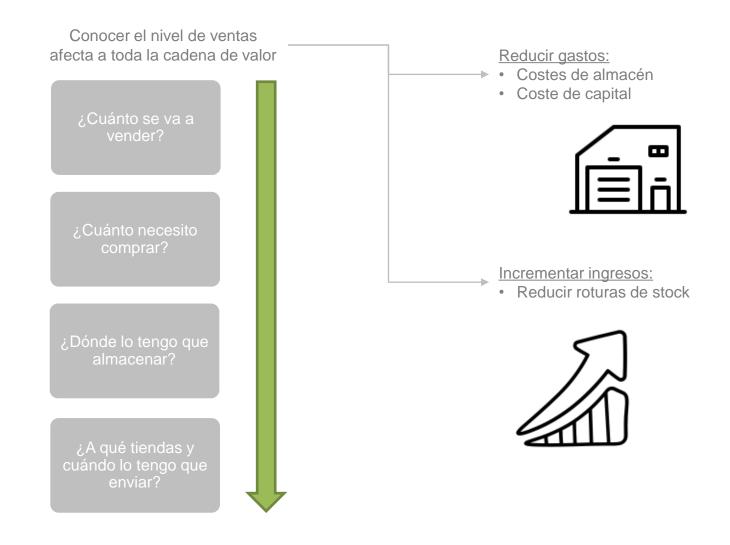


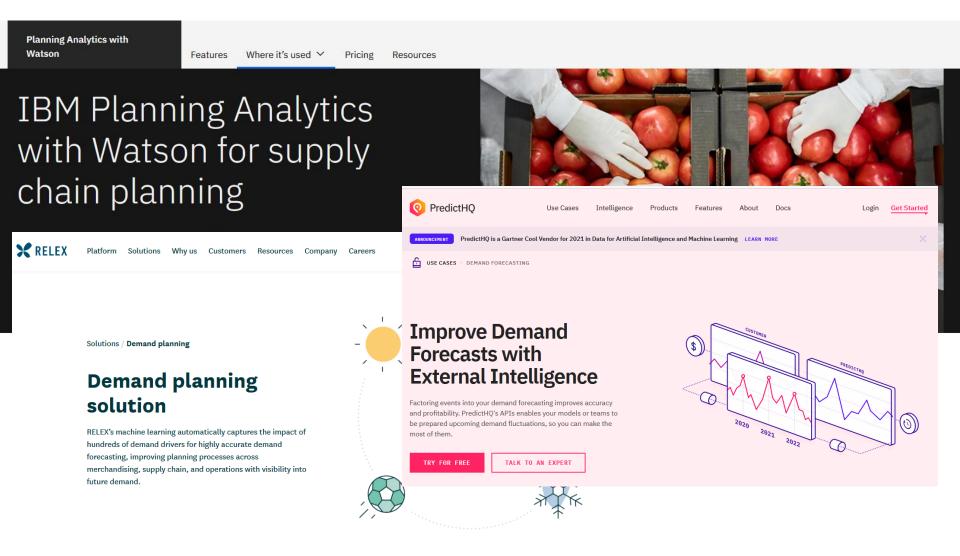


Una de las aplicaciones más frecuentes de data science es el forecast de ventas por su impacto directo en la cuenta de resultados



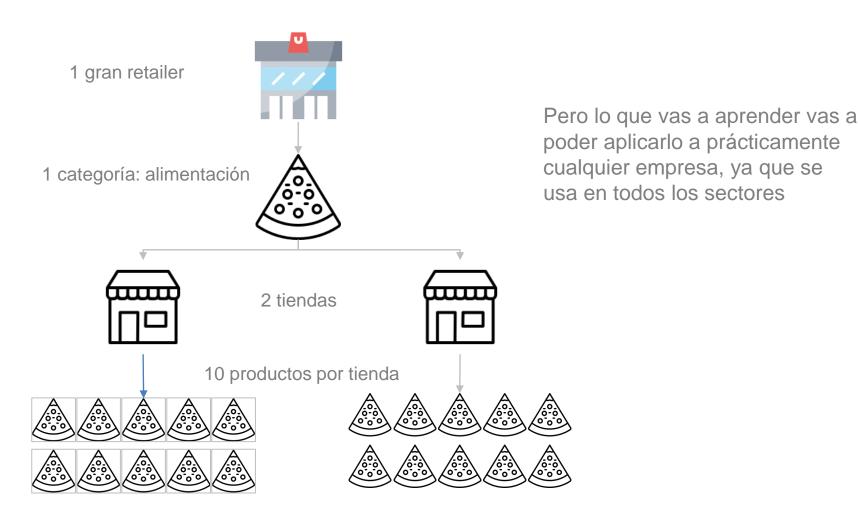


Por tanto es una habilidad muy demandada por el mercado, tanto por grandes players como por startups especializadas





En este caso vamos a trabajar sobre datos reales de un gran distribuidor



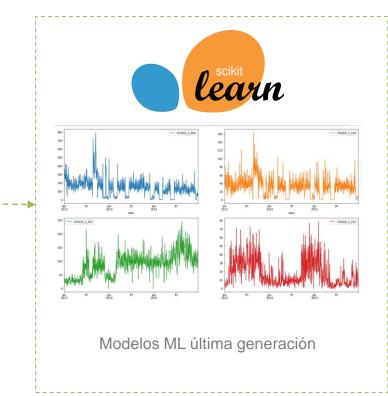


Nuestro proyecto consiste en desarrollar modelos de machine learning sobre una base de datos que tiene 3 años de histórico para predecir las ventas de los próximos 8 días a nivel de tienda-producto





BBDD 3 años de histórico



BATCH



Sistema que predice ventas a 8 días vista



Y lo más importante: nos vamos a enfrentar al tipo de problemas más avanzados que te encontrarás en un proyecto real

- Forecasting jerárquico
- Demanda intermitente
- Generar modelos para cientos o miles de SKUs
- Predicción de varios días

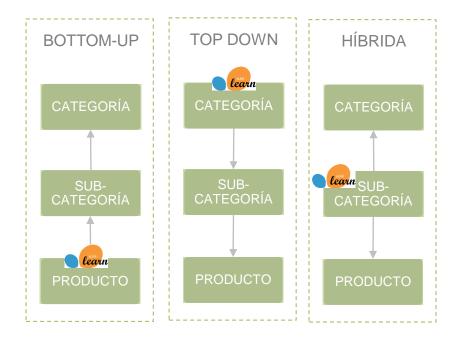


¿Cómo resolver el forecasting jerárquico?

PROBLEMA

- Existen diferentes jerarquías de niveles en el catálogo comercial
- Puede interesar predecir a diferentes niveles
- Como el forecast es probabilístico no van a coincidir las predicciones a diferentes niveles

RECONCILIACIÓN

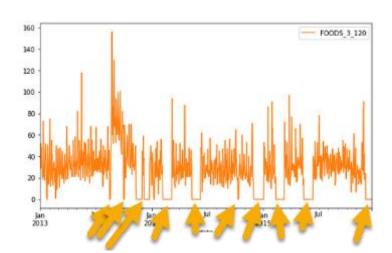




¿Cómo resolver el problema de la Demanda intermitente?

PROBLEMA

- Existen momentos temporales en los que las ventas son cero
- No conocemos la causa:
 - Existía producto pero no hubo ventas
 - No existía producto
- Genera ruido



- Incorporar información de inventario
- Disponer de marcas de rotura de stock
- Modelizar a nivel jerárquico superior
- Si no es posible crear variables sintéticas
- Usar aproximación ML que es menos sensible que la clásica
- Avanzado:
 - Método de Croston y derivados
 - Modelos de ML para predecir la probabilidad de que ese día las ventas sean cero



¿Cómo resolver el problema de cientos o miles de SKUs?

PROBLEMA

- En contextos reales y sectores como retail,
 ecommerce, contenidos, etc suelen existir miles o
 decenas de miles de productos diferentes
- Hay que hacer un modelo por elemento a predecir
- Puede ser que haga demasiado computacionalmente intenso

- Usar aproximación ML que una vez entrenados los modelos es mucho más rápida que la clásica
- Usar modelos más rapidos: LightGBM
- Modelizar a nivel jerárquico superior y bajar mediante top-down (sin modelos inferiores)
- Usar big data para entrenar:
 - · Máquinas potentes en cloud
 - Clusters



¿Cómo resolver el problema de tener que predecir varios días en el futuro (horizonte)?

PROBLEMA

- En contextos reales no suele servir con predecir para el siguiente elemento temporal (ej mañana)
- Si no que se requiere predecir a varios días para tener tiempo de actuar
- Los modelos clásicos sí predicen a varios días de forma automática
- Pero los de ML no, ya que predicen registro a registro y se suele necesitar info de futuro que no está disponible

PREDICCIÓN MULTIPASO

- Dos aproximaciones:
- · Directa:
 - Desarrollar modelos diferentes para predecir a distintas ventanas temporales en el futuro
 - Prediccion(t)=modelo1((obs(t-1), obs(t-2), ..., obs(t-n))
 - Prediccion(t+1)=modelo2((obs(t-1), obs(t-2), ..., obs(t-n))
- Recursiva:
 - Desarrollar un único modelo que en paso 1 prediga t y después use esa predicción como base para preder t+1, etc
 - Prediccion(t)=modelo1((obs(t-1), obs(t-2), ..., obs(t-n))
 - Prediccion(t+1)=modelo1((pred(t), obs(t-1), ..., obs(t-n))
- · No hay patrón de que una de ellas siempre funcione mejor
- Pero la recursiva es más fácil de mantener en proyectos reales