

## Paso 5 Modelado y Evaluación – Valores de confianza, ROC y Lift Charts

Ver Sección 7.5.4 del document adjunto.

### Evaluación Avanzada de los modelos

Se pueden realizar evaluaciones mejores de nuestros modelos, más allá de recall y precision, para obtener métricas que pueden ser asociadas a términos de negocio tales como costos y retorno esperado de nuestro despliegue.

Inserta un breakpoint luego del operador Apply Model y observa los atributos especiales confidence(true) y confidence(false) que ha creado.

- ¿Qué indican?
- ¿Cuándo la predicción es que el cliente es comprador?
- ¿Pueden cambiarse estos umbrales?

A medida que incrementamos el umbral, el conjunto de clients predichos como compradores se reduce, y viceversa. Si el modelo es bueno, un mayor umbral resultará también en una mayor precisión (verifícalo!)

**Lift charts.** Estos diagramas cuantifican esta relación mostrando el incremento en el número de clientes predichos como compradores, y también el incremento de compradores reales entre ellos, a medida que el umbral es reducido.

Importa y estudia el proceso “05 LiftChart”. En este proceso los datos se dividen equilibradamente en un conjunto de entrenamiento y un conjunto distinto de test al cual se aplica el operador *CreateLiftChart* usando un modelo construido sobre el conjunto de entrenamiento. El diagrama se dibuja creando una cantidad de segmentos para los valores de confianza asociados con la *target class (label)* especificada, Seleccionamos true para este parámetro pues queremos examinar el “lift” para compradores.

Las barras indican, para cada segmento, el número de ejemplos cuyo valor de confianza es mayor que el umbral para este segmento y que pertenece a la clase objetivo. El valor que aparece a la derecha de la barra indica el valor total de ejemplos cuya confianza excede el valor del segmento, mientras que la línea muestra las cuentas acumuladas.

La lift chart es útil para aplicaciones de marketing orientadas a la respuesta, ya que las cuentas acumuladas nos dan una idea sobre cuántos clientes debería ser contactados en una campaña para poder recibir una cierta cantidad de respuestas. Por ejemplo, en este proceso podemos ver que para encontrar 54 compradores tendríamos que dirigirnos a 451 clientes. Nota que esta relación de compradores obtenida por este modelo es mayor que el 7% que podríamos fácilmente obtener sin minería de datos, eligiendo aleatoriamente.

**ROC charts:** Estudia el proceso y analiza el diagrama ROC y la evolución del área debajo de la curva (AUC) – verifica que el parámetro AUC esté seleccionado en el operador Performance (Binominal Classification)

El eje horizontal muestra la relación entre los no-compradores incorrectamente predichos como compradores contra todos los no-compradores (*tasa de falsos positivos*). A medida que nos vamos de izquierda a derecha, más y más no-compradores se predicen como compradores, lo cual sólo puede ocurrir si el umbral de confianza se reduce, lo cual es indicado por la línea azul (etiquetada "*Thresholds*"). Entonces el eje vertical indica el valor del umbral.

La línea roja usa un eje vertical diferente (mismo eje horizontal), que es el *recall* para la clase positiva (compradores), o sea la *tasa de verdaderos positivos*. A medida que se reduce el umbral, más y más compradores verdaderos del conjunto de clientes son predichos como compradores, con lo cual el *recall* se incrementa. Cuanto antes esto suceda, mejor es el modelo (entonces el AUC se incrementa).

### Probar diferentes modelos

Ver Sección 7.5.5 del document adjunto.

En los modelos de ejemplo vistos se ha utilizado un operador de árbol de decisión.

Es interesante analizar comparativamente diferentes algoritmos, teniendo en cuenta las restricciones propias de cada uno impuestas por el problema y los datos disponibles.

Compatibilidad de tipos de datos

Importa y estudia el proceso de ejemplo "*06-CompareMiningMethods*". Documenta los algoritmos / modelos utilizados y los resultados obtenidos en cada caso.