



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA
GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA

Aplicación web para recomendación de inversiones
Web application for investment recommendation

Realizado por
Ángel García González

Tutorizado por
Carlos Rossi Jiménez

Cotutorizado por
Fernando Benito Picazo

Departamento
Lenguajes y Ciencias de la Computación

UNIVERSIDAD DE MÁLAGA,
MÁLAGA, JUNIO DE 2017

Fecha defensa:

Agradecimientos

A mis padres, por haberme inculcado los valores de la constancia, el respeto y haberme dado la mejor educación posible.

A mis amigos, que siempre me han escuchado y han estado a mi lado cuando más lo he necesitado.

A mi familia, que siempre ha confiado en mí y me han deseado lo mejor.

A todos, muchas gracias porque sin vosotros no habría llegado hasta aquí y convertido en quien soy.

Resumen:

En este TFG se ha desarrollado una aplicación web con el objetivo de usar el motor de recomendación conversacional basado en implicaciones desarrollado por el grupo de investigación *SICUMA*, para alimentarlo con datos sobre el comportamiento de empresas pertenecientes a diferentes índices bursátiles. Para ello, se ha implementado un proceso de interacción con la herramienta donde serán obtenidas recomendaciones que podrán ser analizadas por medio de la misma y ayudarán al estudio del comportamiento previo y futuro de dichas empresas en el mercado.

Con un Back-end apoyado en tecnologías Java y un Front-end que hace uso de Angular, esta aplicación web se ha desarrollado siguiendo una metodología ágil de trabajo en la que se ha puesto especial interés en seguir buenas prácticas relacionadas con el análisis y diseño de aplicaciones.

Por último, todo este trabajo ha sido acompañado con una adecuada evaluación de los resultados obtenidos tras el uso de la aplicación. De esta forma, queda reflejada toda la potencia y utilidad del software desarrollado, bajo unos ejemplos realizados con datos reales acerca del mercado bursátil.

Palabras claves: inversión bursátil, sistema de recomendación, implicaciones, análisis, diseño, aplicación web.

Abstract:

In this final career project a web application has been developed with the aim of using an implication-based conversational recommendation engine developed by the research group *SICUMA*, to be fed with data based on the behavior of companies belonging to different stock market indices. For this, an interaction process with the tool has been implemented to obtain recommendations that will be analyzed through the same tool and used to study the previous and future behavior these companies could have in the stock market.

With a Back-end supported by Java technologies and a Front-end that makes use of Angular, this web application has been developed following an agile work methodology in which a special interest has been placed to follow good practices related with analysis and design of applications.

Finally, all this work has been paired with an adequate evaluation of the results obtained after using the application. This way, all the power and usefulness of the developed software is reflected, under real data stock market examples.

Keywords: stock market investment, recommendation system, implications, analysis, design, web application.

Índice de contenidos

1. Introducción	1
1.1. Aspectos clave	2
Metodología de trabajo	2
Proceso de análisis y diseño	2
Investigación previa	2
Arquitectura de la aplicación	3
Análisis de datos	3
Control de usuarios	3
Conjuntos de datos y evaluación de resultados	3
1.2. Estructura de la memoria	4
2. Marco teórico	5
2.1. Sistemas de recomendación	5
2.2. Tipos de sistemas de recomendación	6
2.2.1. Colaborativos	6
2.2.2. Basados en contenido	7
2.2.3. Demográficos	7
2.2.4. Sistemas de recomendación basados en conocimiento	8
2.2.5. Sistemas de recomendación conversacionales	8
2.2.6. Sistemas de recomendación híbridos	9
2.3. Problemas comunes de los sistemas de recomendación	10
2.3.1. Arranque en frío	10
2.3.2. Privacidad	11
2.3.3. Escasez	11
2.3.4. Escalabilidad	11
2.4. Motor de recomendación conversacional <i>SICUMA-rs</i>	12
3. Contexto	15
3.1. Inversiones bursátiles	15
3.1.1. Índices bursátiles	17
IBEX35	17
Dow Jones	17
DAX	17
NASDAQ-100	18
3.2. Análisis y evaluación de aplicaciones similares	18
3.2.1. Inteligencia artificial en inversiones	18
Factor conciencia en la predicción de la acción <i>TSLA</i>	18

Trading con IA - Algoritmos de trading	19
3.2.2. Aplicaciones que hacen uso de sistemas de recomendación	20
Expedia	20
Amazon	21
Pandora Radio	22
3.2.3. Modelos de calificación	22
4. Descripción general del sistema	25
4.1. Login, registro y roles	25
4.2. Importación y visualización de conjuntos de datos	26
4.3. Realizar y analizar recomendaciones	26
4.4. Gráficas asociadas a los conjuntos de datos	27
4.5. Preguntas frecuentes	27
5. Proceso de desarrollo de la aplicación	29
5.1. Metodología y gestión del proyecto	29
5.2. Investigación y formación tecnológica	29
5.3. Preparación de los conjuntos de datos	30
5.4. Definición de requisitos y casos de uso	31
5.5. Arquitectura de la aplicación	36
5.6. Diseño e implementación	42
6. Resultados obtenidos y posibles aplicaciones	45
6.1. Descubrimiento de empresas relacionadas	45
6.2. Análisis histórico	48
6.3. Comparación de empresas	50
7. Entorno tecnológico	53
7.1. Tecnologías empleadas	53
7.1.1. Spring Boot	53
Java	53
Maven	54
Spring Data JPA	54
7.1.2. Angular	54
CSS y Bootstrap	55
TypeScript	55
HTML 5	55
7.2. Recursos software	56
Visual Studio Code	56
Eclipse	56
PostgreSQL	56
Postman	57
Taiga	57
Git	57
Balsamiq	58
MagicDraw	58
8. Conclusiones y trabajos futuros	59
8.1. Conclusiones	59

8.2. Futuras líneas de trabajo	60
Bibliografía	61
Apéndice A. Casos de uso	69
Apéndice B. Maquetas de interfaz	81
Apéndice C. Diagramas de secuencia	101
Apéndice D. Vistas aplicación final	119

CAPÍTULO 1

Introducción

El mundo de las inversiones bursátiles es algo complejo y delicado. Comprar y vender acciones es relativamente sencillo puesto que tenemos al alcance de la mano numerosas plataformas que nos lo permiten; sin embargo, elegir en qué empresa o momento hacerlo, más allá de ser una tarea sencilla, es todo un arte y es ahí donde se encuentra el verdadero riesgo de este tipo de inversión.

No es tan complicado observar a simple vista ciertos patrones de comportamiento en las tendencias de las diferentes empresas. Cuando unas suben su valor, otras al mismo tiempo pueden hacerlo, mantenerse indiferentes a estos cambios o incluso reducir su valor. Fijarse en ello es interesante de cara a una próxima toma de decisiones que aumenten las probabilidades de éxito de nuestra siguiente inversión.

Los sistemas de recomendación son herramientas de apoyo a los usuarios capaces de identificar ítems con comportamientos similares y realizar predicciones útiles para quien los emplea a partir de información que se les ha proporcionado. Por ejemplo, en una tienda on-line podríamos tener un sistema de recomendación el cual estuviera alimentado con información acerca de la venta de productos de la última semana, de forma que cuando otros usuarios accedan al sitio, estos vean los artículos más vendidos como recomendados gracias a que dicho sistema ha detectado que esos productos estaban teniendo éxito entre los compradores. Todo ello bajo un nivel de eficiencia y rapidez suficientes como para poder procesar grandes conjuntos de datos en pocos segundos.

Existen varios tipos de sistemas de recomendación según los procedimientos que emplean para generar sus recomendaciones. Tenemos por ejemplo los sistemas de recomendación colaborativos, que utilizan la información acumulada previamente sobre las valoraciones introducidas por otros usuarios para identificar perfiles similares al de la persona interesada para realizar recomendaciones individuales en base a gustos comunes. Otro ejemplo son los sistemas de recomendación basados en contenido, que según búsquedas anteriores sugieren elementos similares a los ya buscados.

Concretamente en este trabajo se va a hacer uso de un sistema de recomendación basado en implicaciones desarrollado por el grupo de investigación de *SICUMA*. Este motor sigue un esquema conversacional mediante el cual el usuario puede interactuar con él y, en función de la “conversación” resultante, realizar diferentes sugerencias. A diferencia de los ya mencionados, este tipo de sistemas de recomendación, necesita varios pasos para realizar esas recomendaciones y esto los hace aún más interesantes, ya que las posibilidades

que nos ofrecen se extienden mucho más allá de las que podemos observar con cualquier otro tipo de sistema de recomendación.

Un ejemplo de uso sería ofrecer al motor un conjunto de datos acerca de diferentes enfermedades y patologías asociadas a estas. Con dicha información, cualquier usuario que se encuentre enfermo, puede hacer uso de esta plataforma para localizar cual puede ser su problema. Todo ello con tan solo interactuar con un sistema que irá evolucionando en función de la conversación que se ha establecido con el mismo.

El fin de este TFG es utilizar el motor mencionado para alimentarlo, en este caso, con datos acerca del comportamiento de empresas pertenecientes a diferentes índices bursátiles. De esta manera, será posible analizar y realizar recomendaciones bajo los resultados obtenidos, lo que nos permitirá estimar el futuro comportamiento de las empresas en el mercado.

1.1. Aspectos clave

Metodología de trabajo

En este trabajo se ha optado por usar una metodología ágil como base para la gestión del proyecto. Concretamente, se ha aplicado una adaptación de Scrum, simplificada para un proyecto desarrollado por una sola persona. En dicha adaptación se han mantenido los elementos clave de Scrum (sprints e historias de usuario para seguir un proceso iterativo e incremental). En cambio se han simplificado los roles de Scrum (participando únicamente el autor del TFG como desarrollador, y los tutores como una combinación de Scrum Master y Product Owner).

Proceso de análisis y diseño

Antes de trabajar en el desarrollo de la propia aplicación y con el objetivo de tener una mejor organización, es imprescindible seguir un esquema de trabajo basado en buenas prácticas de análisis y diseño de aplicaciones.

Se usará por tanto el lenguaje de modelado UML para elaborar diagramas de clase y de secuencia, acompañados de sus correspondientes casos de uso. Estos casos de uso serán extraídos tras la identificación y redacción de los requisitos del sistema. Todo ello acompañado de unas maquetas de interfaz que nos permitan visualizar la idea del diseño que se quiere lograr.

De esta manera será elaborada una documentación que además de ayudarnos durante el posterior desarrollo de la aplicación, reflejará este proceso de análisis y diseño realizado.

Investigación previa

Si bien es importante trabajar de forma ordenada y sistemática para obtener los resultados esperados, comprender y estudiar aspectos relacionados con el campo en el que trabajamos lo es más aún.

Por este motivo, será imprescindible durante este proceso, dedicar el tiempo necesario a conocer más acerca del mundo de las inversiones y estudiar con detalle qué son los sistemas de recomendación, qué tipos hay y qué usos les podemos dar.

No podemos olvidarnos que también se trabajará con el motor desarrollado por el grupo *SICUMA* y por tanto deberemos de conocer los fundamentos que lo rodean así como su funcionamiento interno.

Arquitectura de la aplicación

Hablando más de la plataforma a desarrollar en sí, será necesario que esta sea adecuada a una buena interacción entre el usuario interesado y el motor de recomendación ya existente. Una comunicación apropiada con el motor desde la parte de Back-end, es tan importante como una interfaz sencilla e intuitiva desde el lado del Front-end.

Para conseguir esto, se hará uso de Spring Boot, una tecnología Java que usaremos para el Back-end y que se encuentra adaptada para el desarrollo y comunicación de servicios web.

Respecto al Front-end, Angular es el framework de código abierto escogido. Su simplicidad a la hora de crear vistas en HTML basadas en el uso de componentes desarrollados en TypeScript, hacen de esta una opción ideal; más aún si la combinamos con un buen diseño usando Bootstrap, una librería de CSS.

Análisis de datos

Poder analizar los datos es algo primordial si lo que se busca es extraer conclusiones y por este motivo, varias son las herramientas que se han de implementar para poder realizar dicho análisis.

Tanto la representación por medio de gráficas, como la visualización de toda la información de las recomendaciones de forma separada, serán en este caso clave a la hora de poder realizar dicho análisis y obtener una interpretación coherente de los resultados.

Control de usuarios

Un sistema de login y registro de usuarios es muy importante para darle un uso ordenado al software. Por ello, es necesario que mediante diferentes perfiles de usuario este sistema sea capaz de almacenar y ordenar las distintas recomendaciones de cada usuario.

Conjuntos de datos y evaluación de resultados

Generar conjuntos de datos de entrada adecuados será esencial si lo que queremos es obtener buenos resultados. Es muy importante definir cuales van a ser los datos utilizados y el periodo en el tiempo sobre el que han sido extraídos.

En principio se trabajará con la información sobre los últimos meses de varios índices bursátiles que son: IBEX35 (España), NASDAQ (tecnológico mundial), DAX (alemán) y Dow Jones (de EE. UU y el más importante de todos).

Finalmente, cuando la aplicación esté finalizada será el momento de verla en funcionamiento. Para ello, convertiremos la información extraída en *datasets* con los que trabajar desde nuestra herramienta y poder conseguir recomendaciones sobre datos reales que muestren la verdadera potencia del software desarrollado.

1.2. Estructura de la memoria

La presente memoria está estructurada de la siguiente forma:

- **Marco teórico:** en él se tratarán aspectos más técnicos desarrollados con los conceptos de sistemas de recomendación, tipos, ejemplos y problemas asociados a su uso.
- **Contexto:** aquí explicaremos el contexto que rodea al problema presentado, que es el del mundo de las inversiones así como un análisis y evaluación de aplicaciones similares a la que se va a desarrollar.
- **Descripción general del sistema:** este capítulo presentará cada uno de los aspectos funcionales de la aplicación y nos lo explicará con mayor detalle de forma separada.
- **Proceso de desarrollo de la aplicación:** recoge el proceso de desarrollo de trabajo de la herramienta llevado a cabo basado en la buena práctica de análisis y diseño de aplicaciones.
- **Resultados obtenidos y posibles aplicaciones del trabajo:** describe mediante ejemplos reales, algunos de los resultados obtenidos tras el uso de la aplicación así como posibles utilidades de la misma.
- **Entorno tecnológico:** explica tanto las tecnologías empleadas, como los recursos software de apoyo usados durante el proceso seguido.
- **Conclusiones y trabajos futuros:** finalmente se redactarán las conclusiones extraídas tras todo el trabajo realizado y los futuros aspectos sobre los que investigar relacionados con el proyecto.

Adicionalmente, tanto la **bibliografía** que recoge todas las fuentes consultadas, como el **apéndice** con toda la documentación fruto del proceso seguido, se encontrarán disponibles al final de la memoria.

CAPÍTULO 2

Marco teórico

Conocer qué son los sistemas de recomendación es imprescindible si queremos entender cuál ha sido el trabajo desarrollado. Es por eso, que en este capítulo se ha querido explicar en qué consisten, qué tipos de sistemas de recomendación existen, los problemas que presentan e incluso dar algunos ejemplos reales de su uso en la actualidad.

Además, se ha desarrollado también una sección dentro del capítulo dedicada a conocer más a fondo cómo funciona el motor de recomendación conversacional basado en implicaciones *SICUMA-rs*, que ha sido el utilizado en nuestra aplicación.

2.1. Sistemas de recomendación

Nos encontramos en la era del *Big Data*, ([Awan y col. 2021](#)) y cada vez es mayor la cantidad de información que se maneja en cualquier campo que nos podamos imaginar. Gestionar tantos datos es un proceso difícil y que necesita de unos recursos proporcionales a las dimensiones de estos conjuntos.

Reducir la cantidad de información que se procesa diariamente no es una opción, ya que a día de hoy cualquier dato puede ser útil. Es por ello que surgen procesos como la minería de datos o herramientas como los sistemas de información que nos permiten darle un buen uso a todos estos recursos.

En la actualidad, suele ser difícil encontrar un día en el que no hayamos participado en situaciones donde intervenga algún tipo de recomendación. Podemos ver este hecho como algo razonable dado que vivimos en una sociedad que crece dinámicamente y culturalmente, y en la que múltiples alternativas sobre numerosos aspectos de nuestra vida nos rodean cada día. Desde el tipo de café que nos gustaría tomar por la mañana hasta el tipo de película que nos gustaría ver al llegar tarde a casa, seguramente nos hayamos cruzado entre muchas recomendaciones a lo largo del día. Por tanto, es comprensible el tremendo crecimiento y la importancia de los sistemas de recomendación (SR en adelante) en nuestra sociedad actual. La tecnología y la ciencia han colaborado en el desarrollo y la expansión de los SR hasta el punto de llevar a estos sistemas a un lugar privilegiado en la comunidad científica y establecer un claro campo de conocimiento respecto a la gestión de la información.

Los SR son mecanismos de apoyo a los usuarios capaces de identificar ítems con comportamientos similares, y a partir de información que se les ha proporcionado, realizar predicciones útiles para el usuario que los emplea. Todo ello con un nivel de eficiencia y rapidez suficientes como para poder procesar grandes conjuntos de datos en pocos segundos.

Ha pasado mucho tiempo desde que el primer SR hizo su aparición en el mundo de las tecnologías de la información. Sin embargo, ha sido principalmente con la expansión de las nuevas tecnologías cuando los SR han tenido un mayor acercamiento a la mayor parte de la sociedad debido a su capacidad para realizar todo tipo de recomendaciones sobre diversos elementos al alcance de todos (Hill *y col.* 1995). Hoy en día los SR tienen presencia en múltiples dominios que van desde la recomendación de películas hasta el uso en entornos de e-learning (Hugo Omar *y col.* 2016).

Generalmente, un SR compara el perfil del usuario con algunas características de referencia de los ítems, y busca predecir el rating o ponderación que el usuario le daría a un ítem que aún no ha evaluado. Estas características pueden basarse en la relación o acercamiento del usuario con el tema o en el ambiente social del mismo usuario, entre otros criterios.

La mayoría de los SR están basados en valoraciones explícitas, las cuales son un elemento utilizado habitualmente pues aportan una cantidad de información muy importante y fiable para ser evaluada por el SR. Como ejemplo de este tipo de valoraciones, podemos considerar el hecho de que un usuario puntúe numéricamente el grado de satisfacción obtenido por una película o novela o los resultados obtenidos tras la realización de una encuesta.

Son muchos SR ya han sido implantados con éxito en entornos comerciales y es tanta es la importancia que han llegado a conseguir, que muchos de ellos se han convertido en elemento imprescindible para el correcto funcionamiento de la actividad de numerosas empresas a nivel mundial. Este puede ser el caso de empresas líderes en el sector del comercio electrónico como ocurre con Amazon y Alibaba, redes sociales como Facebook e Instagram y distribución de contenidos como Youtube y Netflix (Gao *y col.* 2021). Sin embargo, los avances tecnológicos y especialmente las nuevas tendencias como las redes sociales han abierto la puerta a los investigadores de todo el mundo a continuar mejorando e innovando los SR.

2.2. Tipos de sistemas de recomendación

Existen diferentes tipos de sistemas de recomendación según los procedimientos que condicionan su funcionamiento. A continuación se explican algunos de ellos con el objetivo de entender un poco mejor su comportamiento.

2.2.1. Colaborativos

Los SR colaborativos o de filtrado colaborativo, en adelante CF por sus siglas en inglés: *Collaborative Filtering*, son los más conocidos y utilizados. Este tipo de SR es capaz de crear recomendaciones en base a las valoraciones (ratings) que otros usuarios asignaron a un conjunto de elementos con anterioridad (Ortega *y col.* 2021).

Los sistemas de CF actúan identificando los gustos comunes de los usuarios basándose en sus valoraciones para posteriormente generar una nueva recomendación teniendo en cuenta las comparaciones entre ellos. Se basan por tanto, en que si una persona A tiene la misma opinión que una persona B sobre un tema, A es más probable que tenga la misma opinión que B en otro tema diferente que la opinión que tendría una persona elegida azar.

El éxito de este tipo de sistema recae sobre la existencia de usuarios con gustos similares y por tanto, es necesaria la existencia de un conjunto de valoraciones previas suficientes para realizar una recomendación satisfactoria.

Pueden seguir dos enfoques:

- *Basados en modelos*: necesitan de un modelo basado en las calificaciones de los usuarios. Emplean diversos algoritmos de filtrado colaborativo como las redes bayesianas de creencia, clustering, redes neuronales...
- *Basados en memoria*: utilizan una amplia base de datos de usuarios e ítems para realizar las recomendaciones.

2.2.2. Basados en contenido

Un tipo muy importante de SR son los denominados basados en contenido, en adelante CB por sus siglas en inglés: *Content-Based* (Aggarwal 2016). Explotan la información disponible acerca de las características, propiedades y cualidades de los ítems que previamente un usuario considera interesante, para realizar posteriores estimaciones. El sistema debe aprender un perfil de intereses de los usuarios basándose en las características presentes de los ítems que el usuario selecciona. Este tipo de SR no pretende predecir las valoraciones que un usuario otorgaría a los diferentes ítems disponibles, sino que asigna una puntuación a éstos según su idoneidad para con el usuario. El problema reside en la inexistencia de información en el sistema cuando es la primera vez que un perfil interactúa con la plataforma.

La Figura 2.1 muestra un ejemplo de recomendación realizada en la plataforma de streaming estadounidense *Netflix* 2022 según el contenido almacenado en nuestro perfil.

2.2.3. Demográficos

Los SR demográficos, en adelante DRSs por sus siglas en inglés: *Demographic Recommender Systems*(Al-Shamri 2016), clasifican a los usuarios según diferentes parámetros personales (edad, el sexo, estudios, nacionalidad...) y realiza las recomendaciones teniendo en cuenta el grupo demográfico al que pertenece el usuario. Estos sistemas hacen recomendaciones por extensión de la información inicial mediante el conocimiento adicional almacenado en los distintos grupos, lo que permite realizar recomendaciones más precisas y acordes al perfil del usuario. La principal ventaja es que no requieren información histórica pero sí información demográfica sobre el usuario (muchas veces de carácter personal), lo que hace que muchos puedan sentir vulnerada su privacidad.

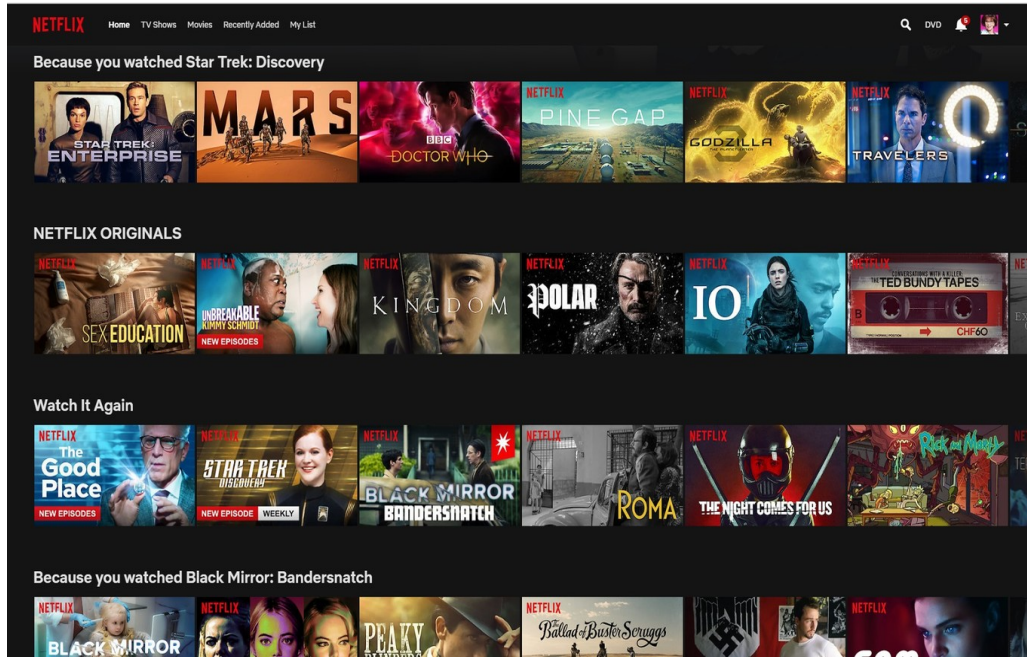


Figura 2.1: Recomendación realizada por el SR de Netflix.

Fuente: Netflix

2.2.4. Sistemas de recomendación basados en conocimiento

Los SR basados en conocimiento, en adelante KB por sus siglas en inglés: *Knowledge-Based* (Aggarwal 2016), calculan las recomendaciones sobre una base de conocimiento explícito que relaciona las características y preferencias del usuario con las categorías y/o elementos a recomendar (Cena y col. 2021). Por tanto, estos SR hacen uso de un método de razonamiento para establecer las relaciones entre una necesidad del usuario y una posible recomendación. Estas características hacen que los SR de tipo KB no sean únicamente valiosos por sí mismos, sino como complemento a otros tipos de SR (Burke y col. 1999). Para realizar un proceso de recomendación correcto con pocas cantidades de información sobre los usuarios, estos sistemas necesitan tener un conocimiento adicional sobre el entorno en el que se utilizan. Además de tener información sobre las características de los productos, necesitan información sobre las relaciones entre los mismos, su capacidad para satisfacer las necesidades del usuario, etc.

Uno de los primeros sistemas de este tipo es el sistema Entree (Burke 2000), que intenta hacer recomendaciones de restaurantes considerando los restaurantes que a un usuario le han gustado en el pasado y, además, permite navegar por las recomendaciones refinando la consulta mediante ajustes en los criterios de búsqueda (ver figura 2.2).

2.2.5. Sistemas de recomendación conversacionales

Los SR conversacionales, en adelante CRS por sus siglas en inglés: *Conversational Recommender Systems* basan su funcionamiento en el *feedback* o interacciones que reciben del usuario a las recomendaciones que propone el sistema.

En los últimos años, está surgiendo un renovado interés de la comunidad investigadora en los CRS. Probablemente esto se deba a la gran difusión de Asistentes Digitales (*Digital Assistants* en inglés) como Alexa, Siri o Google Assistant que están revolucionando la



Figura 2.2: Recomendación realizada por el SR de Entree
Fuente: Entree

forma en que los usuarios interactúan con las máquinas. Permiten a los usuarios ejecutar una amplia gama de acciones a través de una interacción basada principalmente en mensajes de lenguaje natural (Anelli *y col.* 2021).

Esta forma de proceder a través de la interacción con el usuario, contrasta con la tendencia histórica de los SR de dar una recomendación con sólo una consulta. La ventaja principal de este tipo de SR es que a partir de las respuestas del usuario, el sistema es capaz de refinar la recomendación en cada ronda sucesiva del diálogo. Por ejemplo, supongamos que estamos buscando comprar una cámara digital y queremos que tenga una calidad de imagen de 10 megapíxeles. A partir de esta restricción el SR puede darnos una cantidad de alternativas de cámaras digitales que cumplan con esa calidad de imagen. No obstante, de entre todas ellas ahora también queremos que la cámara no sobrepase cierto precio, entonces, tenemos que interactuar con el sistema para indicar esta nueva restricción, y así sucesivamente. Es habitual que los SR conversacionales trabajen en combinación con otras técnicas de los SR, especialmente con los sistemas CB y KB.

2.2.6. Sistemas de recomendación híbridos

Llegados a este punto, observamos que existen múltiples alternativas a la hora de la elección de un SR que se adapte a nuestras necesidades, cada una de ellas con sus ventajas e inconvenientes. Es por ello, que se pueden emplear técnicas de hibridación que permiten combinar varios de estos sistemas para en conjunto crear herramientas de recomendación aún más versátiles y completas. Se definen los SR híbridos como aquellos que utilizan dos o más técnicas de recomendación con el objetivo de mejorar el rendimiento de los resultados obtenidos. Es acertado pensar que este tipo de SR son los más solicitados, ya que entre las diferentes técnicas existentes en el desarrollo de SR, hay muchas combinaciones que producen poderosas sinergias en el funcionamiento del SR (Kermany *y Alizadeh* 2017; Capdevila *y col.* 2016). Por ejemplo, suele ser habitual combinar sistemas CF con CB (Barragáns-Martínez *y col.* 2010), y las formas de llevar a cabo este emparejamiento pueden ser:

- Implementarlos por separado para después combinar sus predicciones.

- Incorporar características de uno de ellos sobre una base principal del otro.
- Construir un modelo unificado general que incorpore las características tanto de una técnica como de la otra.

Dado su evidente potencial, los sistemas híbridos pueden incorporar también métodos bioinspirados o probabilísticos muy complejos tales como: algoritmos genéticos (Lv y col. 2016; Marung y col. 2016), redes neuronales difusas (Kim y Ahn 2008), redes bayesianas (de Campos y col. 2010)...

2.3. Problemas comunes de los sistemas de recomendación

Si bien es cierto que los SR han alcanzado una importancia superior en muchos de los aspectos relacionados con el tratamiento de la información para mejorar la experiencia de usuario, eso no quiere decir que estén exentos de problemas y dificultades. De hecho, existen numerosas dificultades que han de afrontarse a la hora de diseñar e implementar un SR. Con el objetivo de mostrar que no todo dentro de los SR son ventajas, a continuación se exponen algunos de los problemas comunes que estos presentan.

2.3.1. Arranque en frío

Conocido ampliamente en la literatura por su nombre en inglés *cold-start*, el arranque en frío es un problema que lleva décadas presente en el campo de los SR como podemos apreciar en la diferencia temporal de referencias como Schein y col. 2002 y Feil y col. 2016.

El principal inconveniente surge cuando un nuevo usuario o ítem es incluido en el sistema. Estos nuevos elementos carecen de información propia y por tanto no es posible hacer predicciones basadas en las preferencias del usuario o en las valoraciones de los ítems ya que al ser incorporaciones recientes aún no se tiene información con la que trabajar (Wang y col. 2021).

Para cada nuevo usuario el sistema debe averiguar en primera instancia cuáles son sus preferencias. Sin embargo, dado que los nuevos usuarios aún no han proporcionado ninguna valoración en el SR, no pueden recibir recomendaciones personalizadas. Sucede de forma similar con aquellos ítems que todavía no han obtenido ninguna valoración. Es en estas situaciones cuando se produce el problema del arranque en frío, que ocurre cuando no es posible hacer recomendaciones fiables debido a una situación muy frecuente, la falta inicial de información.

A lo largo de los últimos años han sido muchas las investigaciones realizadas sobre este problema y muchas las soluciones planteadas. Entre estas soluciones se incluyen: preguntar directamente al usuario para obtener información, utilizar la información demográfica (Almazro y col. 2010), uso de información social para aumentar el perfil del usuario (Barjasteh y col. 2015), utilización de valoraciones de otros usuarios (Rosli y col. 2015)...

2.3.2. Privacidad

Otro aspecto a tener en cuenta es la privacidad de los usuarios de los SR. La privacidad de la información es la capacidad de un individuo o grupo para evitar que la información sobre sí mismo sea conocida por otras personas distintas a las que les proporciona la información. (Jain *y col.* 2016). Como hemos comentado en numerosas ocasiones, la mayoría de los SR necesitan información del usuario con el objetivo de preparar recomendaciones afines a sus gustos. Esto puede conllevar un problema si el sistema necesita información sensible con respecto al usuario (fotos, edad, estado civil, hijos...), ya que muchos usuarios son reticentes a compartir este tipo de información. Este es un punto especialmente complicado de superar si tenemos en cuenta que hoy día una de las mejores vías de obtener información es a través de las redes sociales, las cuales no son totalmente privadas, bien por su propia naturaleza o bien por el uso indebido de algunos usuarios (Jeckmans *y col.* 2013).

2.3.3. Escasez

Normalmente, el volumen de información existente para cada elemento dentro del SR es muy inferior al que fuera deseable para conseguir recomendaciones más adecuadas. En un SR con un gran volumen de información es difícil que la mayoría de los elementos contengan un elevado número de referencias o valoraciones. El problema se debe a la cantidad insuficiente de transacciones y datos de retroalimentación (en inglés, *sparsity* Chen *y col.* 2011), es decir la escasez de datos.

El inconveniente que genera la escasez de datos es que habrá elementos del SR que sean difíciles de recomendar dada la poca información que se tiene sobre ellos (muy relacionado con el problema del arranque en frío).

2.3.4. Escalabilidad

Cuando el número de usuarios y elementos que intervienen en un SR aumenta de forma notable, los SR pueden sufrir serios problemas de escalabilidad. En la actualidad, debido a la gran cantidad de información que existe y que se sigue generando, es indispensable tener una estrategia adecuada que permita el crecimiento controlado del SR. Pongamos por caso a la red social *Facebook 2022* que cuenta ya con más de 2900 millones de usuarios por todo el mundo junto con millones de eventos, grupos, noticias, etc. Facebook, a la hora de hacer recomendaciones necesita de una gestión escalable de la información pues sería imposible hacer un repaso por todo el contenido cada vez que quiera hacerse una recomendación a un usuario ya que el nivel de complejidad sería intratable. Además de este, otros muchos sistemas tienen que reaccionar inmediatamente a los requerimientos en línea y hacer recomendaciones para los usuarios, independientemente de sus compras y la historia de las evaluaciones, lo que exige una mayor escalabilidad del SR.

2.4. Motor de recomendación conversacional *SICUMA-rs*

En este TFG se va a hacer uso de un motor de recomendación conversacional basado en implicaciones desarrollado por el grupo de investigación de SICUMA conocido como *SICUMA-rs*.

SICUMA-rs es un SR híbrido que combina técnicas de recomendación de los sistemas KB, CB y conversacionales. De esta manera, se consigue gestionar la información sobre la que actuar (CB), utilizar el conocimiento que se puede inferir sobre la misma (KB) y minimizar la sobrecarga de información que se pueda establecer en un “diálogo” (gracias al esquema conversacional).

Antes de conocer mejor su funcionamiento, hemos de hacer mención a los almacenes de información (en inglés *datasets*) que son necesarios para nutrir el sistema. La información puede provenir de diferentes fuentes (incluso puede conseguirse de manera colaborativa como hacen los sistemas CF) siempre y cuando los *datasets* con los que trabajemos partan de una información objetiva y fiable y no de meras valoraciones de los usuarios.

Además de estos conjuntos de datos, nuestro SR necesita conocer las relaciones que hay entre sus atributos por medio de implicaciones lógicas. Hay múltiples herramientas que nos ayudan en este proceso, pero la empleada en nuestro caso es *Concept Explorer 2006* (Yevtushenko y col. 2006). No obstante, no entraremos en los detalles del proceso de minería de datos que usa esta propuesta puesto que queda fuera del ámbito de este TFG.

En las figuras 2.3 y 2.4 podemos observar cómo esta herramienta muestra los datos introducidos y las asociaciones calculadas respectivamente.

The screenshot shows the 'Concept Explorer' application window. The main area displays a table with columns labeled A through J, representing different genres. The rows list various movies with 'X' marks indicating their association with specific genres. The genres listed in the columns are Action, Adventure, Animation, Children, Comedy, Crime, Document..., Drama, and Fantasy. The movies listed in the rows include Toy Story (1995), Jumanji (1995), Grumpier Old Men (1995), Waiting to Exhale (1995), Father of the Bride Part II (1995), Heat (1995), Sabrina (1995), Tom and Huck (1995), Sudden Death (1995), GoldenEye (1995), American President, The (1995), Dracula: Dead and Loving It (1995), Balto (1995), Nixon (1995), Cutthroat Island (1995), Casino (1995), Sense and Sensibility (1995), Four Rooms (1995), Ace Ventura: When Nature Calls (1995), Money Train (1995), and Get Shorty (1995).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
Toy Story (1995)	Action	Adventure	Animation	Children	Comedy	Crime	Document...	Drama	Fantasy	
Jumanji (1995)			X	X	X	X				X
Grumpier Old Men (1995)			X		X	X				
Waiting to Exhale (1995)						X			X	
Father of the Bride Part II (1995)						X				
Heat (1995)		X				X	X			
Sabrina (1995)			X		X	X				
Tom and Huck (1995)			X		X					
Sudden Death (1995)		X	X							
GoldenEye (1995)		X	X							
American President, The (1995)						X			X	
Dracula: Dead and Loving It (1995)						X				
Balto (1995)				X	X					
Nixon (1995)									X	
Cutthroat Island (1995)		X	X							
Casino (1995)							X		X	
Sense and Sensibility (1995)						X	X		X	
Four Rooms (1995)						X			X	
Ace Ventura: When Nature Calls (1995)						X			X	
Money Train (1995)		X				X	X		X	
Get Shorty (1995)		X				X			X	

Figura 2.3: Conjunto de datos introducidos en la aplicación Concept Explorer

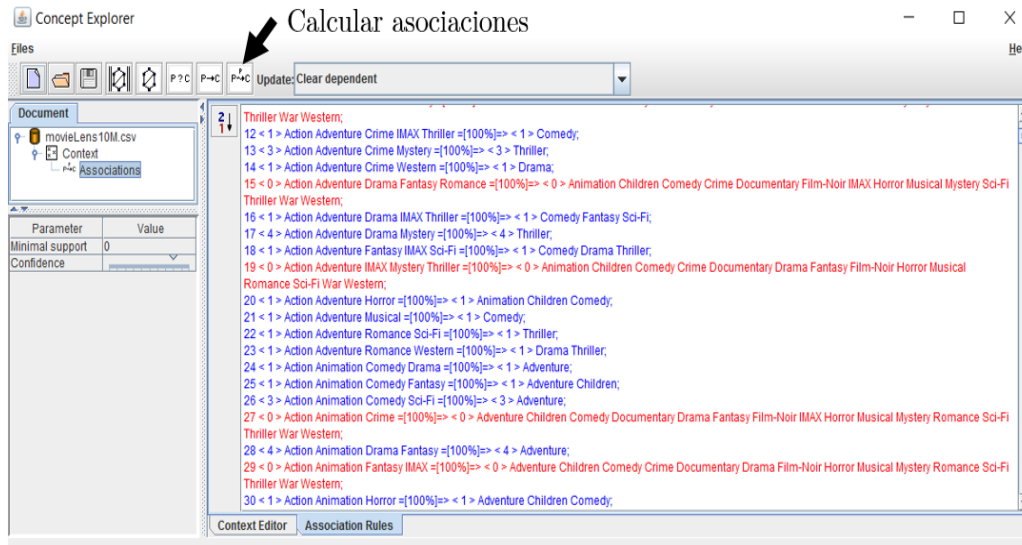


Figura 2.4: Cálculo de asociaciones en la aplicación Concept Explorer

Una vez presentada la información de entrada que debe tener el SR para poder funcionar, pasamos ahora explicar el proceso conversacional que sigue el sistema desarrollado en las siguientes etapas:

1. La interacción del usuario con el sistema comienza cuando el usuario elige un atributo con el que realizar la búsqueda. En principio, *SICUMA-rs* limita la elección de atributos a uno en cada paso de la conversación. De esta forma, podemos apreciar más fácilmente cómo funciona el sistema.
2. Una vez seleccionado el atributo, el proceso entra en el algoritmo *Cierre_{SLFD}* (en Benito-Picazo y col. 2017 más detalladamente) para calcular el cierre (en términos de implicaciones lógicas) del conjunto de atributos y al mismo tiempo, el conjunto de implicaciones que quedan fuera del cierre.
3. Una vez el *Cierre_{SLFD}* termina, se muestra una primera recomendación. Esta recomendación es una lista de resultados con los elementos del *dataset* que verifican el atributo seleccionado. Para conseguir esta lista, el sistema realiza una consulta a base de datos pidiendo aquellos elementos que verifiquen el atributo.
4. En este punto, el usuario puede terminar el diálogo en caso de que ya esté satisfecho con el resultado o bien, puede continuar interactuando con el sistema por medio de la elección de un nuevo atributo. La ganancia en este momento se produce de la siguiente manera. Para los sucesivos pasos del diálogo, hemos reducido el número de atributos disponibles eliminando aquellos que estén incluidos en el cierre debido a que son implicados (en términos de implicaciones lógicas) por los atributos presentes en la selección realizada. Como consecuencia, esos atributos implicados no aparecerán en las sucesivas interacciones con el usuario, liberándolo así de tener que tratar con información redundante. No obstante, si bien es cierto que esta mejora puede alcanzarse con el algoritmo clásico del cierre (Maier 1983), la mayor ventaja de usar el *Cierre_{SLFD}* es que al mismo tiempo estamos reduciendo el número de implicaciones, y por tanto, en cada nuevo paso del diálogo no necesitamos volver a extraer el nuevo conjunto de implicaciones.

- Finalmente, el usuario puede decidir si queda satisfecho con la recomendación obtenida, o bien si quedan más atributos disponibles para elegir, puede volver al paso 1 para continuar el diálogo y refinar la recomendación; en caso contrario el diálogo termina por no quedar más atributos que seleccionar.

La figura 2.5 nos ayuda a entender con mayor facilidad la sucesión de pasos que da el sistema conversacional para interactuar con el usuario y proponer recomendaciones. Representa el diagrama de secuencia del proceso en el cual intervienen el usuario (Alicia), el SR (en este caso *SICUMA-rs*) y el sistema gestor de bases de datos (SGBD).

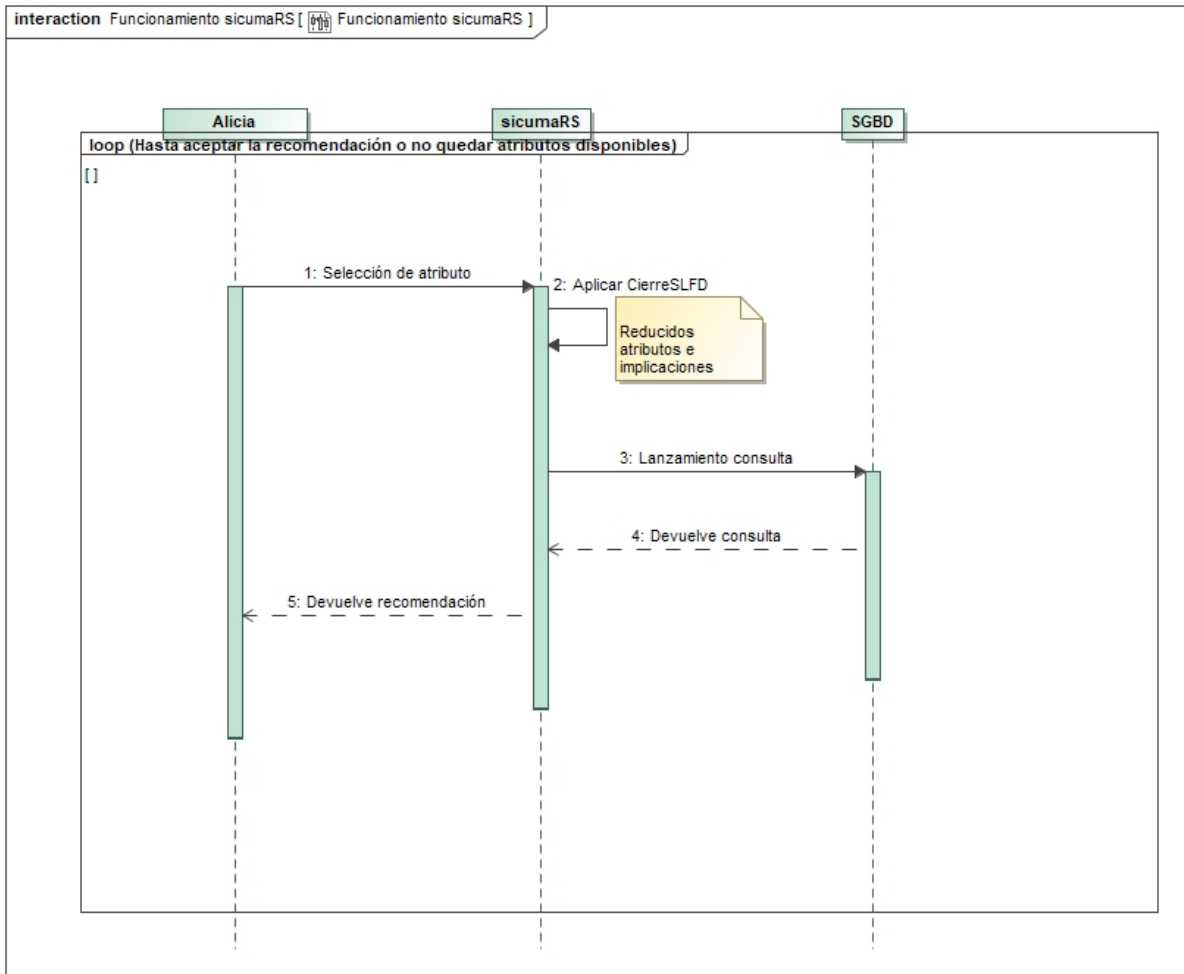


Figura 2.5: Diagrama de secuencia del funcionamiento de *SICUMA-rs*.

Fuente: elaboración propia

CAPÍTULO 3

Contexto

En el siguiente capítulo, explicaremos el contexto que rodea al trabajo realizado. En él se recogen en primer lugar las principales ideas y definiciones relacionadas con el mundo de las inversiones. Más adelante hablaremos de aplicaciones similares a la desarrollada que serán evaluadas mediante un mecanismo llamado modelo de calificación.

Todo esto nos ayudará a comprender mejor el entorno que rodea a la aplicación desarrollada y la multitud de posibilidades que existen en este campo.

3.1. Inversiones bursátiles

Los activos financieros se definen como un subconjunto de los activos económicos: entidades sobre las que las unidades institucionales ejercen derechos de propiedad, individual o colectivamente, y de las que sus propietarios pueden obtener beneficios económicos por su posesión o uso durante un periodo de tiempo ([Córdoba Padilla 2020](#)).

El mercado bursátil es aquel que componen tanto personas como instituciones y en el que se intercambian por dinero activos financieros que cotizan alrededor del mundo.

Los elementos que forman este mercado son:

- **Inversores:** personas (físicas o jurídicas) que aportan su capital con el objetivo de obtener un beneficio económico a cambio.
- **Bolsa de valores:** organismo que opera en el mercado de valores y desde el que se realizan las transacciones.
- **Intermediarios financieros:** mediadores dentro de una transacción financiera (bancos, cajas de ahorro...)
- **Emisores:** empresas privadas o entidades del Estado que buscan su crecimiento y financiación en la oferta de sus activos financieros en el mercado.
- **Instituciones reguladoras:** vigilan que el funcionamiento del mercado es el adecuado, por ejemplo en España tenemos la CNMV (Comisión Nacional del Mercado de Valores).

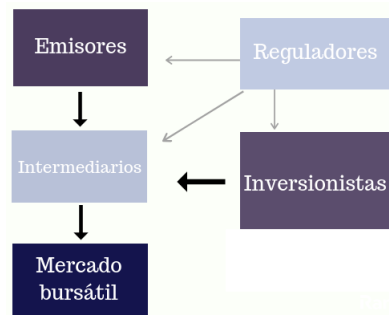


Figura 3.1: Esquema mercado bursátil
Fuente: Rankia

Una inversión bursátil por tanto, podemos entenderla como una inversión realizada en este mercado en el que el dinero empleado es destinado a la compra/venta de activos financieros de las empresas localizadas en el mismo.

Es importante conocer estos conceptos ya que el mundo de las inversiones bursátiles es algo complejo y delicado, y aunque comprar y vender activos es relativamente sencillo, elegir en qué empresa o momento hacerlo no es algo trivial. La Figura 3.2 muestra una tabla con los algunos de los riesgos a los que podemos enfrentarnos cuando tratamos con estas inversiones.

Riesgo de liquidez	La falta de liquidez de una empresa en la que invertimos puede llevarnos a vender sus acciones a un precio inferior del que lo compramos
Riesgo no sistemático	Referido a aquellos aspectos propios de cada empresa y que afectan de cara a su valor en el mercado
Riesgo de divisa	Surge si inviertes en una moneda distinta a la tuya y esta sufre una devaluación
Riesgo legislativo	La legislación del país desde el que se opera puede variar y esto se puede afectar de forma indirecta al mercado
Riesgo de precio	Reflejado a través de los diversos factores que afectan a la oferta y demanda

Figura 3.2: Algunos riesgos de invertir en bolsa
Fuente: Rankia

Observar a simple vista patrones de comportamiento en las tendencias de las diferentes empresas es algo que cualquiera puede hacer sin necesidad de programas especializados. Un claro ejemplo de esto se manifiesta cuando visualizamos el crecimiento del valor de una empresa al mercado y paralelamente a esto, otra empresa relacionada con la anterior hace lo mismo. Esto se debe a que el entorno que las rodea está sufriendo cambios que las favorecen. Por ello, es interesante fijarse patrones como este o incluso localizar otros que de primeras no se identifican con tanta facilidad, buscando así una mejor toma de decisiones de cara al aumento de probabilidades de éxito de nuestra próxima inversión.

Al final, el objetivo con todo esto es invertir un capital disponible para obtener a cambio, con cierto riesgo de pérdida, un beneficio económico a largo o corto plazo. Sin embargo, debido a que cada vez es mayor la accesibilidad a este tipo de mercado, cada vez son más

las personas que se interesan y es aquí donde entra el factor codicioso del ser humano en juego. Algunos ven esto como un pequeño pasatiempo donde poder sacar un sueldo extra y otros como una forma de ganarse la vida.

Sea como fuere este es un campo muy interesante sobre el que trabajar y del que se puede aprender mucho, por ello, relacionándolo con el mundo de la informática e investigación, se pueden esperar obtener grandes resultados en un futuro.

3.1.1. Índices bursátiles

A continuación se explican algunos de los índices bursátiles más populares y que se ha decidido estudiar de acuerdo con su relación con el entorno que rodea a este trabajo.

IBEX35

Escogido por ser el principal índice bursátil referente de España, el *IBEX35* recoge una lista de las 35 empresas con mayor movimiento dentro del mercado español. No son las empresas que mayor liquidez poseen, sino que son las preferidas por los inversores actualmente para comprar y vender.

Dentro de este índice encontramos a los bancos más importantes a nivel nacional como Caixabank, BBVA o Santander entre otros y empresas muy populares entre los españoles como Inditex o Iberdrola.

Dow Jones

Si hablamos del más popular, el Dow Jones es en la actualidad el índice bursátil más importante de todos.

Forma parte de la bolsa de valores neoyorkina localizada en la emblemática Wall Street, que además de ser el nombre una calle, también se utiliza para referirse al mayor mercado bursátil de los EE.UU y del mundo.

McDonald's, Nike, Microsoft o Coca-Cola, son ejemplos de algunas de las 30 empresas que componen este popular índice.

DAX

Puesto que Alemania es sin duda una de las grandes potencias a nivel europeo, el DAX sin duda tenía que estar en esta lista.

Formado por 40 empresas, este índice bursátil alemán cotiza en la bolsa de valores de Fráncfort, que se encuentra en el tercer puesto de mercados de valores más importantes del mundo justo por detrás de las bolsas de Nueva York y el NASDAQ.

NASDAQ-100

Elegido por su directa relación con el ámbito que rodea a este trabajo y localizada también en Nueva York, el NASDAQ-100 está formado por las 100 empresas dedicadas a la industria tecnológica que más acciones compran y venden en el mercado.

Este índice bursátil es uno de los ocho índices que componen al NASDAQ Composite, formado por más de 3000 empresas de cualquier industria.

3.2. Análisis y evaluación de aplicaciones similares

En este apartado se pretende explicar alguna aplicación similar a la desarrollada y entender un poco la importancia de este tipo de sistemas en la actualidad. Más adelante se utilizaremos un mecanismo llamado modelo de calificación que nos ayudará a hacer una selección de entre estas aplicaciones teniendo en cuenta diferentes criterios.

3.2.1. Inteligencia artificial en inversiones

No existe un total consenso sobre lo que significa la expresión *inteligencia artificial* (IA), pero sí que podría decirse que describe la posibilidad de que las máquinas, en alguna medida, piensen o imiten el pensamiento humano a base de aprender y utilizar las generalizaciones que las personas usamos para tomar nuestras decisiones habituales (Fenoll 2018).

La continua evolución de las nuevas tecnologías ha llevado a extender la IA a casi cualquier campo que podamos imaginarnos. En la actualidad existen a nivel mundial múltiples herramientas informáticas que utilizan la IA aplicable en distintas áreas de la industria y la sociedad, como por ejemplo: la salud, los deportes, la educación, el comercio, las telecomunicaciones, el transporte y las finanzas (Tames y col. 2020).

Dicho esto, utilizar la IA para predecir el comportamiento del mercado financiero no parece algo descabellado. De hecho, los sistemas de recomendación tratados en este proyecto, no usan más que algoritmos y técnicas inteligentes para realizar las recomendaciones que estos presentan. Por ello, podemos afirmar que estamos haciendo un uso medido del poder inteligente de los sistemas de recomendación para poder realizar predicciones sobre el futuro comportamiento del mercado financiero.

Como es lógico, son muchos otros los investigadores que anteriormente han tenido la idea de aplicar la IA en este campo y en esta subsección pretendemos exponer algunos ejemplos.

Factor conciencia en la predicción de la acción *TSLA*

En Parisi Fernandez y col. 2018 se hizo uso varios modelos multivariados dinámicos optimizados con fuerza bruta (ver con más detalle en la sección correspondiente del artículo) para evaluar su poder predictivo sobre la acción *TSLA* del NASDAQ.

El resultado obtenido fue realmente asombroso e indicaba que la capacidad predictiva de estos modelos aplicada sobre el campo de las finanzas, fue estadísticamente significativa (entre el 60 y 70 por ciento).

En [Parisi y col. 2006](#) también se menciona el uso de los modelos multivariados para realizar inversiones en distintos índices bursátiles asiáticos y el resultado obtenido también fue exitoso.

Como observamos en la diferencia temporal de las referencias, este tipo de técnica no es nueva y el éxito de sus resultados se ha extendido a lo largo de los años.

Trading con IA - Algoritmos de trading

Otra forma de utilizar la IA en el mundo de las inversiones es directamente empleándola en el *trading*, término por el cual se conoce a la especulación sobre instrumentos financieros con el objetivo de obtener un beneficio.

La negociación automatizada también conocida como negociación algorítmica (algorithmic trading o AT en adelante) se define como aquella que utiliza ordenadores para introducir órdenes en los mercados, donde (sin intervención humana), es el algoritmo programado en el ordenador el que decide sobre diversos aspectos para el envío de una orden al mercado, tales como el momento, la cantidad o el precio. Un tipo específico de AT por ejemplo es el *High frequency trading* (HFT en adelante).

Este tipo de negociación algorítmica consiste en la negociación de activos financieros mediante la generación de miles y miles de órdenes de compra y venta enviadas al mercado en fracciones de segundos ([Alonso y Carrio 2019](#)). No se trata de predecir el comportamiento del mercado, sino de aprovechar pequeñas variaciones producidas, en ocasiones en intervalos inferiores a un segundo. Esto es algo que no está al alcance humano y por ello, se requiere de bots o estrategias automatizadas capaces de actuar en el momento exacto.

Existen otras muchas estrategias de negociación algorítmica y como es de esperar existen herramientas disponibles capaces de poner en juego todas estas estrategias de negociación algorítmica.

Un ejemplo es [MetaTrader 5 2022](#), un software de *trading* usado hoy día por muchos *traders* (así es como se le conoce a la gente que se dedica a esto) que además de permitir el uso y desarrollo de ATs, también permite operar en los mercados financieros de forma corriente y realizar análisis de las cotizaciones.

Metatrader 5 emplea un lenguaje de programación propio conocido como *MetaQuotes* que se adapta a los diferentes perfiles de inversores para que cualquiera que haga uso del mismo conozca la terminología usada y pueda comprender lo que está haciendo.

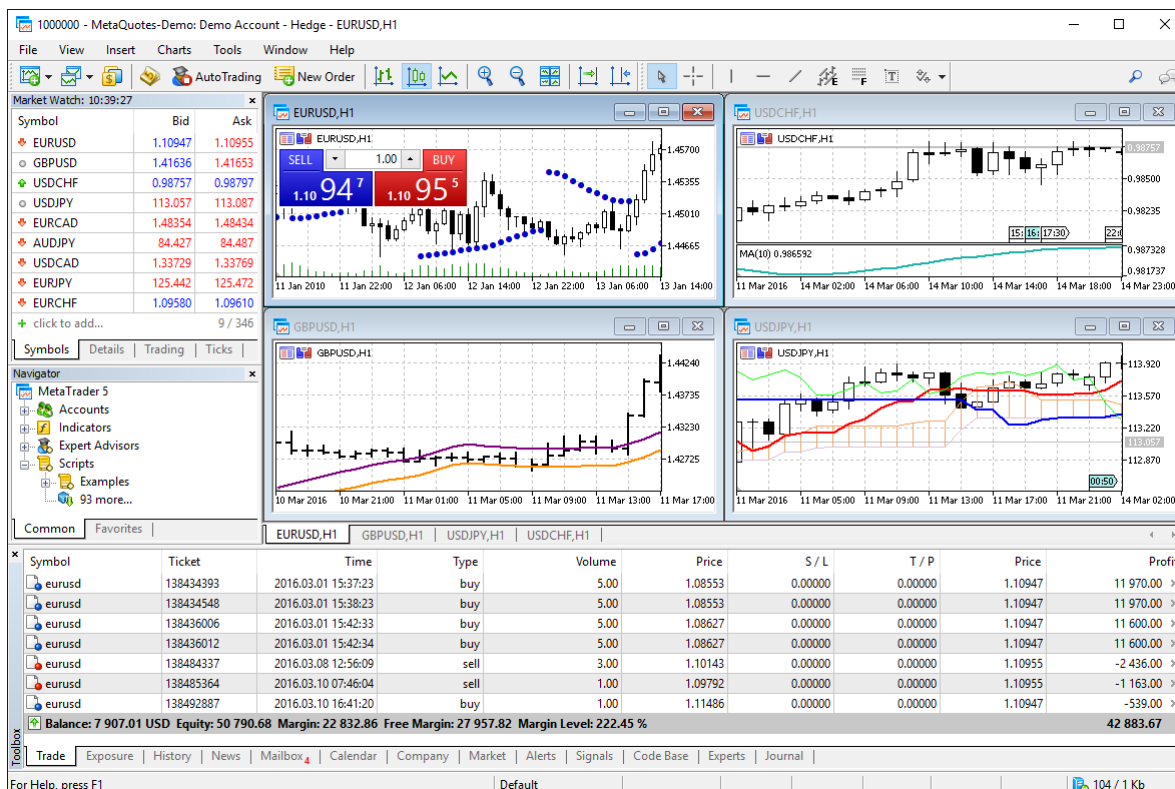


Figura 3.3: Vista inicial Metatrader 5
Fuente: Metatrader 5

3.2.2. Aplicaciones que hacen uso de sistemas de recomendación Expedia



Expedia 2022 es una agencia de viajes en Internet y tiene sus oficinas centrales en Estados Unidos con delegaciones en 31 países. Permite hacer reservas de billetes de avión, hotel, alquiler de vehículos, cruceros y paquetes vacacionales y varios parques de atracciones a través de la web y teléfono. El sitio web usa múltiples sistemas de distribución global para hacer las reservas además de su propio sistema de reserva de hoteles pertenecientes a su red de contactos y acuerdos.

Además de que Expedia ofrece guías y demás información relevante de los destinos en el propio sitio web, Expedia ha desarrollado un motor de recomendación llamado Expedia Inspirator. El objetivo de este SR es ayudar a los clientes que no tienen una idea concreta de dónde pasar sus vacaciones. Inspirator les ayuda a encontrar destinos adecuados y originales respondiendo varias preguntas simples (ver 3.4) que guiarán a Inspirator hasta ofrecer una selección de destinos que coincidan con los criterios de los clientes. Por tanto, podemos considerar que, a grandes rasgos, este sistema de recomendación utiliza una combinación entre recomendaciones basadas en conocimiento (a partir de las respuestas

del usuario a las preguntas de Inspirator) junto con técnicas de filtrado colaborativo, aplicadas sobre la información almacenada por el sistema a partir de las opiniones y valoraciones de los usuarios a los sitios que visitan.

Expedia.co.uk

THE INSPIRATOR

Answer these simple questions and we'll show you the **perfect place** for your next trip and some great deals to get you there!

1. How far do you want to fly?
Cross an ocean/continent

2. How much do you want to spend?
Don't break the bank

3. What weather are you looking for?
Nothing too grey

4. What do you want from this holiday? (Choose two):

Relaxation Romance
 Sightseeing Beaches
 Active Shopping
 Nightlife Culture

Search

Figura 3.4: Expedia Inspirator
Fuente: Expedia

Amazon



[Amazon.com](https://www.amazon.com) 2022 es una compañía estadounidense de comercio electrónico y servicios de Cloud Computing a todos los niveles con sede en Seattle. En la actualidad está totalmente diversificada en diferentes líneas de productos, ofreciendo software, videojuegos, electrónica, ropa, muebles, comida, libros, etc.

Amazon utiliza un SR para recomendar nuevos productos a sus usuarios. Pretende sugerir productos los cuales considera que el usuario va a estar interesado en ver. El SR de Amazon se centra en los productos que una persona ve y compra. Utiliza un sistema conocido como filtrado colaborativo ítem-ítem, el cual en lugar de emparejar al usuario con clientes similares, empareja cada uno de los productos adquiridos y valorados por el usuario con elementos similares para más tarde producir una lista de recomendación para el mismo.

Con el fin de determinar la afinidad de un ítem determinado con el resto de ítems similares, el algoritmo construye una tabla de elementos similares. El SR lleva a cabo esta labor realizando una búsqueda de ítems que los clientes tienden a comprar juntos. Por ejemplo, la gente probablemente al comprar una bicicleta, querrán comprar también un casco y un candado. Entonces, el SR construye una matriz producto-producto iterando a través de todos los pares de elementos y calculando una métrica de similitud para cada par individual. Como resultado el cliente obtiene una lista con los productos más populares y afines a esa métrica de similitud, consiguiendo así una mayor precisión en la recomendación.

Pandora Radio



Pandora 2022, también conocido como simplemente Pandora, es un motor de streaming de música y un servicio automático de recomendación de música. El servicio, operado por Pandora Media, Inc., sólo está disponible en Estados Unidos, Australia y Nueva Zelanda.

El servicio hace selecciones musicales de un determinado género basándose en la elección de artista del usuario, permitiendo al usuario proporcionar retroalimentaciones positivas o negativas para las canciones elegidas, que se tienen en cuenta a la hora de seleccionar canciones en el futuro. Se consideran varios centenares de atributos musicales diferentes a la hora de seleccionar la siguiente canción. Sin embargo, identificar estos atributos es responsabilidad de músicos experimentados y el proceso puede tardar hasta media hora por canción. Evidentemente, los resultados de este método suelen ser muy precisos, no obstante, este mecanismo tiene una escalabilidad muy reducida y la biblioteca de Pandora a menudo puede parecer demasiado limitada.

Además, Pandora utiliza los comentarios de los usuarios para refinar los resultados de las recomendaciones, restando importancia a ciertos atributos cuando el usuario evalúa negativamente una canción en particular y enfatizando otros atributos cuando un usuario disfruta con la recomendación de la canción. Este es un ejemplo claro de SR basado en contenido. La ventaja de Pandora es que necesita muy poca información para empezar, sin embargo, tiene un alcance más limitado (por ejemplo, sólo puede hacer recomendaciones que sean similares a la información original).

3.2.3. Modelos de calificación

Los modelos de calificación son herramientas que nos ayudan en el proceso de elección de soluciones, toma de decisiones o evaluación de tareas entre otros. A continuación, hablaremos un poco de ellos y los utilizaremos para evaluar las aplicaciones presentadas como comentamos anteriormente.

Al igual que los sistemas de recomendación necesitan de información de la que extraer sugerencias, los modelos de calificación emplean conjuntos de criterios de evaluación útiles para una selección razonada. Estos criterios pueden ser funcionales si tratan aspectos específicos relacionados con el desempeño de las soluciones, o no funcionales si por el contrario no juzgan el comportamiento del sistema.

Una vez establecidos los criterios, una ponderación es aplicada por igual a cada uno de estos aspectos para evaluar cuán importantes son a la hora de fijarnos en ellos y decidir que propuestas son mejores al final.

Para cada solución presentada y por cada uno de los criterios definidos con anterioridad, se procede a obtener a hacer una valoración numérica. Esta valoración es multiplicada por la ponderación asociada a ese criterio y así se obtiene una lista de calificaciones por criterio y solución. La suma total resultante de las calificaciones para cada alternativa nos sirve como criterio de elección entre todas las opciones presentadas.

El funcionamiento de este tipo de mecanismo, comparte diversos aspectos con los sistemas de recomendación, ya que al final hacen algo parecido, usar valoraciones para obtener una sugerencia final.

En la figura 3.5 se ha elaborado un modelo de calificación que pretende evaluar las aplicaciones presentadas con anterioridad. Como podemos observar, se han establecido una serie de criterios comunes a las 3 soluciones, cada uno con una ponderación diferente:

1. **Cobertura:** cantidad de ítems que puede recomendar el sistema en una misma recomendación.
2. **Velocidad de procesamiento:** evalúa la rapidez con la que la recomendación es hecha.
3. **Usabilidad:** facilidad con la que los usuarios pueden utilizar el sistema
4. **Precisión de la recomendación:** nivel de exactitud con el que el sistema devuelve un ítem asociado a lo que se busca
5. **Satisfacción usuarios:** grado de satisfacción de los usuarios con el uso de la herramienta
6. **Popularidad de la recomendación:** relevancia del ítem recomendado
7. **Frecuencia de actualización de las recomendaciones:** nivel de refresco de las recomendaciones en base a los nuevos ítems añadidos al sistema
8. **Soporte:** apoyo al usuario que desea usar la plataforma
9. **Técnicas empleadas:** complejidad de los recursos empleados por la plataforma para realizar las sugerencias.

Se busca, a pesar de que cada aplicación hace recomendaciones sobre temas diferentes, encontrar cual de ellas hace las mejores sugerencias y por tanto su funcionamiento es el más adecuado. En este caso, en base a las ponderaciones establecidas y las notas dadas a cada aplicación por criterio, podemos decir que el sistema de *Pandora* es el más adecuado

Criterio	Ponderación	Valoración Expedia	Valoración Amazon	Valoración Pandora
1. Cobertura	2	9	10	5
2. Velocidad de procesamiento	3	8	6	8
3. Usabilidad	3	8	8	8
4. Precisión de la recomendación	5	9	7	9
5. Satisfacción usuarios	4	7	7	9
6. Interacción interfaz	4	7	6	7
7. Popularidad recomendación	4	5	5	8
8. Frecuencia actualización recomendaciones	3	8	7	9
9. Soporte	2	6	9	6
10. Técnicas empleadas	3	7	8	6
Total		244	232	256

Figura 3.5: Modelo de calificación de las aplicaciones presentadas

CAPÍTULO 4

Descripción general del sistema

El objetivo de la aplicación web creada es hacer uso del motor de recomendación conversacional desarrollado por el grupo de investigación *SICUMA*, para alimentarlo con datos sobre el comportamiento de empresas pertenecientes a diferentes índices bursátiles. Para ello, existirá un proceso de interacción con la herramienta donde serán obtenidas recomendaciones que podrán ser analizadas por medio de la misma y ayudarán al estudio del comportamiento previo y futuro de dichas empresas en el mercado.

4.1. Login, registro y roles

Inicialmente existen dos roles de usuario dentro de la plataforma. El primero de ellos es el administrador y es único al comienzo, por lo que desde un inicio este usuario se encuentra ya registrado y no existe opción de modificar el perfil. Además, dispone de una serie de privilegios en el uso de la aplicación que le permiten tener acceso a determinadas funcionalidades que más adelante se irán especificando.

Por otro lado tenemos el rol de usuario común. Cualquier usuario que inicialmente acceda a la plataforma sin cuenta, podrá auto-registrarse para tener acceso y si lo desea más adelante consultar, modificar o incluso eliminar la cuenta.

Es imprescindible la creación de una cuenta para hacer uso del resto de la funcionalidad disponible, ya que así es como es posible asociar a cada usuario que utiliza la aplicación con las recomendaciones que ha ido obteniendo y toda la información relacionada con ésta.

El administrador podrá eliminar a los usuarios auto-registrados e incluso cambiarles su rol para que tengan también total acceso a la aplicación. El objetivo con este rol, es principalmente gestionar los recursos disponibles (usuarios y conjuntos de datos), así como poder de ver forma más genérica la información disponible hasta el momento en el sistema (recomendaciones de otros usuarios y gráficas generales sobre las recomendaciones).

Una vez distinguidos los estos dos roles podemos hablar un poco más a fondo acerca de la funcionalidad disponible más allá de la de registro e inicio de sesión comentada.

4.2. Importación y visualización de conjuntos de datos

En primer lugar, se encuentra la opción de importación de un conjunto de datos, a la que solo aquellos usuarios con el rol de administrador tendrán acceso. El objetivo es incorporar en la plataforma un conjunto de datos necesario para que más adelante sea posible obtener recomendaciones asociadas a ellos.

Para ello el sistema le requerirá rellenar un pequeño formulario donde además de indicar el nombre, una breve descripción y el índice sobre el que va a trabajar el conjunto de datos, deberá incluir un fichero en formato *.txt* con las implicaciones obtenidas usando la ya mencionada herramienta *Concept Explorer 2006*, y otro fichero en formato *.csv* con el *dataset* original.

Este último archivo mencionado ha de presentar una estructura en la que las columnas contengan los nombres de las empresas que pertenecen al índice sobre el que trabaja y las filas contengan los días de las cotizaciones. De esta forma, cada celda que relacione una empresa con un día en concreto almacenará un 1 si aumentó su cotización, o un 0 en otro caso.

Adicionalmente, cualquier usuario podrá consultar los conjuntos de datos disponibles, descargar el *dataset* original e incluso si posee el rol de administrador, eliminar dicho conjunto del sistema.

4.3. Realizar y analizar recomendaciones

Una vez que nuestro sistema ha sido alimentado correctamente con información con la que trabajar, es posible comenzar con el proceso de conversación entre el motor y el usuario.

Para ello, habrá que seleccionar uno de los conjuntos de datos ya importados, para así obtener el listado de empresas disponibles e ir interactuando con la herramienta.

Se obtendrán en función de las empresas seleccionadas, una lista de empresas relacionadas, así como el conjunto de días coincidentes y la lista de días relacionados. Adicionalmente, en cada paso de la interacción, es posible visualizar información acerca de la evaluación hecha por el sistema que incluye una medida de la confianza de la recomendación (días relacionados respecto del total), número de empresas relacionadas con las seleccionadas descubiertas, el número de pasos dados y la velocidad de poda (empresas relacionadas descubiertas respecto del total de empresas).

En el momento que el usuario lo desee, podrá finalizar la conversación y realizar una valoración numérica del 1 al 5 acerca de la recomendación, siendo el 1 una recomendación pésima y el 5 una recomendación muy exitosa. Tras esto, el sistema por su parte, almacenará toda la información relacionada con la recomendación, que será muy útil para un posterior análisis.

Si el usuario lo desea, podrá recuperar un historial de recomendaciones previas hasta la fecha que la aplicación le ha realizado con el objetivo de recuperar información anterior y compararla con la actual.

De forma adicional, el o los administradores, podrán ver un historial general con todas las recomendaciones realizadas en el sistema así como los usuarios que las generaron.

4.4. Gráficas asociadas a los conjuntos de datos

Gráficamente, para cada conjunto de datos y de forma individual (o general también en el caso del administrador), será posible visualizar un histograma que refleje tanto la información de la evaluación asociada a las recomendaciones como una media para cada una de las medidas usadas. Recordemos que eran la confianza de la recomendación, el número de empresas relacionadas descubiertas, el número de pasos dados y la velocidad de poda.

El usuario podrá elegir tanto el *dataset*, como la medida asociada al mismo que será representada en el gráfico. Además, podrá ir alternando entre los *datasets* y las medidas mostradas.

Al final de la sección, se mostrarán adicionalmente las medias para todas las medidas del *dataset* seleccionado que se actualizarán si cambia el conjunto de datos seleccionado.

4.5. Preguntas frecuentes

Por último existe una sección de preguntas frecuentes desde la que cualquier usuario podrá consultar un listado de cuestiones comunes en caso de lo necesite, para así resolver sus dudas y comprender mejor el funcionamiento de la herramienta.

CAPÍTULO 5

Proceso de desarrollo de la aplicación

El proceso de desarrollo de la aplicación se ha dividido en varios apartados: metodología empleada, investigación y formación previa, preparación de los conjuntos de datos, definición de requisitos y casos de uso, arquitectura de la aplicación y diseño e implementación.

Con esta división se pretende que la explicación de dicho proceso sea mucho más estructurada para garantizar su comprensión.

5.1. Metodología y gestión del proyecto

Para el desarrollo de este proyecto, se ha seguido una metodología ágil *SCRUM* adaptada a un proyecto desarrollado individualmente pero sin dejar de lado reuniones semanales con los tutores del TFG para ir aclarando diversos aspectos sobre el avance del trabajo.

Cabe destacar que se ha trabajado de forma simultánea en muchas de las partes en las que se ha dividido el proceso. De esta forma, el trabajo ha sido más sencillo y se ha podido combinar las partes más laboriosas con las más llevaderas.

5.2. Investigación y formación tecnológica

Puesto que el campo en el que se desarrolla este TFG es el de los Sistemas de Recomendación, ha sido necesaria en primer lugar una investigación y estudio sobre los mismos.

Durante este periodo se han consultado diferentes libros, artículos científicos y otros trabajos previos de investigación con el objetivo de comprender mejor la definición, particularidades, tipos y aplicaciones de los SR.

En la bibliografía presente al final del documento, se recopilan las referencias consultadas que, además de servir como trabajo de investigación previo, ha quedado reflejado en los primeros puntos desarrollados en esta memoria.

Adicionalmente, durante este periodo de formación se ha incluido la realización de pequeños cursos formativos en tecnologías usadas en el proyecto. Estos cursos han sido realizados vía [Udemy 2022](#) para el caso de LaTeX y [Pildorasinformaticas - YouTube 2020](#) para la formación en Git y Angular.

5.3. Preparación de los conjuntos de datos

La preparación de los diferentes conjuntos de datos ha sido una tarea imprescindible para ir probando el comportamiento del motor ante diferentes situaciones.

Para ello, en una de las reuniones ya mencionadas, se acordó trabajar en torno a 4 índices bursátiles diferentes que han sido finalmente el IBEX35 (España), Down Jones (EE.UU), DAX (Alemania) y NASDAQ (tecnológico mundial).

El siguiente paso fue elegir como página web de la que extraer la información [Investing.com 2022](#), una de las más conocidas en su campo y con todo tipo de datos relacionados con el mundo de la bolsa y las inversiones.

A partir de ahí se empleó una herramienta web muy útil para extraer la información de forma semi-automatizada [Web Scraper 2022](#) (ver figura 5.1), con la que se podían seleccionar columnas enteras con la información diaria sobre el comportamiento de cada una de las empresas deseadas.

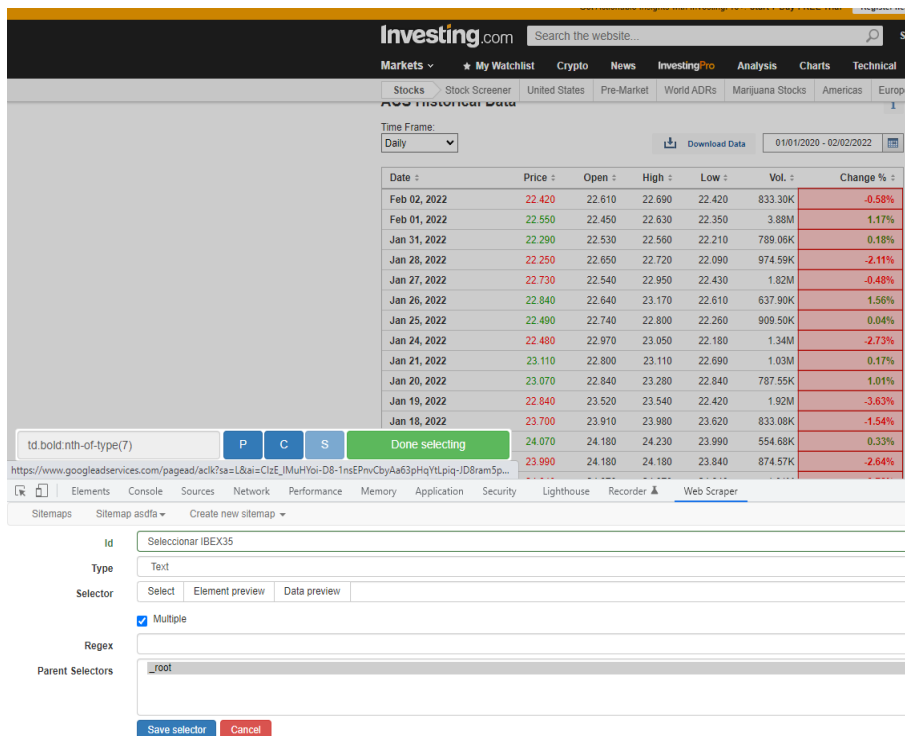


Figura 5.1: Selección de datos con Web Scraper

Esta información se almacenaba en un archivo *Excel* donde cada celda representa con un 1 el crecimiento de una empresa cierto día o un 0 en cualquier otro caso como se observa en la figura 5.2.

A	B	C	D	E	F	G
	ANA	ACX	ACS	AENA	ALM	AMA
01/02/2022	1	1	1	1	0	1
02/02/2022	0	0	0	0	0	0
03/02/2022	0	1	1	0	0	1
04/02/2022	1	0	0	1	1	0
07/02/2022	0	1	0	0	0	0
08/02/2022	1	0	1	1	0	1
09/02/2022	1	1	1	1	0	1
10/02/2022	1	0	0	1	1	0
11/02/2022	0	0	0	0	0	0
14/02/2022	0	0	0	0	0	0
15/02/2022	1	1	1	1	1	1
16/02/2022	1	1	1	1	1	1
17/02/2022	0	0	0	0	0	0
18/02/2022	0	1	0	0	0	0
21/02/2022	0	0	0	0	1	0
22/02/2022	0	1	0	0	0	1

Figura 5.2: Conjunto de datos generado en *Excel*

Por último, cada uno de estos archivos era procesado por *Concept Explorer 2006* para extraer las implicaciones que el motor necesita para trabajar junto con el archivo original.

Nótese que esta ha sido la tarea más laboriosa de llevar a cabo y, junto con la implementación de la aplicación, se ha llevado gran parte del tiempo invertido en el proyecto.

5.4. Definición de requisitos y casos de uso

Tal y como se ha comentado al principio del capítulo y especialmente para esta parte del proyecto, ha sido necesaria la generación de documentación asociada al proceso de forma paralela a otras tareas.

En primer lugar, se definieron de forma ordenada los requisitos de la aplicación que, tras varios cambios y correcciones, quedaron tal y como se muestra en la tabla 5.6.

A continuación, las primeras versiones del diagrama de clases de la aplicación y del modelo físico de datos, fueron creados y conforme se fue avanzando en el resto del trabajo, estos recibieron ciertas modificaciones hasta quedar como se muestran en las figuras 5.3 y 5.5.

Mencionar que además del propio diagrama de clases de la aplicación y debido a su estrecha relación con el mismo, se creó uno adicional con el objetivo de representar la estructura del motor de recomendación *SICUMA-rs* representado en la figura 5.4.

Tras esto, se siguió un patrón de trabajo común a cada uno de los requisitos definidos que pasaba en un primer lugar por definir casos de uso asociados al requisito. A partir de ahí, tanto las maquetas de interfaz como los diagramas de secuencia eran creados para cada caso de uso y por último se procedía con el desarrollo y el diseño en la propia aplicación.

Toda esta información se encuentra en:

- **Casos de uso:** Apéndice A
- **Maquetas de interfaz:** Apéndice B
- **Diagramas de secuencia:** Apéndice C
- **Vistas aplicación final:** Apéndice D

Sin seguir el esquema de trabajo explicado, sería muy difícil desarrollar un software como el creado. Gracias a esta forma de proceder, la implementación y el diseño se convierten en una tarea mucho más liviana al conocerse con cierto nivel de detalle cada uno de los aspectos necesarios para cumplir con lo definido en cada requisito.

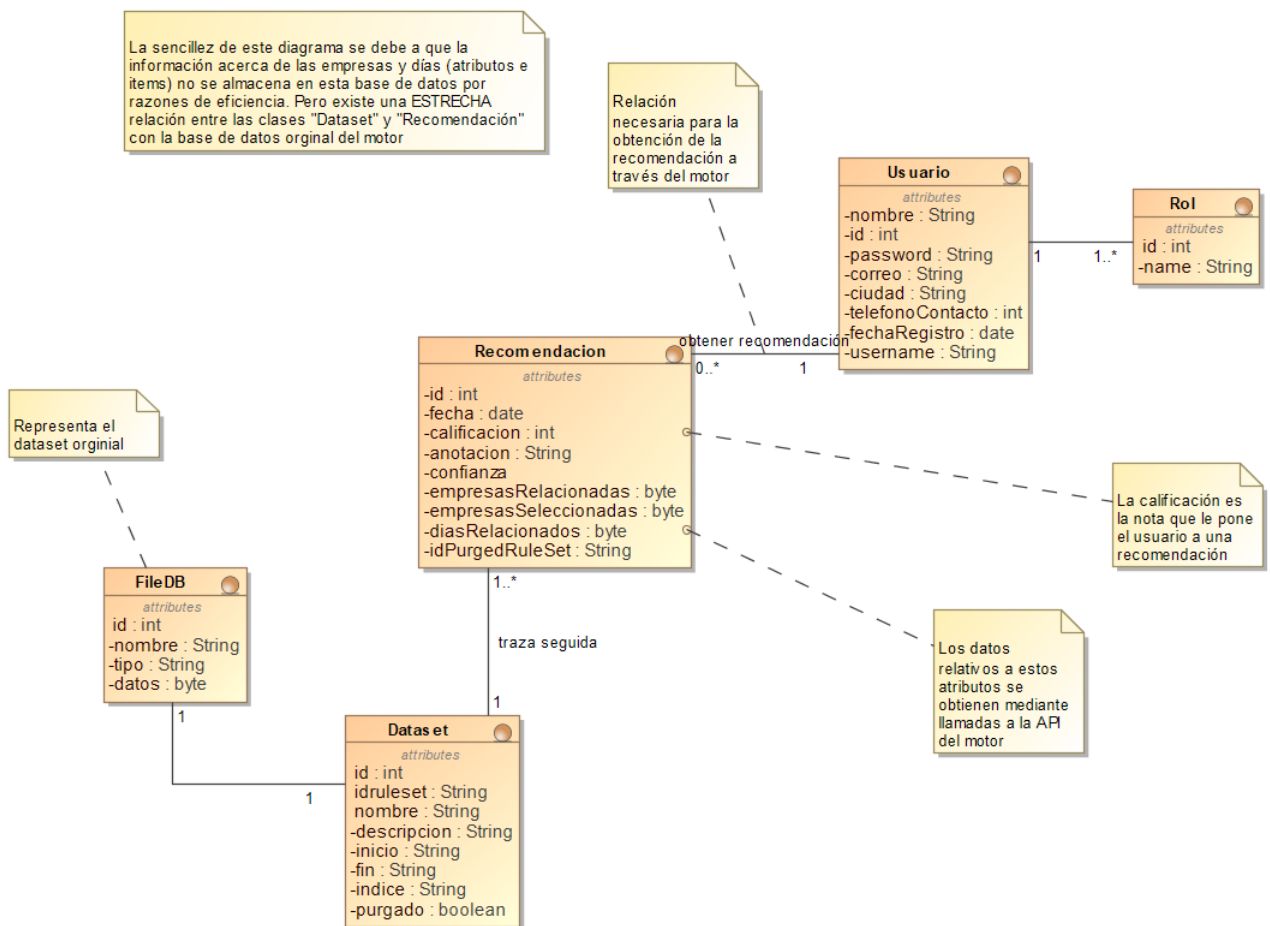


Figura 5.3: Diagrama de clases

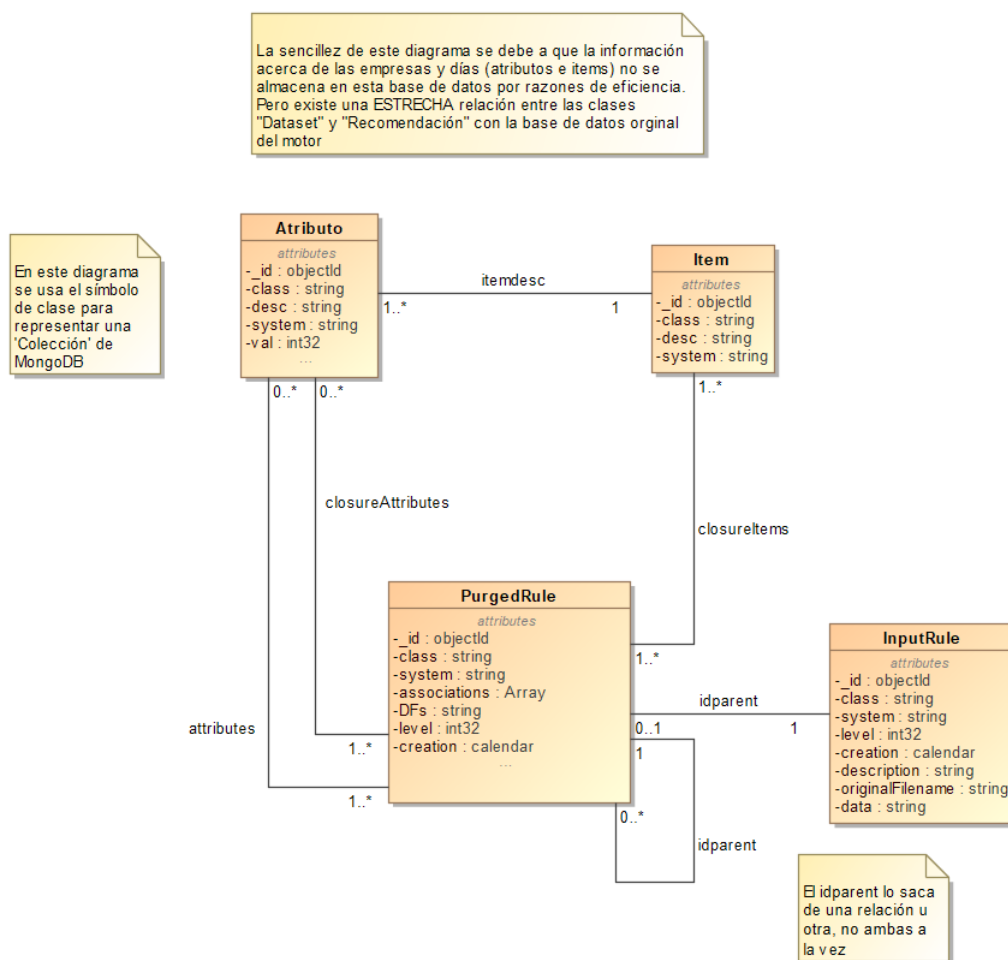


Figura 5.4: Diagrama de clases *SICUMA-rs*

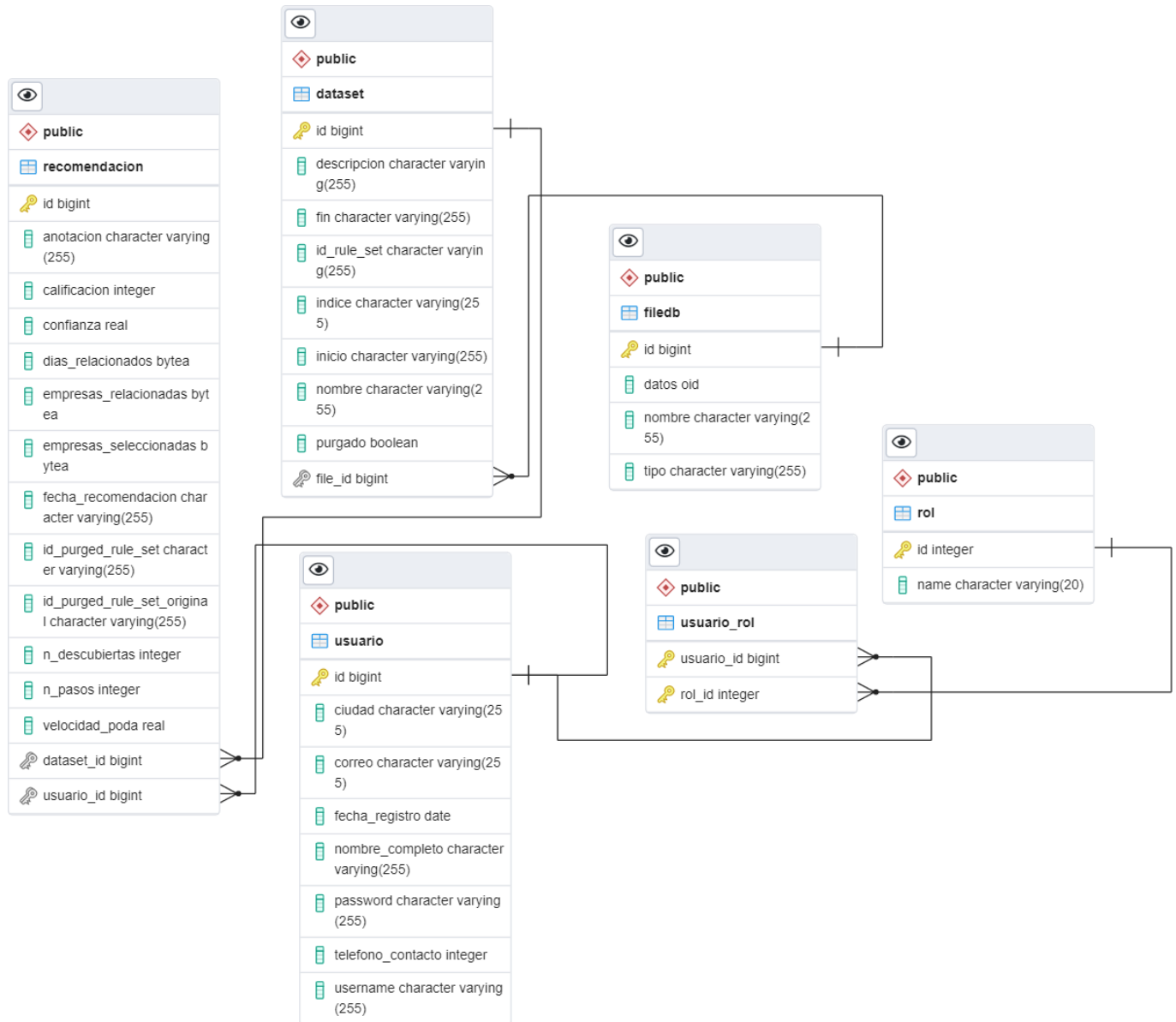


Figura 5.5: Modelo físico

Nº REQUISITO	TÍTULO	DESCRIPCIÓN	OBSERVACIONES
RF-01	CRUD usuarios	Creación, lectura, edición y eliminación de usuarios	Habrán dos perfiles de usuario, el administrador y el usuario normal para diferenciar los permisos de cada perfil (CRUD solo aplicable a el usuario común)
RF-02	Ver listado usuarios	Se muestra una lista de todos los usuarios registrados en el sistema, sus datos, y se podrán cambiar los roles y borrar las cuentas	Solo el administrador podrá hacer esto
RF-03	Validar acceso	El sistema detecta que un usuario quiere entrar en la aplicación y le permite el acceso tras haber comprobado sus credenciales	
RF-04	Generar recomendación	El sistema realizará una recomendación al usuario en función del diálogo previo que ha establecido con este	Incluye RF-07 y RF-11
RF-05	Importar, ver y eliminar conjunto de datos	Incluir datos de implicaciones en la herramienta para que trabaje con estos	Solo tendrá acceso a esta función el administrador
RF-06	Historial de recomendaciones generadas	Se podrá ver un listado de todas las recomendaciones y su información asociada, realizadas hasta la fecha	Existe un listado general que es visible solo por el administrador y otro específico de cada usuario
RF-07	Conversar con el motor	El usuario conversa con el sistema para ir obteniendo una lista de empresas relacionadas frente a las seleccionadas	Podrá consultar el índice bursátil asociado a la recomendación así como una lista de los días que relacionan a las empresas mostradas
RF-08	Sección de ayuda	Botón de ayuda que de acceso a un apartado en el que existen una serie de preguntas frecuentes y se podrá descargar el manual de uso desde esta sección.	Se podrá descargar el manual de uso desde esta sección
RF-09	Generación de gráficas asociadas a las recomendaciones	Se podrá ver gráficamente los resultados obtenidos en conjunto de las recomendaciones realizadas	
RF-10	Evaluación del motor	Podrá analizarse la eficiencia con la que ha trabajado el motor durante el diálogo en función del número de pasos necesitados y el total de empresas que han sido relacionadas	
RF-11	Valorar recomendación	EL usuario podrá de forma numérica realizar una valoración cuán buena considera que ha sido la recomendación hecha por el sistema y realizar un comentario sobre la misma	

Figura 5.6: Tabla requisitos

5.5. Arquitectura de la aplicación

Antes de comenzar tanto con la explicación del proceso de elaboración del Back-End como del Front-End, es necesario conocer la arquitectura general bajo la que se sostienen cada uno de ellos. Destacar que en esta sección no se entra en detalle de cada una de las tecnologías que han sido empleadas durante el proceso, información que se puede consultar en el capítulo 7. La figura 5.7 muestra la arquitectura general de la aplicación.

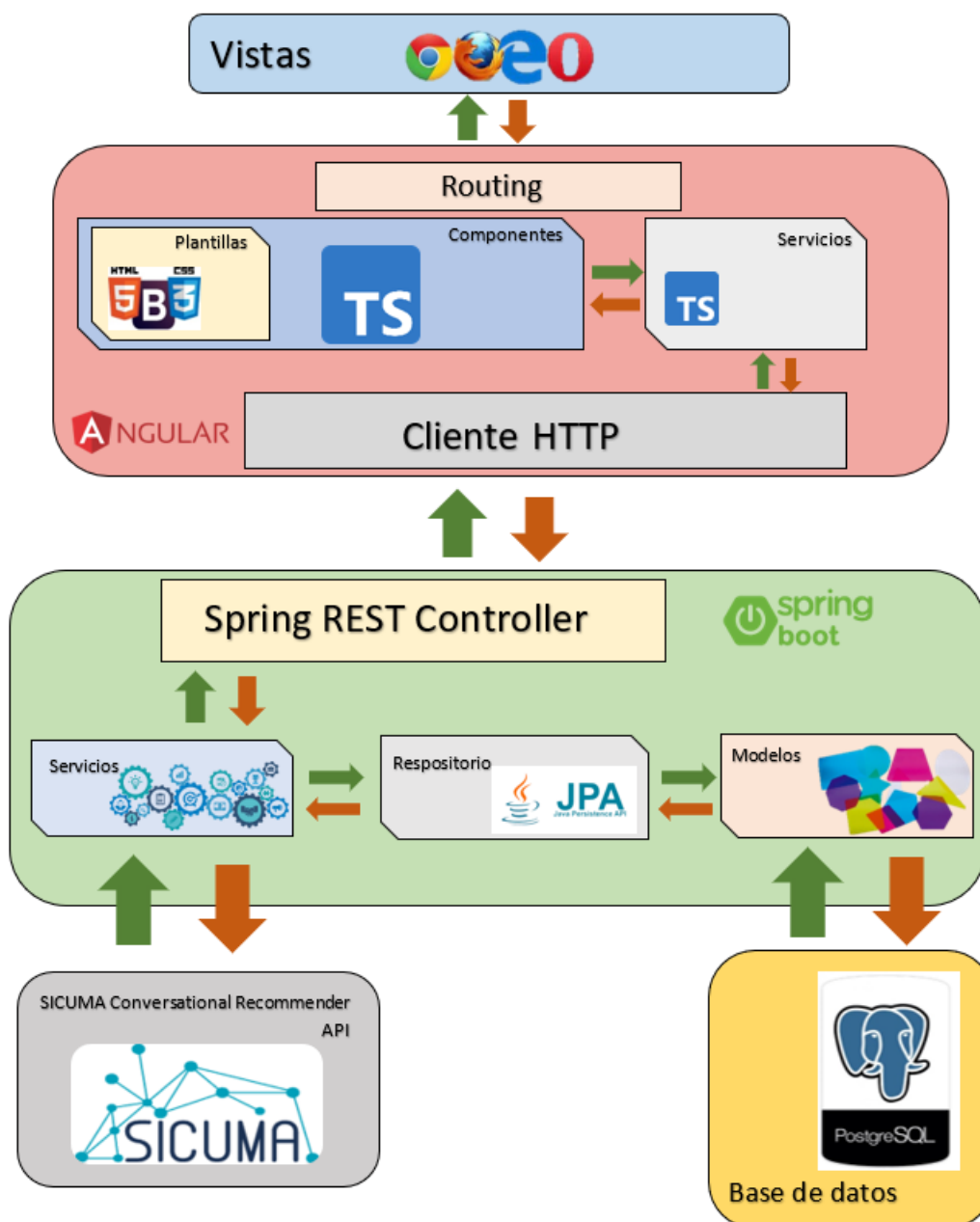


Figura 5.7: Arquitectura general - Recomendador de Inversiones

Para el Back-end se ha hecho uso de Spring Boot, una tecnología muy adaptada al desarrollo de aplicaciones que implementan servicios como los usados. Estos servicios se encargan tanto de conectarse con el motor conversacional de SICUMA, como de toda la lógica que hay detrás de la aplicación que da acceso a su funcionalidad.

Los servicios que hacen uso del motor conversacional se conectan con el mismo por medio de la siguiente API 5.8.

Como observamos existen 2 controladores REST principales, uno dedicado al registro y autenticación de usuarios, y otro que, haciendo uso del primero para autorizarse, permite utilizar el resto de la funcionalidad disponible.

SICUMA Conversational Recommender API

[Base URL: galactus.uma.es/sicumaRecomConversational/]
<https://galactus.uma.es/sicumaRecomConversational/v2/api-docs>

REST API for SICUMA Conversational Recommender.
[Download API Manual](#)

auth-controller Auth Controller ▼

- POST** /auth-recommender/login Get logged in the API to get an authorization token
- POST** /auth-recommender/signup Register a new user

recommender-controller Recommender Controller ▼

- POST** /recommender/closureCalculation Closure Calculation.
- DELETE** /recommender/deleteItemById Remove item by id. Also remove all associated attributes/values.
- DELETE** /recommender/deleteRulesById Delete rules by id.
- GET** /recommender/getAttributesBySystem Get attributes by system
- GET** /recommender/getItemById Get item by id. Also retrieved all associated attributes/values.
- GET** /recommender/getItemsBySystem Get items by system
- GET** /recommender/getRulesById Get rules by id.
- POST** /recommender/loadItem Load item with the corresponding attribute and value. If item already exists save and associate the attribute/value to the existing item. If attribute already exists the new value overrides the existing one.
- POST** /recommender/loadItems Load items with the corresponding attribute and value. If attribute already exists the new value overrides the existing one.
- POST** /recommender/loadRulesFile Load rules file in the corresponding system returning the id of the rules' set loaded.
- POST** /recommender/purgeRules Purge data loaded previously.
- POST** /recommender/resetSystem Deletes items, attributes and rules by system.

Figura 5.8: SICUMA Conversational Recommender API

Los servicios utilizados por nuestra aplicación son los siguientes:

- *auth-recommender/login*: identifica al usuario que va a utilizar la plataforma.
- */recommender/loadItems*: registra los atributos (empresas) e ítems (días relacionados).
- */recommender/loadRulesFile*: almacena el fichero de implicaciones asociándole un id.
- */recommender/purgeRules*: purga el fichero de implicaciones, lo prepara para poder ser utilizado y devuelve un id que identifica el conjunto de reglas purgado.
- */recommender/closureCalculation*: calcula el cierre del atributo seleccionado y devuelve un id que identifica la operación.
- */recommender/getRulesById*: obtiene las reglas especificadas por su id.

Para mayor detalle del funcionamiento completo de la API usada para las llamadas al motor conversacional, se puede consultar en [SICUMA-rs - Swagger UI 2019](#).

El resto de servicios son los que se encargan de controlar las operaciones sobre los modelos de las entidades. Para ello necesitan implementar una interfaz propia que a su vez incorpora la interfaz JPA Repository. Gracias a ella, la búsqueda, eliminación, creación y actualización se encuentran disponibles y adaptadas a cada una de estas entidades, más allá del resto de las operaciones propias definidas para cada entidad.

Estos modelos de entidades que mencionamos definen además de los atributos de cada uno de ellos, las relaciones existentes entre los mismos. Así, Spring Boot es capaz de modelar todo el conjunto y al lanzar la aplicación crea, actualiza o elimina según configuremos en las propiedades del proyecto, la estructura de nuestra base de datos relacional sobre PostgreSQL.

Por último, respecto a lo que el Back-end se refiere, tenemos los controladores que se conectan directamente con los servicios y son los que nuestro sistema pone en línea para que otras herramientas hagan uso de ellos y por tanto, de la funcionalidad desarrollada.

La figura 5.9 nos muestra de forma nos muestra un ejemplo del controlador, servicio, repositorio y modelo de una de la entidad *Dataset* de nuestro Back-end

```

@Repository
public interface DatasetRepository extends JpaRepository<Dataset, Long> {
    Optional<Dataset> findByIdRuleSet(String idRuleSet);
}
    REPOSITORIO

@Service
@Primary
public class DatasetService implements DatasetRepository {
    @Autowired
    private DatasetRepository datasetRepository;

    @PersistenceContext
    private EntityManager em;

    @Override
    public List<Dataset> findAll() {
        return datasetRepository.findAll();
    }
    SERVICIO

    @Override
    public List<Dataset> findAll(Sort sort) {
        // TODO Auto-generated method stub
        return null;
    }

    @Override
    public List<Dataset> findAllById(Iterable<Long> ids) {
        // TODO Auto-generated method stub
        return null;
    }

    @Override
    public <S extends Dataset> List<S> saveAll(Iterable<S> entities) {
        // TODO Auto-generated method stub
        return null;
    }

    @Entity
    @Table(name = "dataset", uniqueConstraints = { @UniqueConstraint(columnNames = "nombre") })
    public class Dataset {
        @Id
        @GeneratedValue(strategy = GenerationType.IDENTITY)
        private Long id;

        @NotBlank
        private String idRuleSet;

        @NotBlank
        private String nombre;

        private String descripcion;

        private boolean purgado;

        private String inicio;

        private String fin;

        @NotBlank
        private String indice;

        @OneToOne(cascade = CascadeType.All)
        @JoinColumn(name = "file_id", referencedColumnName = "id", nullable = false)
        private FileDB fileDB;

        @OneToMany(mappedBy = "dataset", orphanRemoval = true)
        private List<Recomendacion> recomendaciones;

        public Dataset() {
        }
    }
    MODELO DE ENTIDAD

    @CrossOrigin(origins = "*", maxAge = 3600)
    @RestController
    @RequestMapping("/dataset/")
    public class DatasetController extends GeneralController {
        public DatasetController() throws URISyntaxException, IOException, InterruptedException {
            super();
        }

        @PersistenceContext
        private EntityManager em;

        @Autowired
        private DatasetService datasetService;

        @Autowired
        private FileDBService fileDBService;

        @PostMapping(value = "importarDatos")
        private ResponseEntity<MessageResponse> uploadFile(@ModelAttribute DatasetRequest datasetRequest)
            throws IOException, URISyntaxException, InterruptedException {
            HttpPost post = new HttpPost("https://galactus.uma.es/sicumaReconConversational/recomender/loadRulesFile");
            post.setHeader("Accept", "application/json");
            post.setHeader("Authorization", this.token);

            MultipartFile reglas = datasetRequest.getFile();

            MultipartEntityBuilder builder = MultipartEntityBuilder.create();

            builder.addPart("inputRulesFile", new FileBody(fileDBService.dameFile(reglas)));
            builder.addPart("system", new StringBody(system, ContentType.create("text/plain", Consts.ASCII)));
            builder.addPart("descripcion",
                new StringBody(datasetRequest.getDescripcion(), ContentType.create("text/plain", Consts.ASCII)));
            post.setEntity(builder.build());
        }
    }
    CONTROLADOR

```

Figura 5.9: Ejemplo Controlador-Servicio-Repository-Modelo

El Cliente HTTP de Angular, es el encargado en este caso de recuperar las funcionalidades dispuestas por el Back-End y de esta manera, los servicios del Front-end de son capaces de comunicarse con la capa de desarrollo.

Por cada vista de nuestra interfaz, existe un componente asociado que a su vez se comunica con los servicios del Front-end ya mencionados. Es así es como se consigue un correcto funcionamiento entre cada una de las partes que conforman esta completa estructura.

Por último, Angular nos proporciona un enrutamiento individual por cada componente que finalmente es mostrado en la vista de nuestro navegador.

En la figura 5.10 vemos un ejemplo del componente, servicio y vista principal del Front-end.

```

<h4 style="margin-top: 20px; margin-left: 20px; text-decoration: underline;">Importar conjunto de datos</h4>

<div class="card">
  <div class="card-body">
    <div class="form-row mb-2">
      <div class="col-md-3" style="padding-top: 5px;">
        <strong>Nombre del dataset: </strong>
      </div>
      <div class="col-md-5">
        <input type="text" class="form-control" name="ngModel" maxlength="20" #name="ngModel" />
      </div>
      <div class="col-md-3" style="padding-left: 10px;">
        <div class="alert alert-warning" role="alert" style="height: fit-content; width: fit-content;">
          <div *ngIf="name.errors?.['required']">Requerido</div>
          <div *ngIf="name.errors?.['minlength']">Mínimo de longitud: 20</div>
          <div *ngIf="name.errors?.['maxlength']">Máximo de longitud: 20</div>
        </div>
      </div>
    </div>
  </div>
</div>
  
```

PLANTILLA HTML

```

import { Router } from '@angular/router';
import { TokenStorageService } from '../services/token-storage/token-storage.service';
import { SicumaAPIService } from '../services/sicumaAPI/sicuma-api.service';
import { Component, OnInit, TemplateRef } from '@angular/core';
import { NgxCsvParser, NgxCsvParserError } from 'ngx-csv-parser';
import { BsModalRef, BsModalService } from 'ngx-bootstrap/modal';

@Component({
  selector: 'app-importar-datos',
  templateUrl: './importar-datos.component.html',
  styleUrls: ['./importar-datos.component.css']
})
export class ImportarDatosComponent implements OnInit {
  modalRef: BsModalRef;
  nombreEnUso: TemplateRef<any>
  nombre: string;
  descripcion: string;
  indice: string;
  archivoReglas: File;
  archivoOriginal: File;
  relleno1: boolean = false;
  relleno2: boolean = false;
  formData: FormData;
  header: boolean;
  csvRecords: any;
  errorMessage: any;
}
  
```

LÓGICA DEL COMPONENTE

```

import { HttpClient, HttpHeaders, HttpParams } from '@angular/http';
import { Injectable } from '@angular/core';
import { Observable } from 'rxjs/internal/observable';
const httpOptions = {
  headers: new HttpHeaders({ 'Content-Type': 'application/json' })
};
@Injectable({
  providedIn: 'root'
})
export class SicumaAPIService {
  private API_BACKEND_DATOS = "http://localhost:3000/datos";
  private API_BACKEND_CIERRE = "http://localhost:3000/cierre";
  constructor(private httpClient: HttpClient) {}
  public importarDatos(formulario: FormData): Observable<any> {
    return this.httpClient.post(this.API_BACKEND_DATOS + "importarDatos", formulario);
  }
  public existeDataset(nombre: string): Observable<any> {
    return this.httpClient.get(this.API_BACKEND_DATOS + "existeDataset/" + nombre);
  }
  public getAllDatasets(): Observable<any> {
    return this.httpClient.get(this.API_BACKEND_DATOS + "listaDatasets");
  }
}
  
```

INYECCIÓN HTTP-CLIENT

SERVICIOS

Figura 5.10: Ejemplo Componente-Servicio-Vista

La figura 5.11 muestra de forma general la estructura de cada uno de los proyectos desarrollados en las diferentes tecnologías y que funcionan en perfecta sinergia entre ellas.

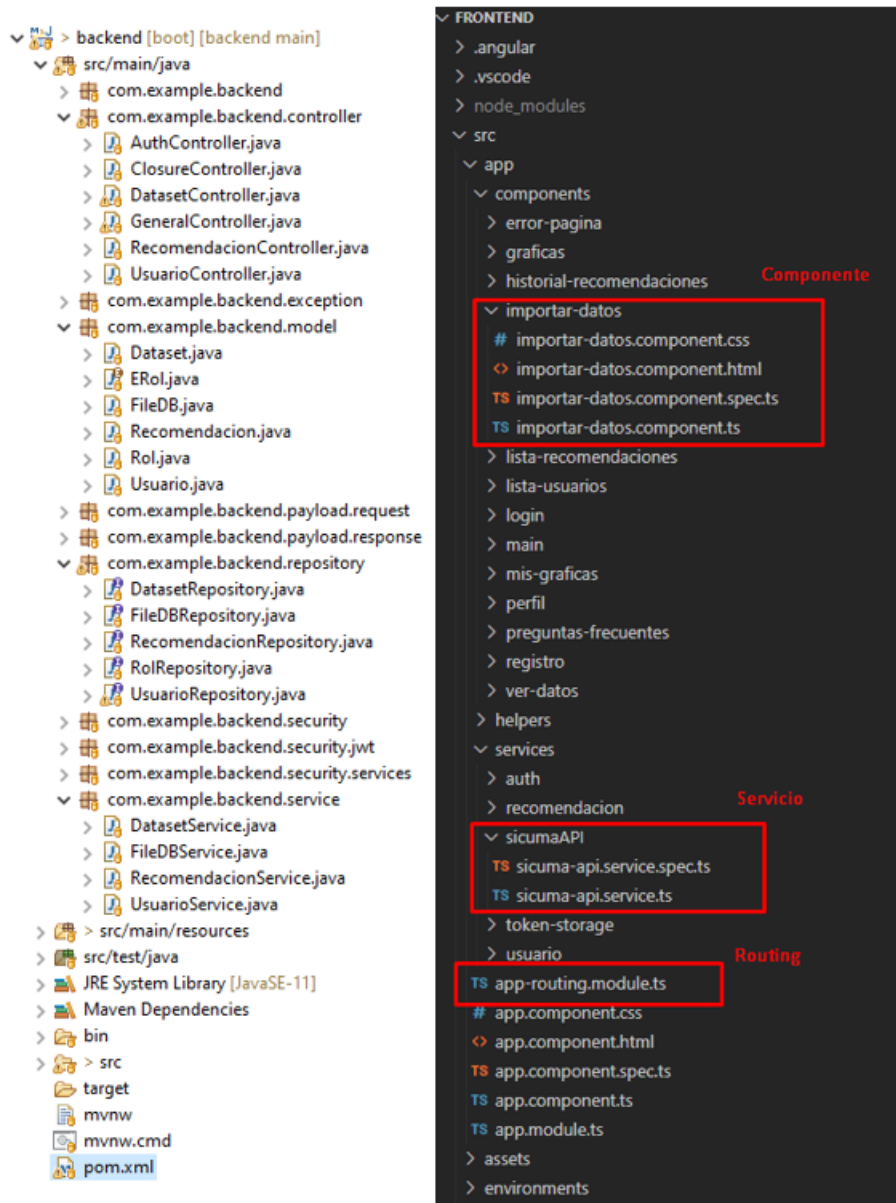


Figura 5.11: Arquitecturas Back-end y Front-end

5.6. Diseño e implementación

Ahora que se encuentra definida de forma clara la estructura de la aplicación, podemos explicar con más detalle cuál ha sido el proceso seguido para implementar y diseñar cada una de las funcionalidades especificadas con anterioridad por los casos de uso.

Un desarrollo incremental iterativo ha sido la opción elegida en este caso puesto que el proceso seguido para cada parte era similar. De esta forma la aplicación ha recibido en cada iteración una evolución que además de haberla completado, ha servido para corregir errores fruto de la relación entre cada una de las partes.

Como observamos en la figura 5.12 muestra que este proceso incremental iterativo del que hablamos encaja perfectamente con la forma de trabajo propuesta por Scrum adaptada a nuestro proyecto.

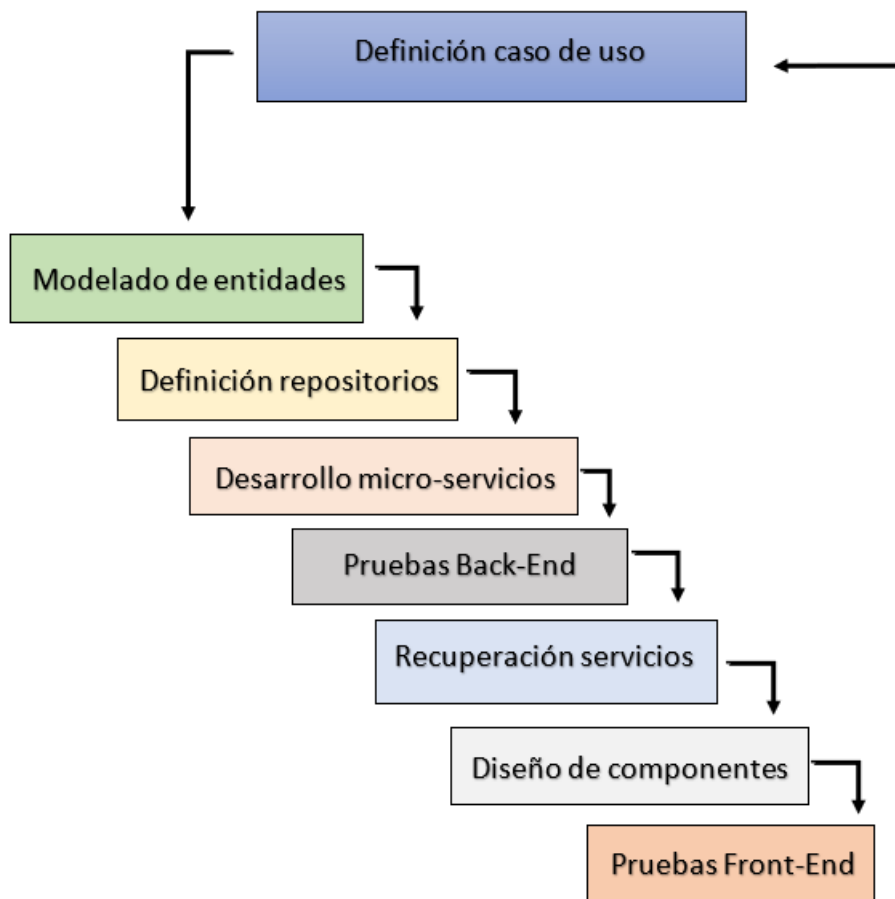


Figura 5.12: Desarrollo iterativo

El proceso seguido por tanto, ha sido el siguiente:

1. **Definición caso de uso:** explicado ya con anterioridad, este paso es esencial antes de cualquier desarrollo.
2. **Modelado entidades:** si es necesario, se modelan las entidades necesarias y sus relaciones antes de que estas formen parte de la estructura de nuestra base de datos relacional.
3. **Definición repositorios:** definen tanto las operaciones CRUD principales como las específicas para cada entidad.
4. **Desarrollo micro-servicios:** utilizan las operaciones definidas en el punto anterior para conseguir la funcionalidad deseada
5. **Pruebas Back-End:** gracias a Postman, los micro-servicios son probados.
6. **Recuperación de los servicios:** se crea un nuevo servicio o se añaden a los ya existentes una nueva llamada a los micro-servicios implementados en la capa de desarrollo.
7. **Diseño de componentes:** tanto su lógica como las plantillas HTML.
8. **Pruebas Front-End:** de forma manual se interactúa con la o las vistas diseñadas asegurando su correcto funcionamiento.

CAPÍTULO 6

Resultados obtenidos y posibles aplicaciones

Puesto que la aplicación desarrollada en este TFG es una herramienta de análisis y recomendación, las posibles aplicaciones de este sistema son muy diversas. No solo se trata de utilizar la herramienta para obtener recomendaciones, una buena interpretación de la información que se refleja en los resultados obtenidos tras la conversación con el sistema es quizás aún más interesante.

Una combinación de toda la información recopilada y analizada con un buen estudio estadístico matemático (fuera de los objetivos de este proyecto), puede llevarnos a sacar conclusiones realmente útiles para decidir cómo y cuando deberíamos invertir en qué empresas.

Las posibilidades son muy diferentes en función del tipo de inversión que queramos realizar o los datos que deseemos analizar. En este capítulo se han querido recoger algunos ejemplos de posibles aplicaciones del sistema desarrollado sobre situaciones y datos verídicos con el objetivo de entender un poco mejor el funcionamiento de la aplicación y ver sobre casos reales de qué es capaz ésta.

Durante la explicación de los ejemplos mostrados se hará referencia a diferentes medidas bajo las que podemos analizar la calidad de nuestras recomendaciones. Es por ello que, más adelante, y conforme se vayan necesitando, éstas serán explicadas más detenidamente.

Veamos pues algunos de los resultados y utilidades, que justifican en parte lo llamativo que puede llegar a ser utilizar esta aplicación.

6.1. Descubrimiento de empresas relacionadas

La primera de las utilidades posibles de esta aplicación, puede ser la detectar una relación entre empresas que de primeras no guardan relación ninguna entre sí. A esto lo denominamos descubrir una empresa relacionada. Sin haber seleccionado ésta empresa, descubrimos que esta se ha comportado igual que el resto de las elegidas.

Como fruto de este concepto, surgen dos medidas realizadas sobre las recomendaciones, el número de empresas relacionadas descubiertas y la velocidad de poda. Esta última se refiere al porcentaje de empresas relacionadas descubiertas respecto de la cantidad total de compañías existentes en ese índice.

Según perfil de inversión que se quiera hacer (corto plazo, largo plazo...) o la situación global en la que nos encontremos (crisis 2008, pandemia del COVID-19...) los intervalos de tiempo usados serán diferentes.

A priori, puesto que el número de días con el que se trabaja es inferior, será mucho más probable encontrar empresas que se han comportado de forma similar y que quizás no esperábamos. Descubrir empresas relacionadas donde los intervalos de tiempo son mayores, es aún más intrigante, puesto que estaremos detectando un patrón de comportamiento entre dichas empresas y esa información puede llegarnos a ser muy útil de cara a futuras inversiones.

Antes de pasar a ver un ejemplo, es necesario comprender también qué indica otra de las medidas presentes en las recomendaciones, la confianza. La confianza representa el porcentaje de días en los que las empresas que forman parte de la recomendación, ya sea porque se han seleccionado o han sido descubiertas, han aumentado su valor respecto de la cantidad de días totales sobre los que dicho conjunto de datos se extiende.

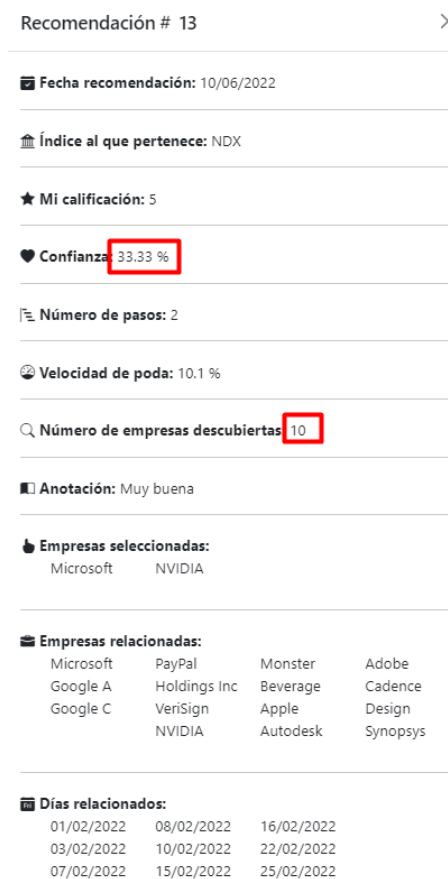


Figura 6.1: Descubrimiento de empresas en el mes de febrero sobre el NASDAQ

La figura 6.1 nos muestra una recomendación sobre el índice NASDAQ basado en datos del pasado mes de febrero en la que se han seleccionado tan solo dos empresas Microsoft y NVIDIA, ambas, con una estrecha relación entre sí que queda reflejada en ese 33,33 % de confianza. Sin embargo, lo interesante no está en lo relacionadas que están entre ellas, sino en que se han inferido 10 nuevas empresas relacionadas con las seleccionadas y que por tanto definen un comportamiento similar.

CAPÍTULO 6. RESULTADOS OBTENIDOS Y POSIBLES APLICACIONES

Esta información puede ser muy útil ya que refleja un claro indicio de la posible actuación futura y de las posibilidades de éxito que conllevarían una inversión en cualquiera de estas empresas.

Como antes se mencionaba, descubrir empresas relacionadas en intervalos de tiempo mayores nos puede ayudar a detectar patrones de comportamiento entre empresas. La figura 6.2, refleja un claro ejemplo de esta situación, donde haciendo uso de datos de 6 meses sobre empresas del Dow Jones, descubrimos empresas relacionadas y lo hacemos además con una muy buena velocidad de poda. Esto claramente es un indicio de que la relación entre dichas empresas es robusta y nos invita a realizar más análisis como éste para extraer las conclusiones adecuadas y realizar una futura inversión.

Recomendación # 14	Recomendación # 16	Recomendación # 17
Fecha recomendación: 11/06/2022	Fecha recomendación: 11/06/2022	Fecha recomendación: 11/06/2022
Índice al que pertenece: DJI	Índice al que pertenece: DJI	Índice al que pertenece: DJI
Mi calificación: 2	Mi calificación: 4	Mi calificación: 4
Confianza: 10.56 %	Confianza: 10 %	Confianza: 9.44 %
Número de pasos: 3	Número de pasos: 3	Número de pasos: 4
Velocidad de poda: 16.67 %	Velocidad de poda: 20 %	Velocidad de poda: 26.67 %
Número de empresas descubiertas: 5	Número de empresas descubiertas: 6	Número de empresas descubiertas: 8
Anotación: Regular	Anotación: Bien	Anotación: Buena
Empresas seleccionadas: Amgen Boeign Coca Cola	Empresas seleccionadas: Boeign Caterpillar Walmart	Empresas seleccionadas: MMM Procter&Gamblerizon Walmart
Empresas relacionadas: Amgen American Goldman JPMorgan Boeign Express Sachs Procter&Gambler Coca Cola Honeywell	Empresas relacionadas: Boeign American Goldman Intel Caterpillar Express Sachs MMM Walmart Apple Honeywell	Empresas relacionadas: MMM Apple IBM United Procter&GamblerCaterpillar Intel Health Verizon Coca Cola J&J Walmart Home Depot
Días relacionados: 01/11/2021 03/12/2021 25/01/2022 09/09/2021 05/11/2021 07/12/2021 03/02/2022 04/10/2021 10/11/2021 15/12/2021 04/02/2022 05/10/2021 19/11/2021 06/01/2022 11/02/2022 28/10/2021 23/11/2021 19/01/2022 14/02/2022	Días relacionados: 01/11/2021 03/12/2021 14/02/2022 05/10/2021 05/11/2021 06/01/2022 28/02/2022 12/10/2021 10/11/2021 14/01/2022 01/09/2021 28/10/2021 19/11/2021 19/01/2022 16/09/2021 23/11/2021 11/02/2022 04/10/2021	Días relacionados: 01/11/2021 26/11/2021 14/01/2022 05/10/2021 05/11/2021 01/12/2021 14/02/2022 28/10/2021 10/11/2021 03/12/2021 28/02/2022 12/11/2021 10/12/2021 16/09/2021 23/11/2021 06/01/2022 04/10/2021

Figura 6.2: Descubrimiento de empresas Dow Jones 6 meses

6.2. Análisis histórico

Otra de las utilidades de este sistema es la de la posibilidad de usarlo como una herramienta de análisis en función de datos históricos, algo muy utilizado en el análisis técnico. El análisis técnico trata de analizar la actividad del mercado y el comportamiento pasado para tratar de realizar predicciones y anticiparse a los movimientos del mercado ([Palacio Roldan 2022](#))

El análisis técnico es una herramienta la cual se maneja mediante datos históricos, patrones de precios y tendencias importantes para que el inversor tome decisiones más acertadas a un corto plazo

Puesto que trabajamos con datos de un intervalo de tiempo mayor para, por ejemplo, buscar una inversión a largo plazo, usamos la herramienta para ver la confianza existente entre las empresas seleccionadas. Esto se traduce en conocer qué porcentaje de días respecto del total ha coincidido el aumento de su valor en el mercado e incluso saber qué días exactamente lo han hecho.

En los siguiente ejemplos, se ha realizado un análisis sobre el comportamiento durante los últimos cuatro meses de diferentes empresas relacionadas con el mismo sector y que pertenecen al índice español IBEX35.

La figura 6.3 muestra dos recomendaciones realizadas sobre los principales bancos que cotizan en este índice. Si nos fijamos en ambas recomendaciones podemos deducir que al menos durante ese tiempo, Bankinter, BBVA y Santander han tendido a comportarse de forma similar ya que vemos una confianza de un 16,8 %, un valor significativo si tenemos en cuenta que son varios los meses sobre los que se está trabajando. Sin embargo, la otra recomendación en la que se incluye en banco Sabadell, tiene una confianza de 0 % que indica que no han coincidido siquiera en un solo día. Por tanto, con este análisis deducimos que el comportamiento del banco Sabadell durante los últimos cuatro meses no ha acompañado al menos al de Bankinter, BBVA y Santander y por lo tanto no es aconsejable tenerlo en cuenta si detectamos que estos tres últimos están teniendo un impacto positivo en el mercado al mismo tiempo.

Otro muy buen ejemplo es el que se muestra en la figura 6.4. En esta recomendación, se han seleccionado Acciona, ACS y Ferrovial, las tres constructoras que pertenecen a este índice y que poseen una confianza del 15,12 %, valor bastante significativo una vez más (recordemos que son cuatro meses). Por tanto, podemos deducir que las constructoras han tenido un comportamiento en el mercado muy similar, y podríamos considerar una inversión en alguna de ellas si detectamos que el resto está aumentando su valor en el mercado.

Sin embargo, lo realmente interesante es que se descubre una nueva empresa relacionada, AENA. Esta compañía pertenece al sector del transporte y la distribución y tiene un acuerdo con Ferrovial (una de las constructoras seleccionadas) por el que se le adjudica la renovación del aeropuerto del El Prat (más información en [Bolsamania - noticia 2021](#)). Por tanto, ambas empresas se encuentran ligadas de alguna forma y su acuerdo se ha visto reflejado directamente en el mercado.

CAPÍTULO 6. RESULTADOS OBTENIDOS Y POSIBLES APLICACIONES

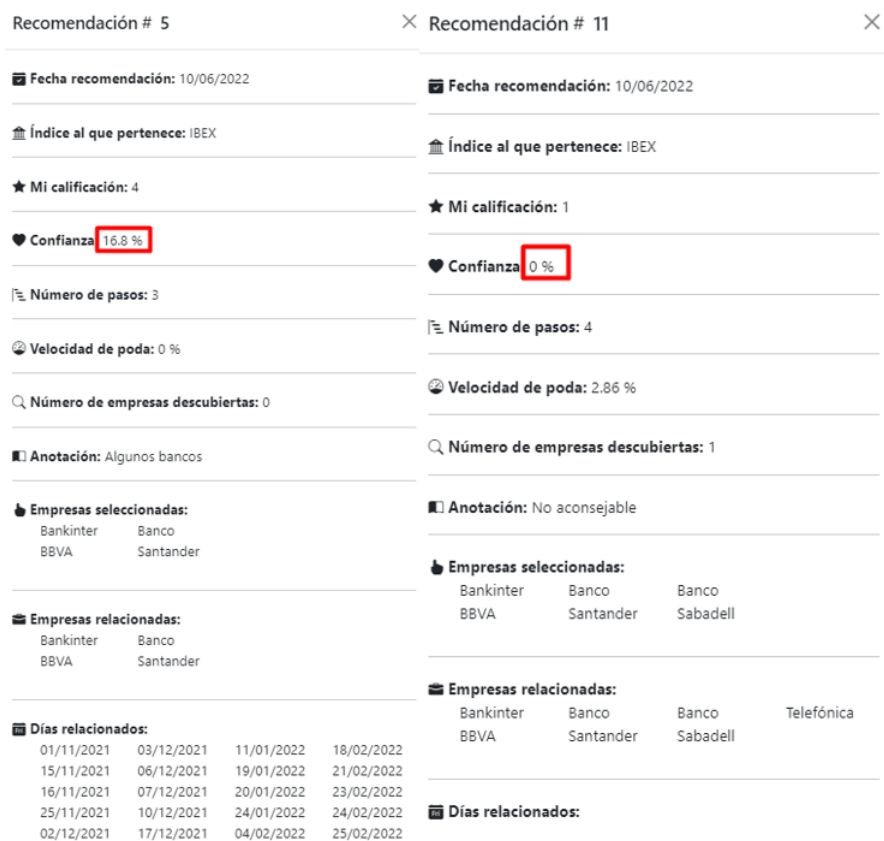


Figura 6.3: Análisis histórico sobre algunos bancos del IBEX35

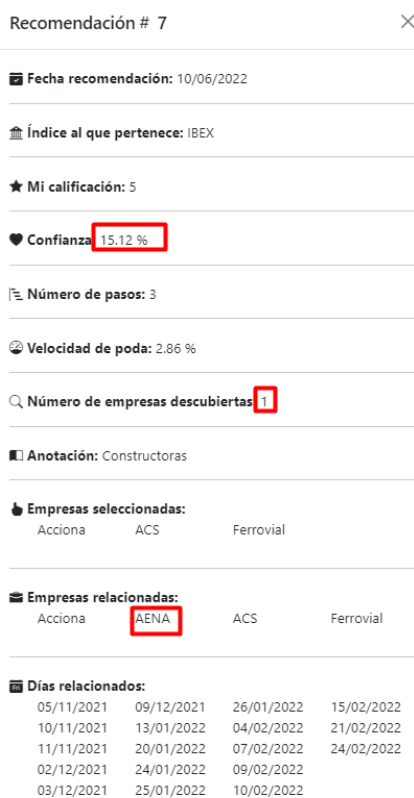


Figura 6.4: Empresas constructoras dentro del IBEX35

6.3. Comparación de empresas

Hasta ahora hemos analizado directamente la información sobre una o varias recomendaciones para extraer conclusiones desde el historial de recomendaciones de la aplicación.

Recordemos, que nuestro sistema posee una funcionalidad que nos permite representar de forma gráfica toda la información acerca de las recomendaciones realizadas sobre un conjunto de datos. Esto es muy interesante, si lo que queremos es realizar deducciones sobre todas las recomendaciones de un *dataset*.

En la figura 6.5 tras realizar varias recomendaciones sobre el mismo conjunto de datos del ejemplo anterior, podemos ver representadas los valores de la métrica de confianza así como la media de las mismas de forma gráfica. Por otro lado las medias correspondientes a las calificaciones, número de pasos, empresas descubiertas y velocidad de poda también se muestran de forma numérica, aunque podemos alternar su representación en la gráfica mostrada (solo hay que seleccionarlas en el desplegable). Con este ejemplo lo que se quiere mostrar son otras funcionalidades que ofrece la aplicación para nuestro análisis aún más completo.

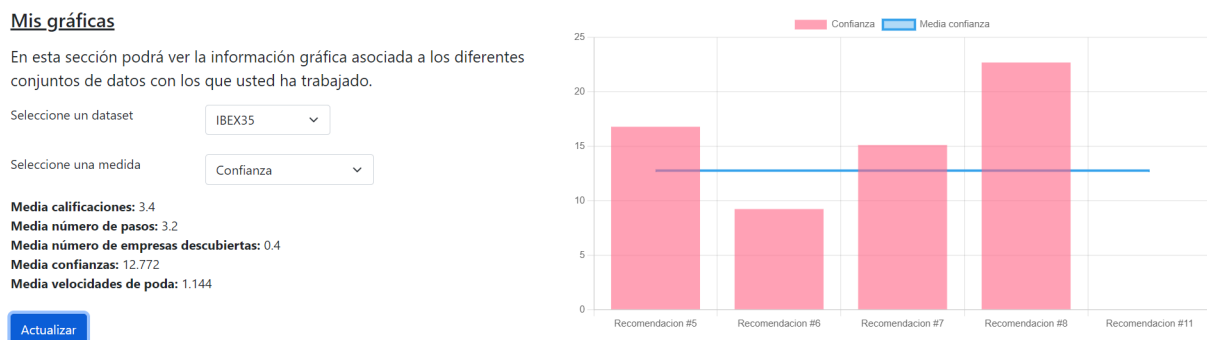


Figura 6.5: Análisis gráfico IBEX35 4 meses

También es posible aprovechar esta herramienta para ver gráficamente resultados muy concretos. La figura 6.6, nos muestra una gráfica sobre la que podemos ver cómo se han comportado las grandes industrias pertenecientes al índice alemán DAX (índice alemán) durante los últimos seis meses.

Para ello, hemos realizado recomendaciones únicas en las que solo se ha seleccionado una empresa. De esta forma cada recomendación se encuentra asociada a una sola empresa. Como en este caso solo nos interesa la media de confianza, podemos limitarnos a estudiar dicho valor y observar que que es del 36,39%, valor significativamente alto, ya que el periodo de tiempo sobre el que se está trabajando es de seis meses. Esta información puede ser útil de cara por ejemplo a analizar exclusivamente las industrias del DAX.

Mis gráficas

En esta sección podrá ver la información gráfica asociada a los diferentes conjuntos de datos con los que usted ha trabajado.

Seleccione un dataset

DAX-industrias

Seleccione una medida

Confianza

Media calificaciones: 1

Media número de pasos: 1

Media número de empresas descubiertas: 0

Media confianzas: 36.39

Media velocidades de poda: 0

Actualizar

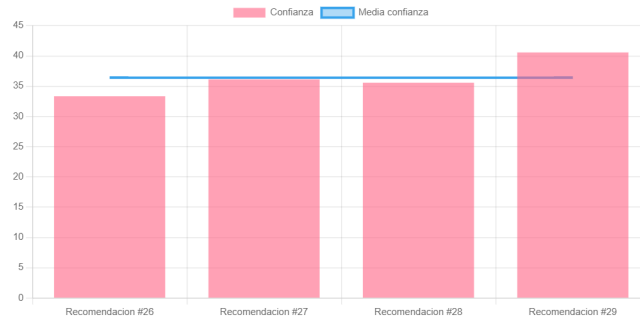


Figura 6.6: Media confianzas industrias DAX 6 meses

CAPÍTULO 7

Entorno tecnológico

Este capítulo recoge el conjunto de tecnologías y recursos utilizados durante el desarrollo de la aplicación web. Destacar que todas ellas son accesibles de forma gratuita y están preparadas para trabajar en armonía, independientemente de la versión en la que se encuentren.

7.1. Tecnologías empleadas

7.1.1. Spring Boot



Spring Boot 2022 es un framework de desarrollo de código abierto de la familia de Spring, que permite programar microservicios y páginas web. A día de hoy es uno de los frameworks más populares en su campo y funciona muy bien en combinación con diferentes tecnologías.

Se ha empleado en conjunto con otras herramientas para el desarrollo del backend, llamadas a APIs externas y desarrollo de microservicios relacionados con la aplicación implementada.

Java



Con un sinfín de librerías y documentación disponible en la web, Spring Boot emplea *Java 2022* como lenguaje de programación orientado a objetos.

Largamente conocido, se ha escogido por su sencillez y cercanía con muchos de los usuarios del ámbito que le rodea.

Maven



Como software para la construcción del proyecto e inclusión de librerías y dependencias, *Maven – Welcome to Apache Maven 2022* accede a los repositorios disponibles en la web solicitados mediante un fichero de configuración conocido como POM y los pone a disposición del proyecto.

Spring Data JPA



JPA 2022 son las siglas de *Java Persistence Api* y tal y como su nombre indica, es una API de Java que permite la persistencia de datos orientada especialmente a bases de datos relacionales.

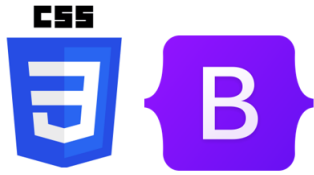
7.1.2. Angular



Por otro lado, tenemos *Angular 2022*, un framework de código abierto orientado al desarrollo de páginas web, muy extendido en los últimos años y pensado para diseñar páginas SPA (del inglés *Single Page Application*).

Gracias a su comodidad, sinergia con otras tecnologías y gran cantidad de recursos web disponibles, Angular ha sido la elección para la parte del frontend empleado en la aplicación web desarrollada.

CSS y Bootstrap



Del inglés, *Cascade Style Sheets*, CSS es un lenguaje de diseño gráfico pensado para modificar y adaptar la apariencia de páginas web escritas en [HTML 2022](#) o cualquier otro lenguaje de marcado.

En combinación con [Bootstrap 2022](#), un framework CSS, la calidad y apariencia del frontend se encuentra a la altura de cualquier aplicación web profesional.

TypeScript



[TypeScript 2022](#) es un lenguaje de programación muy similar a JavaScript y empleado para la comunicación con el backend de la aplicación con las páginas y componentes desarrollados.

HTML 5



Lenguaje de marcado mundialmente conocido y orientado a la construcción y elaboración de páginas web. Mediante el uso de etiquetas, [HTML 2022](#) define una estructura completa para la definición ordenada del contenido presentado.

Se ha usado puesto que además de ser compatible con cualquier navegador y editor de textos, son muchos los lugares donde se puede encontrar documentación explicativa sobre el mismo.

7.2. Recursos software

Visual Studio Code



Visual Studio 2022 es uno de los editores de texto más populares del momento. Gracias a su sinergia con otros productos, este software nos permite desde la instalación de diferentes librerías adaptadas a todo tipos de lenguaje de programación, hasta la integración con otras herramientas también como Git y Postman.

Eclipse



Eclipse 2022 es un entorno de desarrollo multiplataforma, que permite la integración con diferentes módulos y que posee una amplia comunidad de usuarios fácilmente accesible. Tiene su propio compilador (EJC) y su instalación puede orientar el entorno a diferentes lenguajes de programación como Java o C++.

PostgreSQL



PostgreSQL 2022 es un SGBD (Sistema Gestor de Bases de Datos) relacional orientado a objetos que usa el lenguaje SQL. Además de ser muy sencillo de instalar y poseer una gran escalabilidad, funciona muy bien en conjunto con Spring Boot lo que le permite configurar de forma muy simple la base de datos relacional creada y adaptarla a un entorno de desarrollo, integración o pruebas según se necesite.

Postman



Postman 2022 es un cliente HTTP que nos permite realizar pruebas sobre APIs mediante el envío de peticiones altamente personalizables. Se puede configurar desde la cabecera de las peticiones hasta el cuerpo de las mismas y obtener diferentes códigos de respuesta que nos indiquen si la petición original fue o no válida. Es un software muy útil especialmente pensado para probar microservicios.

Taiga



Taiga 2022 es una herramienta de gestión de proyectos ágiles, donde se pueden crear diferentes sprints y asociar tareas dentro de cada uno de ellos. Estas tareas pueden pasar por diferentes estados, ser asignadas a usuarios o incluso añadir dentro de ellas subtareas, comentarios y diferentes versiones de un mismo archivo. Al usarse SCRUM en este proyecto, Taiga se adapta especialmente a la forma de trabajo seguida.

Git



Git 2022 es un software que permite el control de versiones y como tal permite a los usuarios trabajar en un mismo proyecto sin necesidad de alojarse en la misma red. Además está pensado para llevar un registro de las fases y cambios por la que un proyecto pasa, y gestiona muy hábilmente los cambios dentro de un código fuente. En su campo es el más popular y existe una amplia comunidad a nivel mundial que comparte y publica de forma gratuita sus proyectos en esta plataforma.

Balsamiq



Balsamiq 2022 ha sido la herramienta empleada para el desarrollo de las maquetas de interfaz de la aplicación. Permite diseñar pequeños mockups completamente funcionales e interactivos que ayudan al usuario a definir con mayor claridad aquello que quiere desarrollar.

MagicDraw



Magic Draw 2022 es una herramienta de modelado UML que requiere licencia y que posee un amplia funcionalidad extensible mediante plugins. Se ha utilizado para el modelado de casos de uso, diagramas de clases y diagramas de secuencia de este proyecto.

CAPÍTULO 8

Conclusiones y trabajos futuros

8.1. Conclusiones

De forma general, las conclusiones extraídas tras la realización de este proyecto han sido muy positivas puesto que se ha cumplido con todos los objetivos establecidos desde un inicio.

En primer lugar, ha supuesto todo un reto a la hora de gestionar un proyecto de estas dimensiones de forma individual. Sin embargo, gracias a las buenas prácticas de análisis y diseño llevadas a cabo así como la correcta orientación del trabajo por parte de los tutores, el tiempo y los recursos que se disponían han sido más que suficientes para elaborar un muy buen trabajo.

Por otro lado, ha servido para poner a prueba los conocimientos adquiridos durante la formación académica del estudiante como lo son el identificar requisitos de un sistema, el desarrollo de software o la gestión de proyectos.

Relacionado directamente con el conocimiento previo, este trabajo ha ayudado nivel personal sin ninguna duda a extender los conocimientos sobre muchas de las tecnologías más usadas y populares en el mundo del desarrollo software. Algunas más completas que otras aunque sorprendente buenas en lo que a compatibilidad entre ellas se refiere, lo que plantea un interesante abanico de tecnologías conocidas con las que trabajar en otros proyectos.

No podemos olvidar tampoco que durante el periodo de investigación y estudio, se ha logrado una mejor comprensión de conceptos acerca del mercado bursátil, así como el de los sistemas de recomendación, sus tipos y aplicaciones en el mundo real. Todo este aprendizaje queda reflejado en la presente memoria para en cualquier momento consultarlo si se desean repasar dichos conceptos o abrir nuevas líneas de investigación sobre los mismos.

A nivel del desarrollo del software, este ha alcanzado las metas iniciales establecidas, incluso llegando a superar las expectativas sobre sus posibles aplicaciones en el mundo real.

Por último, cabe destacar que el desarrollo de este trabajo, ha servido para contribuir a los resultados ya obtenidos por el grupo de investigación *sicuma* acerca del funcionamiento y comportamiento de su motor desarrollado.

A nivel personal por tanto, ha supuesto todo un gran reto académico del que se ha aprendido mucho y que sin duda ha quedado plasmado a la perfección tanto en la memoria elaborada como en la aplicación web desarrollada. Siempre guardaré un bonito recuerdo de todo el camino seguido así como de esas ganas y esfuerzo puestos en hacer este TFG lo mejor posible.

8.2. Futuras líneas de trabajo

Como líneas futuras de trabajo, son varias las alternativas propuestas que surgieron durante la propia realización del proyecto y que sería bastante interesante tenerlas en cuenta en un futuro.

La primera de ellas tiene que ver con mejorar la capacidad de recomendación del sistema. Para ello, sería una buena usar herramientas estadísticas como complemento del motor de recomendación para realizar análisis más completos de la información almacenada de cada *dataset*. De esta forma, se estaría haciendo una combinación muy interesante que nos recuerda a los ya mencionados sistemas de recomendación híbridos y cómo trabajan haciendo uso de diferentes herramientas.

La segunda idea consiste en darle un poco la vuelta al enfoque desde el que se ha visto este trabajo y utilizar este sistema para aplicarlo, no solo en el mundo de las inversiones bursátiles, sino emplearlo en otros entornos en los que puede ser interesante también realizar análisis como los hechos, como por ejemplo, el mercado de las cripto-monedas, que se encuentra muy de moda en la actualidad.

Bibliografía

1. C. C. Aggarwal, en *Recommender Systems: The Textbook* (Springer International Publishing, Cham, 2016), págs. 139-166, ISBN: 978-3-319-29659-3, (https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3_4).
2. D. Almazro *y col.*, A Survey Paper on Recommender Systems. *CoRR* **abs/1006.5278** (2010).
3. I. Alonso y A. Carrio, APLICACIONES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL A LOS MERCADOS FINANCIEROS. Spanish, *Papeles de Economía Española*, 148-161, 175, (<https://www.proquest.com/scholarly-journals/aplicaciones-de-la-inteligencia-artificial-los/docview/2363845545/se-2?accountid=14568>) (2019).
4. *Amazon.com*, <https://www.amazon.com/>, Compra on-line, mar. de 2022.
5. V. W. Anelli *y col.*, en *Fifteenth ACM Conference on Recommender Systems* (Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2021), págs. 806-809, ISBN: 9781450384582, (<https://doi.org/10.1145/3460231.3470933>).
6. *Angular*, <https://angular.io/>, Framework de código abierto mantenido por Google, abr. de 2022.
7. M. J. Awan *y col.*, A Recommendation Engine for Predicting Movie Ratings Using a Big Data Approach. *Electronics* **10**, ISSN: 2079-9292, (<https://www.mdpi.com/2079-9292/10/10/1215>) (2021).
8. *Balsamiq*, <https://balsamiq.com>, Herramienta para elaborar maquetas de interfaz y mockups, abr. de 2022.
9. I. Barjasteh *y col.*, presentado en Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems, págs. 91-98, ISBN: 978-1-4503-3692-5.
10. A. B. Barragáns-Martínez *y col.*, A hybrid content-based and item-based collaborative filtering approach to recommend {TV} programs enhanced with singular value decomposition. *Information Sciences* **180**, 4290-4311, ISSN: 0020-0255 (2010).
11. F. Benito-Picazo, M. Enciso, C. Rossi y A. Guevara, Enhancing the conversational process by using a logical closure operator in phenotypes implications. *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, mma.4338, n/a-n/a, ISSN: 1099-1476 (2017).
12. *Bolsamania - noticia*, <https://www.bolsamania.com/noticias/empresas/aena-adjudica-ferrovia-renovacion-adequacion-prat-174-millones--8062461.html>, Noticia: Aena adjudica a Ferrovial la renovación y adecuación de El Prat por 17,4 millones, sep. de 2021.

13. *Bootstrap*, <https://getbootstrap.com/>, The most popular HTML, CSS, and JS library in the world, abr. de 2022.
14. R. Burke *y col.*, presentado en Proceedings of Workshop on AI and Electronic Commerce.
15. R. Burke, Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia of library and information systems* **69**, 175-186, ISSN: 1875-6883, (<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.41.3078%7B%5C%7Drep=rep1%7B%5C%7Dtype=pdf%5Cbackslash%5Chttp://www.cs.odu.edu/%7B%7Dmukka/cs795sum10dm/LectureNotes/Day6/burke-elis00.pdf>) (2000).
16. J. Capdevila, M. Arias y A. Arratia, GeoSRS: A hybrid social recommender system for geolocated data. *Information Systems* **57**, 111-128, ISSN: 0306-4379 (2016).
17. F. Cena, L. Console y F. Vernerero, Logical foundations of knowledge-based recommender systems: A unifying spectrum of alternatives. *Information Sciences* **546**, 60-73, ISSN: 0020-0255, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025520307568>) (2021).
18. Y. Chen, C. Wu, M. Xie y X. Guo, Solving the sparsity problem in recommender systems using association retrieval. *J. Comput.* **6**, 1896-1902 (2011).
19. *Concept Explorer*, <http://conexp.sourceforge.net/>, Tool that implements basic functionality needed for study and research of Formal Concept Analysis(FCA), sep. de 2006.
20. M. Córdoba Padilla, *Mercado de valores*, spa (Ecoe ediciones, Bogotá, 2020), ISBN: 607-563-024-4.
21. L. M. de Campos, J. M. Fernández-Luna, J. F. Huete y M. A. Rueda-Morales, Combining content-based and collaborative recommendations: A hybrid approach based on Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning* **51**, 785-799, ISSN: 0888-613X (2010).
22. *Eclipse*, <https://www.eclipse.org/>, Plataforma de integración de herramientas de desarrollo, abr. de 2022.
23. *Expedia*, <https://www.expedia.es/>, Agencia de viajes en internet, mar. de 2022.
24. *Facebook*, <https://www.facebook.com/>, Red social, mar. de 2022.
25. S. Feil, M. Kretzer, K. Werder y A. Maedche, presentado en Proceedings of the 19th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing Companion, págs. 253-256, ISBN: 978-1-4503-3950-6.
26. J. N. Fenoll, *Inteligencia artificial y proceso judicial* (Marcial Pons, 2018).
27. C. Gao *y col.*, Advances and challenges in conversational recommender systems: A survey. *AI Open* **2**, 100-126, ISSN: 2666-6510, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666651021000164>) (2021).
28. *Git*, <https://git-scm.com/>, Software de control de versiones, abr. de 2022.
29. W. Hill, L. Stead, M. Rosenstein y G. Furnas, presentado en Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, págs. 194-201, ISBN: 0201847051, (<https://doi.org/10.1145/223904.223929>).
30. *HTML*, <https://html.com/>, The standard markup language for Web pages, abr. de 2022.

31. A.-S. Hugo Omar, G.-S. Juan Gabriel y G.-F. Nimrod, Efecto de explicaciones sobre la confianza del usuario en sistemas de recomendación sensibles al contexto. *Ingeniería, Investigación y Tecnología* **17**, 419-428, ISSN: 1405-7743, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1405774316300270>) (2016).
32. *Investing.com*, <https://es.investing.com/>, Finanzas, Noticias y Bolsa de Valores, abr. de 2022.
33. P. Jain, M. Gyanchandani y N. Khare, Big data privacy: a technological perspective and review. *Journal of Big Data* **3**, 25, ISSN: 2196-1115, (<https://doi.org/10.1186/s40537-016-0059-y>) (nov. de 2016).
34. *Java*, <https://www.java.com/es/>, Lenguaje de programación, abr. de 2022.
35. A. J. P. Jeckmans y col., en *Social Media Retrieval*, ed. por N. Ramzan y col. (Springer London, London, 2013), págs. 263-281, ISBN: 978-1-4471-4555-4.
36. *JPA*, <https://docs.oracle.com/javaee/7/api/javax/persistence/package-summary.html>, API de persistencia de JAVa, abr. de 2022.
37. N. R. Kermany y S. H. Alizadeh, A hybrid multi-criteria recommender system using ontology and neuro-fuzzy techniques. *Electronic Commerce Research and Applications* **21**, 50-64, ISSN: 1567-4223 (2017).
38. K.-j. Kim y H. Ahn, A recommender system using {GA} K-means clustering in an online shopping market. *Expert Systems with Applications* **34**, 1200-1209, ISSN: 0957-4174 (2008).
39. G. Lv, C. Hu y S. Chen, Research on Recommender System Based on Ontology and Genetic Algorithm. *Neurocomput.* **187**, 92-97, ISSN: 0925-2312 (abr. de 2016).
40. *Magic Draw*, <https://www.3ds.com/products-services/catia/products/nomagic/>, Herramienta de modelado UML, ene. de 2022.
41. D. Maier, *Theory of Relational Databases* (Computer Science Pr, 1983), ISBN: 0914894420.
42. U. Marung, N. Theera-Umpon y S. Auephanwiriyakul, Top-N Recommender Systems Using Genetic Algorithm-Based Visual-Clustering Methods. *Symmetry* **8**, 54 (2016).
43. *Maven - Welcome to Apache Maven*, <https://maven.apache.org/>, Software project management and comprehension tool, abr. de 2022.
44. *MetaTrader 5*, <https://www.metatrader5.com/es>, Plataforma para fórex y las bolsas de valores, mar. de 2022.
45. *Netflix*, <https://www.netflix.com/browse>, Servicio de streaming mediante suscripción que permite a sus usuarios ver series y películas, mar. de 2022.
46. F. Ortega, J. Mayor, D. López-Fernández y R. Lara-Cabrera, CF4J 2.0: Adapting Collaborative Filtering for Java to new challenges of collaborative filtering based recommender systems. *Knowledge-Based Systems* **215**, 106629, ISSN: 0950-7051, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705120307589>) (2021).
47. J. Palacio Roldan, Modelo de recomendación para inversión en acciones colombianas pertenecientes al índice colcap basado en análisis técnico y sentimiento del mercado local. (2022).
48. *Pandora*, <https://www.pandora.com/restricted>, Servicio de radio on-line basado en tus gustos, mar. de 2022.

49. A. Parisi, F. Parisi y D. Díaz, Modelos de algoritmos genéticos y redes neuronales en la predicción de índices bursátiles asiáticos. *Cuadernos de economía* **43**, 251-284 (2006).
50. A. Parisi Fernandez, F. Lobos Robles y E. I. Asencio Vilches, Inteligencia artificial en las finanzas: el factor conciencia en la predicción de la acción TSLA. (2018).
51. *Pildorasinformaticas - YouTube*, <https://www.youtube.com/c/pildorasinformaticas>, Canal de youtube con tutoriales de diversas tecnologías, ago. de 2020.
52. *PostgreSQL*, <https://www.postgresql.org/>, The world's most advanced open source database, abr. de 2022.
53. *Postman*, <https://www.postman.com/>, Plataforma para que los desarrolladores diseñen, construyan, prueben e iteren sus API, abr. de 2022.
54. A. N. Rosli y col., Alleviating the Cold-start Problem by Incorporating Movies Facebook Pages. *Cluster Computing* **18**, 187-197, ISSN: 1386-7857 (mar. de 2015).
55. A. I. Schein, A. Popescul, L. H. Ungar y D. M. Pennock, presentado en Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, págs. 253-260, ISBN: 1-58113-561-0.
56. M. Y. H. Al-Shamri, User profiling approaches for demographic recommender systems. *Knowledge-Based Systems* **100**, 175-187, ISSN: 0950-7051, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705116001192>) (2016).
57. *SICUMA-rs - Swagger UI*, <https://galactus.uma.es/sicumaRecomConversational/swagger-ui.html>, API motor de recomendación conversacional basado en implicaciones, sep. de 2019.
58. *Spring Boot*, <https://spring.io/projects/spring-boot>, Framework de Java más usado en el mundo, abr. de 2022.
59. *Taiga*, <https://www.taiga.io/>, Your opensource agile project management software, abr. de 2022.
60. L. A. L. Tames, B. C. Campos y F. A. C. Navarro, Inteligencia artificial para la transformación digital en toma de decisiones. *Tecnología Vital* **4** (2020).
61. *TypeScript*, <https://www.typescriptlang.org/>, Lenguaje de programación fuertemente tipado construido sobre JavaScript, abr. de 2022.
62. *Udemy*, https://www.udemy.com/?deal_code=&utm_source=aff-campaign&utm_medium=udemyads&utm_term=Homepage&utm_content=Textlink&utm_campaign=Admitad-default&admitad_uid=93ade2b74242d21196cf680b7d58a2e7&publisher_id=1582550&website_id=1804974, Cursos en línea: aprende de todo y a tu propio ritmo, feb. de 2022.
63. *Visual Studio*, <https://visualstudio.microsoft.com/es/>, IDE y Editor de código para desarrolladores de software y Teams, abr. de 2022.
64. H.-C. Wang, H.-T. Jhou e Y.-S. Tsai, Adapting topic map and social influence to the personalized hybrid recommender system. *Information Sciences* **575**, 762-778, ISSN: 0020-0255, (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025518302718>) (2021).
65. *Web Scraper*, <https://webscraper.io/>, The #1 web scraping extension, abr. de 2022.

66. S. Yevtushenko *y col.*, ConExp - The Concept Explorer. (<http://conexp.sourceforge.net>) (2006).

Apéndices

APÉNDICE A

Casos de uso

En el siguiente apéndice se muestran recogidos, cada uno de los casos de uso descritos de forma separada. Su definición ha sido una tarea muy importante a realizar antes de proceder con el desarrollo de la aplicación como tal.

Para cada uno de ellos han sido definidos los siguientes aspectos:

- **Título:** nombre del caso de uso.
- **Descripción:** recoge una breve descripción.
- **Pre-condición:** necesidades previas al cumplimiento de dicho caso de uso.
- **Post-condición:** condición necesaria tras el cumplimiento del caso de uso.
- **Escenario principal:** escenario común ante el que se puede presentar.
- **Escenario alternativo:** comportamiento extraordinario ante el que se puede encontrar el caso de uso
- **Clases de análisis:** clases que refieren a aspectos más técnicos del desarrollo de la aplicación y que pueden ser de entidad, control o interfaz.

Título	CRUD usuarios
Descripción	Crear, ver editar y eliminar un usuario
Pre-condición	Crear: situarse en la vista de login Ver: haber accedido con una cuenta al sistema Editar: estar en la vista del perfil del usuario Eliminar: estar en la vista del perfil del usuario NOTA: solo se pueden crear usuarios comunes, el administrador ya existe desde un inicio en el sistema
Post-condición	Crear: ha sido iniciada la sesión con la nueva cuenta Ver: la información del perfil ha sido mostrada Editar: el perfil del usuario muestra los cambios realizados Eliminar: el usuario es devuelto al inicio y su cuenta ha sido eliminada
Escenario principal	
<p>Para crear:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1.El usuario hace click en crear usuario 2. El sistema muestra una vista de creación de usuarios e introduce sus datos 3. El usuario pulsa el botón "crear usuario" 4.El sistema actualiza crea la cuenta y redirecciona a la página principal <p>Para ver un perfil:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1.El usuario hace click en el icono de su perfil 2. El sistema dirige a la página de su perfil y muestra sus datos <p>Para editar:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1.El usuario hace click en editar perfil 2. El usuario realiza un cambio en su perfil 3. El usuario pulsa el botón "guardar cambios" 4.El sistema actualiza la página conforme a los cambios del usuario <p>Para eliminar el perfil:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1.El usuario desea eliminar su cuenta y hace click en "eliminar cuenta" 2. El sistema pregunta si quiere de verdad eliminar la cuenta 3. El usuario pulsa el botón "aceptar" 4.La cuenta es eliminada por el propio sistema correctamente 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Usuario
B. Clases de control	CtlAuth,CtrlUsuario
C. Clases de interfaz	ViewRegistrar,ViewMain,ViewUsuario ViewLogin, ViewWarningEliminación

Título	Validar acceso
Descripción	El sistema detecta que un usuario quiere entrar en la aplicación y le permite el acceso tras haber comprobado sus credenciales
Pre-condición	El usuario que accede al sistema ha sido registrado con antelación.
Post-condición	Según el tipo de usuario este tiene acceso completo a las funcionalidades que le son permitidas.
Escenario principal	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario solicita el acceso al sistema 2. El sistema le pide las credenciales al usuario 3. El usuario introduce las credenciales 4. El sistema verifica el login 5. El usuario tiene acceso al sistema 	
Escenario alternativo	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario solicita el acceso al sistema 2. El sistema le pide las credenciales al usuario 3. El usuario introduce las credenciales 4. El sistema detecta que los datos no son correctos y lo notifica y vuelve a pedir los datos 5. El usuario vuelve a la página para introducir las credenciales de nuevo 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Usuario
B. Clases de control	CtlAuth
C. Clases de interfaz	ViewLogin, ViewLoginError,ViewMain

Título	Generar, ver y eliminar una recomendación
Descripción	El sistema realizará una recomendación al usuario en función del diálogo previo que ha establecido con este que posteriormente podrá ver y eliminar si lo desea
Pre-condición	Ser usuario validado en el sistema y estar en la página principal
Post-condición	El usuario ha obtenido la información relacionada con la conversación que buscaba
Escenario principal	
<p>Para generar:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario selecciona un dataset disponible 2. El sistema muestra la información asociada al dataset con la lista de empresas y el índice asociado al dataset 3. El usuario conversa (ver caso de uso más abajo) con el sistema hasta obtener una recomendación deseada 4. El sistema registra la conversación 5. El usuario finaliza y califica la conversación (ver caso de uso más abajo) 6. El sistema guarda la recomendación <p>Para ver: existe un caso de uso específico más abajo que explica este proceso</p> <p>Para eliminar:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario selecciona su lista de recomendaciones 2. El sistema carga la lista de recomendaciones asociadas 3. El usuario elimina la recomendación deseada 4. El sistema actualiza la vista y elimina por completo la recomendación 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Usuario,Recomendación
B. Clases de control	CtrlMain,CtrlRecomendación
C. Clases de interfaz	ViewMain,ViewListaRecomendaciones,ViewRecomendaciónPersonalizada,ViewRecomendaciónGeneral

Título	Importar, leer y eliminar de conjunto de datos
Descripción	Los datasets podrán ser importados desde el ordenador del administrador, y tras esto, será posible la visualización de la información añadida, así como su eliminación.
Pre-condición	-Las implicaciones han de ser generadas por 'Concept Explorer' y pasadas en un archivo .txt -El dataset original usado por 'Concept Explorer' ha de estar preparado para su subida en la aplicación -Ser administrador del sistema
Post-condición	Se ha generado un nuevo conjunto de datos
Escenario principal	
<p>Para importar:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario hace clic en 'Importar conjunto de datos' 2. El sistema abre una ventana donde solicita un archivo con formato compatible (implicaciones creadas por 'Concept Explorer') para alimentar al motor y el dataset original. 3. El usuario hace clic los archivos que desea e incluye información sobre el nombre, índice y una descripción 4. El sistema acepta el conjunto de datos y crea un nuevo dataset <p>Para ver:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario hace clic en 'Ver conjunto de datos' 2. El sistema muestra una ventana con la información sobre los datasets. 3. El usuario observa la información que desea y cierra la vista. <p>Para eliminar:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario hace clic sobre el dataset que desea eliminar 2. El sistema elimina el conjunto de datos y lo hace desaparecer de la vista 3. El usuario ya no tiene acceso al 'dataset' que eliminó 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Dataset,FileDB
B. Clases de control	CtrlDataset
C. Clases de interfaz	ViewDatasets,ViewMain,ViewImportarDataset

Título	Historial de recomendaciones generadas
Descripción	Se podrá ver un listado de las recomendaciones realizadas por el sistema hasta la fecha. El administrador podrá ver tanto las suyas propias como un listado general con todas.
Pre-condición	El usuario ha utilizado la herramienta y previamente ha obtenido recomendaciones.
Post-condición	El usuario cierra la ventana con la recomendación mostrada
Escenario principal	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario hace click en "Lista de recomendaciones". 2. El sistema muestra un listado con las diferentes recomendaciones realizadas. 3. El usuario pincha en la recomendación que quiere ver. 4. El sistema devuelve la recomendación realizada detallada. 5. El usuario observa la recomendación y cierra la ventana. 6. El sistema vuelve a mostrar el historial de recomendaciones completo 	
Escenario alternativo	
Sin escenarios alternativos	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Recomendación
B. Clases de control	CtrlRecomendación
C. Clases de interfaz	ViewListaRecomendaciones,ViewMain,ViewRecomendacionGeneral,ViewRecomendaciónPersonalizada

Título	Conversar con el motor	
Descripción	El usuario conversa con el sistema para obtener un listado de empresas relacionadas, así como un porcentaje de coincidencia con las mismas.	
Pre-condición	La herramienta ha sido previamente alimentada por el administrador del sistema	
Post-condición	El sistema ha realizado con éxito una recomendación al usuario	
Escenario principal		
<ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario selecciona una empresa de la lista. 2. El sistema le devuelve un listado de empresas relacionadas con la empresa/s ya seleccionadas 3. El proceso se repite iterativamente hasta que es usuario considere suficiente. Entonces, pincha en 'Finalizar conversación' (ver caso de uso 'Generar Recomendación'). 		
Clases de análisis		
A. Clases de entidad	Recomendación	
B. Clases de control	CtrlMain	
C. Clases de interfaz	ViewMain	

Título	Sección de ayuda
Descripción	Botón de ayuda que de acceso a un apartado en el que existen una serie de preguntas frecuentes.
Pre-condición	Se ha iniciado sesión en el sistema
Post-condición	El usuario ha resuelto sus dudas
Escenario principal	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario desconoce cómo funciona la aplicación y hace clic en la sección de ayuda 2. El sistema muestra una nueva página donde se observan detalles del funcionamiento de la aplicación. 3. El usuario lee la información que necesita 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	No interviene ninguna entidad
B. Clases de control	No intervienen ninguna clase de control
C. Clases de interfaz	ViewAyuda,ViewMain

Título	Generación de gráficas asociadas a las recomendaciones	
Descripción	<p>Se podrá ver gráficamente los datos sobre las recomendaciones asociadas a cada uno de los datasets.</p> <p>El administrador podrá consultar una información genérica para cada dataset más allá de la suya particular</p>	
Pre-condición	Haber generado alguna recomendación con anterioridad	
Post-condición	El usuario es capaz de realizar un análisis a partir de los gráficos que se le muestran	
Escenario principal		
<ol style="list-style-type: none"> 1. El usuario selecciona el dataset sobre el que realizó las recomendaciones 2. El sistema genera una gráfica que relaciona los datos sobre el conjunto de recomendaciones para ese dataset 3. El usuario analiza las gráficas que le son mostradas 		
Clases de análisis		
A. Clases de entidad	Dataset,Recomendacion	
B. Clases de control	CtrlRecomendacion,CtlDataset	
C. Clases de interfaz	ViewAnalisisRecomendaciones	

Título	Valorar recomendación
Descripción	El usuario podrá de forma numérica realizar una valoración cuán buena considera que ha sido la recomendación hecha por el sistema
Pre-condición	El usuario ha finalizado la conversación con el sistema
Post-condición	El sistema almacena la valoración del usuario asociada a la conversación
Escenario principal	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El sistema solicita una valoración numérica al usuario sobre la recomendación realizada 2. El usuario introduce una calificación del 1 al 5 y pincha en el botón de aceptar 3. El sistema detecta que ya se ha valorado la recomendación y almacena el resultado 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	
B. Clases de control	
C. Clases de interfaz	

Título	Evaluación eficiencia del motor
Descripción	Podrá analizarse la eficiencia con la que ha trabajado el motor durante el diálogo en función del número de pasos necesarios y el total de empresas que han sido relacionadas
Pre-condición	El usuario ha finalizado la conversación con el sistema
Post-condición	El sistema ha guardado evaluación asociada a la recomendación realizada
Escenario principal	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El sistema detecta que la conversación ha finalizado 2. El sistema calcula la evaluación del diálogo teniendo en cuenta el número de pasos necesarios, el total de empresas descubiertas y el número de días relacionados entre las empresas resultantes. 3. La información sobre la evaluación asociada a la recomendación es almacenada junto a la propia recomendación. 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Recomendacion
B. Clases de control	CtrlCierre
C. Clases de interfaz	ViewMain

Título	Ver listado de usuarios
Descripción	El administrador podrá ver una lista de todos los usuarios registrados en el sistema, sus datos y podrá eliminar sus cuentas
Pre-condición	Tener iniciada sesión como administrador del sistema
Post-condición	
Escenario principal	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El administrador accede al listado de usuarios del sistema 2. El sistema devuelve una lista con todos los usuarios disponibles 3. El administrador consulta la información que necesita sobre los usuarios 	
Escenario alternativo	
<ol style="list-style-type: none"> 1. El administrador accede al listado de usuarios del Sistema 2. El sistema devuelve una lista con todos los usuarios disponibles 3. El administrador presiona borra ren el usuario que desea eliminar 4. El sistema borra la información asociada al usuario seleccionado 	
Clases de análisis	
A. Clases de entidad	Usuario
B. Clases de control	CtrlUsuario
C. Clases de interfaz	ViewMain, ViewListaUsuarios

APÉNDICE B

Maquetas de interfaz

A continuación se recogen los diseños de las maquetas de interfaz realizados y sobre los que finalmente se ha trabajado para poder darle un aspecto visual atractivo a la aplicación.

Destacar que estos diseños no se corresponden exactamente con la apariencia definitiva de la aplicación. Esto se debe a que son solo maquetas de interfaz y como tales, su función es la de tener una base sobre la que comenzar el verdadero diseño.

Login



https://RecomiendaInversionesUma.es



Recomendador de Inversiones

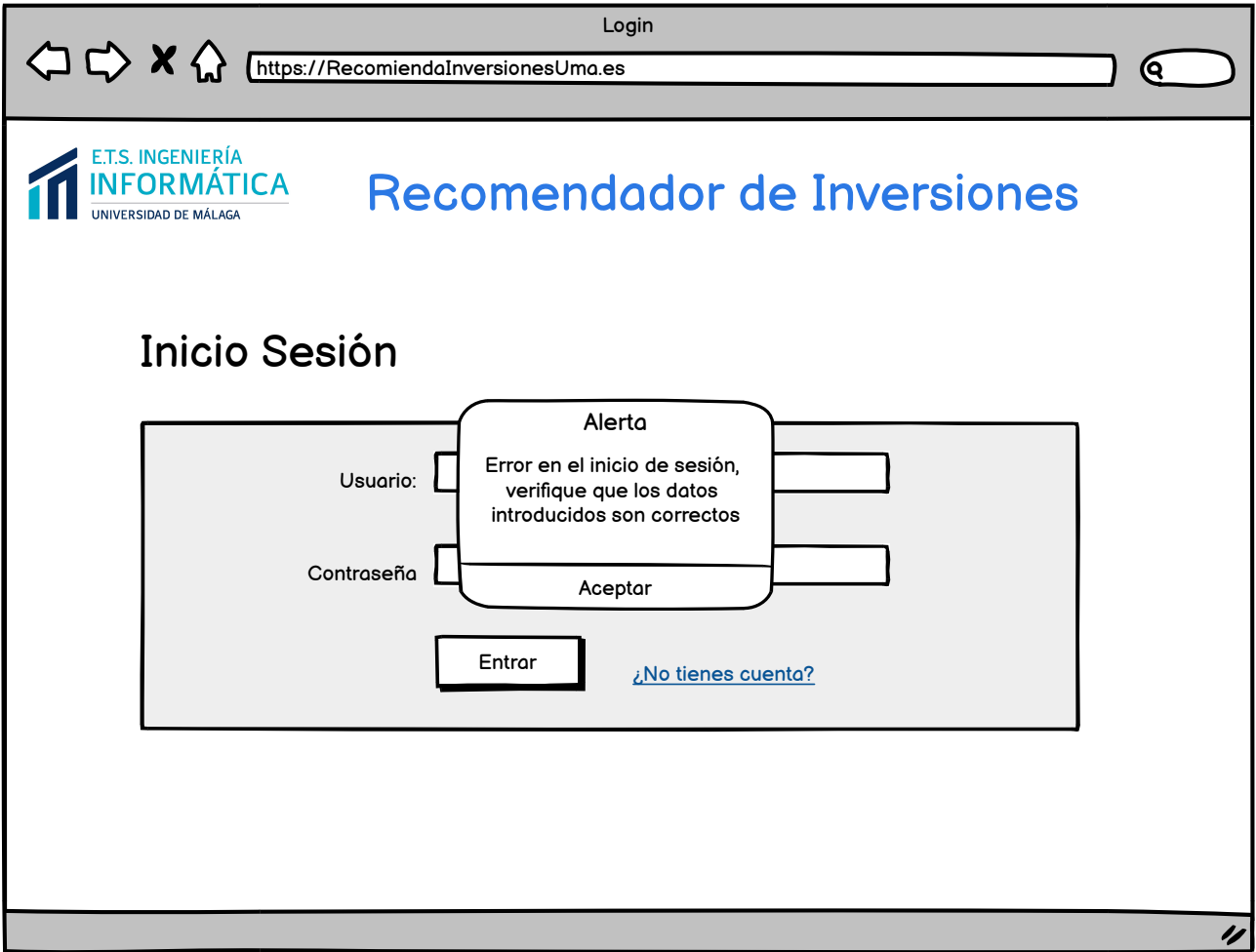
Inicio Sesión

Usuario:

Contraseña

Entrar

[¿No tienes cuenta?](#)





Recomendador de Inversiones

Crear cuenta

* Username:

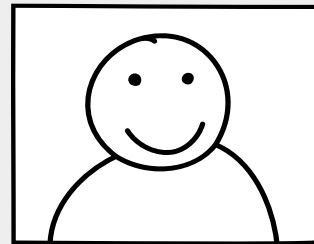
* Nombre:

* Correo:

Ciudad:

*Teléfono de contacto

* Contraseña:





Inicio

Usuarios

Ver datos

Importar datos

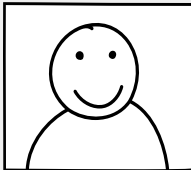
Mis recomendaciones

Historial de recomendaciones

Ayuda

Gráficas general

Mis gráficas



Username

Nombre Completo:

Correo:

Ciudad:

Teléfono de contacto:

Editar perfil





Inicio

Usuarios

Ver datos

Importar datos

Mis recomendaciones

Historial de recomendaciones

Ayuda

Gráficas general

Mis gráficas

* Username:

* Nombre Completo:



* Correo:



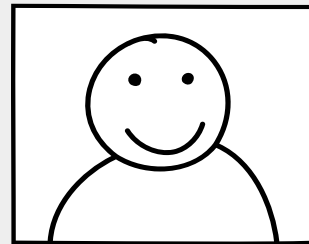
Ciudad:



*Teléfono de contacto



* Contraseña:



Seleccionar foto

 Eliminar cuenta

Confirmar cambios



Inicio

Usuarios

Ver datos

Importar datos

Mis recomendaciones

Historial de recomendaciones

Ayuda

Gráficas general

Mis gráficas

* Username:

* Nombre Completo:

* Correo:

Ciudad:

*Teléfono de contacto 

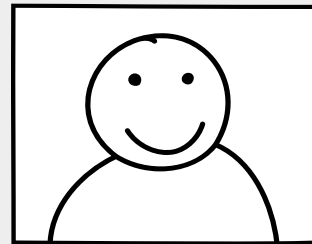
* Contraseña: 

Confirmar cambios

Alerta

Su cuenta será borrada
permanentemente

Aceptar



Seleccionar foto

 Eliminar cuenta

Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/listaUsuarios



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

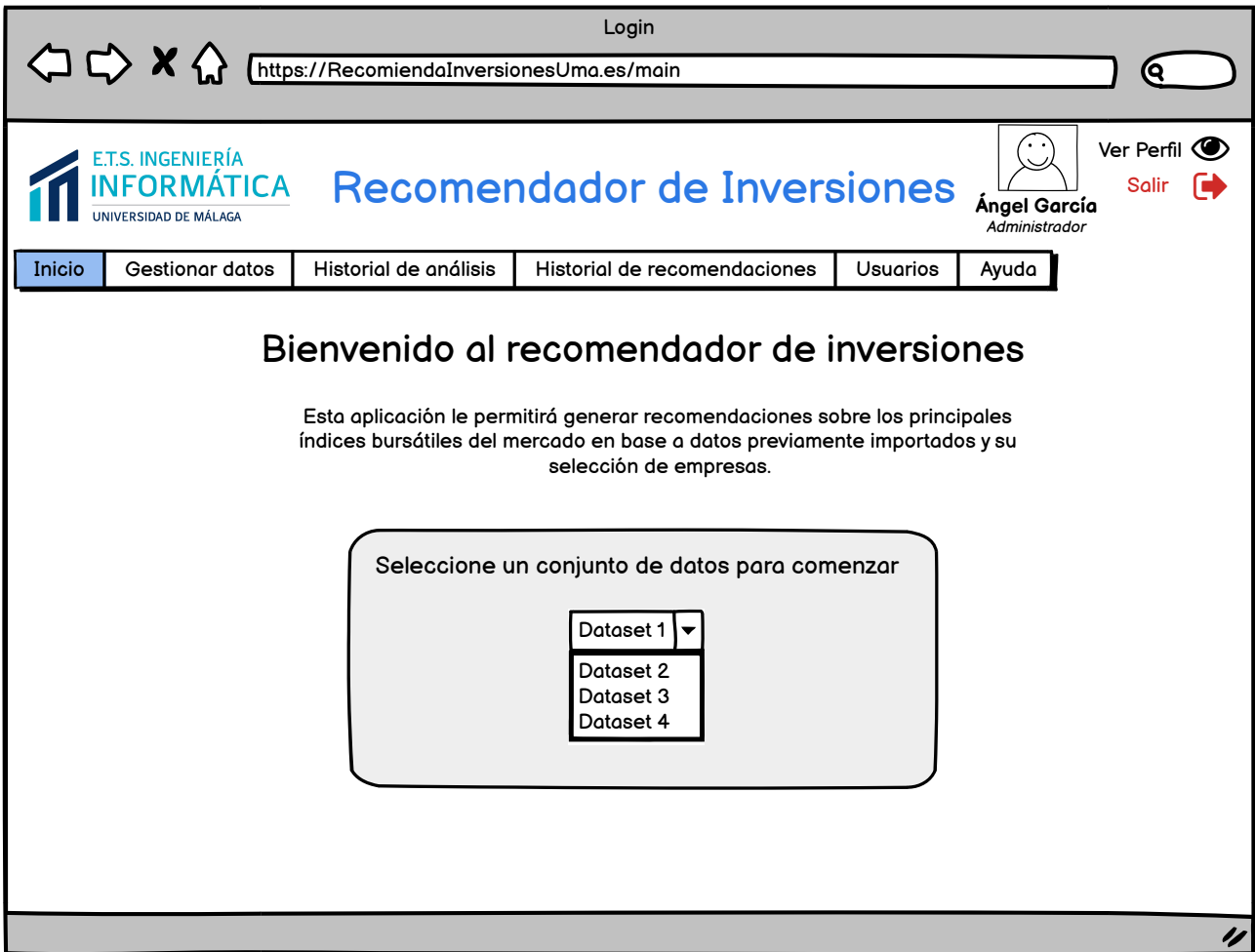
Ángel García
Administrador

Salir

[Inicio](#) [Usuarios](#) [Ver datos](#) [Importar datos](#) [Mis recomendaciones](#) [Historial de recomendaciones](#) [Ayuda](#)

[Gráficas general](#) [Mis gráficas](#)

Nombre Completo	Correo	Ciudad	Teléfono de contacto	Rol	Cambiar rol	Borrar usuario
Ángel García	angel@gmail.com	Madrid	647874587			
Julia Martínez Rodríguez	juliamar@gmail.com	Málaga	625874587	Común	Cambiar	Borrar
Roberto García Jiménez	robgarjim@gmail.com	Toledo	724587963	Común	Cambiar	Borrar



Login

Recomendador de Inversiones

Ver Perfil

Salir

Ángel García
Administrador

Inicio
Usuarios
Ver datos
Importar datos
Mis recomendaciones
Historial de recomendaciones
Ayuda

Gráficas general
Mis gráficas

Empresas disponibles

Empresa
Acciona
Inditex
Iberdrola

Empresas relacionadas

Empresa
Indra
Banco Santander
Acerinox

Resultado de la recomendación

Dataset sobre el Índice SPA35

Empresas seleccionadas

Indra
BBVA
ACS

Días relacionados

20/05/21
21/05/21
22/05/21
23/05/21

Seleccionar

Finalizar conversación

Browser window: Login
Address bar: <https://RecomiendaInversionesUma.es/main>

Logo: E.T.S. INGENIERÍA INFORMÁTICA UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

Recomendador de Inversiones

User: Ángel García Administrador
Ver Perfil Salir

Navigation: Inicio | Usuarios | Ver datos | Importar datos | Mis recomendaciones | Historial de recomendaciones | Ayuda

Gráficas general | Mis gráficas

Empresas disponibles

Empresa
Acciona
Inditex
Iberdrola

Empresas relacionadas

Empresa
Indra
Banco Santander
Acerinox

Finalizar conversación

Calificar:

Anotación: _____

Aceptar

recomendación

el Índice SPA35

seleccionadas

BVA ACS


Días relacionados

20/05/21	21/05/21	22/05/21	23/05/21
----------	----------	----------	----------




Seleccionar **Finalizar conversación**

Login

← → × ↶ 🔍



Recomendador de Inversiones

Ver Perfil 
Salir 
Ángel García
Administrador

Inicio Usuarios Ver datos Importar datos Mis recomendaciones Historial de recomendaciones Ayuda

Gráficas general Mis gráficas

* Nombre del dataset:

Descripción

*Índice bursátil SPA35 ▼

DE30

US30

NASDA

*Seleccione un archivo con las reglas Seleccionar Ninguno selec...

Seleccione un archivo con el dataset original Seleccionar Ninguno selec...

Ver datos

Empezar

Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/verDatos



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

Salir

Ángel García
Administrador

Inicio	Usuarios	Ver datos	Importar datos	Mis recomendaciones	Historial de recomendaciones	Ayuda
					Gráficas general	Mis gráficas

Id dataset	Nombre	Índice	Descripción	Fecha Inicio	Fecha Fin	Descargar	Eliminar dataset
1	Ibex35	SPA35	1 mes	22/04/21	22/05/22	Descarga	Eliminar
1	NASDAQ	US100	1 mes	22/04/21	22/05/22	Descarga	Eliminar

Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/listaRecomendaciones



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

Ángel García
Administrador

Salir

- Inicio
- Usuarios
- Ver datos
- Importar datos
- Mis recomendaciones
- Historial de recomendaciones
- Ayuda

Id	Fecha	Índice
1	07/03/22	SPA35
2	04/03/22	NASDA

Recomendación

Anotación Muy buena
Fecha 22/02/22
Índice SPA35
Confianza 0.8
Mi calificación 8
Pasos 2
Número empresas descubiertas 4
Empresas seleccionadas Inditex, Iberdrola
Empresas relacionadas BBVA, Santander
Días relacionados 22/04/22 24/05/22

Aceptar

Mis gráficas	
Ver	Eliminar

Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/historialRecomendaciones



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

Ángel García
Administrador

Salir

- Inicio
- Usuarios
- Ver datos
- Importar datos
- Mis recomendaciones
- Historial de recomendaciones
- Ayuda

Id	Fecha	Índice
1	07/03/22	SPA35
2	04/03/22	NASDA

Recomendación

Usuario que la realizó Pepe Flores

Anotación Muy buena

Fecha 22/02/22

Índice SPA35

Confianza 0.8

Calificación 8

Pasos 2

Número empresas descubiertas 4

Empresas seleccionadas Inditex, Iberdrola

Empresas relacionadas BBVA, Santander

Días relacionados 22/04/22 24/05/22

Aceptar

Mis gráficas

Ver	Eliminar

Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/graficasGeneral



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

Salir

Ángel García
Administrador

Inicio

Usuarios

Ver datos

Importar datos

Mis recomendaciones

Historial de recomendaciones

Ayuda

Gráficas general

Mis gráficas

GRÁFICAS GENERAL

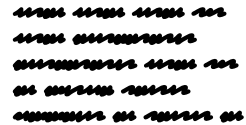
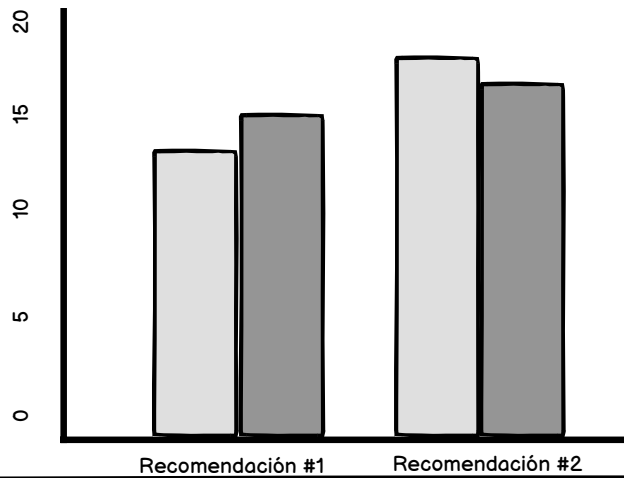
Leyenda

Seleccione dataset

Dataset 3
Dataset 2
Dataset 3
Dataset 4

Seleccione medida

Calificación
Npasos
Empresas descubiertas
Confianza
Velocidad poda



Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/graficasUsuario



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

Ángel García
Administrador

Salir

Inicio

Usuarios

Ver datos

Importar datos

Mis recomendaciones

Historial de recomendaciones

Ayuda

Gráficas general

Mis gráficas

MIS GRÁFICAS

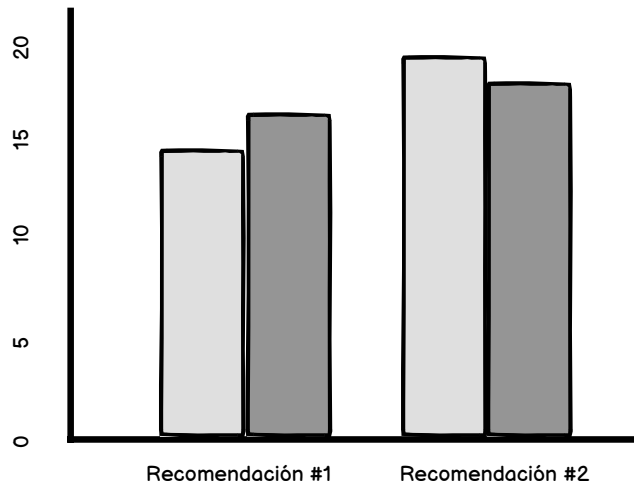
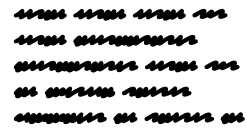
Seleccione dataset

Dataset 3
Dataset 2
Dataset 3
Dataset 4

Seleccione medida

Calificación
Npasos
Empresas descubiertas
Confianza
Velocidad poda

Leyenda



Login



https://RecomiendaInversionesUma.es/ayuda



Recomendador de Inversiones



Ver Perfil

Ángel García
Administrador

Salir

Inicio

Usuarios

Ver datos

Importar datos

Mis recomendaciones

Historial de recomendaciones

Ayuda

Gráficas general

Mis gráficas

En esta sección podrá ver un listado de preguntas frecuentes para aclarar cualquier problema con la aplicación

Preguntas frecuentes

Este es un texto de ejemplo que se repite varias veces para simular el contenido de una sección de preguntas frecuentes. El texto es ilegible debido a la distorsión de la imagen.

Este es un texto de ejemplo que se repite varias veces para simular el contenido de una sección de preguntas frecuentes. El texto es ilegible debido a la distorsión de la imagen.

Este es un texto de ejemplo que se repite varias veces para simular el contenido de una sección de preguntas frecuentes. El texto es ilegible debido a la distorsión de la imagen.

APÉNDICE C

Diagramas de secuencia

En este apéndice podemos encontrar cada uno de los diagramas de secuencia UML que explican la interacción existente entre los usuarios y la herramienta desarrollada.

Al igual que ocurre con los casos de uso y las maquetas de interfaz, el modelado de estos diagramas ha sido también una tarea necesaria a realizar previa a la implementación de la aplicación.

Gracias a ellos, el funcionamiento interno del sistema queda definido y por tanto, la tarea de desarrollo pasa a ser mucho más sencilla.

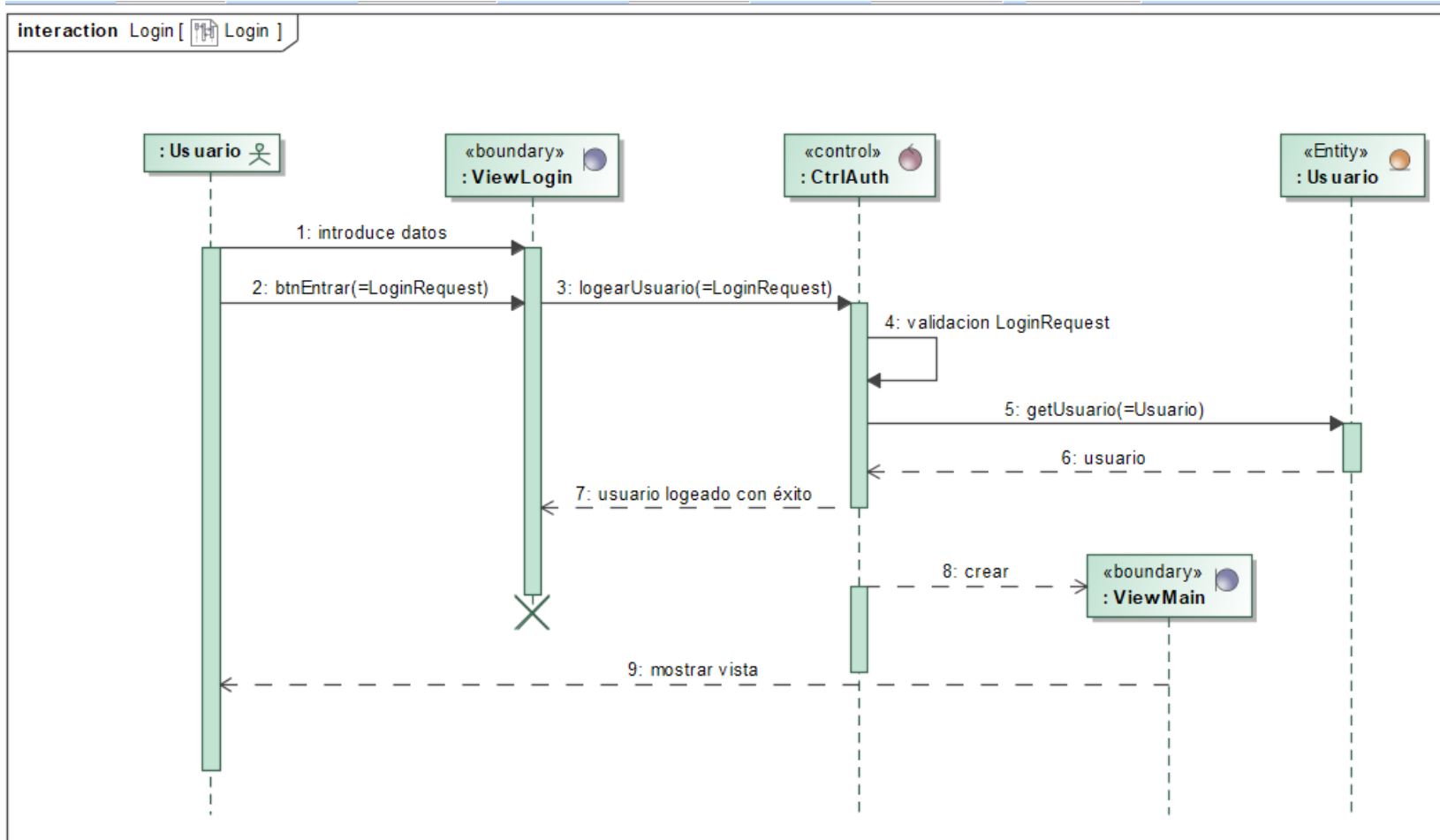


Figura C.1: Login

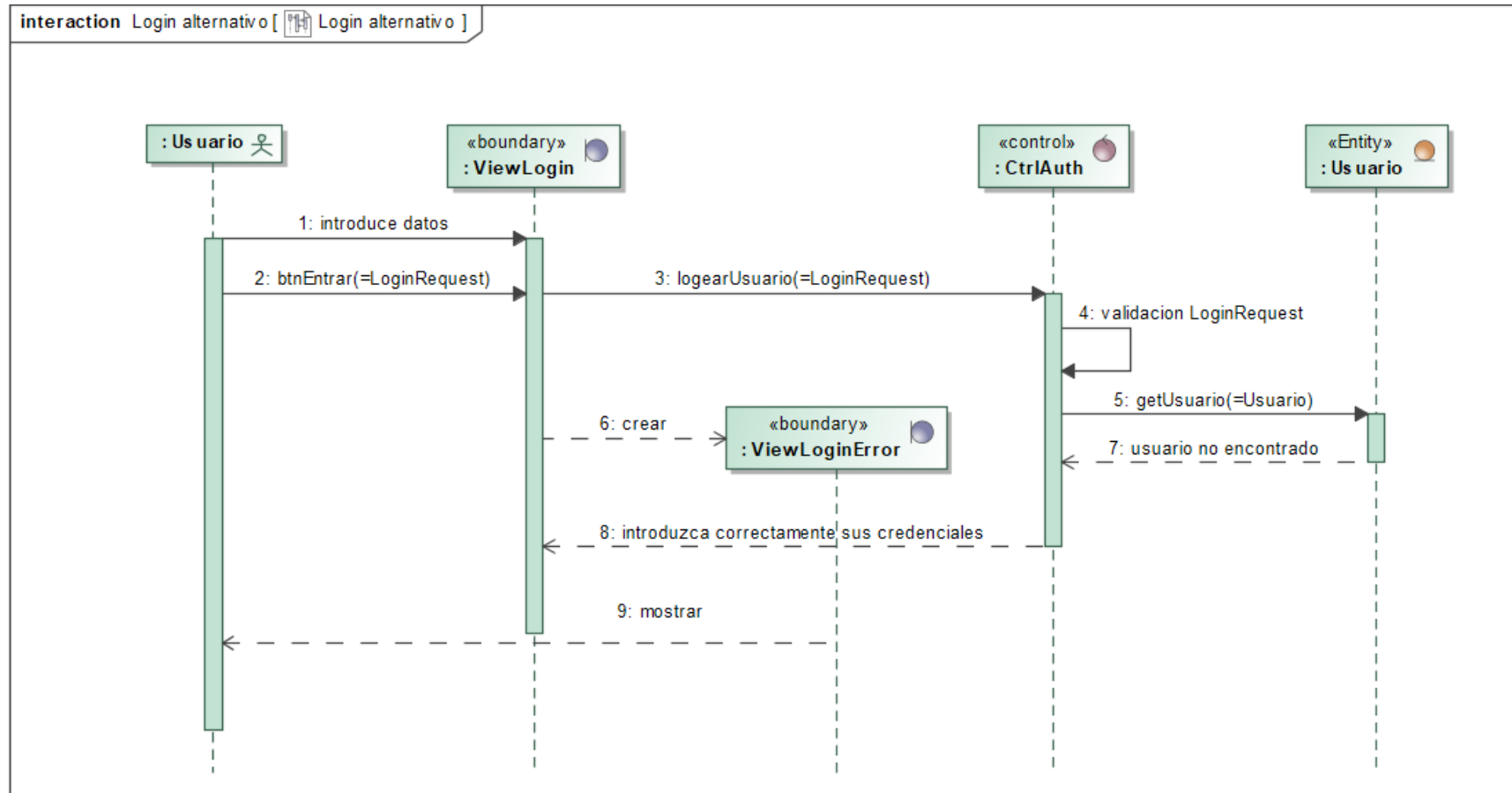


Figura C.2: Login alternativo

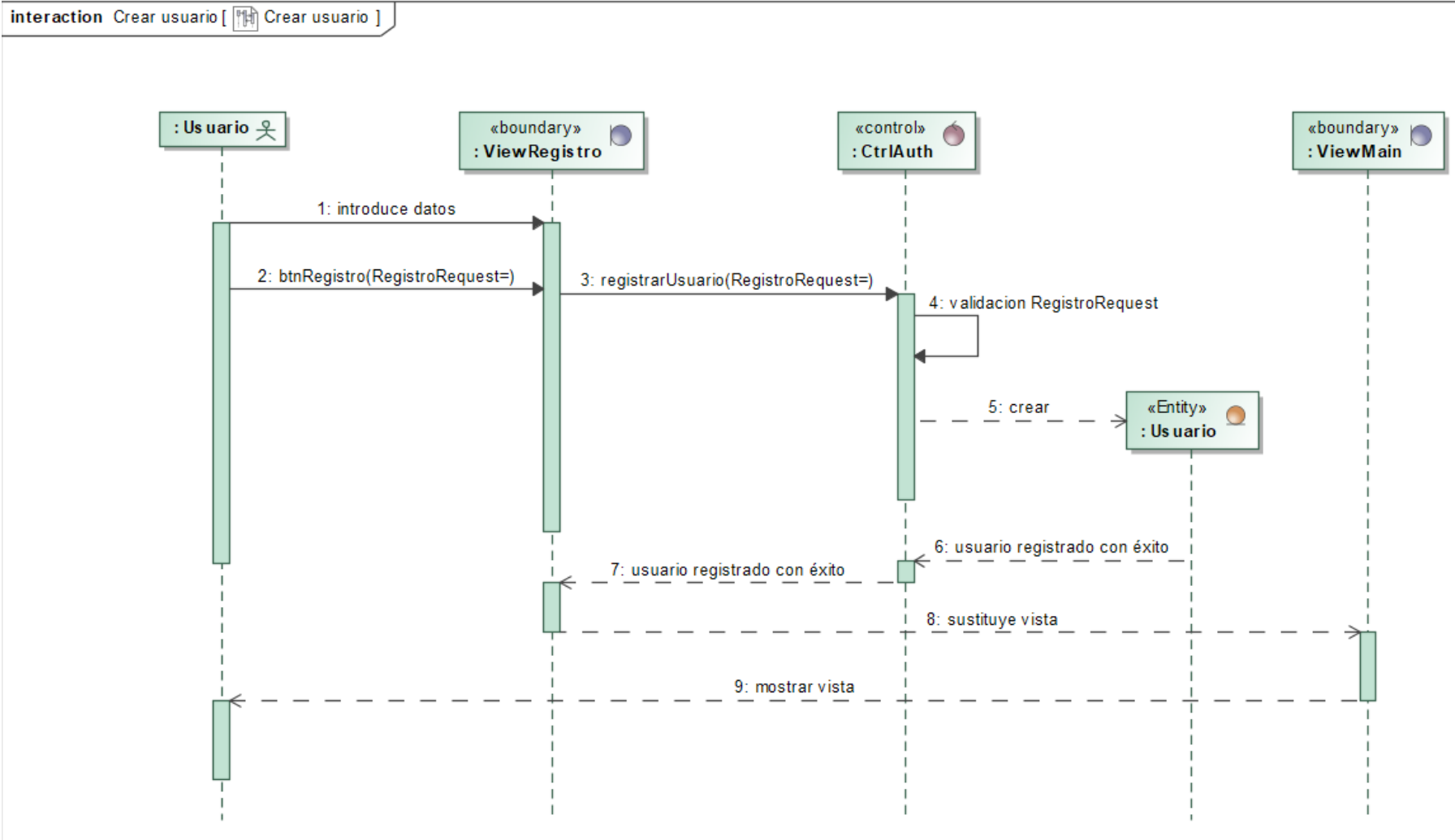


Figura C.3: Crear usuario

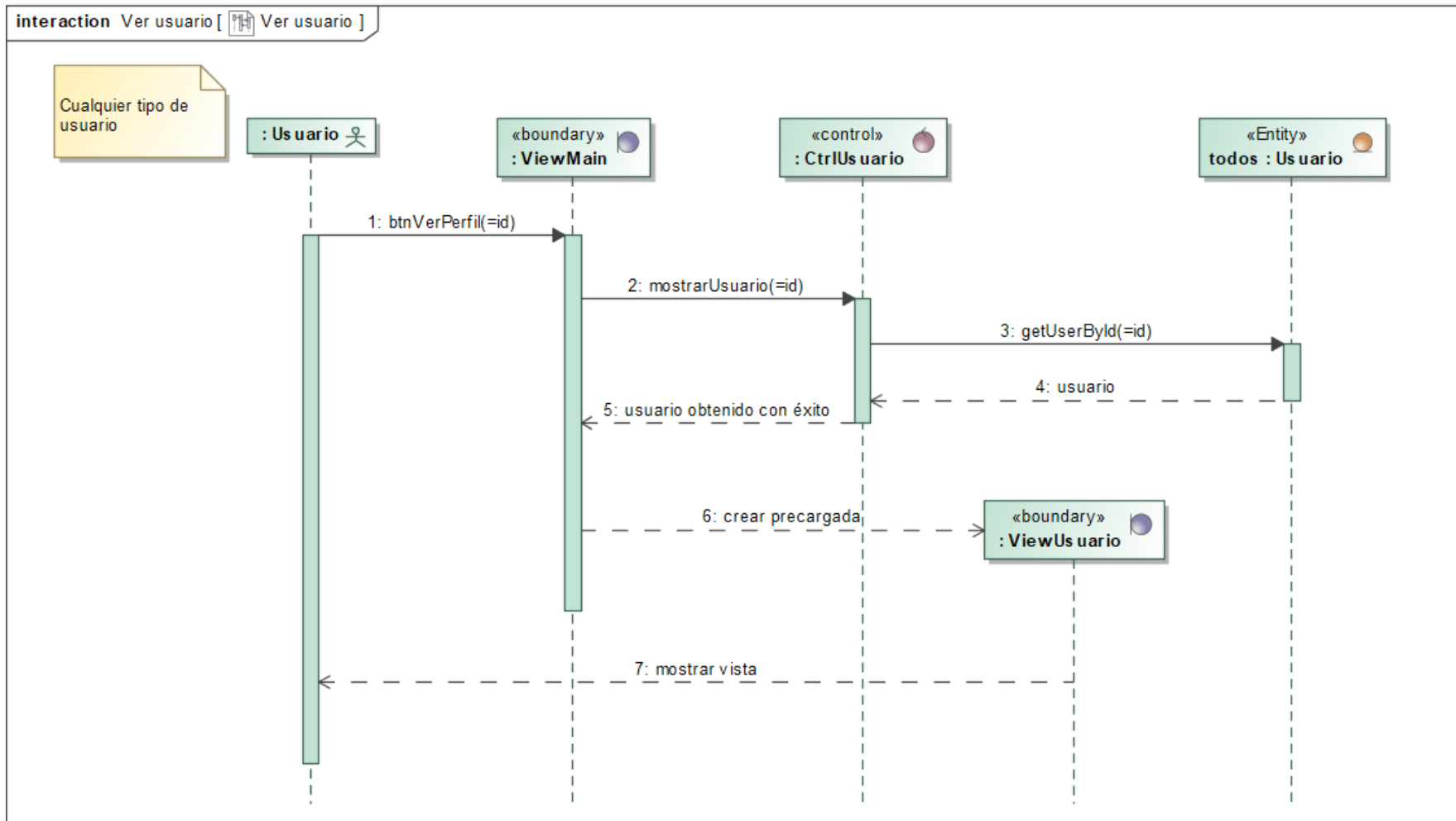


Figura C.4: Ver usuario

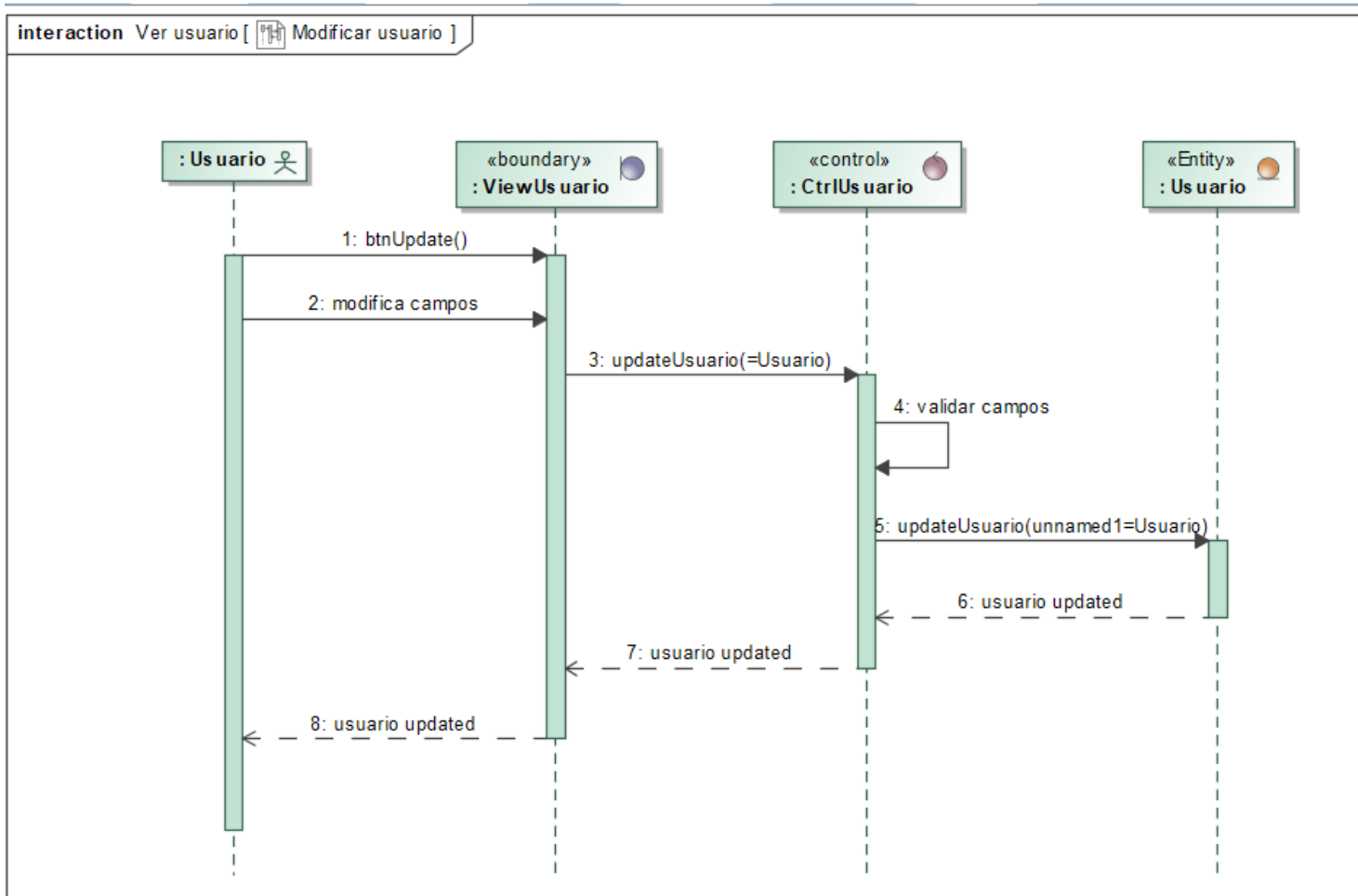


Figura C.5: Modificar usuario

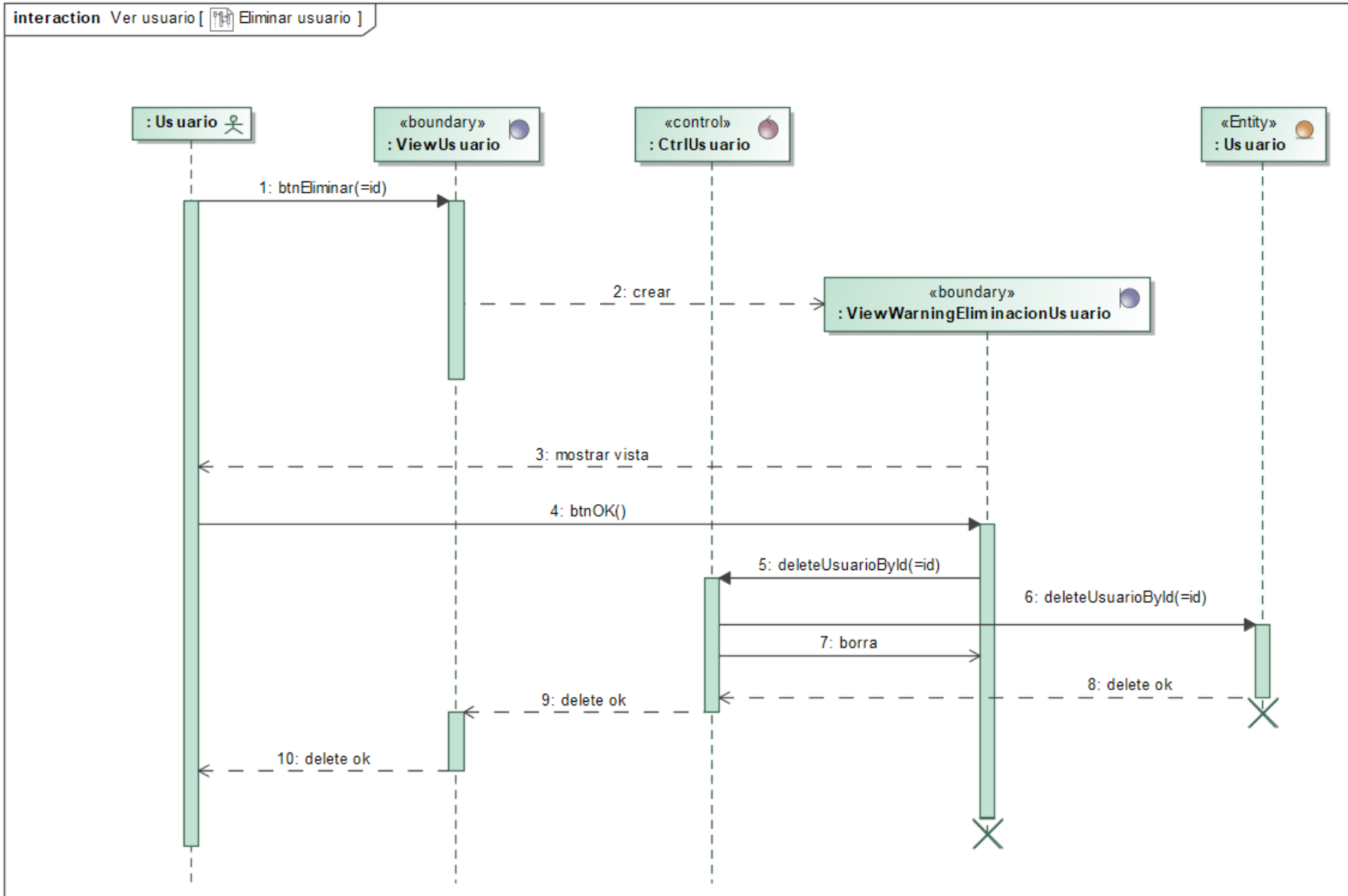


Figura C.6: Eliminar usuario

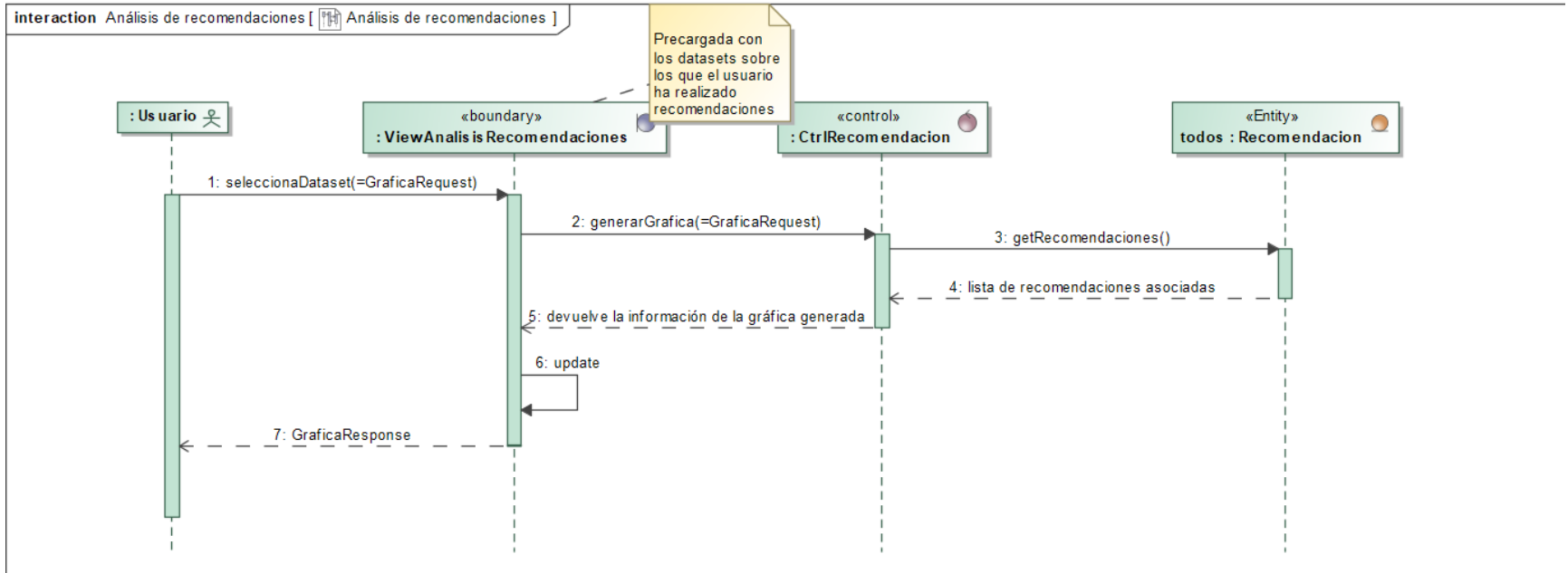


Figura C.7: Análisis de recomendaciones

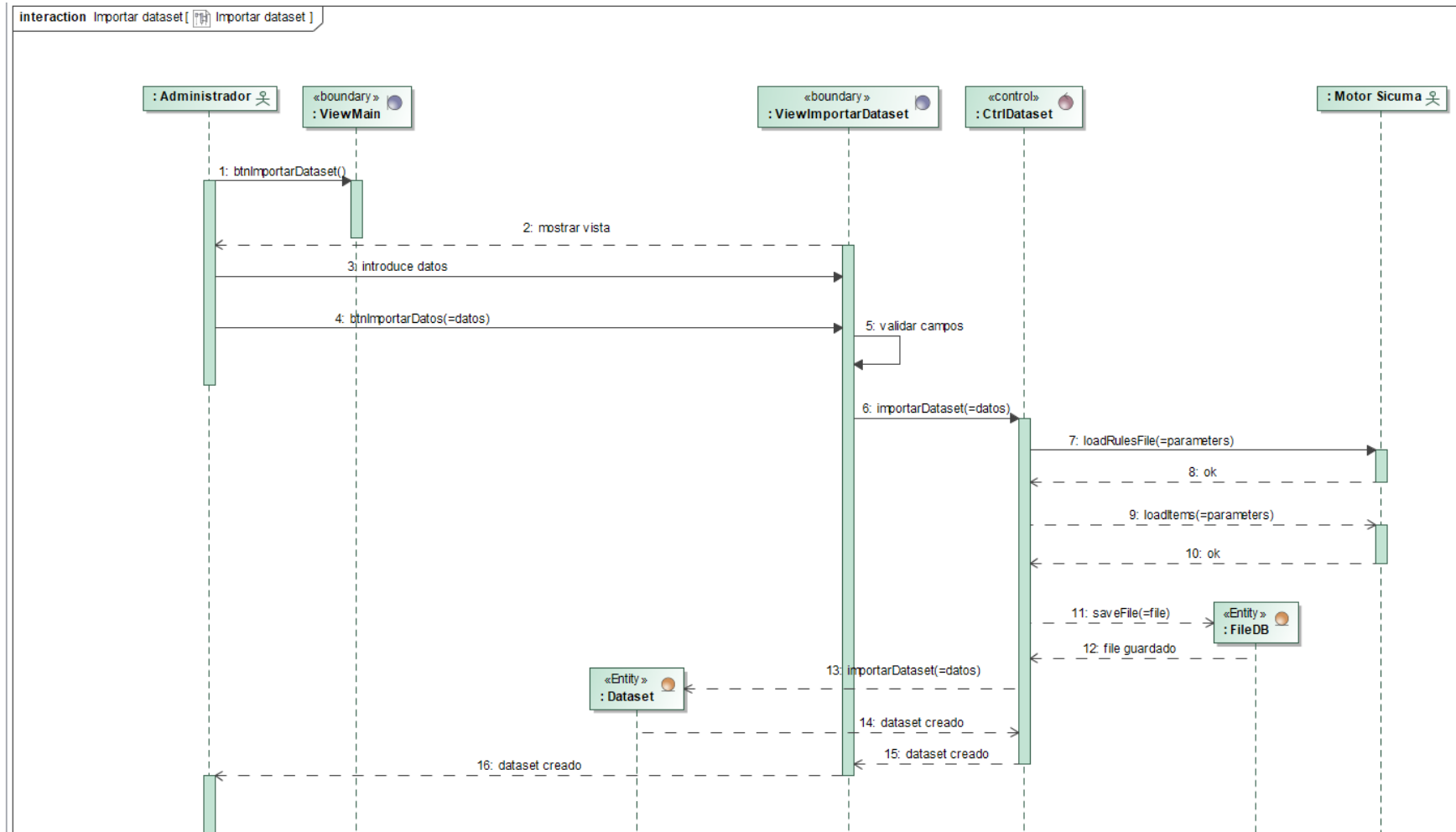


Figura C.8: Importar dataset

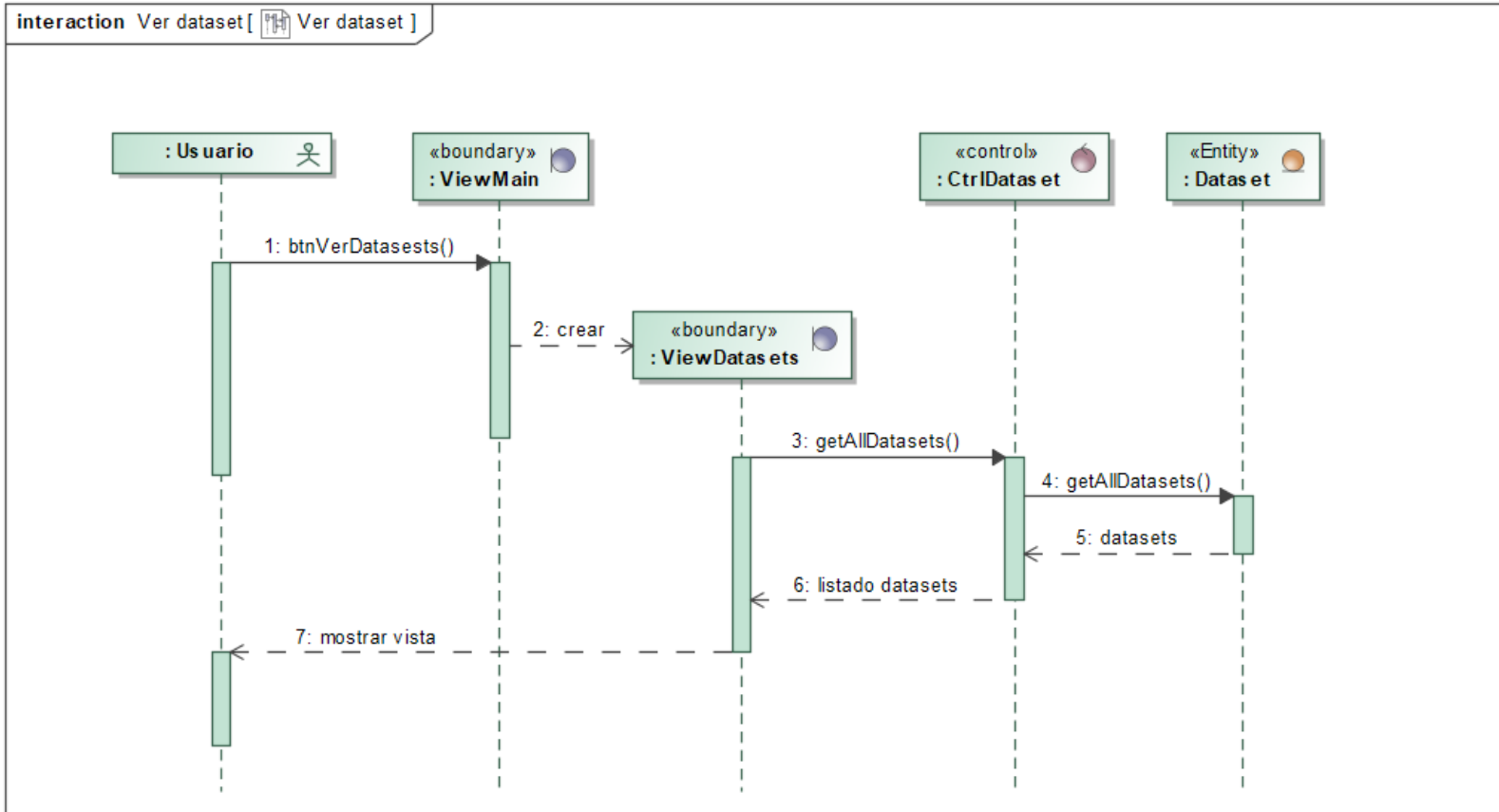


Figura C.9: Ver dataset

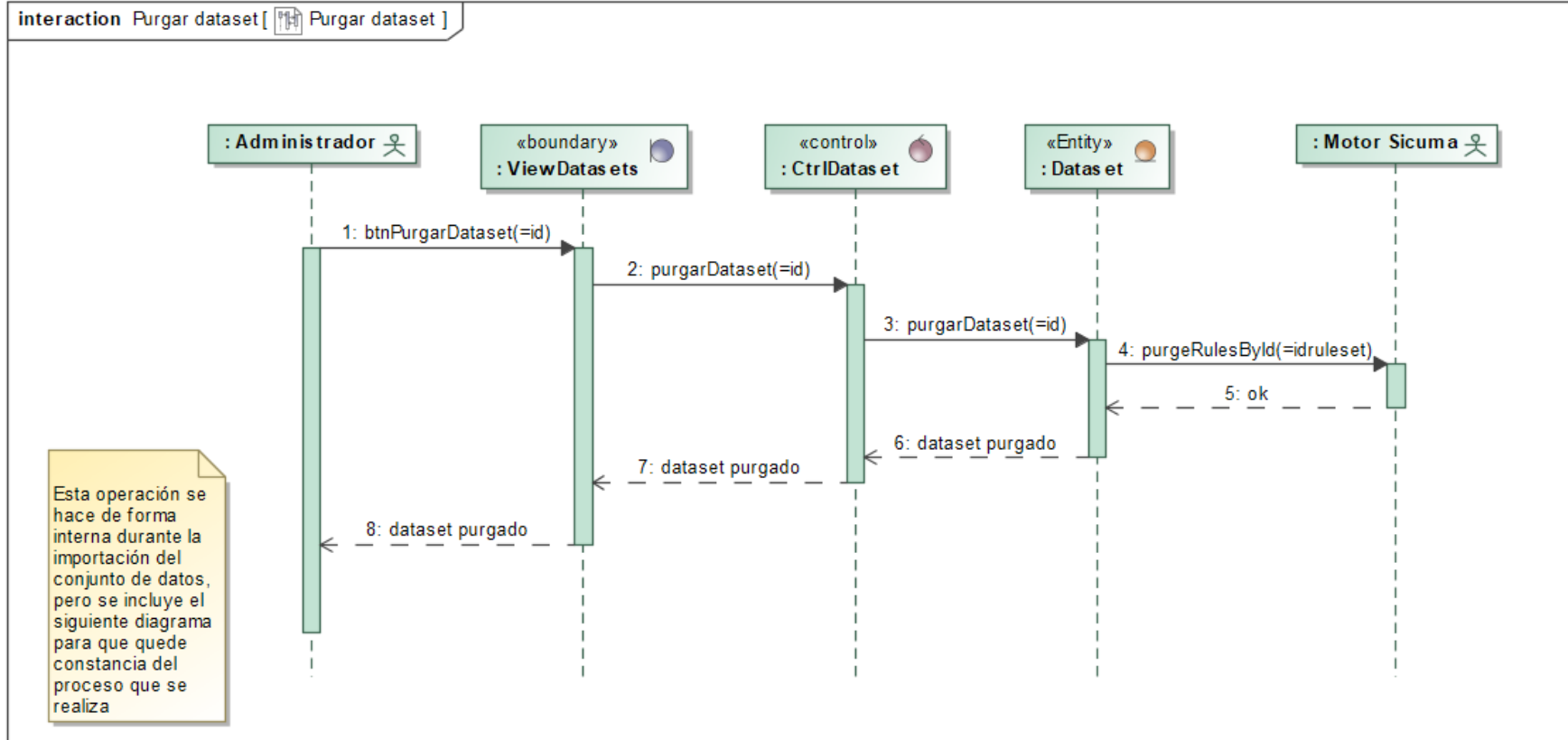


Figura C.10: Purgar dataset

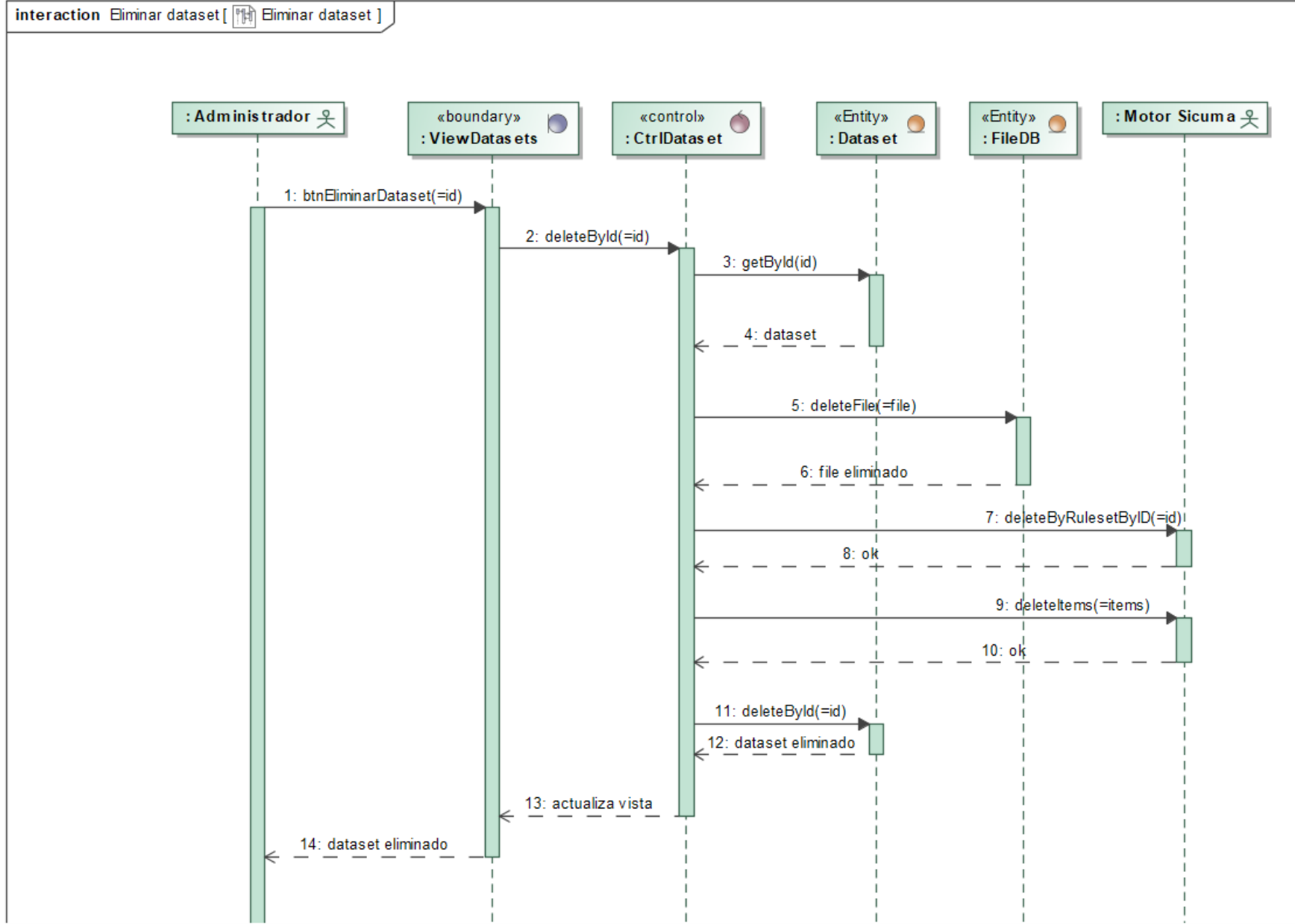


Figura C.11: Eliminar dataset

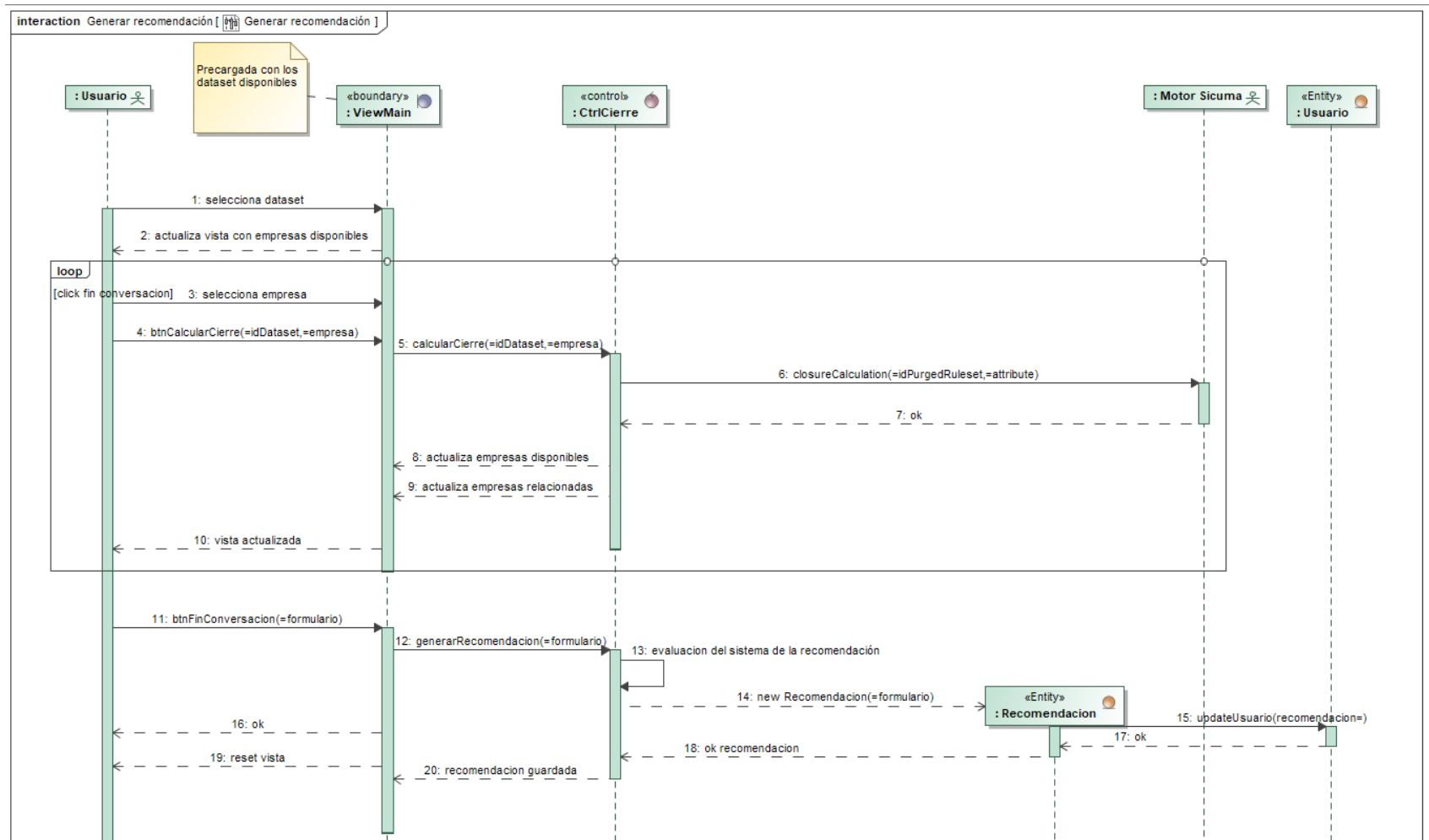


Figura C.12: Generar recomendación

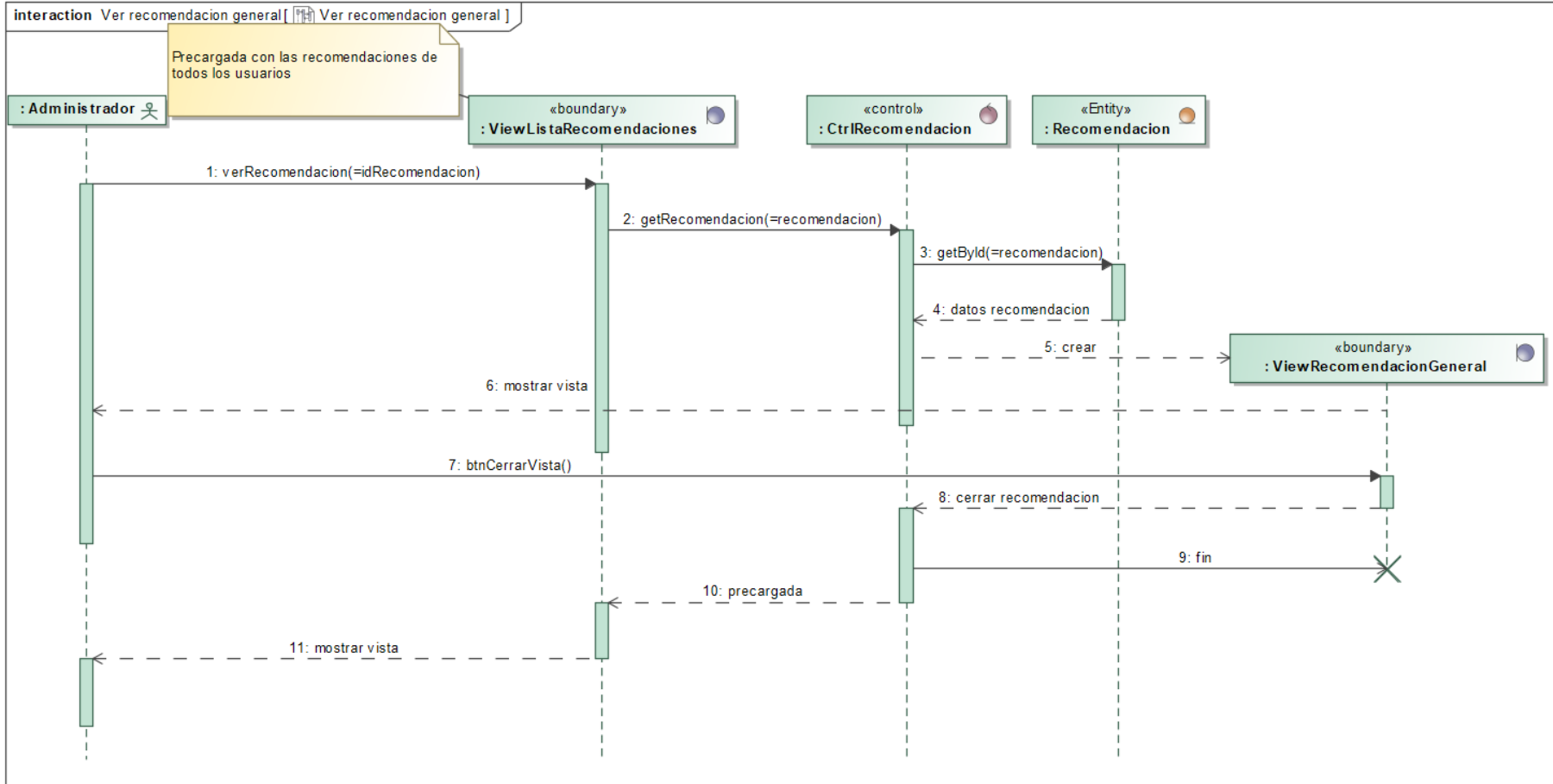


Figura C.13: Ver recomendación

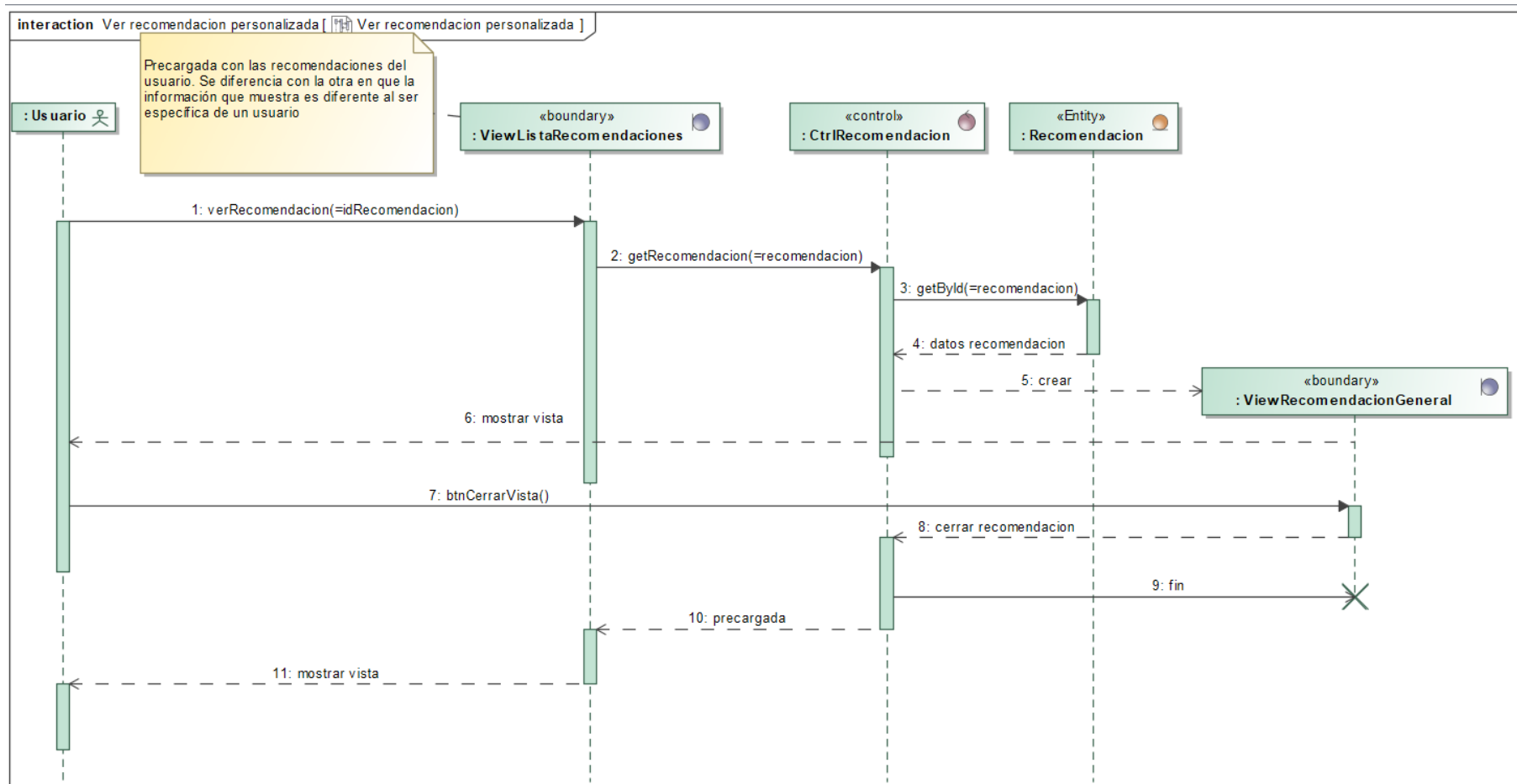


Figura C.14: Ver recomendación personalizada

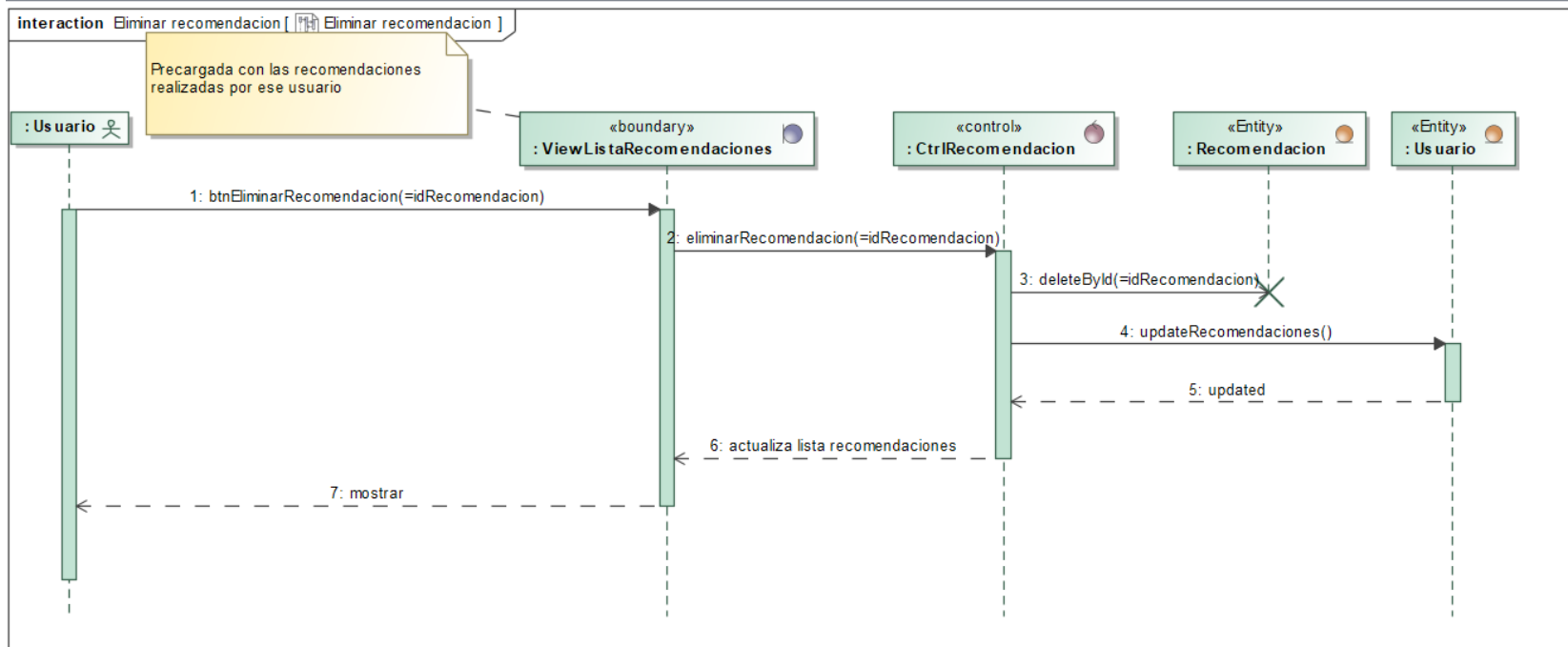


Figura C.15: Eliminar recomendación

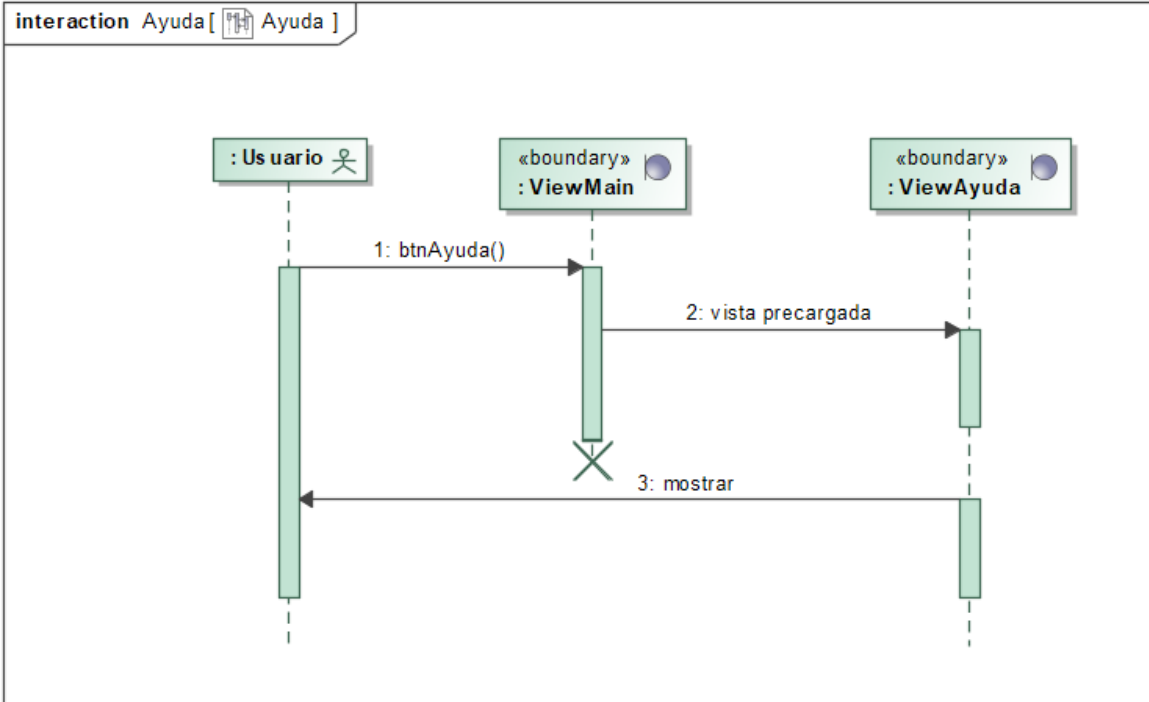


Figura C.16: Consultar ayuda

APÉNDICE D

Vistas aplicación final

Este apéndice nos muestra de forma visual cada una de las vistas que nuestra aplicación ofrece.

Destacar que hay algunas de ellas que difieren en función del rol de usuario que las visite, ya sea administrador o un usuario común. Otras en cambio son exclusivas a los administradores si tienen que ver con la gestión de los usuarios o recursos existentes en la plataforma.

En cualquier caso, una pequeña etiqueta acompaña a cada una de las vistas para aclarar estas situaciones.

Introduzca sus credenciales de
inicio de sesión

Username

Contraseña

[Regístrate aquí si no tienes cuenta](#)

Figura D.1: Vista login

Formulario de registro

Username* Contraseña*

pepe *****

Nombre y Apellidos*

Pepe Rodríguez González

Correo* Ciudad

pepe@uma.es Madrid

Teléfono de contacto*

635142784 ☺

[Registrar](#) [Si ya tienes cuenta pulsa aquí](#)

Figura D.2: Vista registro



Figura D.3: Vista editar perfil usuario

😊 *Bienvenido al recomendador de inversiones*

— Trabajo de Fin de Grado Ángel García González

Esta aplicación le permitirá generar recomendaciones sobre los principales índices bursátiles del mercado en base a datos previamente importados y su selección de empresas.

Elija un conjunto de datos

Figura D.4: Vista main - Admin



Figura D.5: Vista main - Usuario común

The screenshot displays the 'Recomendador de inversiones' application interface. At the top, there is a header with the logo of 'E.T.S. INGENIERÍA INFORMÁTICA UNIVERSIDAD DE MÁLAGA' on the left, the title 'Recomendador de inversiones' in the center, and the 'SICUMA' logo on the right. A user profile box on the far right shows 'Usuario para administrar' and 'administrador' with a 'Salir' link.

Below the header is a navigation bar with links: 'Inicio', 'Usuarios', 'Datos', 'Recomendaciones', 'Gráficas', and 'Preguntas frecuentes'. The main content area is divided into two columns:

- Empresas disponibles:** A search box containing 'ACS' with the label 'Empresa que busca'. Below it is a list of results: 'Acciona', 'AENA', and 'Acerinox'. At the bottom of the list are navigation controls and a 'Items por página: 3' dropdown. Two buttons are present: 'Seleccionar' (blue) and 'Finalizar conversación' (red).
- Empresas relacionadas:** A search box containing 'ACS' with the label 'Empresa que busca'. Below it is a pagination control showing '0 of 0' and 'Items por página: 3'.

In the center, a light blue box titled 'Resultado de la recomendación' contains a list of metrics:


- Dataset sobre el índice IBEX
- Número de pasos 0
- Descubiertas 0
- Confianza 0 %
- Velocidad de poda 0 %
- Empresas seleccionadas
- Días relacionados

Figura D.6: Vista conversación



Recomendador de inversiones




 Usuario para administrar
 administrador Salir

Inicio Usuarios Datos ▾ Recomendaciones ▾ Gráficas ▾ Preguntas frecuentes

Listado de usuarios

Username	Nombre	Correo	Ciudad	Teléfono de contacto	Rol
admin	Usuario para administrar	angelgg0700@gmail.com	UMA	777777777	ROLE_ADMIN
qwerty	Usuario Prueba	qwerty@mail.com	Ceuta	777777	ROLE_USER Cambiar rol Eliminar

Figura D.7: Vista listado usuarios (solo admin)

E.T.S. INGENIERÍA INFORMÁTICA
UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

Recomendador de inversiones

SICUMA

Usuario para administrar
administrador [Salir](#)

Inicio Usuarios Datos * Recomendaciones * Gráficas * Preguntas frecuentes

Ver datasets

Id dataset	Nombre	Índice	Descripción	Fecha Inicio	Fecha Fin		
62a25121a39d9a0508df1745	IBEX35	IBEX	4 meses	01/11/2021	28/02/2022	↓ Descargar	✖ Eliminar dataset
62a31f4ca39d9a0508df1771	NASDAQ	NDX	Mes de febrero	01/02/2022	28/02/2022	↓ Descargar	✖ Eliminar dataset
62a46a50a39d9a0508df25b9	Dow Jones	DJI	6 meses	01/09/2021	28/02/2022	↓ Descargar	✖ Eliminar dataset
62a4c2d1a39d9a0508df3299	DAX	GDAI	4 meses	01/11/2021	28/02/2022	↓ Descargar	✖ Eliminar dataset
62a4d042a39d9a0508df34b2	DAX-industrias	GDAI	6 meses	01/09/2021	28/02/2022	↓ Descargar	✖ Eliminar dataset

Figura D.8: Vista ver datasets (solo admin puede descargar)

Importar conjunto de datos

Nombre del dataset:

Descripción:

Índice bursátil:

Seleccione un archivo con las reglas

Seleccionar archivo

Seleccione DataSet original

Seleccionar archivo

Figura D.9: Vista importar conjunto de datos (solo admin)

Historial de recomendaciones

Id recomendación	Fecha recomendación	Índice	Usuario	Calificación	Confianza	Número de pasos	Empresas descubiertas	Velocidad de poda	
12	10/06/2022	NDX	Usuario para administrar	5	14.81 %	4	31	31.31 %	Ver Eliminar
5	10/06/2022	IBEX	Usuario para administrar	4	16.8 %	3	0	0 %	Ver Eliminar
6	10/06/2022	IBEX	Usuario para administrar	3	9.24 %	4	0	0 %	Ver Eliminar
7	10/06/2022	IBEX	Usuario para administrar	5	15.12 %	3	1	2.86 %	Ver Eliminar
8	10/06/2022	IBEX	Usuario para administrar	4	22.7 %	2	0	0 %	Ver Eliminar
11	10/06/2022	IBEX	Usuario para administrar	1	0 %	4	1	2.86 %	Ver Eliminar
13	10/06/2022	NDX	Usuario para administrar	5	33.33 %	2	10	10.1 %	Ver Eliminar
14	11/06/2022	DJI	Usuario para administrar	2	10.56 %	3	5	16.67 %	Ver Eliminar
15	11/06/2022	DJI	Usuario para administrar	3	16.11 %	4	0	0 %	Ver Eliminar

Figura D.10: Vista historial recomendaciones (solo admin)

Mis recomendaciones

Id recomendación	Fecha recomendación	Índice	Confianza	Mi calificación	Número de pasos	Empresas descubiertas	Velocidad de poda		
12	10/06/2022	NDX	14.81 %	5	4	31	31.31 %	 Ver	 Eliminar
5	10/06/2022	IBEX	16.8 %	4	3	0	0 %	 Ver	 Eliminar
6	10/06/2022	IBEX	9.24 %	3	4	0	0 %	 Ver	 Eliminar
7	10/06/2022	IBEX	15.12 %	5	3	1	2.86 %	 Ver	 Eliminar
8	10/06/2022	IBEX	22.7 %	4	2	0	0 %	 Ver	 Eliminar
11	10/06/2022	IBEX	0 %	1	4	1	2.86 %	 Ver	 Eliminar
13	10/06/2022	NDX	33.33 %	5	2	10	10.1 %	 Ver	 Eliminar
14	11/06/2022	DJI	10.56 %	2	3	5	16.67 %	 Ver	 Eliminar

Figura D.11: Vista mis recomendaciones

Recomendación # 7 ✕

📅 Fecha recomendación: 10/06/2022

🏠 Índice al que pertenece: IBEX

★ Mi calificación: 5

♥ Confianza: 15.12 %

📄 Número de pasos: 3

🕒 Velocidad de poda: 2.86 %

🔍 Número de empresas descubiertas: 1

📝 Anotación: Constructoras

👤 Empresas seleccionadas:

Acciona	ACS	Ferrovial
---------	-----	-----------

📁 Empresas relacionadas:

Acciona	AENA	ACS	Ferrovial
---------	------	-----	-----------

📅 Días relacionados:

05/11/2021	09/12/2021	26/01/2022	15/02/2022
10/11/2021	13/01/2022	04/02/2022	21/02/2022
11/11/2021	20/01/2022	07/02/2022	24/02/2022
02/12/2021	24/01/2022	09/02/2022	
03/12/2021	25/01/2022	10/02/2022	

Figura D.12: Vista recomendación individual

Gráficas generales

En esta sección podrá ver la información gráfica asociada a los diferentes conjuntos de datos que han sido utilizados.

Seleccione un dataset

Seleccione una medida

Media calificaciones: 3.4
 Media número de pasos: 3.2
 Media número de empresas descubiertas: 0.4
 Media confianzas: 12.772
 Media velocidades de poda: 1.144

Actualizar



Figura D.13: Vista gráficas (la información mostrada depende del rol del usuario)

Preguntas frecuentes

angelgg0700@uma.es si tiene más dudas

Sobre mis datos

- *¿Desde dónde puedo acceder a mi perfil?*
Si pinchas sobre tu nombre en el menú superior izquierdo podrás acceder.
- *¿Por qué no puedo cambiar mi username?*
El username indentifica a los usuarios de forma única junto a un id oculto, por lo que no es posible modificarlo.
- *¿Cómo puedo obtener privilegios de administrador?*
Has de contactar con el administrador para que él lo gestione.
- *¿Es posible borrar mi cuenta?*
Desde el propio menú del perfil, podrá eliminarla de forma definitiva.

Sobre los datasets

1. Para poder trabajar, el administrador ha de registrar un conjunto de datos previamente

Figura D.14: Vista preguntas frecuentes



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

| uma.es

E.T.S de Ingeniería Informática
Bulevar Louis Pasteur, 35
Campus de Teatinos
29071 Málaga

E.T.S. DE INGENIERÍA INFORMÁTICA