, emocionales y de personalidad. Aunque la silueta indica que la separación no es extremadamente fuerte, sí se detectan tendencias coherentes que permiten agrupar perfiles según su comportamiento comunicativo y rendimiento.

La combinación de clustering no supervisado, reducción de dimensionalidad mediante PCA y etiquetado estratégico convierte esta sección en uno de los elementos más avanzados del sistema desarrollado.

Desde el punto de vista académico, esta parte del análisis demuestra la capacidad del modelo para ir más allá de la simple visualización descriptiva y aplicar técnicas de aprendizaje automático orientadas a la segmentación estructural.

6.7 DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Después de analizar de forma detallada todas las secciones de la aplicación — Pipeline, Dashboard, Perfil, Contenido y Clusters— considero que los resultados obtenidos permiten extraer varias conclusiones relevantes tanto a nivel técnico como analítico.

En primer lugar, desde el punto de vista de implementación, el sistema ha demostrado funcionar de manera consistente en todas sus fases. El pipeline procesa correctamente los vídeos, genera identificadores únicos de análisis, integra los resultados de la API y construye un dataset global sin pérdidas de información. Esto era uno de los retos principales del proyecto, ya que implicaba coordinar adquisición de datos, procesamiento asíncrono externo y estructuración final en un único flujo coherente.

En segundo lugar, el Dashboard confirma que el sistema no se limita a almacenar métricas, sino que realmente permite interpretar patrones de comportamiento. Se observa que la relación entre visualizaciones y engagement no es lineal y que existen perfiles con menor alcance pero mayor compromiso relativo. Esto refuerza la idea de que el éxito digital no depende únicamente del volumen de audiencia, sino también del tipo de conexión que se establece con ella.

La sección de Perfil ha sido especialmente útil para entender la heterogeneidad interna de cada influencer. La diferencia entre media y mediana de visualizaciones, la presencia de valores atípicos y la variabilidad temporal muestran que el rendimiento no es uniforme, sino que depende en gran medida de vídeos concretos. Esto confirma que la viralidad es un fenómeno irregular y difícil de modelizar con exactitud.

La incorporación de variables emocionales y rasgos de personalidad añade una dimensión que tradicionalmente no está presente en herramientas comerciales de análisis de influencers. Aunque las correlaciones detectadas no permiten afirmar causalidad directa entre emociones y rendimiento, sí muestran que existe cierta estructura relacional entre variables expresivas y métricas de interacción. Esto valida parcialmente la hipótesis inicial

del proyecto: el contenido no solo importa por cuánto alcance genera, sino también por cómo se comunica.

En cuanto a la sección de Contenido, el análisis temático ha permitido contextualizar las métricas cuantitativas. Se ha observado que la mayoría de perfiles presentan como temática dominante el “Lifestyle y rutina diaria”, lo que sugiere que este tipo de contenido constituye la base del modelo comunicativo de los influencers analizados. Sin embargo, la diversidad temática varía entre perfiles, lo que puede influir en la estabilidad del rendimiento.

La parte más analítica del sistema se encuentra en la sección de Clusters. La segmentación en tres grupos ha permitido identificar patrones diferenciados entre perfiles, aunque la silueta obtenida indica que la separación no es extremadamente fuerte. Esto era previsible, dado que el número de influencers analizados es reducido y que comparten temática predominante. Aun así, la combinación de clustering, PCA y etiquetado estratégico aporta una capa adicional de interpretación estructural.

Respecto al modelo de predicción, los resultados muestran que la capacidad explicativa es limitada (R^2 negativo en test). Lejos de considerarlo un fallo, este resultado confirma algo importante: la viralidad y el alcance en redes sociales son fenómenos altamente complejos y difícilmente predecibles únicamente a partir de variables internas del contenido. Factores externos como algoritmo de la plataforma, momento de publicación o tendencias virales influyen de forma significativa y no han sido modelizados en este proyecto.

En conjunto, considero que el sistema desarrollado cumple con los objetivos planteados al inicio del trabajo. No pretende ofrecer una herramienta definitiva de predicción de éxito, sino una plataforma de análisis estructurado que integra métricas cuantitativas, variables emocionales, rasgos de personalidad y segmentación automática en un único entorno.

Más allá de los valores concretos obtenidos, el principal resultado del proyecto es haber demostrado que es posible construir una arquitectura end-to-end capaz de transformar contenido audiovisual real en información analítica estructurada y visualmente interpretable. Este proceso, desde la descarga del vídeo hasta la generación de clusters y modelos predictivos, constituye la aportación más sólida del trabajo.

Capítulo 7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El desarrollo de este Trabajo Fin de Máster ha permitido diseñar e implementar una plataforma completa de análisis multimodal orientada al estudio estructurado de influencers digitales. A lo largo del proyecto se ha abordado el problema desde una perspectiva integral, combinando adquisición de datos audiovisuales, procesamiento emocional mediante inteligencia artificial, estructuración de información, análisis estadístico y segmentación automática.

En primer lugar, desde el punto de vista técnico, se ha logrado construir una arquitectura end-to-end funcional que transforma contenido audiovisual no estructurado en indicadores cuantificables y comparables. El pipeline desarrollado ha demostrado ser robusto, permitiendo descargar vídeos, enviarlos a una API externa de análisis emocional, procesar los resultados obtenidos y consolidarlos en un dataset global sin pérdidas de información. La correcta ejecución de este flujo confirma que el sistema cumple con el objetivo inicial de integrar múltiples tecnologías en un único entorno operativo coherente.

En segundo lugar, el proyecto ha superado el enfoque tradicional basado únicamente en métricas cuantitativas superficiales. La incorporación de variables emocionales faciales, rasgos de personalidad derivados del discurso y clasificación temática del contenido ha permitido enriquecer el análisis de influencers más allá del número de visualizaciones o seguidores. Esta integración constituye una de las principales aportaciones del trabajo, ya que demuestra que es posible añadir una dimensión cualitativa estructurada al análisis digital.

El análisis realizado en la sección Dashboard ha evidenciado que la relación entre visualizaciones y engagement no es lineal. Se han identificado perfiles con alto alcance pero menor implicación relativa de la audiencia, así como perfiles con menor volumen de visualizaciones, pero mayor engagement porcentual. Este resultado confirma que el éxito

digital no puede evaluarse únicamente mediante métricas de volumen, sino que debe analizarse en combinación con la calidad de la interacción generada.

La sección de Perfil ha permitido estudiar la heterogeneidad interna de cada influencer, mostrando que la distribución de visualizaciones suele ser asimétrica y dependiente de vídeos concretos que alcanzan mayor viralidad. La diferencia entre media y mediana de visualizaciones refuerza esta idea y evidencia que el rendimiento no es uniforme, sino irregular y condicionado por múltiples factores.

En cuanto al análisis temático, se ha comprobado que la mayoría de perfiles analizados presentan como categoría dominante el “Lifestyle y rutina diaria”, lo que sugiere que este tipo de contenido constituye el núcleo estratégico de los influencers estudiados. Sin embargo, también se han detectado diferencias en diversidad temática, lo que podría influir en la estabilidad del rendimiento y en el tipo de audiencia alcanzada.

Uno de los elementos más relevantes del trabajo ha sido la implementación de técnicas de clustering no supervisado. La segmentación en tres grupos ha permitido identificar patrones diferenciados entre perfiles, aunque la silueta obtenida indica que la separación no es extremadamente fuerte. Este resultado es coherente con el tamaño reducido de la muestra y con la similitud temática predominante entre perfiles. Aun así, la aplicación combinada de K-means y PCA ha permitido visualizar estructuras latentes en los datos y traducirlas en segmentos estratégicos interpretables.

Respecto al modelo predictivo implementado, el valor de R^2 negativo en test indica que la capacidad explicativa es limitada. Este resultado, lejos de invalidar el proyecto, refuerza una conclusión importante: la viralidad y el rendimiento en redes sociales son fenómenos altamente complejos, influenciados por variables externas como algoritmos de plataforma, tendencias temporales o factores contextuales no modelizados en este trabajo. El modelo predictivo ha permitido, no obstante, calcular un índice de rendimiento relativo que aporta una métrica comparativa interesante entre perfiles.

En conjunto, los objetivos planteados al inicio del proyecto han sido alcanzados. Se ha desarrollado una plataforma funcional capaz de analizar, comparar y segmentar influencers mediante la integración de métricas cuantitativas y variables emocionales. Además, el proyecto ha demostrado la viabilidad técnica de aplicar técnicas de inteligencia artificial multimodal en un entorno real de análisis digital.

Más allá de los resultados numéricos obtenidos, la principal aportación del trabajo reside en la arquitectura implementada y en la integración coherente de múltiples disciplinas: visión por computador, procesamiento del lenguaje natural, análisis estadístico y desarrollo web. El sistema desarrollado constituye una base sólida sobre la que pueden construirse mejoras futuras.

7.1 TRABAJOS FUTUROS

El sistema desarrollado abre múltiples líneas de mejora y ampliación.

Una primera línea futura consiste en ampliar significativamente el dataset, incorporando un mayor número de influencers y un volumen mayor de vídeos. Esto permitiría mejorar la robustez estadística del análisis, aumentar la capacidad explicativa de los modelos predictivos y obtener segmentaciones más definidas.

En segundo lugar, sería interesante incorporar variables contextuales adicionales, como horario de publicación, uso de hashtags, duración óptima del contenido o análisis de comentarios de la audiencia. Estas variables podrían mejorar la capacidad de modelización del rendimiento.

Otra línea de trabajo futuro consiste en desarrollar modelos predictivos más avanzados basados en aprendizaje profundo, integrando directamente características extraídas del vídeo y del audio sin depender exclusivamente de métricas agregadas.

También podría explorarse la implementación de un sistema de recomendación estratégica que, en lugar de predecir visualizaciones futuras, sugiera ajustes comunicativos basados en patrones detectados en perfiles similares.

Desde una perspectiva más técnica, podría optimizarse la arquitectura para permitir procesamiento en tiempo real o análisis incremental a medida que el influencer publica nuevo contenido.

Asimismo, sería relevante incorporar mecanismos de validación cruzada más avanzados y técnicas de explainable AI que permitan interpretar de manera más transparente la contribución de cada variable al rendimiento estimado.

Finalmente, una posible evolución del proyecto podría orientarse hacia su aplicación empresarial directa, desarrollando una versión escalable que permita a agencias de marketing o marcas evaluar automáticamente carteras amplias de influencers mediante criterios estructurados y comparables.

7.2 REFLEXIÓN FINAL

Este Trabajo Fin de Máster no solo ha permitido desarrollar una herramienta tecnológica concreta, sino que ha supuesto un ejercicio completo de ingeniería aplicada. Se ha partido de una problemática real, se ha analizado el estado del arte, se ha diseñado una arquitectura viable, se ha implementado un sistema funcional y se han evaluado críticamente sus resultados.

El proyecto demuestra que es posible integrar análisis emocional multimodal en el estudio comparativo de influencers, aportando una visión más profunda que las métricas tradicionales. Al mismo tiempo, evidencia la complejidad inherente del fenómeno digital y la necesidad de enfoques multidimensionales para comprenderlo.

En definitiva, el trabajo realizado constituye una base sólida para futuras investigaciones y desarrollos en el ámbito de la analítica social aplicada y la inteligencia artificial multimodal.

Capítulo 8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] PMK, «El Marketing de Influencers: un fenómeno en crecimiento exponencial a nivel mundial que ha conquistado a las marcas». [En línea]. Disponible en: <https://www.puromarketing.com/88/212574/marketing-influencers-fenomeno-crecimiento-exponencial-nivel-mundial-conquistado-marcas>
- [2] B. Regarder, «Los 5 grandes rasgos de personalidad: sociabilidad, responsabilidad, apertura, amabilidad y neuroticismo». [En línea]. Disponible en: <https://psicologiamente.com/personalidad/5-grandes-rasgos-de-personalidad>
- [3] Sociograph, «Influencers e impacto emocional». [En línea]. Disponible en: <https://sociographlab.com/influencers-e-impacto-emocional/>
- [4] MarketingDirecto.com, «Los influencers se consolidan como clave del marketing digital en España: el sector crece un 16% en 2025». [En línea]. Disponible en: <https://www.marketingdirecto.com/digital-general/social-media-marketing/auge-influencers-espana-sector-crece-16>
- [5] SocialPubli, «La psicología del marketing de influencers: ¿por qué funciona?», 2025. [En línea]. Disponible en: <https://socialpubli.com/es/blog/psicologia-marketing-influencers/>
- [6] Inka Marketing Público, «Agencia de Influencers – ¿Qué es y cómo trabajar con ellas?» [En línea]. Disponible en: <https://inkamarketing.es/blogs/agencia-de-influencers/>
- [7] Gobierno de España, «Qué es la Inteligencia Artificial». [En línea]. Disponible en: <https://planderecuperacion.gob.es/noticias/que-es-inteligencia-artificial-ia-prtr>
- [8] A. Microsoft, «Qué es el aprendizaje automático». [En línea]. Disponible en: <https://azure.microsoft.com/es-es/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-machine-learning-platform>
- [9] «Heratropic API». [En línea]. Disponible en: file:///C:/Users/Mar%C3%ADa%20Sarrado/OneDrive/Documentos/TFM/2025-02-28_Heratropic_API.pdf
- [10] I. Sancet Acedo, «Procesamiento del lenguaje natural en redes sociales: caso de Instagram y la App de Fitness Strava».

ANEXO I

```
{} abrilonate_videos.json > ...  
[  
  {  
    "user_id": "abrilonate",  
    "video_internal_id": 0,  
    "video_api_id": "bc926f2b-b4cb-48f1-9ae1-db7363a6b5b8",  
    "video_tiktok_id": "7617832885965327638",  
    "upload_date": "20260316",  
    "view_count": 6578,  
    "like_count": 393,  
    "comment_count": 3,  
    "duration": 39,  
    "extraversion": 0.4754,  
    "neuroticism": 0.5451,  
    "openness": 0.5719,  
    "agreeableness": 0.5115,  
    "conscientiousness": 0.5311,  
    "happiness_face": 0.4983,  
    "sadness_face": 0.3718,  
    "fear_face": 0.0076,  
    "anger_face": 0.0805  
  },  
]
```

Ilustración 36 - Archivo con metadatos de influencers

```
"facial": {  
  "average_emotions": {  
    "angry": 0.0263,  
    "disgust": 0.0,  
    "fear": 0.1951,  
    "happy": 0.0325,  
    "sad": 0.4026,  
    "surprise": 0.0044,  
    "neutral": 0.339  
  },  
  "most_frequent_dominant_emotion": "sad",  
  "dominant_emotion_counts": {  
    "fear": 1,  
    "sad": 2,  
    "neutral": 2  
  },  
  "average_face_confidence": 0.942  
}
```

Ilustración 37 - Análisis facial de video

```
"voice": {  
  "frequencies": {  
    "mean": 2053,  
    "sd": 2344,  
    "median": 1150,  
    "mode": 499,  
    "Q25": 522,  
    "Q75": 2722,  
    "IQR": 2200,  
    "skewness": 5.429999828338623,  
    "kurtosis": 41.790000915527344,  
    "mean_note": "C",  
    "median_note": "D",  
    "mode_note": "B",  
    "Q25_note": "C",  
    "Q75_note": "F",  
    "rmse": 0.041099999099969864  
  },  
  "pitch": 454,  
  "tone": 1916,  
  "emotions": {  
    "disgust": 0.7883211970329285,  
    "surprised": 0.060236282646656036,  
    "angry": 0.05431229993700981,  
    "neutral": 0.04749699681997299,  
    "happy": 0.016414042562246323,  
  }  
}
```

Ilustración 38 - Análisis de voz de video

```
},  
"traits": {  
  "survival": 0.3481000065803528,  
  "creativity": 0.22130000591278076,  
  "self_esteem": 0.39730000495910645,  
  "compassion": 0.2612999975681305,  
  "communication": 0.2676999866962433,  
  "imagination": 0.27379998564720154,  
  "awareness": 0.4876999855041504,  
  "stress": {  
    "high": 0.8317431807518005,  
    "medium": 0.2297115921974182,  
    "low": 0.05559553951025009  
  },  
  "helplessness": {  
    "high": 0.8813773989677429,  
    "medium": 0.17298144102096558,  
    "low": 0.05042485520243645  
  },  
  "self_efficacy": {  
    "medium": 0.3957103490829468,  
    "low": 0.36644798517227173,  
    "high": 0.2104189246892929  
  }  
},
```

Ilustración 39 - Análisis de personalidad de vídeo

Heratropic API

Procesamiento de video y audio para cuantificación y monitorización de estados emocionales.

URL: <https://heratropic-main-c6ba0ae.d2.zuplo.dev>

API_KEY: zpka_0f68e5569e324ee59d1e192c609ade0a_0a42c62e (Test 1)

API_KEY: Zpka_ed56a7576f47465095a2f3ee1d08c2ca_56c05972 (Test 2)

Parte II SUBIR UN ARCHIVO (≤ 5MB)

Para subir un archivo de hasta 5MB, usa el siguiente comando:

```
curl -H "Authorization: Bearer zpka_0f68e5569e324ee59d1e192c609ade0a_0a42c62e" -X
```

```
POST https://heratropic-main-c6ba0ae.d2.zuplo.dev/v1/upload -F
```

```
"file=@//Users/dmartincc/iridis/pythagoras/trump.mp4" -F external_vars='{ "id": "1" }'
```

```
{"status":"success","response":{"created_at":1741878658,"aid":"2413354b-4d8b-4fee-  
a1a8-8e7
```

```
1d9095bda","result_url":"/v1/result/2413354b-4d8b-4fee-a1a8-  
8e71d9095bda","upload_url":null,
```

```
"original_file":{"extension:".mp4","format":"video"},"status":{"FILE_STORED":false,"  
FACIAL_AN
```

```
ALYSED":false,"VOICE_ANALYSED":false,"VOICE_TRANSCRIBED":false,"BIOME  
TRICS_EXT
```

```
RACTED":false,"SPEECH_ANALYSED":false,"PERSONALITY_ANALYSED":false},"  
external_vars":{"id":"1"}}
```

Parámetros:

- **file:** El archivo que deseas subir.
- **external_vars:** JSON con metadatos adicionales, como el ID y el canal de origen.
- **Authorization:** Token de autenticación requerido para acceder a la API.

Parte III SUBIR UN ARCHIVO GRANDE (> 5MB)

Para archivos mayores a 5MB, usa el siguiente comando:

```
curl -X POST "https://heratropic-main-c6ba0ae.d2.zuplo.dev/v1/upload/large" \
```

```
-H "Content-Type: multipart/form-data" \
```

```
-H "Authorization: Bearer zpka_0f68e5569e324ee59d1e192c609ade0a_0a42c62e" \
```


%2FTUhGzP

xGVPiEdt8ExuKzWgB8mG9JV6RYxHVNz74v06%2Ffi69wgFaF8fNfxBtuCWCXY

UmvCsnLPe

uMiqnG67%2F%2F19Ceh%2FHd8hEre2ZMRvhlIVxpkpM3CzoyCYnF6rVrVw4T

MgnwTYukO

UtW7knBHR0z4EqJZQp1O6MhUL0MVpTr8uqYOp%2FrmHTm9xy9sztb2h5gm

gQBZ7v1kEy

uLLeUle9SZE3oJ9txkUgi8dk7I7Sto7H%2B3T5cQU6I36hECFWUCLMPETf5BjV

gQAWgwfT

GMo2ExgGDoaarF49dwXi7LTsNH%2BwFmuo0bN%2B9xilDc5ic1YpMJiQiArF

C9YawlJeue

E%2BrMO%2Fny74GOp8BEjUjClco%2B9oKTcu%2FLU4IPkfZpqx0PB661OO3

zeO1DJnBG

T6ti3YNZNAjoxz kf1f81IL55FVGw3a81vj%2BAn4M79N8Orscn4AL6Q7C5XY4sl

%2F52xFmqj

rtImDIUYyx6HmCSIXnnt73cNohFuLAG1FYW03jJI3ou25Din4HjogWmFVNxhy

QAEyTTeKT

alPyTc5LggKKZzwjDQfQfQsmfr3D&X-Amz-

Signature=82d7ff3b1ddc2b5e5fc77f80cd84bb4

d4b1456f5a4ef615b3ea9f09c26628dca", "original_file": {"extension": ".mp4", "format

": "video"}, "st

atus": {"FILE_STORED": false, "FACIAL_ANALYSED": false, "VOICE_ANALYSED": fal

se, "VOICE_

TRANSCRIBED": false, "BIOMETRICS_EXTRACTED": false, "SPEECH_ANALYSED": f

alse, "PERSONALITY_ANALYSED": false}, "external_vars": {} } } %

Devuelve un url de subida, a la que hay que hacer un post subiendo el fichero. Ejemplo en python más abajo.

Negrita url a la que hay que volver a hacer un post para subir el fichero, como esta

```
curl -X PUT
```

```
"https://s3.eu-central-1.amazonaws.com/dev.datum.eu-central-1.stresstech/zpka_a/b2e5f5d0-df07-4122-b97f-585c911caac8/video.mp4?X-Amz-Algorithm=AWS4-HMAC-SHA256&X-Amz-Credential=AKIAUSDIXVQBQIJTXRP6%2F20250221%2Feu-central-1%2Fs3%2Faws4_request&X-Amz-Date=20250221T093529Z&X-Amz-Expires=3600&X-Amz-SignedHeaders=content-type%3Bhost&X-Amz-Signature=e159e0f447c7e6cd754349e497e0e37bb8518235ffa213a629f14bcdb9cd845f" \

-H "Content-Type: video/mp4" \

--upload-file /Users/dmartincc/iridis/oraculum/test_david.mp4
```

Diferencias con la subida estándar:

- Se utiliza una URL diferente: [/file/upload/large](#).
- **Importante:** Verifica la ruta del archivo en tu sistema antes de ejecutar el comando.

Parte IV OBTENER RESULTADOS

Para consultar el estado o resultado de un archivo procesado, utiliza:

```
curl -X 'GET' \

'https://your-api-url/v1/result/{id}' \

-H 'Authorization: Bearer YOUR_API_KEY'
```

Parámetros:

- **id**: Identificador del archivo previamente subido.
 - **Authorization**: Token necesario para la autenticación.
-

NOTAS ADICIONALES

- **Seguridad:** Asegúrate de mantener seguro tu **API_KEY** y no compartirlo públicamente.
- **Errores:** Revisa la respuesta de la API en caso de errores y ajusta los parámetros según sea necesario.

Para más información, consulta la documentación oficial o contacta al equipo de soporte.

Ejemplo de subida de fichero mayor de 5MB con python:

```
import requests  
import json
```

```
API_KEY = "your_api_key"
```

```
URL = "https://your-api-url.com"
```

```
def send_video(video_path, set_analysis_states,
set_analysis_data):
    try:

        # Step 1: Request a presigned URL from the API
        form_data = {

            "filename": "recording.mp4",

            "external_vars": json.dumps({})

        }

        headers = {

            "Authorization": f"Bearer {API_KEY}"

        }

        presign_response = requests.post(f'{URL}/v1/upload/large", data=form_data,
headers=headers)

        if presign_response.status_code != 200:
            print("Failed to get presigned URL.")
            return None

        presigned_url = presign_response.json().get("response", {}).get("upload_url")
        result_url = presign_response.json().get("response", {}).get("result_url")

        if not presigned_url or not result_url:
            print("Invalid response from server.")
            return None
```

```
print("Presigned URL received:", presigned_url)

# Step 2: Upload the video file to S3 using the presigned URL
with open(video_path, "rb") as video_file:
    s3_upload_response = requests.put(presigned_url,
    data=video_file, headers={"Content-Type": "video/mp4"})

    if s3_upload_response.status_code !=
200:
    print("Failed to upload video to
S3.")
    return None

print("Video uploaded successfully to S3.")

except Exception as error:

    print("Error during video upload:",
error)
    return None
```