



# RETO PROYECTO FINAL

Big Data & Inteligencia Artificial

Jose Maria Pinilla Melgar

## Contenido

1. Introducción del caso de uso .....	2
1.1 Contexto del caso de uso .....	2
1.2 Problema de negocio .....	2
1.3 Objetivo del reto.....	2
1.4 Dataset .....	2
1.5 Objetivos específicos .....	2
1.6 Alcance del proyecto.....	3
1.7 Beneficios esperados para el negocio .....	3
2. Entendimiento de los datos (EDA) .....	3
2.1 Subida de datos a S3.....	3
2.2 Creación de dominio en SageMaker AI.....	4
2.3 Creación de un usuario.....	7
2.4 Data Wrangler.....	8
2.4.1 Informe EDA completo .....	9
3. Preparación de los datos.....	14
4. Modelado.....	16
5. Evaluación y conclusión .....	18
6. Despliegue .....	19

# 1. Introducción del caso de uso

## 1.1 Contexto del caso de uso

Una empresa de mensajería de comercio electrónico realiza entregas de última milla y ya dispone de un software de optimización de rutas que calcula rutas "cortas". Sin embargo, la empresa quiere extraer más valor de los datos operativos para entender qué factores están influyendo en los tiempos de entrega y cómo mejorar la planificación diaria de sus operaciones.

## 1.2 Problema de negocio

Aunque la empresa optimiza rutas por distancia, el tiempo real de entrega puede variar significativamente por factores que no dependen solo de la ruta más corta. Esta variabilidad genera:

- Retrasos y peor experiencia del cliente
- Mayor coste operativo (horas, combustible, reintentos)
- Dificultad para planificar turnos y asignación de recursos (conductores/vehículos)
- Mayor riesgo operativo si existen patrones asociados a incidentes

## 1.3 Objetivo del reto

Desarrollar un sistema analítico basado en datos que permita entender, predecir y reducir los tiempos de entrega de última milla.

## 1.4 Dataset

<https://www.kaggle.com/datasets/pingpong/lastmiledeliverytimes?resource=download>

## 1.5 Objetivos específicos

1. Analizar los factores que mas influyen en el tiempo de entrega (EDA + conclusiones).
2. Entrenar modelos de Machine Learning para predecir el tiempo de reparto a partir del resto de variables.
3. Comparar al menos 2 modelos y seleccionar el mejor según métricas.
4. Proponer recomendaciones operativas basadas en los hallazgos.
5. Preparar el despliegue del modelo para simular predicciones.

## 1.6 Alcance del proyecto

- Incluye: análisis exploratorio, preparación de datos ingeniería de características, modelado predictivo y despliegue.

## 1.7 Beneficios esperados para el negocio

- Mejor estimación de tiempos de entrega.
- Identificación de palancas de mejora: carga de paquetes, canal de cumplimiento, experiencia, tipo de vehículo, etc.
- Reducción de costes por planificación más eficiente.
- Mejora de KPIs logísticos: puntualidad, productividad por ruta, menor variabilidad.

# 2. Entendimiento de los datos (EDA)

## 2.1 Subida de datos a S3

- Creación de Bucket

- Carga de datos en el Bucket

## 2.2 Creación de dominio en SageMaker AI

- Empezamos con la creación del dominio de SageMaker, en la primera opción escogeremos la configuración para organizaciones:

Configurar dominio de SageMaker

Utilice el dominio de SageMaker como almacén central para administrar la configuración de SageMaker para su organización.

**Configuración para un solo usuario (configuración rápida)**

Después que Amazon SageMaker configura su cuenta y configura permisos para su dominio de SageMaker.

Nombre rol de IAM con la política AmazonSageMakerFullAccess

Crear un rol existente y asignarle a través de una pestaña de acceso seguro

Exportar el tráfico seguro con cifrado establecido

Almacenamiento S3 persistente

Página de inicio de SageMaker

Todas las aplicaciones e IDE de SageMaker Studio

Es la mejor opción para dominios de un solo usuario y para clientes por primera vez deseando comenzar a utilizar SageMaker.

**Configuración para organizaciones**

Controle todos los aspectos de la configuración de la cuenta, incluidos los permisos, las integraciones y el tráfico.

Rol de IAM personalizado con políticas y permisos detallados

Asignar un rol existente y asignarle a través de IAM SSO

Configuración de red y grupos de seguridad de VPC

Clases de cálculo de AWS promocionadas para una mejor protección de datos

Interfaz personalizada de SageMaker Studio

MLflow de SageMaker

Opciones de almacenamiento de S3 para espacios privados y compartidos

Es la mejor opción para las organizaciones con grupos de usuarios grandes. No obstante, si desea realizar una configuración rápida ahora, siempre puede actualizar los parámetros de configuración de la cuenta más tarde.

Otras opciones de configuración del dominio

Configurar

- Ahora escribiremos un nombre para el dominio:

Configurar detalles y usuarios del dominio

En SageMaker, un dominio es un entorno para que su equipo acceda a los recursos de SageMaker. Un dominio consiste en una lista de usuarios autorizados y los usuarios dentro de un dominio pueden compartir archivos de cuaderno y otros artefactos entre sí.

**¿Cómo describirá el dominio en el que trabajan los usuarios?** Información

Un dominio le permite organizar de forma segura sus recursos para un equipo de usuarios. Puede crear un dominio para su organización o sus proyectos.

**Nombre de dominio**

El nombre de dominio tiene un máximo de 63 caracteres y solo puede constar de letras, números y guiones (-). Debe ser único en la región de AWS de la cuenta.

**¿Cómo quiere acceder a Studio?** Información

AWS Identity Center Acceso al dominio con una URL personalizada

Iniciar sesión a través de IAM Acceso al dominio mediante la consola de Amazon SageMaker

**Agencia para decidir el método de autenticación**

**¿Quién usará SageMaker?** Información

Introduzca nombres de usuario para agregar usuarios. Ahora puede tener como máximo 10 usuarios de IAM. Aún puede agregar más usuarios después de crear el dominio.

Usuarios de IAM

Buscar usuario Eliminar usuario Agregar usuario

Cancelar Anterior Siguiente

- En el siguiente paso elegiremos nuestro rol de labRole con la opción de rol existente:

Configurar funciones y actividades de machine learning

Configure el rol con la ayuda de las actividades de machine learning disponibles.

**¿Qué actividades de machine learning realizarán los usuarios?** Información

Elige un rol existente que especifica qué actividades de machine learning podrán realizar estos usuarios. O bien, elige actividades de machine learning específicas y crea un nuevo rol.

Crear un nuevo rol Crea un rol personalizado que contiene las actividades de machine learning que necesitan los usuarios.

Utilizar un rol existente Utiliza un rol existente y usa las actividades de ML especificadas en ese rol.

**Rel de ejecución predeterminado**

Este es el rol que los usuarios necesitan para que los usuarios accedan a otros servicios de AWS, como Amazon SageMaker y Amazon S3. Para una amplia gama de capacidades, puede adjuntar la [AmazonSageMakerFullAccess](#) política al rol de ejecución. Si no tiene un rol con esta política, podemos crear uno para usted.

LabRole

Cancelar Anterior Siguiente

- Ahora nos dirigimos al apartado de Canvas y buscamos la opción de Configuración de modelos listos para Canvas, elegimos usar un rol existente y nos pedirá nuestro arn:

- Para llenar el arn del paso anterior tenemos que acceder al servicio de AWS llamado IAM donde buscaremos el role de labRole y nos saldrá toda la información de dicho role incluido el arn:

Nombre de la política	Tipo	Entidades asociadas
AmazonEC2ContainerRegistryReadOnly	Administrada por AWS	2
AmazonESCustomPolicy	Administrada por AWS	2
AmazonEKSWorkerNodePolicy	Administrada por AWS	2
AmazonSSMManagedInstanceCore	Administrada por AWS	1
c190578a...	Administrada por el cliente	1
c190578a...	Administrada por el cliente	1

- Después de introducir el arn le daremos a siguiente y nos llevara al apartado de la configuración de red donde elegiremos la WPC, todas las subredes que nos deje y el grupo de seguridad:

¿Qué VPC quiere usar para Studio? [Información](#)

**VPC**  
La VPC seleccionada debe tener puntos de conexión que permitan las conexiones entre una nube privada virtual y los servicios compatibles. Para habilitar el acceso directo a Internet, asegúrese de que la VPC seleccionada tenga una puerta de enlace NAT.

Predeterminado vpc-e8f77695 (172.31.0.0/16)

Importante: La VPC seleccionada no está conectada a estos servicios:  
 • Amazon S3  
 • Amazon SageMaker  
 • Amazon Bedrock

Los usuarios no pueden utilizar las funciones principales de Canvas sin estos puntos de enlace. Para darles acceso a estos servicios, configure los puntos de enlace de la VPC para cada servicio en la consola de la VPC. Consulte los puntos de enlace de la VPC para otros servicios que puede usar con Canvas, como Athena, Redshift, Bedrock y más [aquí](#).

**Subred**  
Elija una subred en una zona de disponibilidad compatible con Amazon SageMaker.

Elija una o varias subredes

subnet-49543216 (172.31.32.0/20) | us-east-1c [X](#) subnet-671a7f01 (172.31.0.0/20) | us-east-1d [X](#)  
 subnet-6c5cf55d (172.31.48.0/20) | us-east-1e [X](#) subnet-07e68926 (172.31.80.0/20) | us-east-1a [X](#)  
 subnet-b14e1bf (172.31.16.0/20) | us-east-1b [X](#) subnet-b14e1bf (172.31.64.0/20) | us-east-1f [X](#)

**Grupos de seguridad**  
Estos grupos de seguridad también se asociarán a la aplicación RStudioServerPro y a las aplicaciones de espacio. A fin de ajustar los grupos de seguridad para las aplicaciones compartidas, ajuste DefaultSpaceSettings.

Elija una o varias grupos de seguridad

sg-30bf745f (default) [X](#)

[Cancelar](#) [Anterior](#) [Siguiente](#)

- Para finalizar nos aparecerá el resumen de toda la configuración, le daremos a enviar y esperaremos unos minutos a que el estado del dominio se encuentre en InService:

IA de Amazon SageMaker > Dominios

Dominios (1) [Información](#)

En SageMaker AI, un dominio es un entorno para que su equipo acceda a los recursos de SageMaker. Un dominio se compone de una lista de usuarios autorizados y los usuarios de un dominio pueden compartir archivos de cuadernos y otros artefactos entre sí. Una cuenta puede tener uno o varios dominios.

Buscar nombre de dominio

Nombre	ID	Estado	Fecha de creación	Fecha de modificación	Acciones
deliveryDomain	d-2tikmj3zfg8	InService	Jan 17, 2026 01:26 UTC	Jan 17, 2026 01:31 UTC	<a href="#">Abrir Studio</a>

[Crear dominio](#)

## 2.3 Creación de un usuario

- Una vez tengamos el dominio tenemos que asignarle un usuario que crearemos a continuacion:

Agregar perfil de usuario

Paso 1 Configuración general

Paso 2 Configurar aplicaciones

Paso 3 Personalizar IU de Studio

Paso 4 Configuración de datos y almacenamiento

Paso 5 Revisar y crear

Configuración general

Perfil de usuario y detalles.

Perfil de usuario

Nombre

El nombre puede tener un máximo de 63 caracteres. Caracteres válidos: A-Z, a-z, 0-9 y - (guion).

Rol de ejecución

El rol de ejecución predeterminado para los usuarios y espacios del dominio. El rol de ejecución debe tener asociada AmazonSageMakerFullAccess la política.

LabRole

Crear un rol de ejecución con el asistente de creación de roles

Etiquetas - opcional

Agregar etiqueta

Puede asociar hasta 50 etiquetas

Siguiente

- Despues de asignar nombre y role nos pedirá exactamente el mismo paso que en el dominio donde en la sección de Canvas volveremos a introducir el arn:

Agregar perfil de usuario

Configuración de OAuth

No hay ninguna configuración de OAuth.

Agregar configuración de OAuth

Configuración de los modelos listos para usar de Canvas

Importante: El acceso a los modelos fundamentales de Amazon Bedrock **no se concede forma predeterminada**. Para utilizar los modelos fundamentales de Bedrock en Canvas, debe administrar el acceso a los modelos. Aprenda a administrar el acceso a los modelos o, si cuenta con suficientes permisos de IAM, vaya directamente a la consola de Bedrock para administrar los modelos.

Nombre del rol de ejecución

Este rol debe tener la política **AmazonSageMakerCanvasBedrockAccess** asociada y permitir que la entidad principal del servicio de Amazon Bedrock asuma este rol.

Crear y utilizar un rol de ejecución nuevo

Usar un rol de ejecución existente

ARN de función de IAM personalizada

arn:aws:iam::474022742453:role/LabRole

RStudio Workbench - opcional

Licencia

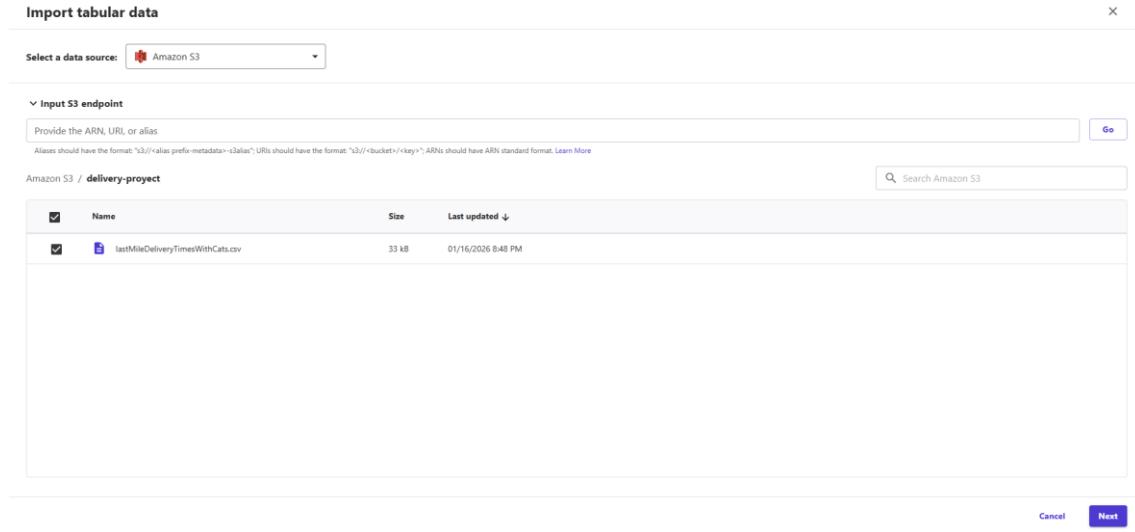
Una licencia guardada de AWS License Manager se detectará automáticamente una vez que se haya adquirido una licencia. Si no se detecta una licencia, deberá adquirir una en AWS License Manager para activarla y utilizar RStudio Workbench y otras herramientas de RStudio.

Revisar y crear

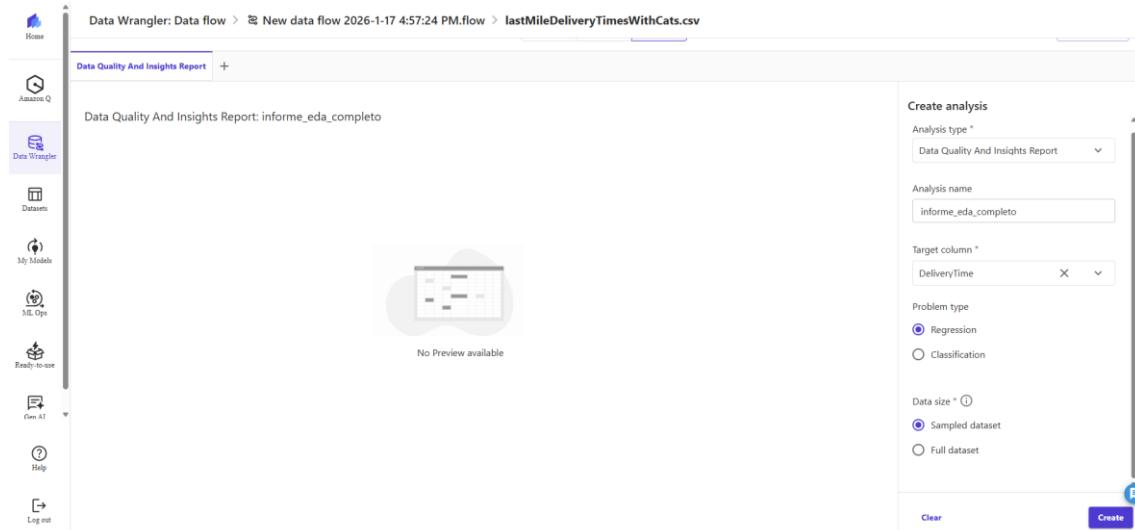
- El resto de los pasos los dejamos tal y como están predeterminadamente y al final le damos a enviar.

## 2.4 Data Wrangler

- Dentro de Canvas en la columna de la izquierda nos aparecerá Data Wrangler donde empezaremos a realizar el EDA, lo primero que nos pedirá será la importación de los datos:



- Como primer análisis a generar, crearemos el mas importante que seria el informe EDA al completo:



## 2.4.1 Informe EDA completo

### 1. Descripción general del Dataset

El conjunto de datos analizados contiene un total de 1000 registros correspondientes a entregas a domicilio realizadas por una empresa de mensajería de comercio electrónico.

El Dataset incluye 8 variables, de las cuales:

- 5 son numéricas
- 2 son binarias
- 1 es la variable objetivo

No existen valores nulos ni filas duplicadas, por los que los datos presentan una alta calidad inicial y son adecuados para su análisis y modelado.

### 2. Variable objetivo: DeliveryTime

La variable objetivo DeliveryTime representa el tiempo total de entrega en horas.

Estadísticas principales:

- Valor mínimo: 0,6 horas
- Valor máximo: 11,4 horas
- Media: 5,77 horas
- Mediana: 5,8 horas
- Distribución aproximadamente normal

El histograma muestra que la mayoría de las entregas se concentran entre 4 y 8 horas, existiendo algunos casos extremos de entregas muy rápidas o muy lentas.

Esto indica que la operación logística tiene una duración media estable, pero con cierta variabilidad operativa que conviene optimizar.



### 3. Calidad de los datos

El informe de calidad indica:

- 100% de valores válidos
- 0% de valores perdidos
- 0% de filas duplicadas
- No se detectan advertencias de severidad alta

Esto confirma que los datos están correctamente registrados y no requieren limpieza adicional para su análisis.

#### Summary

##### Dataset statistics

Key	Value
Number of features	8
Number of rows	1000
Missing	0%
Valid	100%
Duplicate rows	0%

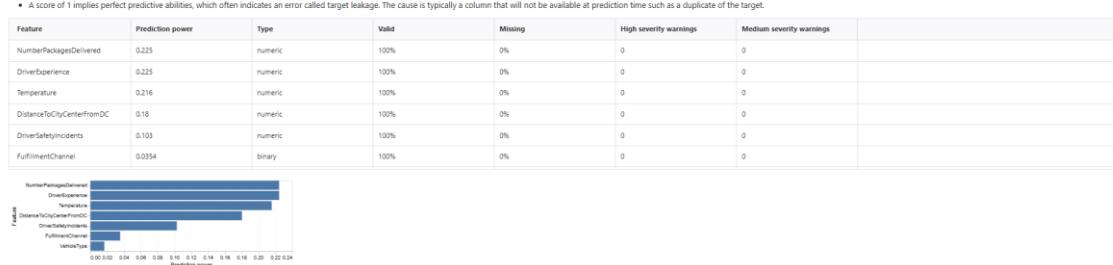
### 4. Importancia predictiva de las variables

El sistema ha evaluado la capacidad predictiva individual de cada variable sobre el tiempo de entrega.

#### Feature summary

See a summary of the features ordered by the prediction power. Prediction power is measured by stratified splitting the data into 80%/20% training and validation folds. We fit a model for each feature separately on the training fold after applying minimal feature pre-processing and measure prediction performance on the validation data.

- The scores are normalized to the range [0,1].
- Higher prediction power scores, toward 1, indicate columns that are more useful for predicting the target on their own.
- Lower scores, toward 0 point to columns that contain little useful information for predicting the target on their own. Although it can happen that a column is uninformative on its own but is useful in predicting the target when used in tandem with other features, a low score usually indicates the feature is redundant.
- A score of 1 implies perfect predictive abilities, which often indicates an error called target leakage. The cause is typically a column that will not be available at prediction time such as a duplicate of the target.



Esto indica que los factores operativos tienen un impacto mayor que los factores estructurales del vehículo.

## 5. Análisis de las principales variables

---

### Feature details

NumberPackagesDelivered - numeric



El gráfico muestra una relación claramente creciente entre el número de paquetes y el tiempo de entrega.

A mayor volumen de entregas en una ruta, mayor es la duración total del reparto.

Esto indica que la carga de trabajo diaria del conductor es uno de los principales factores que afectan al tiempo de entrega.

---

DriverExperience - numeric



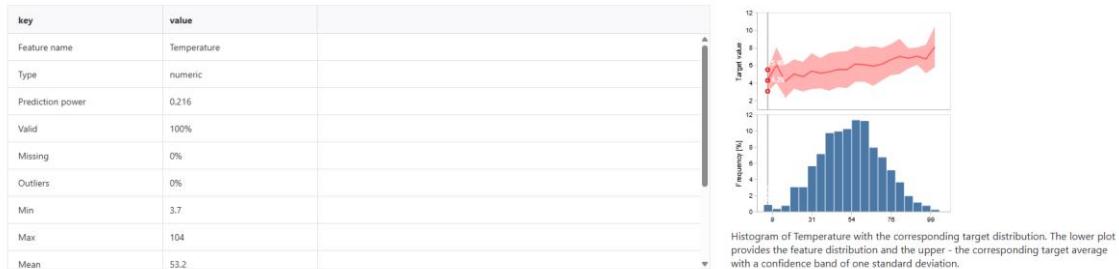
Se observa una relación inversa entre experiencia y tiempo de entrega:

los conductores más experimentados tienden a completar las rutas en menos tiempo.

Esto sugiere que la experiencia mejora la eficiencia operativa y la toma de decisiones en ruta.

---

Temperature - numeric



El gráfico muestra una ligera tendencia al aumento del tiempo de entrega con temperaturas más extremas, lo que sugiere que las condiciones climáticas pueden afectar al rendimiento de las rutas.



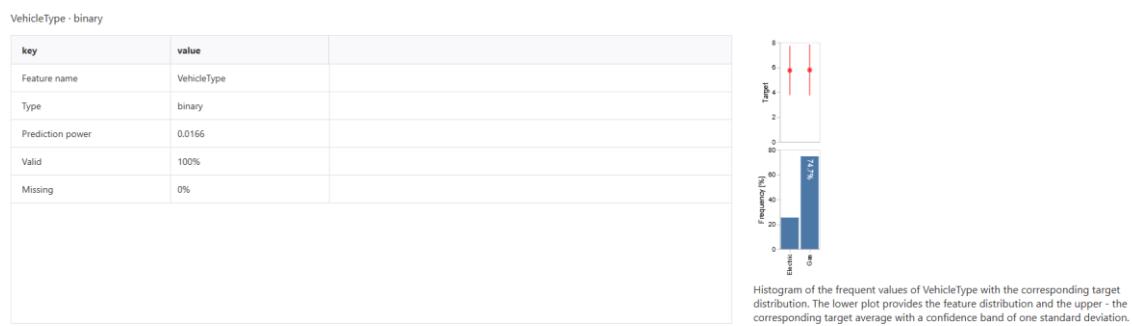
Se observa una relación directa entre la distancia al centro urbano y el tiempo de entrega.

Cuanto más alejado se encuentra el centro de distribución, mayor es la duración total de la ruta.

Esto refleja el impacto de la dispersión geográfica en la eficiencia logística.

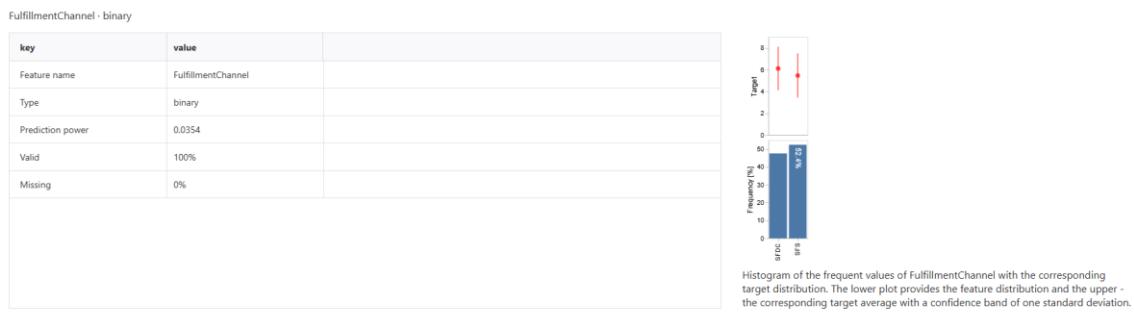


Los conductores con mayor número de incidentes presentan tiempos de entrega más elevados, lo que puede estar relacionado con comportamientos menos eficientes o con mayor número de interrupciones operativas.



El tipo de vehículo presenta una influencia limitada en el tiempo de entrega.

Aunque existen ligeras diferencias, su impacto es menor en comparación con factores humanos y operativos.



El canal de cumplimiento presenta una influencia reducida sobre el tiempo de entrega, aunque se observan ligeras diferencias entre SFD y SFS, posiblemente relacionadas con la proximidad del inventario al cliente final.

## 6. Detección de anomalías

El sistema ha identificado algunas entregas atípicas mediante el algoritmo Isolation Forest, principalmente asociadas a combinaciones poco habituales de:

- Alto número de paquetes
- Distancias cortas
- Conductores muy novatos
- Temperaturas extremas

Estas observaciones pueden representar casos excepcionales que conviene analizar de forma individual.

## 7. Conclusión del análisis

A partir del análisis exploratorio se concluye que:

- El número de paquetes entregados es el principal factor que determina el tiempo de entrega.
- La experiencia del conductor reduce significativamente la duración de las rutas.
- La distancia al centro urbano incrementa directamente el tiempo total de reparto.
- Las condiciones climáticas pueden afectar al rendimiento operativo.
- El tipo de vehículo tiene un impacto limitado frente a los factores humanos y logísticos.

## 8. Relación con el objetivo de negocio

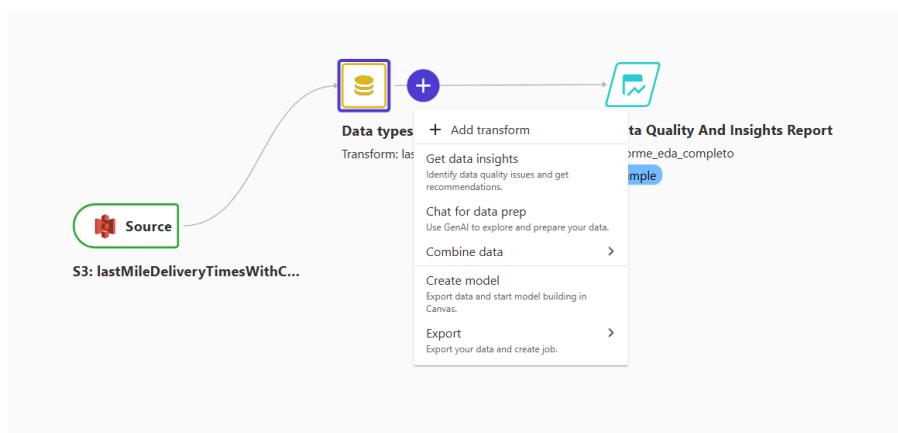
El análisis confirma que la empresa puede optimizar sus operaciones de última milla actuando sobre:

- La asignación de paquetes por conductor
- La planificación de rutas según experiencia
- La selección de centros de distribución más próximos
- La planificación según condiciones climáticas

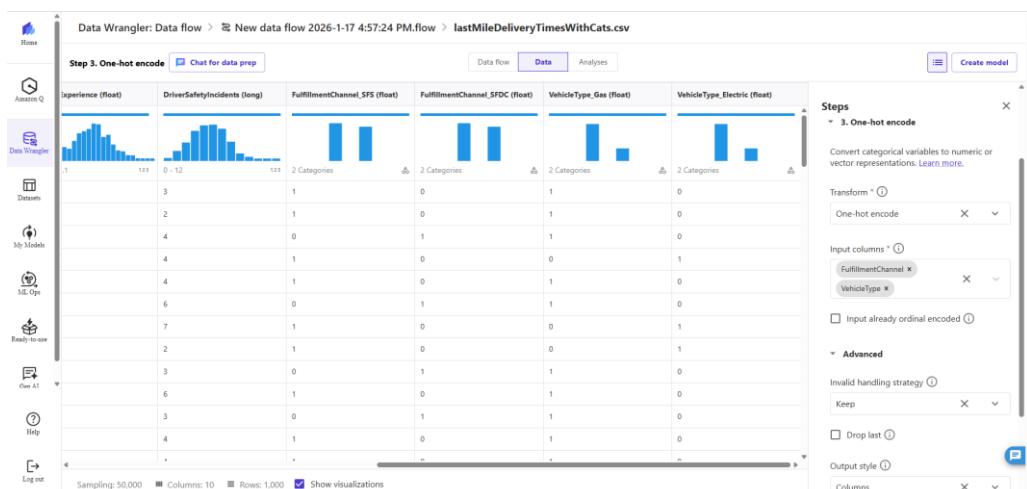
Estos resultados permiten construir un modelo predictivo que ayude a estimar con mayor precisión los tiempos de entrega y mejorar la planificación operativa diaria.

## 3. Preparación de los datos

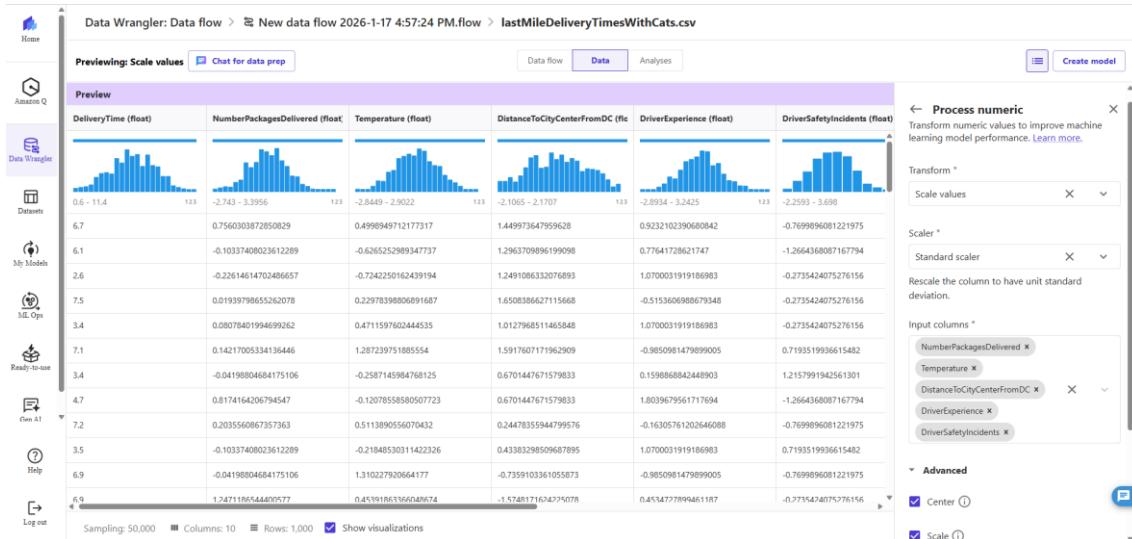
- Volvemos al esquema principal y en Data types vamos a añadir una transformación



1. La primera transformación que vamos a aplicar a nuestros datos va a ser una conversión de tipo de datos, para ello utilizaremos Encode categorical y lo que haremos será convertir los valores de VehicleType y FulfillmentChannel a números.

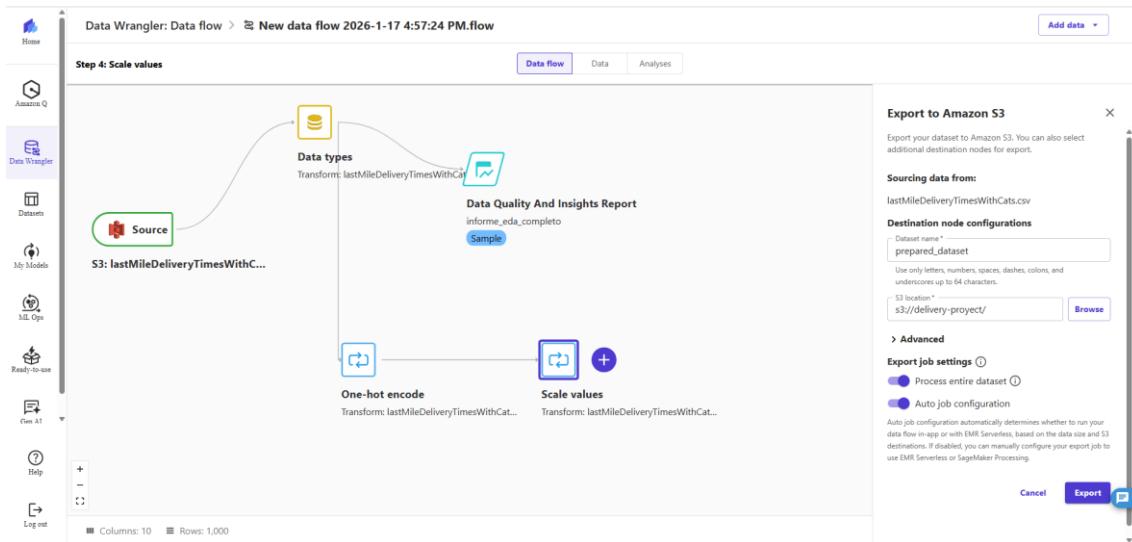


- Las variables categóricas FulfillmentChannel y VehicleType fueron transformadas mediante One-Hot Encoding para evitar introducir relaciones ordinales inexistentes entre categorías y permitir que el modelo las procese correctamente.
2. Como segunda transformación vamos a aplicar una normalización mediante Standard Scaling sobre las variables numéricas para evitar sesgos derivados de diferencias de escala y mejorar la estabilidad y rendimiento del modelo predictivo.



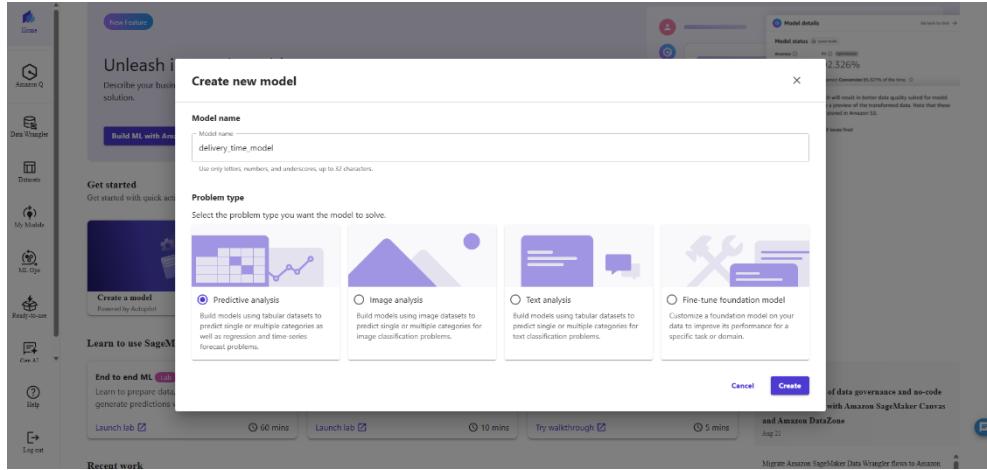
- Las variables numéricas fueron normalizadas mediante Standard Scaling (centrado y escalado) para garantizar que todas las características tengan una escala homogénea, evitando que variables con mayor rango dominen el entrenamiento del modelo.

3. Para finalizar exportaremos a nuestro Bucket de s3 el Dataset preparado:

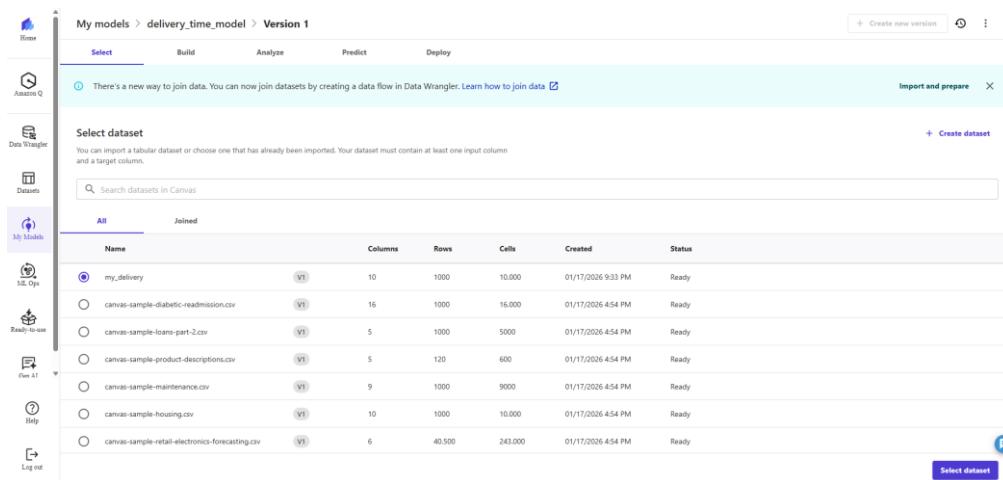


## 4. Modelado

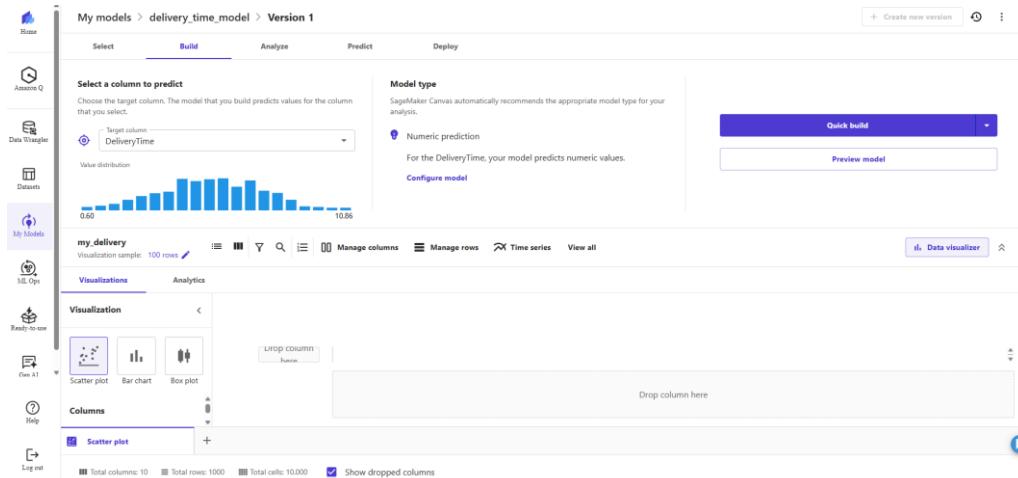
- Iniciamos el modelado con la creación de un modelo de tipo Predictive análisis:



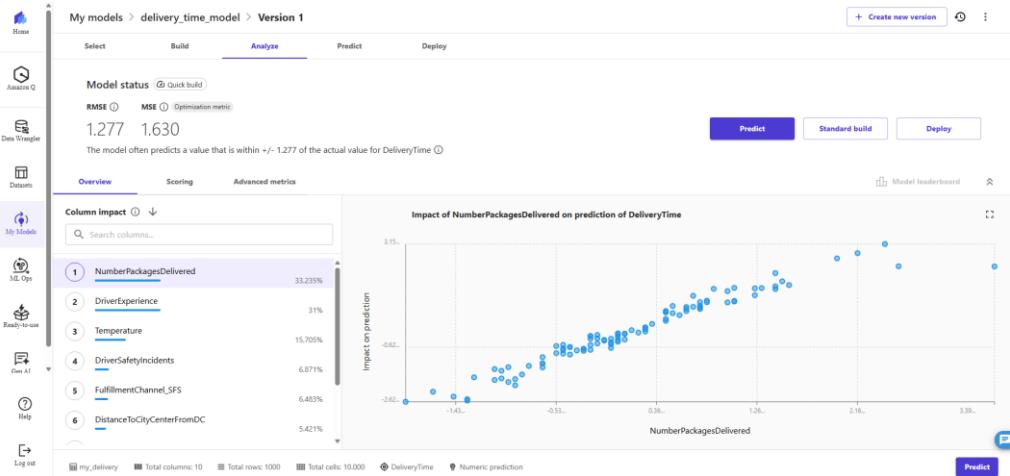
- Creamos un Dataset con el csv creado en el data Wrangler para acceder desde Canva:



- Seleccionamos la columna de DeliveryTime y realizaremos el Quick build que entrenara el modelo con una configuración automática:



- Una vez realizado el modelo entrenado automáticamente puedo decir que es capaz de predecir el tiempo de entrega con un error medio aproximado de 1,27 horas, lo que representa un rendimiento aceptable para un primer modelo de referencia:



- También a continuación voy a realizar una tabla con las variables y su importancia en el modelo:

## Variables

**NumberPackagesDelivered**

## Importancia en el modelo

33.2%

**DriverExperience**

31%

**Temperature**

15.7%

**DriverSafetyIncidents**

6.8%

**FulfillmentChannel\_SFS**

6.4%

**DistanceToCityCenterFromDC**

5.4%

**VehicleType\_Gas**

0.5%

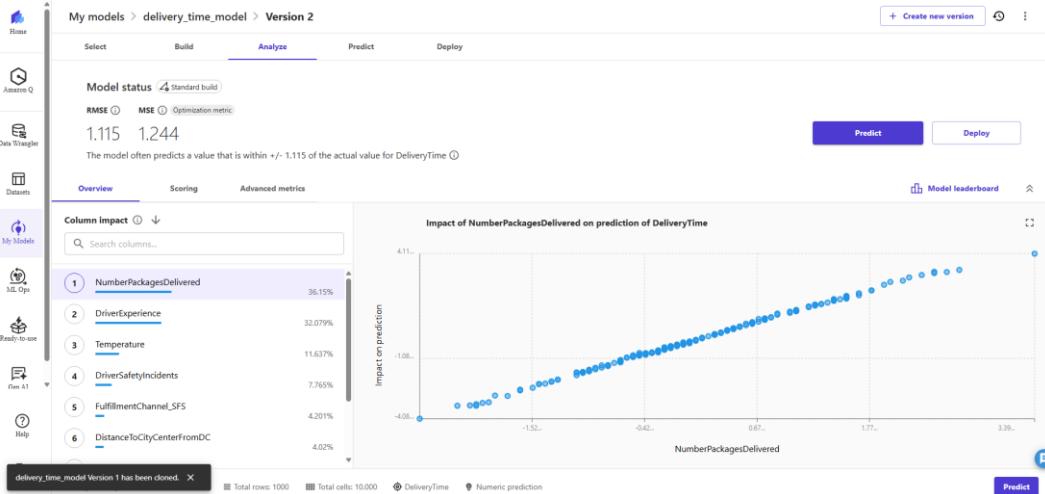
**VehicleType\_Electric**

0.3%

**FulfillmentChannel\_SFDC**

0.3%

- Ahora vamos a hacer un Standard build para realizar un comparativa con el modelo ya realizado:



- Como en el anterior modelo voy a plasmar las variables mas importantes en una tabla:

Variables	Importancia en el modelo
<b>NumberPackagesDelivered</b>	36.15%
<b>DriverExperience</b>	32.07%
<b>Temperature</b>	11.63%
<b>DriverSafetyIncidents</b>	7.76%
<b>FulfillmentChannel_SFS</b>	4.20%
<b>DistanceToCityCenterFromDC</b>	4.02%
<b>FulfillmentChannel_SFDC</b>	3.6%
<b>VehicleType_Electric</b>	0.2%
<b>VehicleType_Gas</b>	0.2%

## 5. Evaluación y conclusión

- Despues de comprobar los datos de los dos modelos podemos sacar las siguientes conclusiones:
  - El error medio ha sido reducido de 1.277 horas a 1.115 horas
  - Mejora de precisión en un 12.7%
  - Un aumento significativo de la importancia de la variable FulfillmentChannel\_SFDC
  - Contra mas paquetes más tiempo de entrega
  - La experiencia mejora el rendimiento
  - La temperatura extrema afecta negativamente
  - Los incidentes reducen la eficiencia
  - El canal de cumplimiento impacta significativamente en los tiempos

## 6. Despliegue

- Para finalizar realizaremos el despliegue de la Versión 2, es decir, del modelo hecho por el formato estándar, como no poseemos permisos para un deploy normal realizaremos un Batch prediction:

The screenshot shows the AWS SageMaker console interface. On the left, there's a sidebar with various icons for Home, Amazon Q, Data Wrangler, Datasets, My Models (which is selected), ML Ops, Ready-to-use, Gen AI, Help, and Log out. The main area is titled 'My models > delivery\_time\_model > Version 2'. The 'Predict' tab is active. Under 'Predict target values', there are tabs for 'Batch prediction' (selected) and 'Single prediction'. Below that is a button 'Generate predictions for an entire dataset'. There are also 'Manual' and 'Automatic' buttons. A 'Predictions' section follows, with 'All Jobs' selected and a 'Configuration' dropdown. A filter 'Filter by configuration name: All' is present. At the bottom, there's a table with columns: Job name, Created, Input dataset, Prediction type, Configuration name, Rows, QuickSight, and Status. A note 'Select a dataset to generate predictions' is at the bottom right.

- Una vez creado el job y con el estado en ready lo previsualizamos y si queremos lo descargamos:

This screenshot shows a detailed view of a batch prediction result. The top part is identical to the previous screenshot, showing the 'Predict' tab for 'Version 2'. Below it, a modal window titled 'batchInfer-delivery\_time\_model-my\_delivery-1768688539' is displayed. This modal contains a table with several columns: Prediction (DeliveryTime), NumberPack..., Temperature, DistanceToC..., DriverExperi..., DriverSafety..., FulfillmentC..., and FulfillmentC... . The table lists multiple rows of data. At the bottom of the modal, there are buttons for 'Send to Amazon QuickSight' and 'Download'. A progress bar at the bottom indicates 'batchInfer-delivery\_time\_model-my\_delivery-1768688539 predictions ready'. The status of the job is shown as 'Ready'.

- Visualización del Bucket creado para el proyecto con el Dataset base, el Dataset con todas las transformaciones y la predicción con el deploy final

The screenshot shows the AWS S3 console interface. On the left, there's a sidebar with various navigation links such as 'Buckets', 'Seguridad y administración de acceso', and 'Información y administración de almacenamiento'. The main area is titled 'delivery-project' and shows a list of objects. There are three items listed:

Nombre	Tipo	Última modificación	Tamaño	Clase de almacenamiento
<a href="#">lastMetDeliveryTimesWithCats.csv</a>	csv	16 Jan 2026 8:48:51 PM CET	35.1 KB	Estandar
<a href="#">output_0Ma5935-d07d-440f-a69a-befa5a22ef/</a>	Carpeta	-	-	-
<a href="#">predictions/</a>	Carpeta	-	-	-