



**UNIVERSIDAD  
DE GRANADA**

**Evaluación de las opiniones del  
estudiantado de la UCM sobre los  
docentes universitarios utilizando  
análisis del sentimiento por  
inteligencia artificial**

**José Manuel Segovia Guisado**  
Universidad Complutense de Madrid



**UNIVERSIDAD  
COMPLUTENSE**  
MADRID



**El proceso comenzó en  
el año 2020 con un  
modelo de datos basado  
en las encuestas  
DOCENTIA-UCM  
2019-2020**

2020



## DOCENTIA-UCM 2019-2020

Respuestas a la pregunta abierta de observaciones del cuestionario DOCENTIA-UCM del curso 2019-2020.



# 27.290

Comentarios

Separados en frases: **55.406**

**34,6%** de las respuestas recibidas



Con este volumen de respuestas abiertas es inviable la clasificación manual de todas ellas mediante su codificación en categorías para obtener al final un análisis de las frecuencias, tal y como se ha realizado este proceso de forma tradicional:

- Clasificar las respuestas elegidas en temas
- Darle un nombre a cada tema.
- Asignar un código a cada patrón general de respuestas



Es importante señalar que cada docente **puede acceder a las observaciones que sus estudiantes realizan de forma anónima**, por lo que el análisis a nivel docente de cada uno de los comentarios es posible, lo que es realmente complejo es poder analizar estos comentarios para extraer conclusiones a nivel universidad.



Docentia UCM

Plataforma DOCENTIA-UCM.

Ejemplo de informe con los comentarios sobre un docente

#### VALORACIONES DEL ALUMNADO SOBRE LA ACTIVIDAD DOCENTE

##### 2021-2022 -BIENES PÚBLICOS Y OBRAS PÚBLICAS / B

Excelente profesor.

Buen profesor. Siempre está disponible para cualquier duda o problema, contesta muy rápido, corrige rápido e imparte bien la asignatura.

Si en lugar de dictar los apuntes los subiera al campus (por ejemplo semanalmente) y en clase explicará sería muchísimo más interesante. Por otra parte, corrige muy rápido, algo que se agradece y demuestra el compromiso con su labor y con sus estudiantes.

Las clases se limitan al dictado de apuntes sin ninguna explicación del tema. En esta asignatura hay un incesante goteo de exámenes prácticos semanales que prácticamente nada tienen que ver con el temario y que en mi opinión no ayudan a al estudio y comprensión de la materia y bajan mucho la nota media, pues con tampoco tiempo no se pueden adquirir los conocimientos suficientes para realizarlas co

##### 2021-2022 -RÉGIMEN JURÍDICO DE LA DOCUMENTACIÓN Y LA INFORMACIÓN / B

Es uno de mis profesores favoritos este semestre. La forma en que enseña este profesor es muy adecuada para mí. Es muy paciente y tomará la iniciativa para explicar algunos lugares incomprensibles. Este profesor también me anima a trabajar duro para superar la barrera del idioma y mejora Buena cosecha, me gusta el.

excelente.

# Para automatizar el análisis se diseñó una **RED NEURONAL**

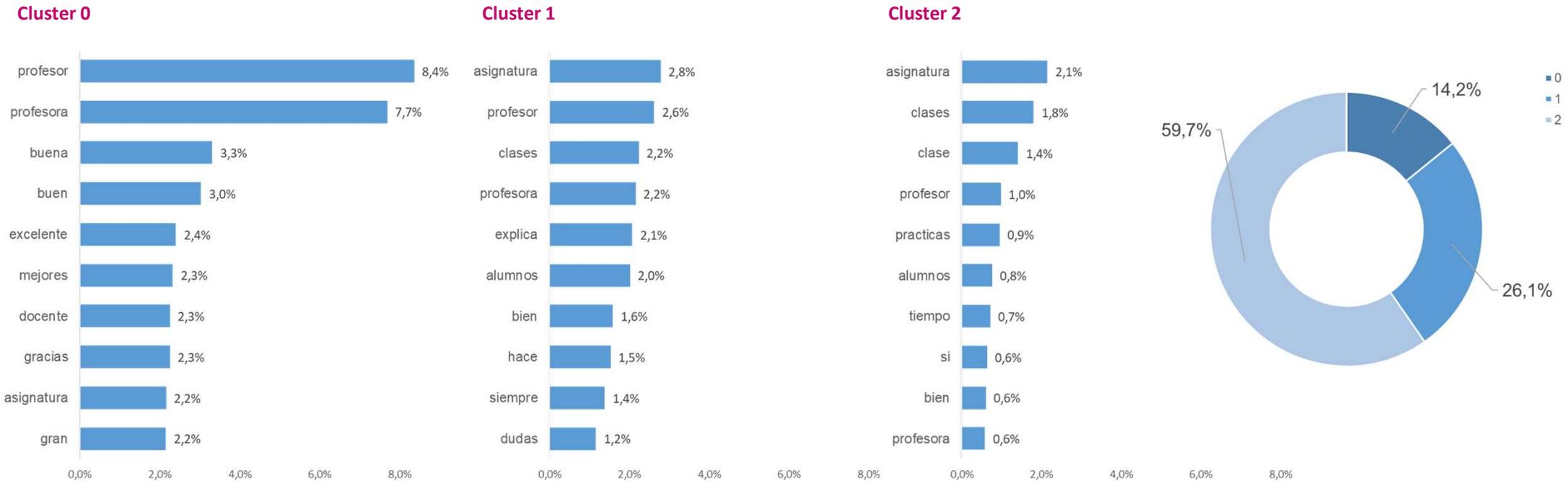
El objetivo de este proceso era el de **agrupar, de forma automática**, los comentarios expuestos por los estudiantes en sus respuestas a la pregunta abierta de observaciones del cuestionario en conglomerados o temas. Como resultado final obtendríamos una clasificación para cada comentario o frase, y el porcentaje de comentarios que hablan de cada tema.

1. Creación de *word embeddings* a través del modelo de red neuronal *word2vec* implementado en *Skip-gram*. Con el vocabulario generado con las palabras del corpus, el objetivo **es entrenar la red neuronal** con las sentencias del corpus para que, dada una palabra, nos diga la probabilidad de que cada palabra del vocabulario sea vecina de la primera. De esta manera *Word2Vec* usará vectores de palabras para representar la información semántica de las palabras, aprendiendo el comportamiento de los textos.
2. Una vez la red neuronal ha creado los vectores de las relaciones entre las palabras y las ha dado un peso, realizamos la agrupación de los comentarios en conglomerados a través de *K-Media* (algoritmo de agrupamiento), que tiene como objetivo la partición de un conjunto de observaciones en *k* grupos en el que cada observación pertenece al grupo cuyo valor medio es más cercano.
3. Por último, creamos los bigramas de frecuencias de co-ocurrencia de palabras por parejas y la matriz de relaciones para *Gephi*. Como resultado se obtendrá una matriz de relaciones por cada conglomerado.

# Clustering

Tras el proceso de aprendizaje de la red neuronal con las sentencias del corpus creamos la matriz de vectores que es analizada con el algoritmo de clasificación K-Medias del que obtenemos tres *clusters* (0, 1 y 2) que acumulan cada uno el 14, 2%, el 26,1 % y el 59,7%, respectivamente, del corpus de sentencias.

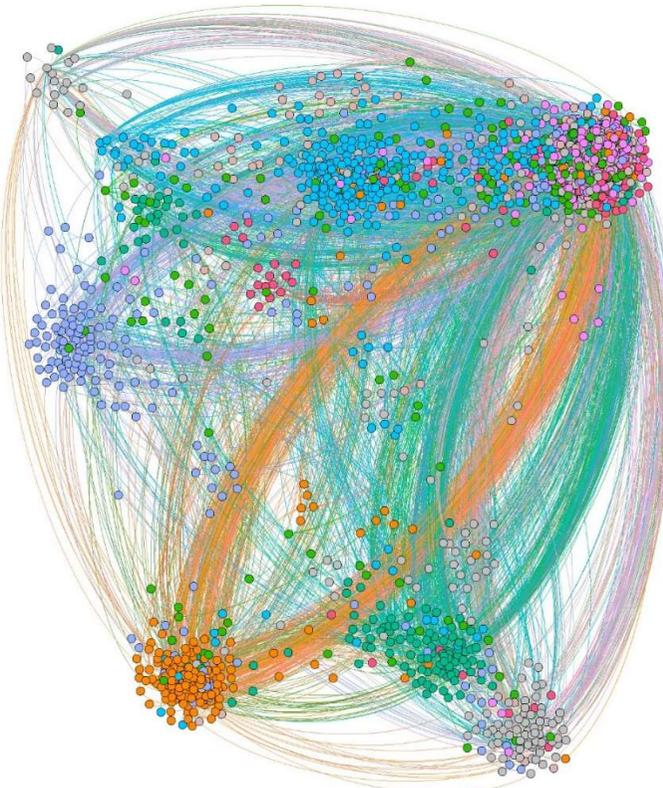
La frecuencia de las primeras 10 palabras con mayor aparición en cada uno de los clústeres son:



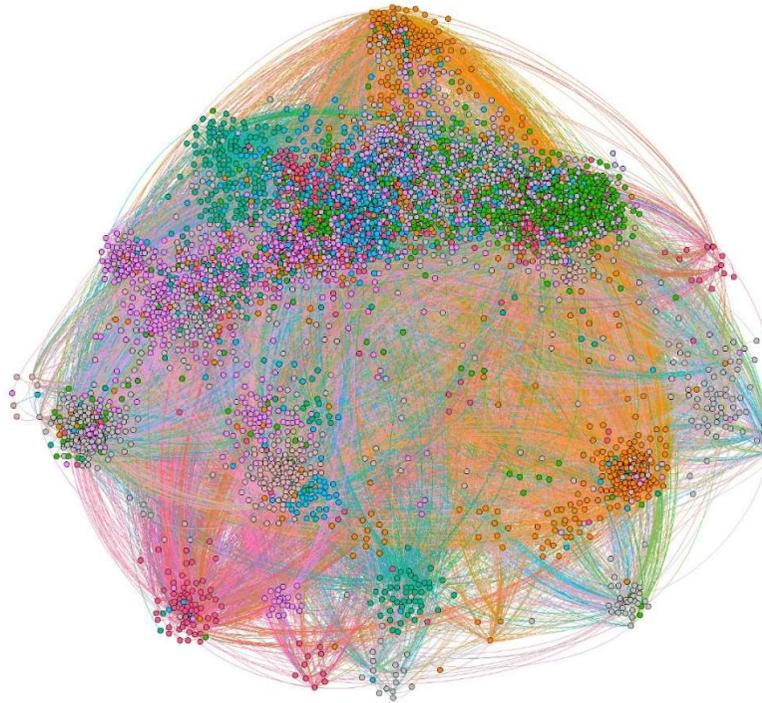
# Representación de los *clusters*

Para poder obtener una visión lo más completa, es imprescindible unificar en una sólo visualización gráfica tanto los procesos de relación de las sentencias del corpus realizado por la red neuronal, como el de clasificación de estas relaciones. Para ello utilizamos *Gephi*, una herramienta open-source desarrollada para visualizar y analizar grandes gráficos de red, permitiendo localizar patrones y tendencias en una base de datos.

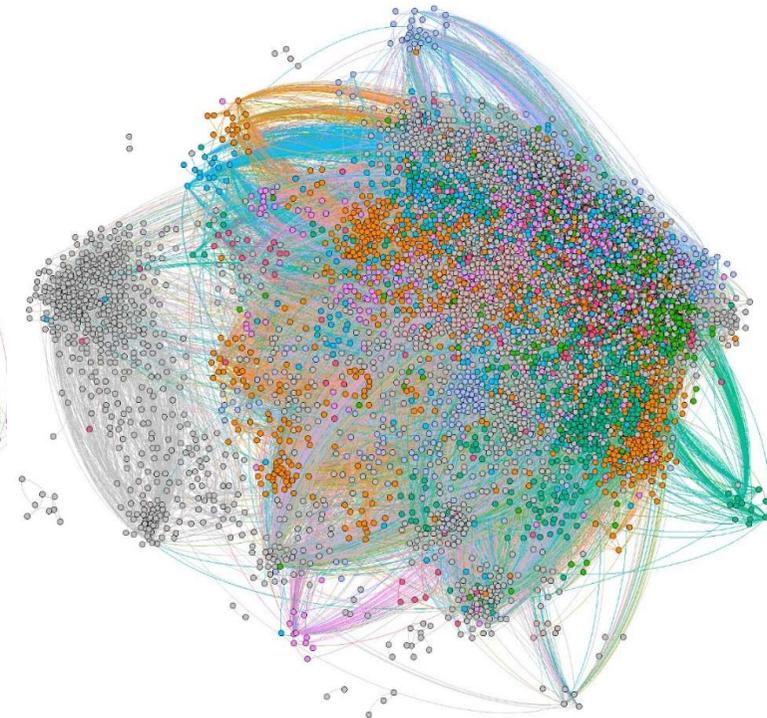
**Cluster 0** (todas las palabras)



**Cluster 1** (todas las palabras)



**Cluster 2** (todas las palabras)



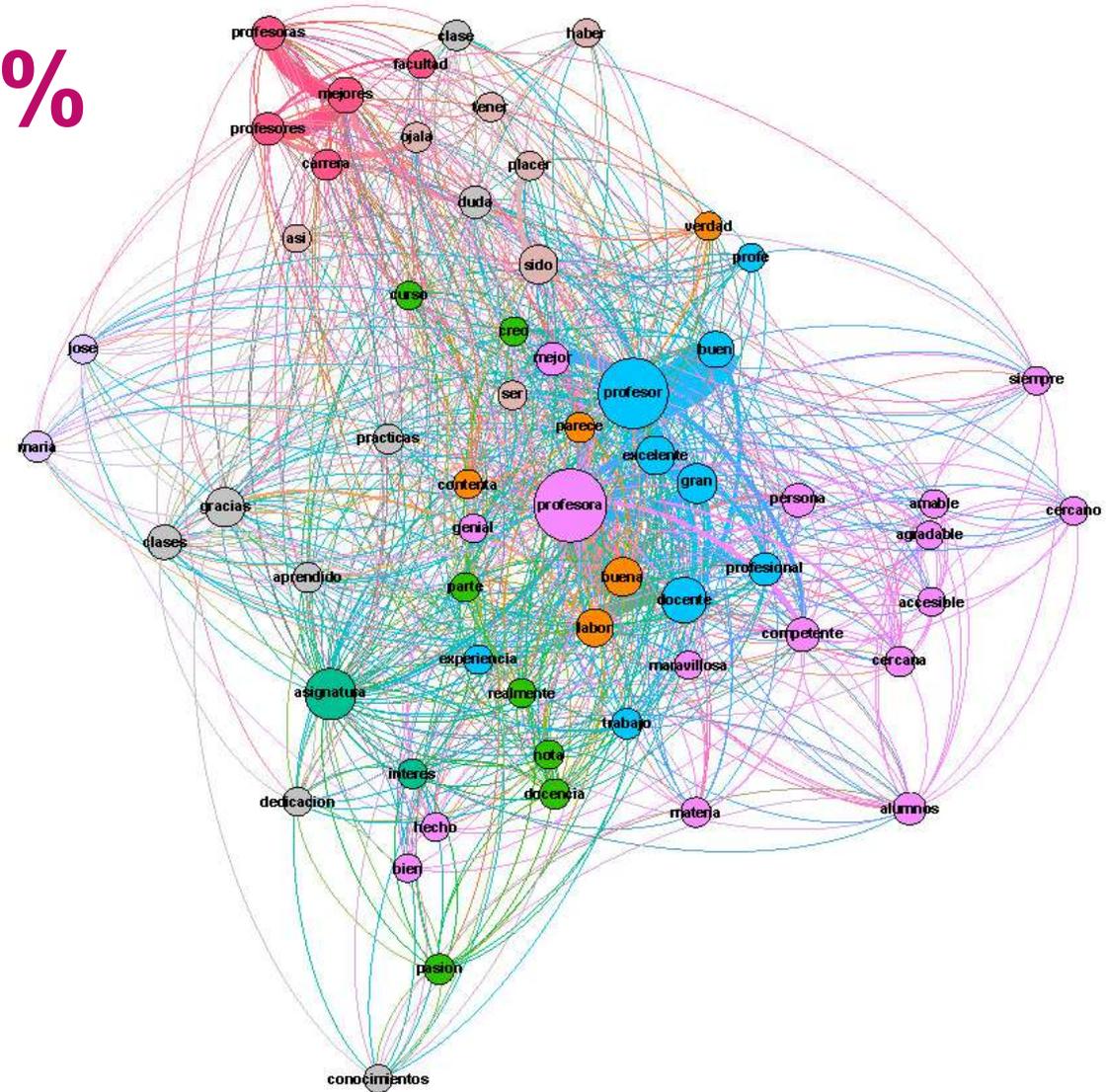
# Cluster 0 **Buen docente**

**Buen profesor:** Este clúster está más relacionado con las características del profesor como persona. En este clúster se encuentran palabras como: persona, amable, agradable, accesible, competente, maravillosa, gracias, mejor, aprendido, dedicación, pasión, conocimientos, bien...

# 14,2%

## Los 5 temas tratados + 1

1. **Profesor**, de manera concreta respecto al profesor los estudiantes opinan que realiza un excelente trabajo, que la experiencia le convierten en un buen docente y gran profesional.
2. **Profesora**, las opiniones de los estudiantes son más positivas en cuanto a la calidad humana de la profesora, expresan que es una persona amable, agradable, genial, y que siempre se muestra accesible y cercana a los alumnos. Respecto a su labor de profesora consideran que es competente y que hace que una asignatura sea mejor.
3. **Profesores y profesoras**, la comparación de las y los profesores en términos generales se realiza dentro de la carrera y dentro de la facultad.
4. **Gratitud**, hay un gran sentimiento de gratitud de los estudiantes hacia sus profesores. Tanto por los conocimientos aprendidos, por la dedicación con que impartieron sus clases y prácticas, así como por la respuesta a las dudas planteadas.
5. **Pasión**, otro aspecto valorado por los estudiantes es la pasión con la que imparte la docencia un profesor, consideran que es algo realmente evidente y que además influye en su calificación.
6. **Temas relacionados**, las opiniones expresadas con menor peso por parte de los estudiantes dentro de este clúster son los **sentimientos y reacciones que generan en el alumno/a las características de su profesor**, así el alumnado opina que una buena labor docente se traduce en un estudiante contento y que es el docente quien genera interés en la asignatura que imparte.



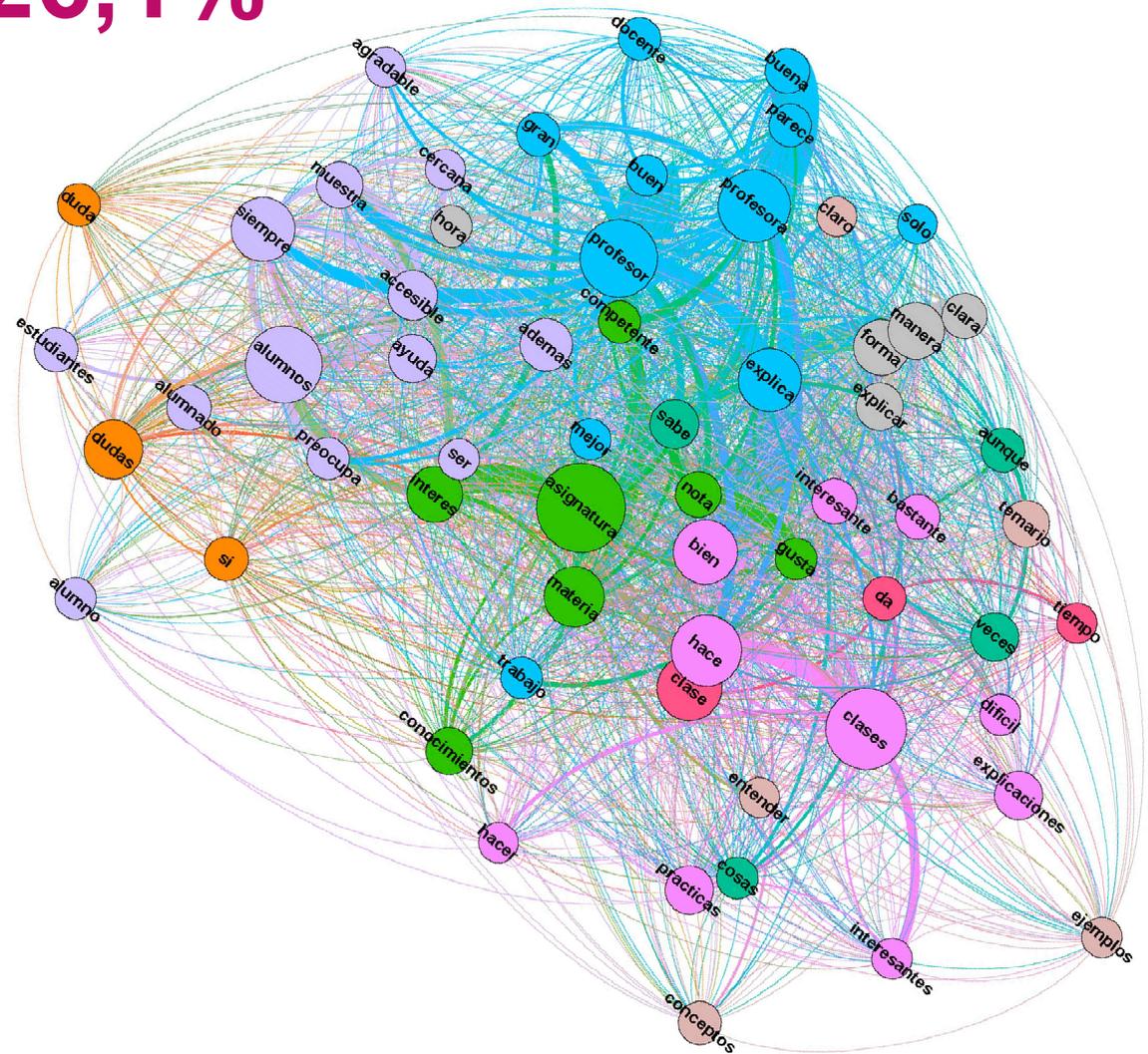
# Cluster 1 Buena enseñanza 26,1%

**Buena enseñanza:** Esta dimensión hace referencia a la percepción que tienen los estudiantes de las prácticas, del grado, de la facultad, o de la institución educativa, incluye ítems relacionados con la actividad del docente: proporciona retroalimentación útil y oportuna, da explicaciones claras, motiva a los estudiantes, hace que el curso sea interesante y comprende los problemas de los estudiantes. En el clúster hay palabras como: profesor, profesora, asignatura, clases, forma de explicar, ejemplos, explicaciones, entender, accesible, interés, claro, duda, dudas...

Este clúster se corresponde con la dimensión **Buena enseñanza** del *Course Experience Questionnaire* [1] (CEQ) (Cuestionario sobre Experiencia en el Curso). Esta dimensión se divide en dos dimensiones: buenos materiales y buenas clases/tutorías.

## Los 5 temas tratados + 1

1. **Asignatura y materia**, dentro de este tema los estudiantes aprecian si el docente es **competente** para impartir conocimientos y generar interés y gusto por la asignatura que luego se traduce en la nota, otro aspecto altamente valorado por los estudiantes.
2. **Profesor, profesora y docente**, el estudiante valora el trabajo del docente en relación a sus explicaciones y lo cataloga.
3. **Clases**, otro aspecto evaluado por los alumnos dentro de la buena enseñanza son las clases. El estudiante valora si el docente hace que las clases sean interesantes, buenas o si las explicaciones son difíciles, también valora si se hacen prácticas en clase.
4. **Alumnos, estudiantes y alumnado**, la relación del docente con el alumnado es objeto de observación por los estudiantes. Aprecian que el docente siempre se muestre agradable, cercano, accesible y que además se preocupe y ayude.
5. **Temario**, a los estudiantes les interesa que el docente explique claramente el temario y entender los conceptos.
6. **Temas relacionados**, con menor representación dentro de este clúster, pero también apreciados por los estudiantes se encuentran temas como: claridad en la forma o manera de explicar, el tiempo de la clase y la gestión de dudas.



[1] Ramsden, P. (1991). A performance indicator of teaching quality in higher education: The Course Experience Questionnaire. *Studies in Higher Education*, 16(2), 129-150





El análisis de los datos por medio de la red neuronal nos aproximó a entender los comentarios de los estudiantes, **sin llegar a profundizar lo suficiente en ellos como para obtener unas conclusiones relevantes**, más allá de:

1. **clasificar** los comentarios en tres grandes categorías además de intuir los temas de cada conglomerado:
  - Buen **docente**
  - Buena **enseñanza**
  - Objetivos y estándares claros de la **asignatura**
2. Determinar el **porcentaje de comentarios** que asume cada clúster (59,7% el de Objetivos y estándares claros de la asignatura).
3. Y apreciar cierta **tendencia al comentario positivo** al referirse a los docentes y algo más críticos cuando el comentario hace referencia a la asignatura.



**Con el objetivo de profundizar un poco más en los comentarios  
El siguiente paso ha sido analizar el sentimiento  
de los comentarios mediante IA**



El análisis del sentimiento se ha posicionado como una **herramienta de gran valor** en la era de la información para comprender las opiniones, actitudes y emociones expresadas en textos. En el contexto de las **encuestas de satisfacción**, donde las preguntas abiertas permiten a los encuestados expresar sus opiniones de manera libre, el análisis del sentimiento ofrece una oportunidad única para **extraer insights significativos de grandes volúmenes de datos no estructurados**.

Esta técnica permite **categorizar** las respuestas en **positivas, negativas o neutras**, proporcionando una comprensión profunda de la percepción de los encuestados sobre productos, servicios o experiencias.

Mediante el uso de algoritmos de procesamiento del lenguaje natural (*NLP*) y técnicas de aprendizaje automático, el análisis del sentimiento puede identificar patrones, tendencias y áreas de mejora, lo que ayuda a las instituciones a tomar decisiones informadas y a diseñar estrategias efectivas para mejorar la satisfacción del cliente.

La metodología utilizada en el análisis del sentimiento varía algo respecto a la de la red neuronal, sobre todo teniendo en cuenta la cantidad de datos a procesar.

Se han obtenido **229.850** comentarios provenientes de las encuestas de satisfacción con la docencia universitaria a los estudiantes de la Universidad Complutense de Madrid por medio del cuestionario que cumplimentan los estudiantes cada curso en el marco del Programa DOCENTIA-UCM.

Estos comentarios corresponden a las encuestas de los cursos 2020-2021, 2021-2022 y 2022-2023.

La única pregunta abierta del cuestionario se refiere a “Y por último, ¿deseas añadir algo más?” y para cada período de encuestas obtiene una respuesta de:

- 2020-2021: 28.863 comentarios
- 2021-2022: 33.913 comentarios
- 2022-2023: 39.524 comentarios

Los comentarios son procesados previamente, eliminando aquellos que no tienen contenido legible, y se separan en párrafos independientes aquellos comentarios más largos que aportaban más de una perspectiva, por lo que el número definitivo de comentarios fue:

- 2020-2021: 64.603 comentarios
  - 2021-2022: 73.843 comentarios
  - 2022-2023: 91.404 comentarios
- 229.850** comentarios en total



# pysentimiento/ robertuito



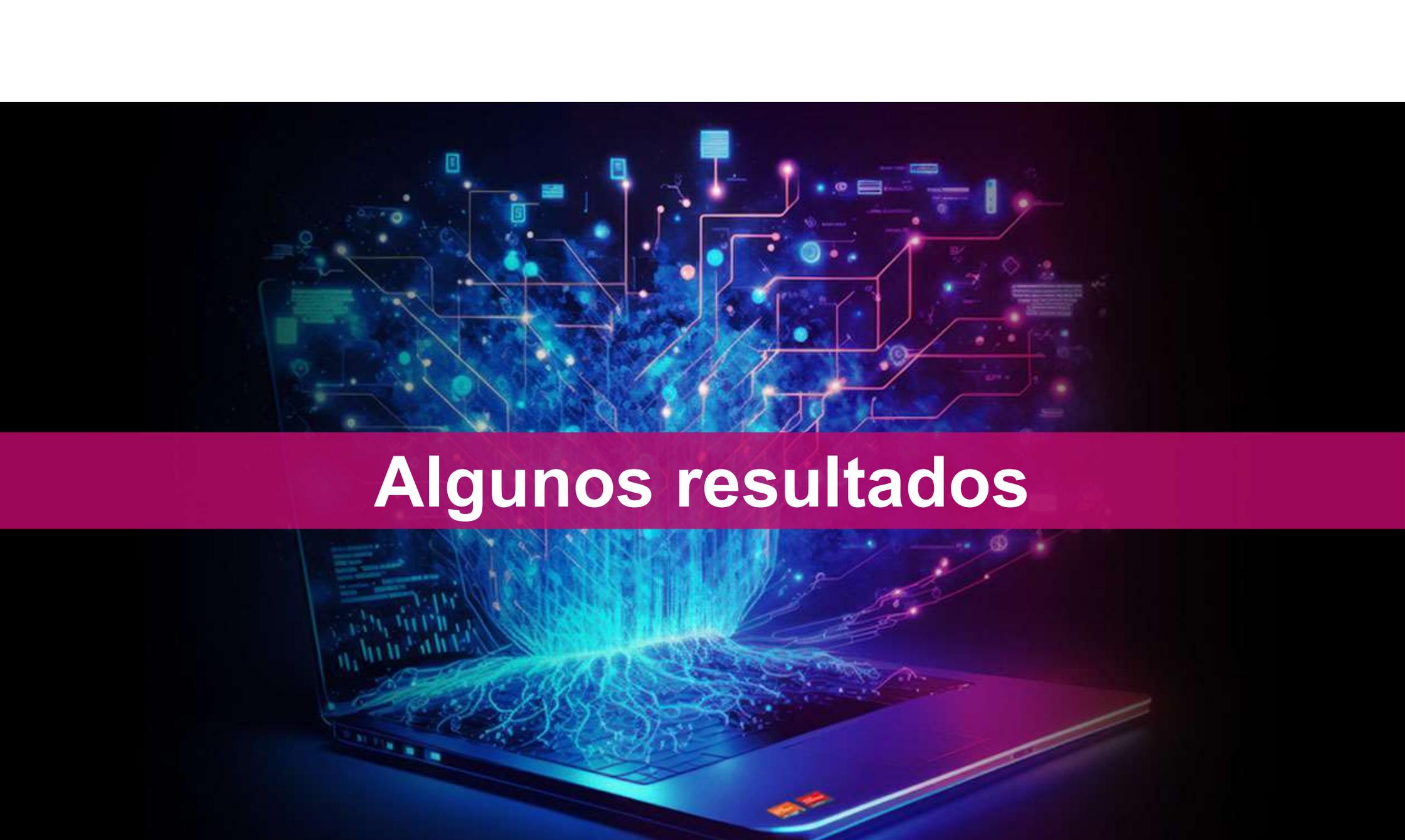
Para el procesamiento automático de los comentarios cualitativos se ha utilizado *PySentimiento* [2], biblioteca de *Python* diseñada para análisis de sentimientos en textos. Utiliza técnicas de procesamiento de lenguaje natural (*NLP*) para determinar la polaridad emocional de un texto, es decir, si el texto expresa emociones positivas, negativas o neutras. Además, *PySentimiento* proporciona una interfaz fácil de usar que permitió desarrollar e integrar fácilmente la funcionalidad de análisis de sentimientos en una aplicación de *Python*.

*PySentimiento* realiza el análisis de sentimientos en datos de texto por medio de *NLP*, y para ello sigue los siguientes pasos:

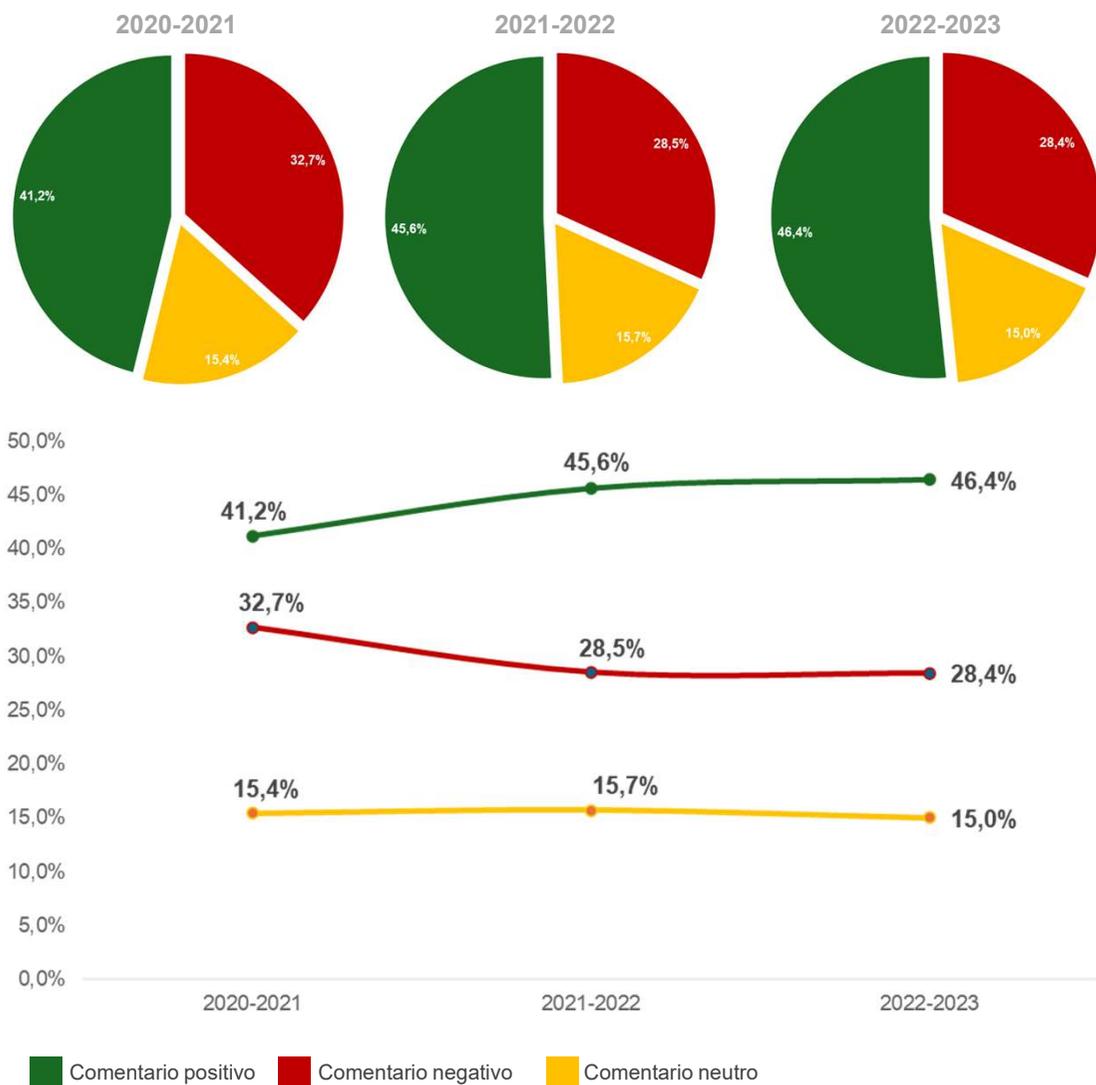
- **Preprocesamiento de texto:** Antes de analizar el sentimiento, se realizan una serie de pasos de preprocesamiento para limpiar y normalizar el texto. Esto puede incluir la eliminación de caracteres especiales, la conversión a minúsculas, la eliminación de palabras vacías (*stopwords*) y la lematización para reducir las palabras a su forma base.
- **Extracción de características:** *PySentimiento* extrae características relevantes del texto que se utilizarán para determinar el sentimiento. Esto incluye características como la frecuencia de las palabras en el texto, la presencia de palabras clave asociadas con emociones específicas, o incluso características más avanzadas como la estructura gramatical o la co-ocurrencia de palabras.
- **Modelo de análisis de sentimientos:** Esta librería utiliza un modelo de aprendizaje automático entrenado previamente para clasificar el sentimiento del texto, y está entrenada utilizando conjuntos de datos etiquetados que contienen ejemplos de texto junto con las etiquetas de sentimiento correspondientes.
- **Evaluación y predicción:** Una vez que el modelo está entrenado, se puede utilizar para predecir el sentimiento de nuevos textos que no se han visto antes. *PySentimiento* proporciona funciones y métodos para realizar estas predicciones.

Una de las principales **ventajas** y por las que se seleccionó la librería de *PySentimiento* es que puede procesar **textos en español** directamente (además es de uso **gratuito**) ya que se ha entrenado en este idioma, mientras que otros modelos más famosos antes de realizar el análisis tienen que traducir al inglés los comentarios.

[2] Juan Manuel Pérez, Mariela Rajngewerc, Juan Carlos Giudici, Damián A. Furman, Franco Luque, Laura Alonso Alemany, María Vanina Martínez. Pysentimiento: A Python Toolkit for Opinion Mining and Social NLP tasks. CoRR. abs/2106.09462. 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.09462>



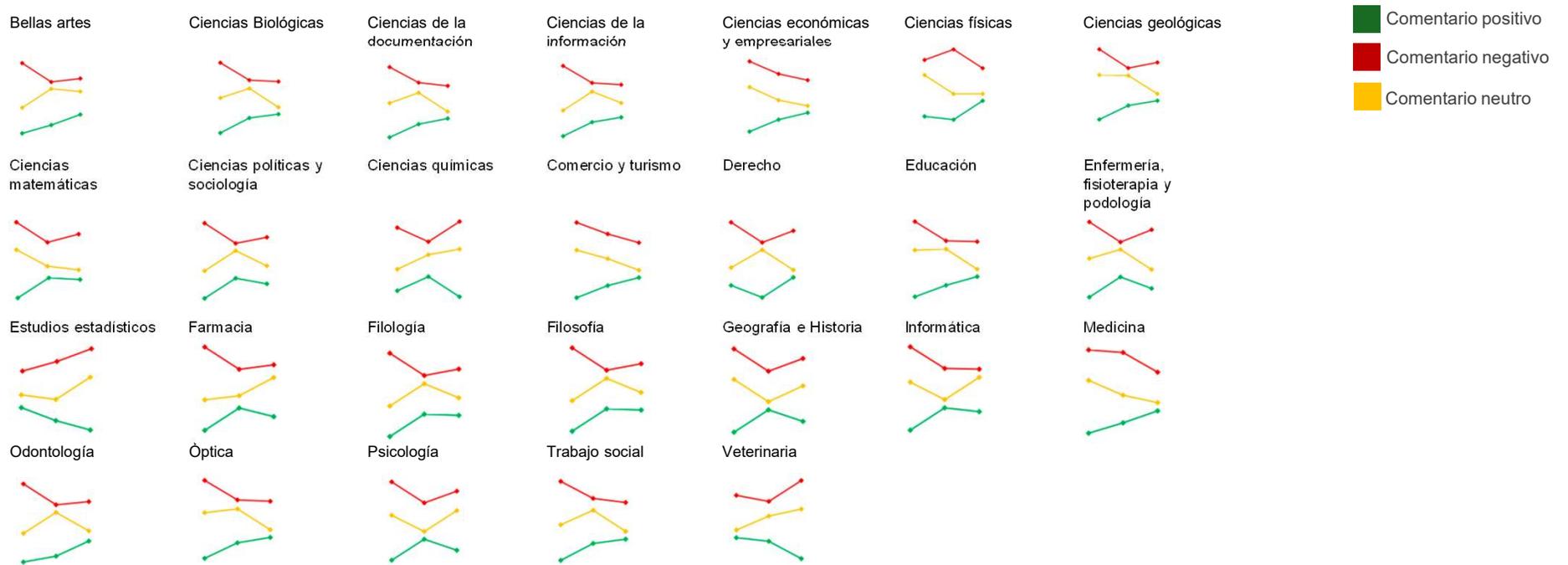
# Algunos resultados



En aproximadamente 2,5 horas la IA procesó las 229.850 respuestas y las clasificó en NEGATIVAS, POSITIVAS y NEUTRAS. Tarea que habría sido imposible para un equipo de personas que leyera cada uno de los comentarios y los clasificaran.

Para cada una de las categorías, *PySentimiento* calcula la probabilidad de que el comentario sea negativo, positivo o neutro y dependiendo de ese cálculo de probabilidades le asigna la etiqueta. Por ejemplo, el comentario “Además de aprender de los contenidos de la asignatura, he podido aprender de su labor docente, y considero que eso en nuestra carrera es un punto fuerte a tener muy en cuenta” calificado como POSITIVO estaría definido por las probabilidades **NEGATIVO**: 0,003787839, **NEUTRO**: 0,040204197 y **POSITIVO**: 0,956008017

En este primer vistazo, se puede ver un análisis eminentemente descriptivo de los resultados, y, aun así, la tendencia del análisis vista en el tiempo aporta información relevante para realizar un seguimiento. Se aprecia como las tendencias de positivo y negativo se van separando, lo cual es deseable porque aumentan los comentarios positivos sobre los docentes y disminuyen los negativos. Además, se puede ver como no es sólo por transformación de los neutros en positivos, sino que existe transferencia de los negativos hacia los positivos.



Saltando a un segundo nivel de segmentación de los datos, se pueden realizar análisis de las **tendencias por centros**. En el caso que nos ocupa la Universidad Complutense de Madrid tiene 26 facultades, de las cuales podemos apreciar muy diferentes casuísticas, y cada una de ellas habría que analizarla de forma individual.

Destacan, por ejemplo, los casos de Ciencias económicas y empresariales, Comercio y turismo o Medicina, en los que el descenso de los comentarios negativos y neutros hace que se incrementen los positivos. Mientras que por el lado opuesto vemos el caso de Estudios estadísticos y Veterinaria en los que aumentan sustancialmente los comentarios negativos y neutros en detrimento de los positivos.

# Profundicemos un poco más

¿Existe **relación** entre la **satisfacción** de los **estudiantes** y el **sentimiento** analizado por la IA?



Para dar respuesta a esa pregunta se han realizado dos tareas fundamentales:

- Se ha realizado un **análisis factorial** teniendo en cuenta todas las preguntas que están en el cuestionario a los estudiantes sobre la satisfacción con la docencia, con el objetivo de **disminuir la dimensionalidad al mínimo factor**.
- Se ha creado un **indicador único cuantitativo** que tenga en cuenta las probabilidades aportadas por la IA sobre el sentimiento de cada uno de los comentarios.



# Resultado del análisis factorial

El análisis factorial es una técnica multivariante cuyo objetivo es **reducir un conjunto grande de variables** directamente **observables** a un conjunto más pequeño de **combinaciones lineales** de ellas llamados factores, con el objetivo de perder la menor cantidad posible de información en el proceso. Estos **factores no son directamente observables** y es deseable que tengan una **interpretación** razonable en función de las variables que los conforman.

Los factores son incorrelados entre si con lo que su uso en lugar de las variables originales elimina problemas como el de la multicolinealidad.

En nuestro caso se realiza un análisis factorial con las puntuaciones que los estudiantes dan a diferentes ítems relacionados con la docencia que desempeñan los docentes de la UCM. Para que el análisis factorial tenga sentido **es necesario que las variables estén relacionadas**, eso se mide con el contraste KMO (*Kaiser Meyer Oklin*), donde la hipótesis nula indicaría que no hay relación entre las variables.

## Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,974
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	4714564,767
	gl	105
	Sig.	<,001

En el caso que nos ocupa la significatividad es inferior 0.005, por lo que se rechaza la hipótesis nula, afirmándose de esta manera que **existe relación entre las variables**.

## Resultado del análisis factorial

### Varianza total explicada

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	12,157	81,050	81,050	12,157	81,050	81,050
2	,577	3,848	84,898			
3	,377	2,514	87,412			
4	,335	2,232	89,644			
5	,291	1,942	91,586			
6	,253	1,686	93,272			
7	,223	1,486	94,758			
8	,163	1,083	95,841			
9	,139	,924	96,765			
10	,123	,818	97,583			
11	,111	,741	98,324			
12	,086	,571	98,895			
13	,075	,501	99,395			
14	,056	,375	99,771			
15	,034	,229	100,000			

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Continuando con el proceso de creación de los factores, se procede al análisis de los **autovalores** en la **matriz de correlaciones**, que es uno de los criterios utilizados para  **fijar el número de factores a extraer**. Un criterio comúnmente aceptado es considerar tantos factores como autovalores mayores que 1 existan. En nuestro caso solo hay uno. Por lo que **extraemos un único factor**, además los autovalores expresan la cantidad de varianza total que se está explicando por cada factor, en este caso **el único factor extraído explicaría el 81,05% de la varianza** de los datos originales.

# Resultado del análisis factorial

Comunalidades

	Inicial	Extracción
Nota1	1,000	,846
Nota2	1,000	,736
Nota3	1,000	,795
Nota4	1,000	,756
Nota6	1,000	,830
Nota8	1,000	,856
Nota9	1,000	,750
Nota10	1,000	,817
Nota11	1,000	,729
Nota14	1,000	,724
Nota16	1,000	,780
Nota18	1,000	,840
Nota19	1,000	,891
Nota20	1,000	,904
Nota21	1,000	,904

Las **comunalidades** son una medida de la calidad de conservación de la información de las variables originales en el modelo factorial. **Cuanto más cerca de 1 mejor conservación. En nuestro modelo todas están por encima del 70%**

Matriz de componente<sup>a</sup>

Componente 1

Nota1	,920
Nota2	,858
Nota3	,892
Nota4	,870
Nota6	,911
Nota8	,925
Nota9	,866
Nota10	,904
Nota11	,854
Nota14	,851
Nota16	,883
Nota18	,916
Nota19	,944
Nota20	,951
Nota21	,951

a. 1 componentes extraídos.

Por otro lado, la **matriz de componentes** contiene los coeficientes que forman la combinación lineal con la que se construye el factor. Esto permite identificar que variables contribuyen positivamente al factor, es decir, lo hacen crecer, o negativamente, haciendo decrecer al factor.

En nuestro caso **todas las variables contribuyen de forma positiva** con lo que la identificación de nuestro factor es relativamente sencilla:

**SATISFACCIÓN GLOBAL DEL ESTUDIANTE CON LA DOCENCIA DEL PROFESOR/A**

# Resultado del análisis factorial

Una vez creado el factor **SATISFACCIÓN GLOBAL DEL ESTUDIANTADO CON LA DOCENCIA DEL PROFESOR/A** y el indicador único del sentimiento del comentario (**IUS**), procedemos a estudiar la relación entre nuestro factor y el IUS, calculando simplemente el coeficiente de correlación lineal entre ambos.

## Correlaciones

		SATISFACCIÓN GLOBAL DEL ESTUDANTE CON EL PROFESOR	IUS
SATISFACCIÓN GLOBAL DEL ESTUDANTE CON EL PROFESOR	Correlación de Pearson	1	,641**
	Sig. (bilateral)		<,001
	N	199671	178914
IUS	Correlación de Pearson	,641**	1
	Sig. (bilateral)	<,001	
	N	178914	206153

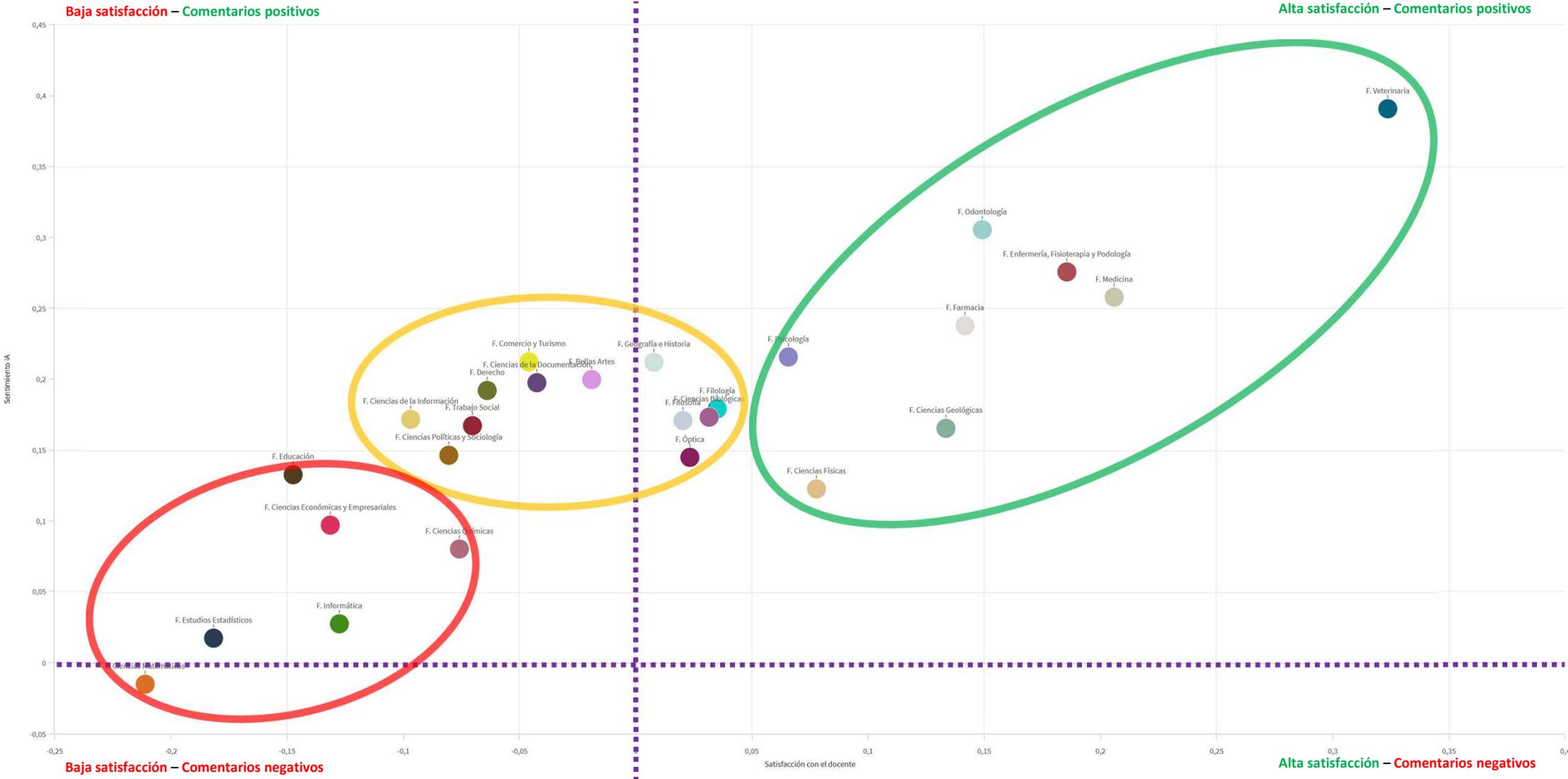
\*\* La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

El coeficiente de correlación de Pearson oscila entre  $-1$  y  $+1$ , en nuestro caso es de **0,641**, al ser mayor a 0, el coeficiente indica que existe una **correlación positiva**. En este caso las variables están asociadas en sentido directo. Cuanto más cerca de  $+1$ , más alta es su asociación, por lo que podríamos decir que nos encontramos ante una **correlación fuerte entre ambas variables**.

Finalmente mostraremos esta relación en un gráfico de dispersión por centros, donde se puede apreciar de forma visual esta relación entre los comentarios y la satisfacción con la docencia.



# Gráfico de dispersión por centros UCM



# Conclusiones

- El procesamiento por medio de inteligencia artificial de grandes volúmenes de comentarios de encuestas es realmente efectivo, ya que con un mínimo esfuerzo se puede categorizar los comentarios.
- Una limitación es que esos comentarios, al realizar análisis del sentimiento, no permite clasificarlos en categorías que permita aproximarse más a lo realmente expuesto en el comentario.
- El análisis del sentimiento mediante IA resulta de gran utilidad al segmentar los datos, y es de gran ayuda a lo hora de diseñar acciones, sobre todo al cruzarlo con la satisfacción. En el caso analizado, permite localizar centros con posibilidades de mejora, los situados en la zona naranja, lo que hace suponer que, aunque la satisfacción de los estudiantes no es muy elevada sí que proponen vías para que mejore.



## Siguientes pasos



**Adiestrar una IA** que permita **clasificar** los comentarios en 8 o 10 categorías que nos ayuden a aproximarnos más a lo expuesto por los estudiantes.



**Análisis de emociones.** El objetivo es comprender el estado psicológico de la persona detrás de un comentario, incluido su estado de ánimo cuando lo escribía y sus intenciones. La detección de emociones puede identificar emociones específicas en un cuerpo de texto, como la frustración, la indiferencia, la inquietud y la sorpresa.

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegoi@ucm.es](mailto:jmsegoi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Llados

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós

Miguel Ángel Sastre Castillo

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**  
**Universidad Complutense de Madrid**  
jmsegovi@ucm.es

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos



Mª Eugenia de León González

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Llados



Eduardo Ortega Castello

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Llados



David Caravantes Alarcón

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegoi@ucm.es](mailto:jmsegoi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós



Sonia Martín López

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós



Yolanda Jiménez Valdericeda

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos



Berenice López Casal

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

Ana Renuncio García

**José Manuel Segovia Guisado**  
**Universidad Complutense de Madrid**  
jmsegovi@ucm.es

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo  
M<sup>a</sup> Eugenia de León González  
Eduardo Ortega Castello  
David Caravantes Alarcón  
Sonia Martín López  
Yolanda Jiménez Valdericeda  
Berenice López Casal  
Ana Renuncio García

Andrés Cano Maganto  
Daniel de Antonio Fernández  
Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**  
Rocío Nuño Hierro  
Mario Castro Mateos



Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

**José Manuel Segovia Guisado**  
**Universidad Complutense de Madrid**  
jmsegovi@ucm.es

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo  
M<sup>a</sup> Eugenia de León González  
Eduardo Ortega Castello  
David Caravantes Alarcón  
Sonia Martín López  
Yolanda Jiménez Valdericeda  
Berenice López Casal  
Ana Renuncio García  
Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Daniel de Antonio Fernández  
Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**  
Rocío Nuño Hierro  
Mario Castro Mateos



Andrés Cano Maganto

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández



Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

jmsegoi@ucm.es

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Llados



Rocío Nuño Hierro

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Mario Castro Mateos

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

[jmsegovi@ucm.es](mailto:jmsegovi@ucm.es)

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Llados



Mario Castro Mateos

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

**José Manuel Segovia Guisado**

**Universidad Complutense de Madrid**

jmsego@ucm.es

## Colaboradores

Miguel Ángel Sastre Castillo

M<sup>a</sup> Eugenia de León González

Eduardo Ortega Castello

David Caravantes Alarcón

Sonia Martín López

Yolanda Jiménez Valdericeda

Berenice López Casal

Ana Renuncio García

Gricela Elizabeth Andrade Ruiz

Andrés Cano Maganto

Daniel de Antonio Fernández

Ares Bordes Lladós

## Agradecimientos

**Servicio de Soporte a Gestión B.I.C. - UCM**

Rocío Nuño Hierro

Mario Castro Mateos



UNIVERSIDAD  
**COMPLUTENSE**  
MADRID