Cajamar UniversityHack 2022

Atmira Pharma Visualization

Universidad Complutense de Madrid

Datahackers

Daniel Piriz, Alejandro Vidal, Javier Pardo

INFORME FINAL CREADO

Ver el dashboard de visualización

PROCESO Y METODOLOGÍA

Con el fin último de generar información útil de cara a mejorar la toma de decisiones por parte de Atida, el proyecto se ha marcado, como hoja de ruta, la generación de modelos que aporten valor añadido y una visualización avanzada que permita comprender mejor los datos detrás de la plataforma.

Durante el proceso de elaboración del presente trabajo, se trabajó con una *workflow* muy enfocado hacia herramientas empleadas en el ámbito profesional como son *PowerBI*, *Selenium* o *Tensorflow*, con el fin de entregar un proyecto con mejores acabados.

De este modo, es destacable el uso de *Git* para controlar las versiones de software que se fueran creando con el paso del tiempo. Dentro de la utilización de esta tecnología, cada componente del equipo realizó su desarrollo en ramas distintas que, posteriormente, se unificaron en la rama *main* o principal.

Por otro lado, para la comunicación diaria se empleó la herramienta *Discord* con el fin de transmitir información de una manera más directa a través de imágenes, chat o llamada de voz. Se utilizó esta modalidad para obtener una aproximación a un servicio de comunicación parecido a la herramienta profesional *Slack* o *Microsoft Teams.*

En lo referente a la metodología, cada miembro se encargó de una tarea concreta:

- Daniel Piriz se encargó de la vertiente más estadística, con la depuración de datos, la construcción del modelo *XGBoost* de fidelización de clientes y la página web de Wordpress mediante la herramienta de *Elementor*.

- Javier Pardo se encargó del apartado de visualización gracias a sus conocimientos previos de *PowerBI*. Añadido a ello, fue un soporte vital y fundamental para el *storytelling* y la capacidad visual del proyecto.

- Alejandro Vidal se encargó de la vertiente más técnica. Así, debido a su experiencia, fueron posibles los *webscrapping* geográficos y de imágenes efectuados en “Google Cloud Platform” (GCP). Por otro lado, también tuvo una alta implicación en la elaboración del recomendador y en la coherencia técnica general del proyecto.

Además, se programaron reuniones semanales telemáticas para gestionar los avances y problemas detectados. También se realizaron reuniones presenciales para abordar las directrices generales y objetivos prioritarios del proyecto.

TÉCNICAS APLICADAS Y RESULTADOS OBTENIDOS

El primer paso a seguir fue el análisis exploratorio de las tablas a tratar con lenguaje *Python* y su librería *Pandas*. Este análisis previo mostró unas tablas en estado mejorable y que se debían de tratar correctamente antes de su utilización en visualización y modelización. Entre las acciones de limpieza se puede destacar:

- Selección de variables utilizables.
- Generación de nuevas variables.
- Gestión de duplicados.
- Limpieza de zipcodes.
- Obtención de información añadida mediante *webscrapping.*
- Gestión de valores perdidos (imputación por *randomforest*).
- Generación de un dataframe final unificado.

Además, se intentó obtener valor tratando otras variables como los enlaces a fotos o categorías más específicas, sin mucho éxito.

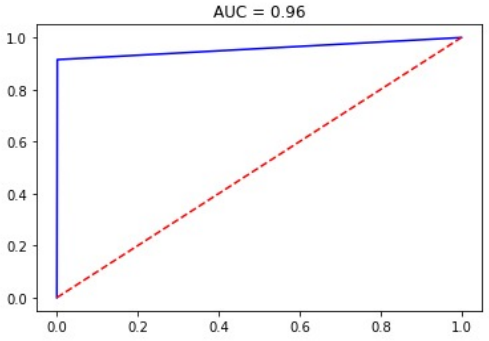
El data frame final obtenido es la unión de las tres tablas facilitadas para poder trabajar en el presente proyecto, que recoge la información de las ventas y de los productos vendidos. Cada *notebook* utilizado durante la depuración recibe el *dataframe* resultante del anterior. Se han adjuntado, por tanto, el csv original de las ventas de dos años y el requerido por el modelo.

Adicionalmente, se ha empleado la técnica del *webscrapping* con *Selenium* para obtener más información de manera externa a la proporcionada originalmente. De este modo, a partir de la columna *zipcode* se ha limpiado la columna de ciudad y se ha aportado el país y la región adicionalmente. Esta información es relevante de cara a la elaboración de nuevas formas de visualización alternativas y ha sido almacenada en una base de datos basada en *SQLite3*. Todo ello ha sido realizado en una instancia de alta capacidad de procesamiento en la plataforma nube de “Google Cloud” y con el apoyo de procesamiento del lenguaje natural (NLP) para comprobaciones más eficaces a través de la técnica de la “tokenización”. De este modo sólo se han reportado 75.869 errores de un total de 960.930 códigos postales analizados

Por otro lado, también se optó por la técnica del *webscrapping* con *Selenium* para obtener imágenes válidas en la gran mayoría de productos (sólo 889 valores nulos de cerca de 19.000 productos únicos depurados previamente) con una metodología similar a la descrita en el párrafo anterior.

Con el *dataframe* definitivo, se plantearon dos líneas de modelización con la intención de obtener valor añadido. El primer modelo fue una evolución temporal que permitiese hacer estimaciones del volumen de beneficios para futuras semanas, pero no se pudo lidiar con la escasez de datos que consiguieron hacer unas predicciones fiables. De todas maneras, se plantea como acción de futuro para evaluar en apartados posteriores.

Por otra parte, con mucho mayor éxito, se realizó un modelo en base a clientes, obteniendo qué factores hacen que un cliente vuelva a comprar y qué clientes tienen mayor probabilidad de volver a comprar en miFarma. El algoritmo empleado es *XGBoost* a través de la librería de *SKlearn*. Así, este modelo ha resultado bastante fiable, con un *accuracy* del **0.96** y un AUC del **0.96** también. Además se mantiene un aceptable grado de sensibilidad y especificidad que confirman las virtudes de dicho modelo.



Por otro lado, se aprovecharon las bondades de *Tensorflow* para construir una red neuronal capaz de elaborar recomendaciones de compras para cada cliente. Esta red busca similitudes entre productos con el fin de ofrecer la mejor alternativa a cada cliente en función de sus compras realizadas. Actualmente se encuentra en un estado funcional, pero con amplio margen de mejora y, por esta razón, es uno de los principales puntos de mejora que tendrá que afrontar el proyecto a futuro (comentado en apartados posteriores).

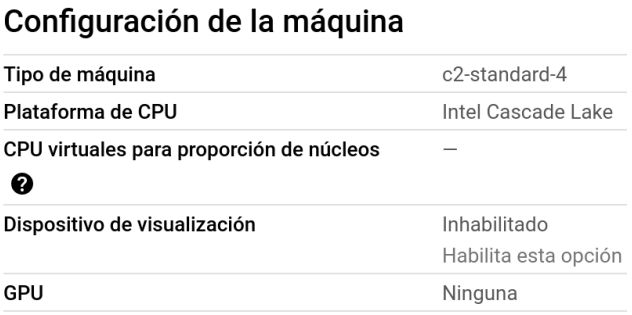
En lo referente a la visualización principal, se empleó la tecnología de *PowerBI Desktop* para la creación de dashboards enfocados hacia la utilidad y la fácil comprensión. De esta manera, el proyecto dispone de tres dashboards principales (ventas, productos y clientes) compuestos por diferentes apartados que desglosan toda la información obtenida y sintetizada en las etapas comentadas anteriormente. Se han utilizado mapas para dibujar las zonas donde están ocurriendo los eventos de interés, dando mayor detalle a España por ser el país con mayor importancia en los datos. También se utilizan gráficas que resaltan otros criterios como temporales y categóricos además de vectores de actuación adicionales como son clientes y productos. Por otro lado, adentrándose en los interiores de los dashboards, se localiza una intrincada red de relaciones entre tablas que permiten añadir interactividad y, sobre todo, profundidad en la información mostrada.

Para englobar todo el proyecto bajo un marco común, se decidió utilizar una página web basada en *Wordpress* para ubicar todos los apartados del proyecto de una forma eficaz y coherente. Como ayuda para ello, se empleó la herramienta *Elementor* con el fin de lograr una maquetación más personalizada y con acabados profesionales. La paǵina web está alojada en un *hosting* de terceros y el dominio fue adquirido en propiedad de forma conjunta por el equipo y, además, también se emplearon algunos plugins profesionales para mejorar la visualización de algunos elementos con respecto a la implementación básica.

FUENTES EXTERNAS EMPLEADAS

Como se mencionó en el apartado anterior, se añadió información geográfica extra (país, región, localidad) a partir de la variable de *zipcode*. Para ello, a través de lenguaje *Python*, se empleó la librería de *Selenium* para poder acceder al *website*: *https://worldpostalcode.com/* y recoger la información ofrecida tras introducir el *zipcode* del dataset original para el proyecto.

Por otro lado, para mejorar la calidad de la visualización de algunos apartados del *dashboard* principal, se volvió a utilizar *Selenium* para recopilar imágenes de todos los productos disponibles a través de "Google Imágenes". Para ello, fue imprescindible el uso de "Google Cloud" para agilizar esta tarea tan costosa a nivel computacional.



Configuración de la máquina

Tipo de máquina	c2-standard-4
Plataforma de CPU	Intel Cascade Lake
CPU virtuales para proporción de núcleos	—
Dispositivo de visualización	Inhabilitado Habilita esta opción
GPU	Ninguna

ACCIONES DE FUTURO

Más allá de una mejor optimización y depuración del trabajo ya realizado, las líneas maestras para el futuro son:

- **Modelo de predicción temporal**

Con los datos actuales no se ha conseguido hacer un modelo de predicción temporal que cumpliese unos estándares de calidad mínimos con modelos Arima. Así, se propone realizar un modelo más avanzado con modelos predictivos supervisados como *XGboost,* con el fin de intentar aportar más valor para escenarios como el presente.

- **Clusterización**

Trabajar sobre un modelo de *clustering* para conocer las relaciones presentes entre ciudades/regiones del territorio español, con posibilidad para ampliar el tamaño de la muestra hacia otros países (habría que enriquecer con más features para las distintas regiones más allá de territorio español). Valorable la opción de los clientes.

- **Mejora de la red neuronal para las recomendaciones de producto**

Se plantea un desarrollo más avanzado en la implementación del sistema de recomendación, haciendo uso del potencial que ofrece la red neuronal añadiendo nuevas features que mejoren su rendimiento y, por tanto, la calidad de las recomendaciones sugeridas.