**CASOS DE USO MACHINE LEARNING - supervised algorithms**

1. Propensión a compra:
   1. **objetivo**: aumentar el ratio de conversión.
   2. **input** (variable a predecir): variable booleana (1 compra, 0 no compra)
   3. **variables independientes**: todo el data layer
   4. **output**: propenso a comprar o no en esa sesión. Además se definió 3 categorizaciones (alto, medio, bajo)
   5. **ámbito de uso**:
      1. usuario alta propensión: mensajes (pop up) poco agresivos
      2. usuario media propensión: mensajes (pop up) agresividad media
      3. usuario baja propensión: mensajes (pop up) muy agresivos

→ a menos propensión más descuento

1. Propensión a cancelación:
   1. **objetivo**: disminuir la tasa de cancelación.
   2. **input** (variable a predecir): variable booleana (1 cancela, 0 no cancela)
   3. **variables independientes**: tiempo entre compra y check in, hotel, destino, país de usuario, precio medio de la noche, precio total, temporada checkin, categoría de hotel
   4. **output:** propenso a cancelar o no.
   5. **ámbito de uso:**

→ emailing (actividades en el hotel y en la ciudad, regalo de bienvenida, futuros descuentos si pasa la estancia)

1. Propensión a abandono:
   1. **objetivo:** disminuir el abandono sin compra
   2. **input** (variable a predecir): variable booleana (1 abandona sin comprar, 0 no))
   3. **variables independientes**: todo el data layer
   4. **output**: propenso a abandonar sin comprar o no.
   5. **ámbito de uso:**

→ pop ups (desayuno gratis, regalo de bienvenida, …)

1. Optimización de fechas:
   1. **objetivo:** aumentar la tasa de conversión en búsquedas con alto número de búsquedas de fechas pero pocas transacciones.
   2. **input** (variable a predecir): variable booleana (1 cancela, 0 no cancela)
   3. **variables independientes**: fecha buscada, ofertas disponibles, país del usuario, destino u hotel buscado.
   4. **output:** propenso a no comprar en búsquedas específicas.
   5. **ámbito de uso**:

→ personalización de contenido (ofertas disponibles para dichas búsquedas)

1. Custom bidding: 2 algoritmos, uno de pujas personalizadas (frente al CPM fijo de google) y otro de ofertas personalizadas
   1. **objetivo:** aumentar las reservas en su site en vez de en metabuscadores con campañas de publicidad Display a través del servicio Display&Video360 de Google, a la par que se optimizaba su puja por dichos espacios publicitarios
   2. **input** (variable a predecir):

* compra (1), no compra
  1. **variables independientes**:
* ofrecidas por el cliente: valor de cada impresión en función de KPIs (por ejemplo valor de la compra), para ello el cliente hace una ponderación de cada impresión en base al valor que ha supuesto para la empresa (impresión que ha generado una compra de más dinero, más ponderación). Se podían ponderar más variables on-site.
* ofrecidas por google: variables de categorización del usuario que ofrecía el ad server (sociodemográficos, comportamentales, interés, etc) (MÁS DE 40 SEÑALES O VARIABLES)
  1. **output**: banners con ofertas personalizadas para cada usuario y pujas automáticas para comprar dichos espacios publicitarios
  2. **ámbito de uso:**

→ Barceló Hotel Group probó su propio algoritmo exclusivo de pujas personalizadas frente a estrategias de pujas tradicionales (CPM fijo) y pudo reducir el coste por reserva en un 66% y aumentar el número total de reservas en un 291%

links:

1. [Custom Bidding: User Guide](https://drive.google.com/file/d/1Dsk6jQGLCMLfjgavqzrN0rydosC2fqIS/view?ts=6239ca94)
2. [DV360 Custom Bidding: Beta Overview Doc](https://drive.google.com/file/d/149Ckm8gQ7LI98Tx-RruAjgiohxziMhYq/view?ts=6239ca9f)







