

UNIVERSIDAD DE GRANADA
E.T.S. de Ingenierías Informática y de Telecomunicación



Departamento de Ciencias de la
Computación e Inteligencia Artificial

Inteligencia de Negocio



PRÁCTICA 1
RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS DE CLASIFICACIÓN
ANÁLISIS PREDICTIVO EMPRESARIAL MEDIANTE CLASIFICACIÓN

Christian Andrades Molina

ÍNDICE



- 1. Descripción del problema: subastas competitivas en eBay.**
- 2. Representaciones del conocimiento elegidas: árboles y reglas.**
- 3. Algoritmos seleccionados.**
- 4. Análisis comparativos de los algoritmos (y con datos) :**
 - 4.1 Árboles:**
 - 4.1.1 J48 (C4.5)
 - 4.1.2 LMT
 - 4.2 Reglas:**
 - 4.2.1 JRip
 - 4.2.2 PART
- 5. Mejora de la predicción**
- 6. Conclusiones obtenidas.**

1. Descripción del problema: subastas competitivas en eBay.

La página web eBay es un sitio destinado a la subasta de productos a través de Internet. A través del portal, tenemos una base de datos compuesta por 1972 subastas realizadas en 2 meses. Debemos obtener un modelo de nos permita clasificar estas subastas entre competitivas y no competitivas, con el fin de predecir futuras operaciones. Una subasta es competitiva si recibe al menos dos ofertas.

Las variables que componen la base de datos son las siguientes:

- **Categoría:** formada por Music/Movie/Game, Automotive, Toys/Hobbies, SportingGoods, Pottery/Glass, Photography, Jewelry, Home/Garden, Health/Beauty, EverythingElse, Electronics, Computer, Collectibles, Coins/Stamps, Clothing/Accessories, Business/Industrial, Books, Automotive y Antique/Art/Craft.
- **Vendedor:** clasificado por su puntuación en la web.
- **Moneda:** EUR, US y GBP.
- **Duración:** de 1 a 10 días como máximo.
- **Día de finalización:** de Lunes a Domingo.
- **Precio de inicio**
- **Precio de cierre**
- **Competitivo?:** 1(Sí), 0(No).

2. Representaciones del conocimiento elegidas: árboles y reglas.

Para el problema planteado en esta práctica, tenemos un conjunto de variables sobre las cuales debemos trabajar para obtener una conclusión (competitivo o no competitivo). Es decir, cada caso (subasta) pertenecerá a una clase, una metodología usada en los árboles de decisión y de forma “equivalente” (con algunas diferencias) en la representación del conocimiento mediante reglas. La representación de ambas es intuitiva y su interpretación legible.

En el caso de árboles, cada hoja será la categoría (clase) a diferenciar (Sí es competitiva o No es competitiva). Comenzará desde un atributo que determine como mejor clasificador (categoría por ejemplo) y discretizará en varios nodos como valores tenga el atributo elegido para seguir clasificando.

Para el caso de reglas, se generan una serie de reglas sin un orden definido y en cada reglas se examina una clase (Sí o No).

3. Algoritmos seleccionados.

(Algoritmos analizados sobre el 80% de los datos)

Los algoritmos utilizados para la representación del conocimiento en árboles son: **C4.5 y LMT**.

En **C4.5** nos encontramos un algoritmo de inducción capaz de generar un árbol a partir de la evaluación de los diferentes casos que genera. En este caso, procesa varios conjuntos de reglas empleando varios criterios: info; valor de la información que da una regla y gain; beneficio global que proporciona ese camino. A partir de esta evaluación, obtiene el caso más beneficioso en cada división. En nuestro caso, es una buena metodología a probar debido a la naturaleza del problema: un conjunto de variables que conforman numerosos casos y que queremos clasificar de forma óptima.

Para **LMT**, tenemos un algoritmo capaz de generar un árbol de decisión con funciones de regresión logísticas en las hojas. Es decir, trata de aproximar en cada hoja la relación de dependencia entre una variable dependiente (Competitivo) y las variables independientes (el resto de variables). Otro algoritmo que ofrece una alternativa a C4.5 y que puede ofrecer un árbol más legible.

Los algoritmos utilizados para la representación del conocimiento en reglas son: **JRip y PART**:

- **JRip**: un algoritmo basado en RIPPER (Poda incremental repetida para la reducción del error), que usa un conjunto completo de reglas formadas por varias comparaciones y establece una relación entre ellas.

- **PART**: algoritmo que evita la optimización global usada en C4.5 generando una lista de decisión sin restricciones mediante el método Divide y Vencerás. La hoja con máximo peso se convierte en regla. Usa los mismos mecanismos que C4.5 para construir el árbol

4. Análisis comparativo de los algoritmos (y con datos) :

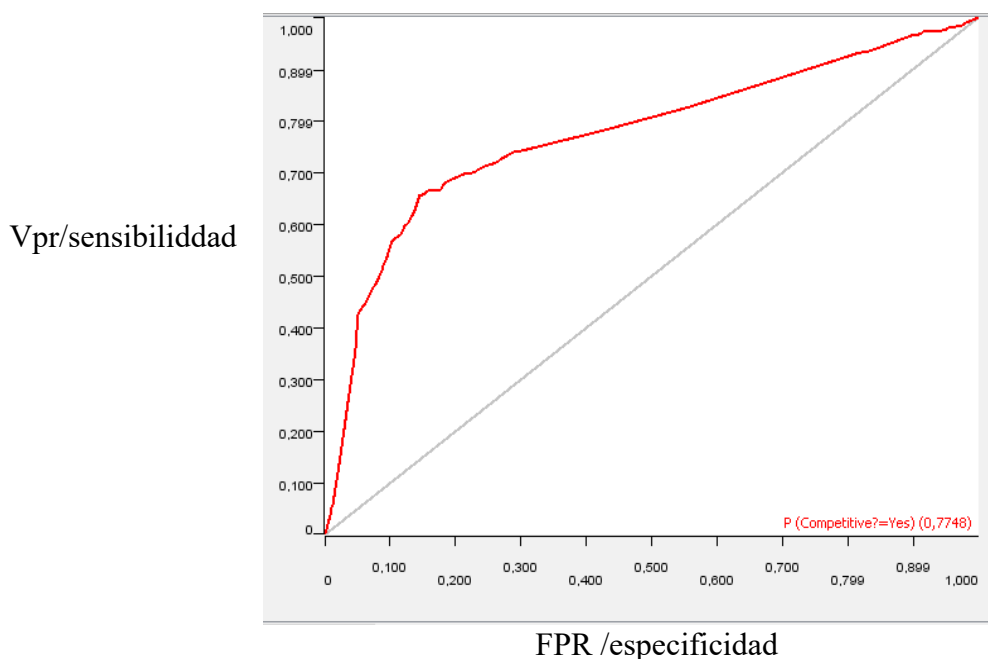
Para llevar a cabo el análisis comparativo del algoritmo, se han llevado los siguientes pasos:

- La base de datos a utilizar se encuentra en formato xls, por lo que se ha usado un nodo XLS Reader.
- Se ha llevado a cabo una partición en datos de entrenamiento y datos de test. La variable Competitive declarada como Number se ha transformado en String.
- En la variable transformada se han sustituido los valores 0 y 1 por No y Sí.
- Cada tupla (o subasta) se ha organizado por colores (rojo = no, azul = sí).
- En cada algoritmo se ha filtrado la tabla, eliminando la variable ClosePrice.

- Toda la experimentación se ha realizado con validación cruzada de 5 particiones con los nodos de los algoritmos aplicados.
- Se han utilizados los siguientes nodos de representación de los resultados: ROC Curve, Scorer, Pie Chart, Statistics y Scatter Matrix.

4.1 Árboles:

4.1.1 J48 (C4.5)



En primer lugar analizamos la curva ROC resultante de ejecutar el algoritmo C4.5 para predecir subastas competitivas y no competitivas. Esta curva está formada por los Verdaderos Positivos (VPR) en el eje y y Falsos Positivos (FPR) en el eje x. En nuestro caso nos encontramos con un acierto del 0,7748, una gráfica por encima de la diagonal (donde los resultados son puramente azar). La curva ROC del algoritmo nos indica que es capaz de predecir con bastante acierto los verdaderos positivos en cada caso pero no tan bien los falsos positivos.

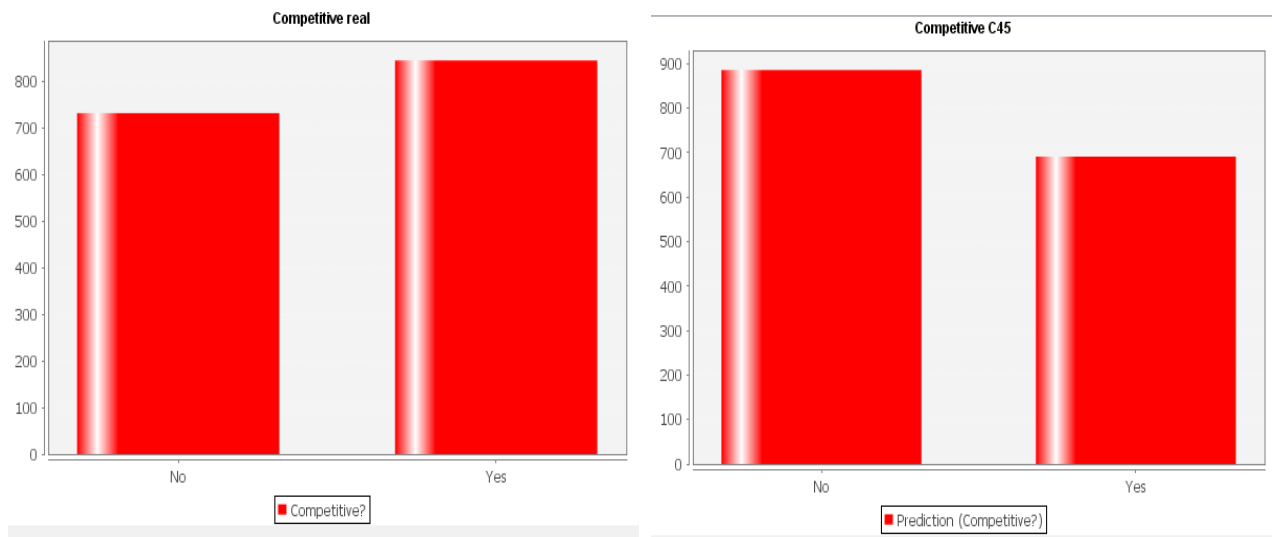
Competitiv...	No	Yes
No	605	127
Yes	281	564

Correct classified: 1.169	Wrong classified: 408
Accuracy: 74,128 %	Error: 25,872 %
Cohen's kappa (κ) 0,487	

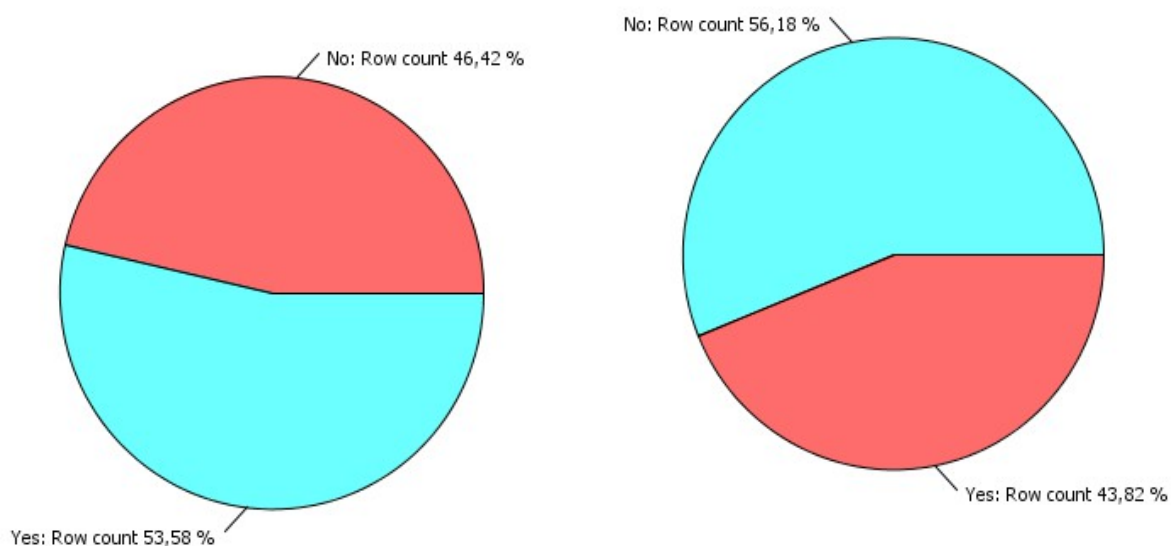
A partir de la matriz de confusión podemos comprobar que C4.5 provoca más verdaderos

negativos que falsos positivos sobre este problema, es decir, hay más problemas para diferenciar las subastas competitivas que las no competitivas. En cualquier caso no realiza un mal trabajo ya que más del 70% de los datos son clasificados correctamente y alrededor del 30% no, con una tasa de error del 26%.

Podemos comparar mediante varios gráficos los valores reales de la variable Competitivo y los obtenidos de la predicción:



Podemos comprobar como el número de subastas competitivas reales es superior que las no reales, mientras que en nuestro gráfico de predicción se invierten los factores. Como hemos dicho antes, C4.5 no clasifica con la misma efectividad las subastas competitivas que se encuentran más cerca de la frontera. Este otro gráfico lo demuestra (izquierda real, derecha predicción):



Mediante el árbol de reglas generado por el algoritmo que nos ofrece Knime, comprobaremos que variables más importantes usa para clasificar en competitivo y no competitivos, además de otros detalles ...

J48 pruned tree

```

-----
OpenPrice <= 1.229974: Yes (265.0/21.0)
OpenPrice > 1.229974
|   SellerRating <= 569
|   |   Currency = EUR
|   |   |   Category = AntiqueArtCraft: No (3.0/1.0)
|   |   |   Category = Automotive: Yes (5.0/1.0)
|   |   |   Category = Books: No (9.0/3.0)
|   |   |   Category = BusinessIndustrial: No (3.0)
|   |   |   Category = ClothingAccessories: Yes (29.0/11.0)
|   |   |   Category = CoinsStamps: Yes (1.0)
|   |   |   Category = Collectibles: Yes (3.0)
|   |   |   Category = Computer: No (4.0/1.0)
|   |   |   Category = Electronics: No (1.0)
|   |   |   Category = EverythingElse: No (0.0)
|   |   |   Category = HealthBeauty: No (4.0)
|   |   |   Category = HomeGarden
|   |   |   |   EndDay = Fri: Yes (6.0/1.0)
|   |   |   |   EndDay = Mon: Yes (0.0)
|   |   |   |   EndDay = Sat: Yes (0.0)
|   |   |   |   EndDay = Sun: No (2.0)
|   |   |   |   EndDay = Thu: Yes (0.0)
|   |   |   |   EndDay = Tue: No (1.0)
|   |   |   |   EndDay = Wed: Yes (0.0)
|   |   |   |   Category = Jewelry: No (2.0/1.0)
|   |   |   |   Category = MusicMovieGame: No (8.0/1.0)
|   |   |   |   Category = Photography: Yes (1.0)
|   |   |   |   Category = PotteryGlass: No (0.0)
|   |   |   |   Category = SportingGoods: No (1.0)
|   |   |   |   Category = ToysHobbies
|   |   |   |   |   OpenPrice <= 1.49: Yes (3.0)
|   |   |   |   |   OpenPrice > 1.49
|   |   |   |   |   |   SellerRating <= 119: Yes (3.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   SellerRating > 119: No (5.0)
|   |   |   |   |   Currency = GBP: Yes (49.0/9.0)
|   |   |   |   |   Currency = US
|   |   |   |   |   |   SellerRating <= 142: Yes (42.0/6.0)
|   |   |   |   |   |   SellerRating > 142
|   |   |   |   |   |   |   SellerRating <= 362: No (26.0/11.0)
|   |   |   |   |   |   |   SellerRating > 362: Yes (27.0/5.0)
|   |   SellerRating > 569
|   |   |   OpenPrice <= 3.685714
|   |   |   |   OpenPrice <= 3.565426
|   |   |   |   |   Category = AntiqueArtCraft: No (11.0/3.0)
|   |   |   |   |   Category = Automotive: No (2.0)
|   |   |   |   |   Category = Books
|   |   |   |   |   |   OpenPrice <= 2.23: No (5.0)
|   |   |   |   |   |   OpenPrice > 2.23: Yes (3.0)
|   |   |   |   |   Category = BusinessIndustrial: No (0.0)
|   |   |   |   |   Category = ClothingAccessories: Yes (3.0/1.0)
|   |   |   |   |   Category = CoinsStamps: No (8.0/1.0)

```

```

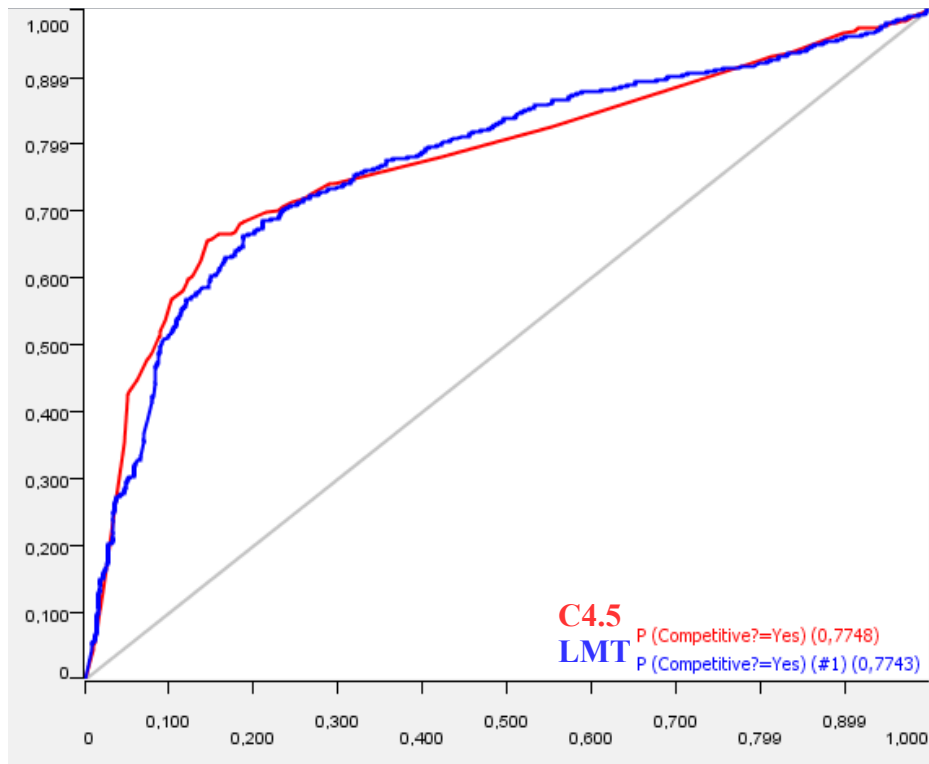
|   |   |   |   |   Category = Collectibles
|   |   |   |   |   |   OpenPrice <= 2.449736: Yes (25.0/7.0)
|   |   |   |   |   |   OpenPrice > 2.449736: No (10.0/3.0)
|   |   |   |   |   Category = Computer: No (2.0/1.0)
|   |   |   |   |   Category = Electronics
|   |   |   |   |   |   OpenPrice <= 2.447914: Yes (4.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   OpenPrice > 2.447914: No (2.0)
|   |   |   |   |   Category = EverythingElse: No (0.0)
|   |   |   |   |   Category = HealthBeauty: No (0.0)
|   |   |   |   |   Category = HomeGarden
|   |   |   |   |   |   OpenPrice <= 2.448525: Yes (9.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   OpenPrice > 2.448525: No (2.0)
|   |   |   |   |   Category = Jewelry: No (2.0/1.0)
|   |   |   |   |   Category = MusicMovieGame
|   |   |   |   |   |   Duration <= 3: Yes (5.0)
|   |   |   |   |   |   Duration > 3: No (24.0/10.0)
|   |   |   |   |   Category = Photography: No (0.0)
|   |   |   |   |   Category = PotteryGlass: No (2.0)
|   |   |   |   |   Category = SportingGoods: No (4.0/1.0)
|   |   |   |   |   Category = ToysHobbies: No (35.0/14.0)
|   |   |   |   |   |   OpenPrice > 3.565426: Yes (62.0/9.0)
|   |   |   |   |   |   OpenPrice > 3.685714: No (539.0/153.0)

```

C4.5 toma la variable OpenPrice como el atributo con más posibilidades de clasificar las subastas. En este caso, las subastas inferiores o iguales a 1.229974 tienen una alta probabilidad de ser competitivas, mientras que en precios superiores al indicado se debe de tener en cuenta la puntuación del vendedor. En rating's inferiores a 569 la primera variable a usar es el tipo de moneda y para superiores, el precio nuevamente de inicio.

Las variable más prescindible en el modelo sería EndDay y las más importantes OpenPrice y SellerRating.

4.1.2 LMT



Llevamos acabo el mismo proceso de análisis pero comparando los resultados en LMT y los obtenidos con C4.5. Como podemos ver en la curva ROC generada con los dos algoritmos, la diferencia de acierto es prácticamente inexistente con un 0,7743 en LMT y 0,7748 en C4.5. Usamos las matrices de confusión para profundizar:

Competitiv...	No	Yes	C4.5
No	605	127	
Yes	281	564	
Correct classified: 1.169 Wrong classified: 408			
Accuracy: 74,128 % Error: 25,872 %			
Cohen's kappa (κ) 0,487			

Competitiv...	No	Yes	LMT
No	547	185	
Yes	243	602	
Correct classified: 1.149 Wrong classified: 428			
Accuracy: 72,86 % Error: 27,14 %			
Cohen's kappa (κ) 0,457			

Por un lado hemos obtenido un 26% de error en C4.5 y un 27% en LMT, mismo caso en la precisión con un 74% en C4.5 y un 73% en LMT. Las diferencias en porcentaje son insignificantes aunque si podemos tener en cuenta otros detalles como que consigue diferenciar con más acierto los verdaderos negativos. Por contra, reduce la efectividad a la hora de identificar los no competitivos, con un aumento significativo en el numero de falsos positivos. En términos teóricos, C4.5 clasifica mejor nuestro problema que LMT al producir menos falsos positivos.

Comprobamos el árbol de reglas generado por LMT:

```
LMT
Logistic model tree
-----

OpenPrice <= 1.229974: LM_1:20/40 (265)
OpenPrice > 1.229974
|   SellerRating <= 569
|   |   Currency = EUR: LM_2:20/80 (94)
|   |   Currency = GBP: LM_3:20/80 (49)
|   |   Currency = US: LM_4:20/80 (95)
|   SellerRating > 569
|   |   OpenPrice <= 3.685714: LM_5:20/80 (220)
|   |   OpenPrice > 3.685714: LM_6:20/80 (539)

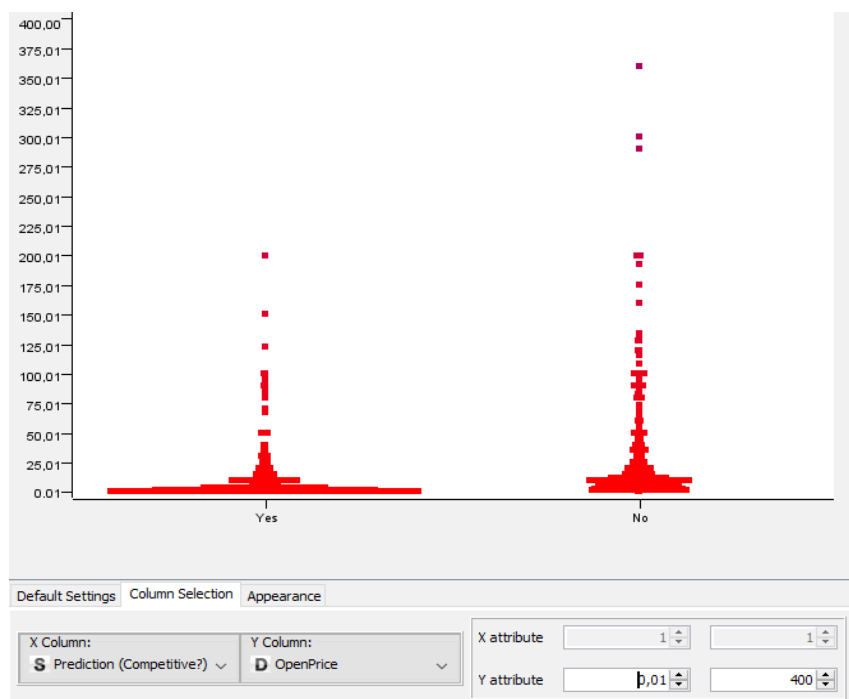
Number of Leaves :      6

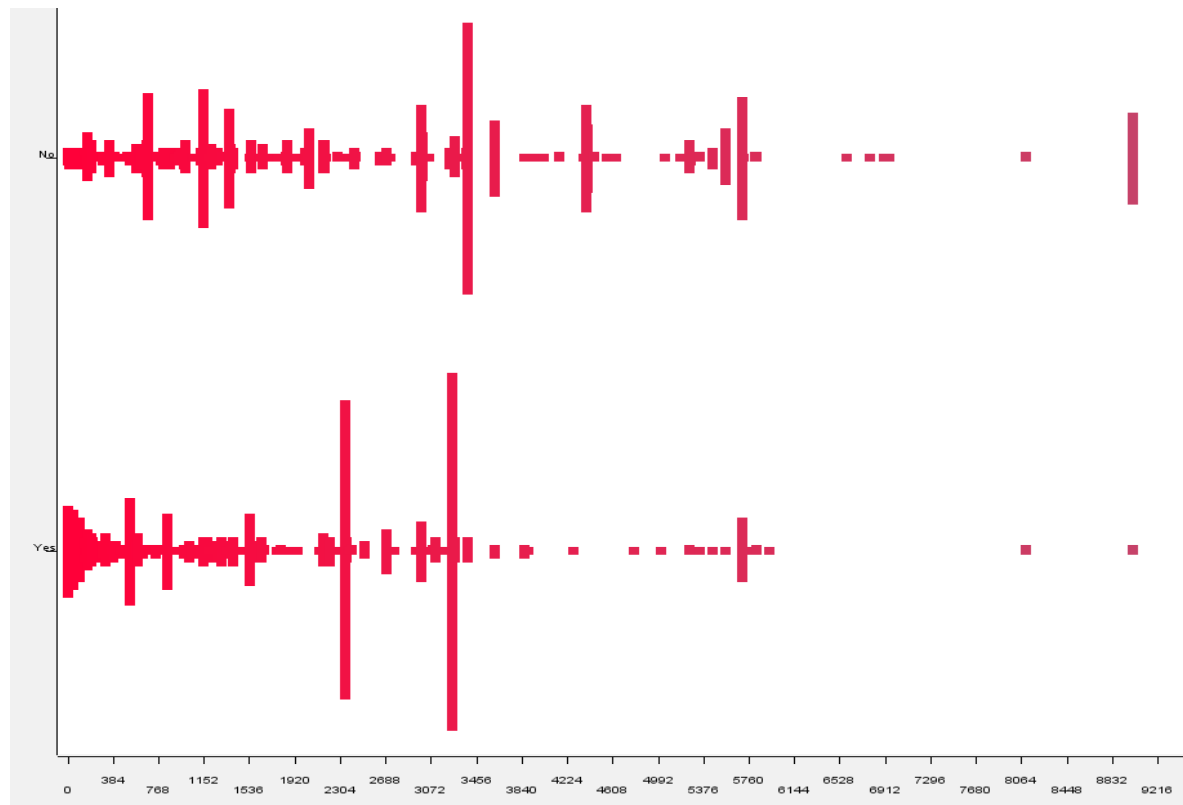
Size of the Tree :      10
```

A diferencia de C4.5, LMT genera un algoritmo más elegible a la hora de analizar su funcionamiento. La variable utilizada para clasificar por clases en primer lugar es OpenPrice, la misma que el anterior algoritmo usaba (incluso el precio exacto). Luego utiliza la puntuación del vendedor: si esta es inferior a 569, el factor diferenciador será la moneda utilizada en la subasta, en caso contrario, el precio de inicio. Una vez generado el árbol de reglas, el resto de variables nos proporcionará los pesos.

La variable OpenPrice en ambos algoritmos de representación y análisis del conocimiento es la elegida para clasificar en casos como primera opción. Si utilizamos un gráfico de dispersión, podemos ver esa dependencia:

Hemos limitado el rango de OpenPrice para descartar apuestas altas aisladas. Es fácil distinguir que la mayoría de apuestas son competitivas con precios de inicio muy bajos, algo coherente con el estado actual de la economía. Conforme aumenta el precio, hay un mayor número de apuestas no competitivas.



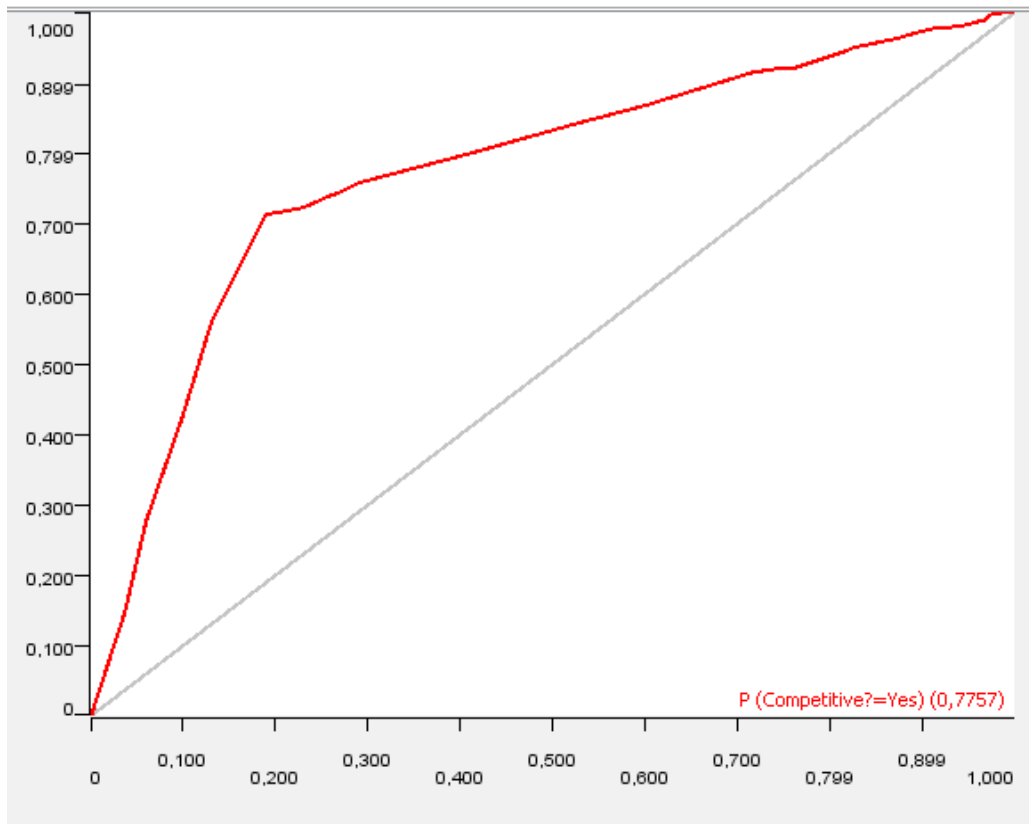


SellerRating es la otra variable que usa tras OpenPrice para clasificar las subastas. Si comparamos la predicción obtenida y el atributo mencionado, podemos sacar algunos detalles (aunque no es igual de esclarecedora que OpenPrice):

- El número de apuestas competitivas es mayor en vendedores que están comenzando o con puntuaciones bajas.
- A partir de 569, el resultado es más ambiguo donde solo podemos sacar algunas conclusiones: en vendedores con puntuación cercana a 2300 y 3200, el número de subastas competitivas aumenta de forma exponencial.

4.2 Reglas:

4.2.1 JRip

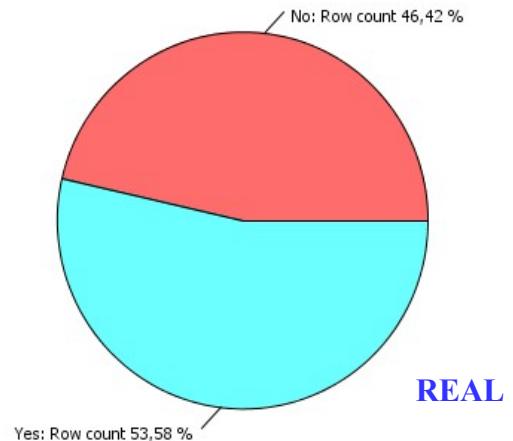
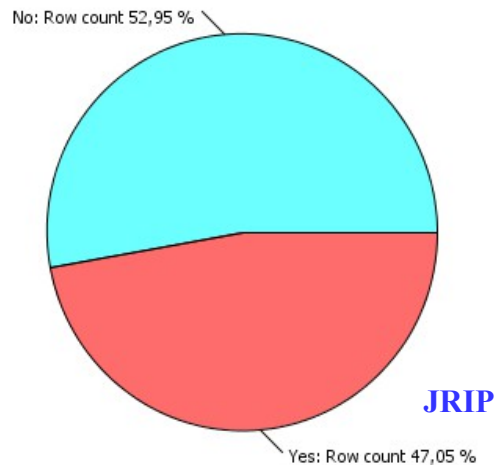


Procedemos de la misma forma de análisis con los algoritmos basados en reglas. En primer lugar tenemos la curva ROC resultante de su ejecución, donde podemos ver un acierto del 0,7757, mostrando un valor alto de predicción, por encima del obtenido en C4.5. Damos paso a la matriz de confusión para aclarar la gráfica:

Competitiv...	No	Yes
No	593	139
Yes	242	603

Correct classified: 1.196	Wrong classified: 381
Accuracy: 75,84 %	Error: 24,16 %
Cohen's kappa (κ) 0,519	

A partir de la matriz de confusión podemos comprobar que JRip provoca más verdaderos negativos que falsos positivos sobre este supuesto, mismo problema que hemos observado en los algoritmos de árboles. Sin embargo, la tasa de error es inferior a estos con una exactitud más elevada (no por mucho).



Si en los datos reales tenemos un porcentaje relativamente menor de no competitivas frente a competitivas, en nuestro algoritmo, la predicción se invierte. Aún así, es el algoritmo de los 3 realizados hasta ahora que más cerca está de una predicción total al tener el porcentaje de error más bajo.

Comprobamos el funcionamiento del algoritmo observando las reglas observadas:

JRIP rules:

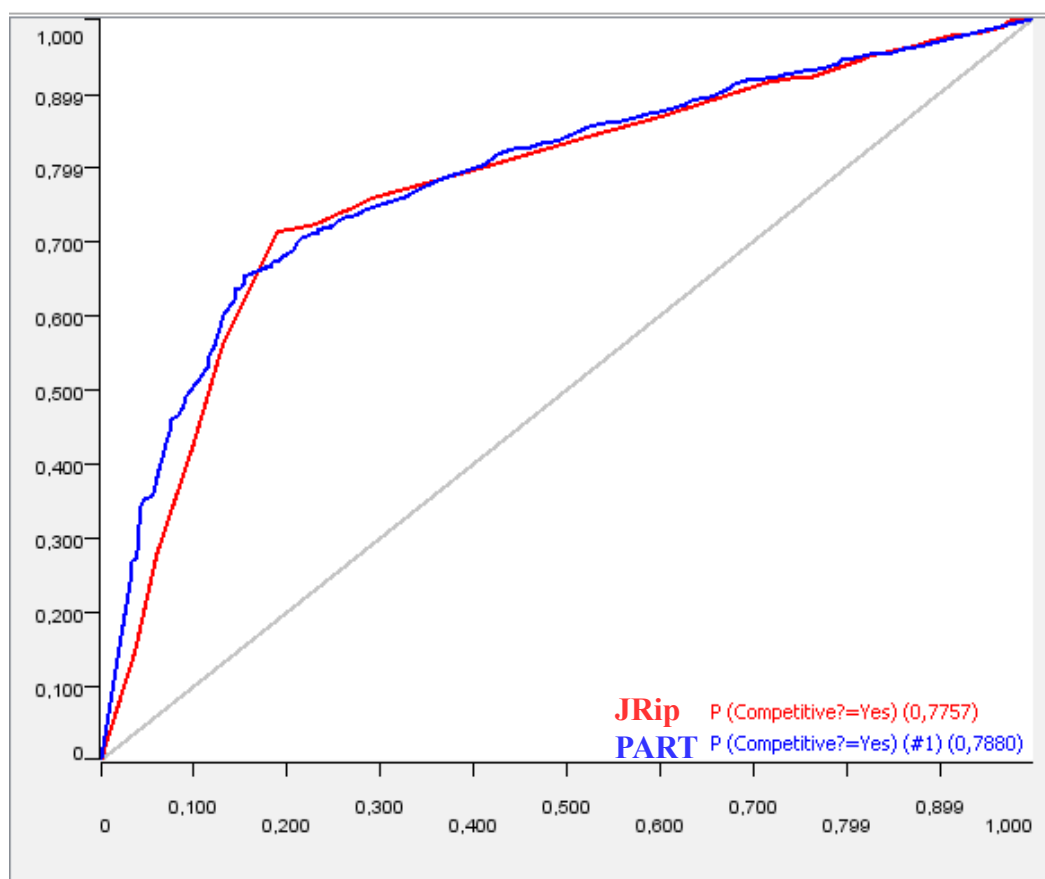
=====

```
(OpenPrice >= 3.689091) and (SellerRating >= 593) => Competitive?=No (535.0/151.0)
(OpenPrice >= 1.23) and (SellerRating >= 2382) => Competitive?=No (89.0/33.0)
(OpenPrice >= 1.23) and (Currency = EUR) and (OpenPrice >= 2.45) and (OpenPrice <= 6.15) and (SellerRating <= 1545) => Competitive?=No (33.0/3.0)
(OpenPrice >= 1.23) and (OpenPrice <= 1.23) => Competitive?=No (40.0/11.0)
=> Competitive?=Yes (565.0/87.0)
```

Number of Rules : 5

La legibilidad del conjunto de reglas generada por JRip es indudable, con solo 5 reglas consigue un tasa de acierto mayor que los árboles producidos por C4.5 o LMT. Por otro lado, se insiste en el uso de la variable OpenPrice como principal para valorar la competitividad de una subasta como los otros mencionados. Teniendo en cuenta los atributos utilizados y que estos se repiten en cada algoritmo con mucha frecuencia, podríamos descartar 'categoría', 'duración', 'día de finalización' o 'precio de inicio' como integrantes del análisis de predicción.

4.2.2 PART



Llevamos acabo el mismo proceso de análisis pero comparando los resultados en PART y los obtenidos con JRip. Como podemos ver en la curva ROC generada con los dos algoritmos, la diferencia de acierto no es demasiado relevante con un 0.7757 en JRip y un 0.7880 en PART. Usamos las matrices de confusión para profundizar:

Competitiv...	No	Yes
No	551	181
Yes	237	608

Correct classified: 1.159 Wrong classified: 418
 Accuracy: 73,494 % Error: 26,506 %
 Cohen's kappa (κ) 0,47

PART

Competitiv...	No	Yes
No	593	139
Yes	242	603

Correct classified: 1.196 Wrong classified: 381
 Accuracy: 75,84 % Error: 24,16 %
 Cohen's kappa (κ) 0,519

JRip

Por un lado hemos obtenido un 26% de error en PART y un 24% en JRip, mismo caso en la precisión con un 73% en PART y un 76% en JRip. En el algoritmo PART tenemos 5 casos más de verdaderos positivos y en JRip indentifica mejor los falsos negativos. Ateniéndonos a la curva ROC, PART nos ofrece mejores resultados que JRip.

PART decision list

OpenPrice <= 1.229974 AND
Currency = US AND
Category = MusicMovieGame: Yes (94.0/11.0)

OpenPrice <= 1.229974 AND
Currency = EUR: Yes (75.0)

OpenPrice <= 3.685714 AND
OpenPrice <= 1 AND
Category = SportingGoods: Yes (32.0)

OpenPrice > 3.685714 AND
SellerRating > 584 AND
Category = HealthBeauty: No (38.0/5.0)

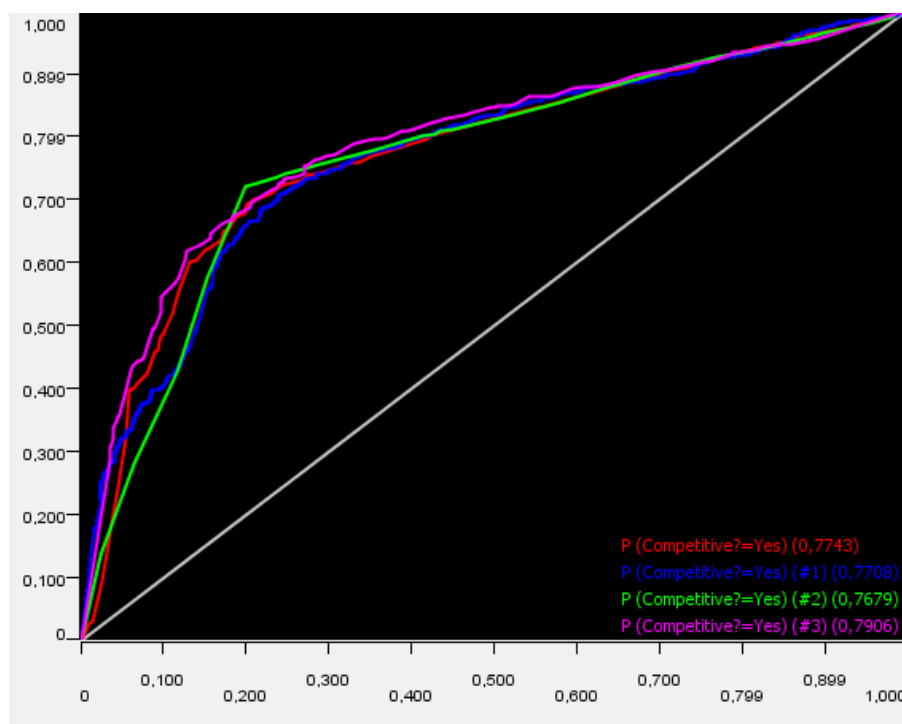
OpenPrice <= 3.685714 AND
Category = HomeGarden AND
EndDay = Thu: Yes (15.0)

SellerRating > 3325 AND
Category = CoinsStamps AND
OpenPrice > 2: No (17.0)

PART utiliza el mismo mecanismo de generación de árboles que C4.5.

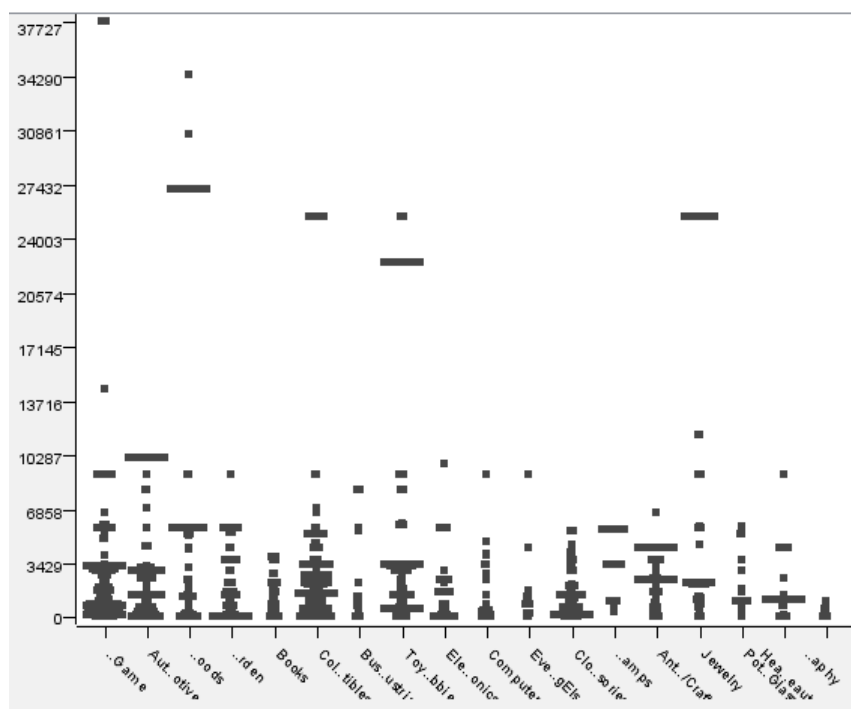
Las variables utilizadas en las reglas de entradas son OpenPrice, Currency, EndDay y Category. El número de reglas generadas son 98, siendo complicado analizar en conjunto la eficiencia del algoritmo en este problema.

En general, a partir de las variables (las mismas usadas en algoritmos anteriores para decidir la competitividad), se generan reglas con un determinado peso.

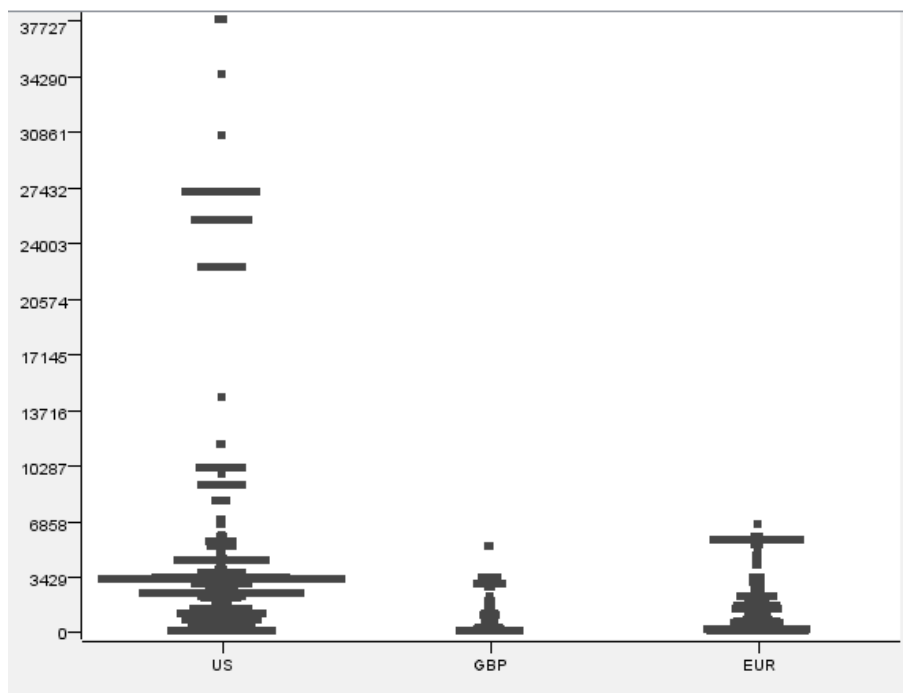


Comparamos en una gráfica final la curva ROC de los algoritmos **C4.5**, **LMT**, **JRIP** y **PART**. Tenemos como peor algoritmo de clasificación para nuestro problema **JRIP**, similares los pertenecientes a árboles (**C4.5** y **LMT**) y por último, el más útil **PART**.

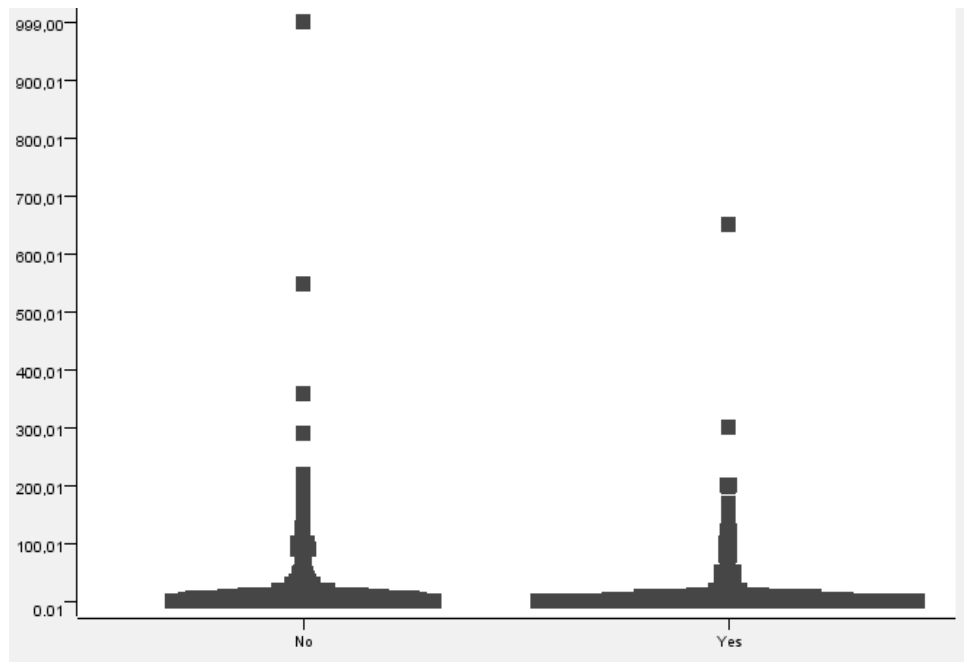
5. Mejora de la predicción



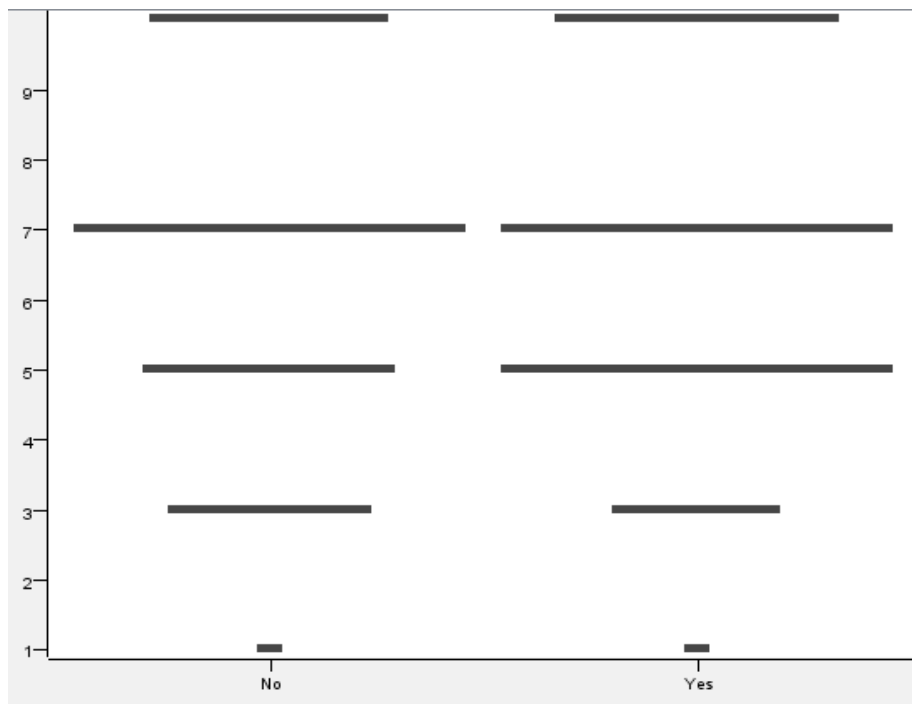
En esta primera gráfica podemos comprobar las categorías de los productos que venden según la puntuación del vendedor. Las categorías que ofrecen vendedores con altas puntuaciones se centran en productos deportivos, coleccionables, juguetes/hobbies y joyería. Las categorías más ofrecidas entre vendedores recientes, son los productos coleccionables y películas/música/juegos.



Si tenemos en cuenta la moneda utilizada en las subastas, es fácil adivinar que en la gran mayoría de las subastas se utiliza el dólar estadounidense, siendo el euro la alternativa.



En esta gráfica compararemos el precio inicial de la subasta con la variable competitiva. Las subastas competitivas son más numerosas bajo precios de inicio más bajos y disminuye en favor de las no competitivas con precios más altos.



Tenemos otra gráfica donde comparamos la variable competitiva con la duración de las subastas. A partir de ella, vemos que no existen subastas que finalicen en 2, 4, 6, 8 y 9 días. En los días 1, 3, 5, 7 y 10 días, tenemos varios detalles a destacar:

- Las subastas (competitivas o no) en el primer día son muy inferiores al resto.
- El resto de días, el número de competitivas o no, no son dispares. A los 6 días existen más competitivas y en el resto por una diferencia mínima, las no competitivas.

Una vez hemos analizado las variables, comparandolas con otras y haber observado el funcionamiento de los algoritmos de clasificación, podemos conseguir una mejora significativa filtrando atributos que no ayudan en la predicción:

The screenshot shows a variable selection interface with three main panels: 'Exclude' (outlined in red), 'Select' (center), and 'Include' (outlined in green). The 'Exclude' panel has a search bar, a 'Select all search hits' checkbox, and a list of variables: 'Category', 'Duration', 'EndDay', and 'ClosePrice'. The 'Include' panel has a similar search bar and checkbox, and a list of variables: 'Currency', 'SellerRating', 'OpenPrice', and 'Competitive?'. The 'Select' panel contains buttons for 'add >>', 'add all >>', '<< remove', and '<< remove all'. At the bottom, there are radio buttons for 'Enforce exclusion' (selected) and 'Enforce inclusion'.

Excluimos del análisis las variables categoría, duración y día de cierre de la subasta. En el momento determinar si una subasta es competitiva o no, no aportan la información necesaria para favorecer la predicción. Podríamos incluir categoría, notando un incremento en el acierto del algoritmo PART.

Una vez hecho, notamos una mejoría en la curva ROC de los 4 algoritmos de clasificación (0.7800, 0.7888, 0.7770 y 0.7952). Además, los árboles generados y conjuntos de reglas son más interpretables al generarse un número menor de reglas y ramas asociadas a las variables.

6. Conclusiones obtenidas.

Una vez terminado el análisis de los algoritmos elegidos sobre el problema solicitado en la práctica, respondemos a las preguntas formuladas en el guión:

¿Que recomendaría a un vendedor para hacer que sus subastas tengan mas probabilidad de ser competitivas?

- La gran mayoría de subastas competitivas se realizan con la moneda US. Seria conveniente vender sus productos en esa moneda si sus subastas se realizan con el EUR o GBP.
- Dependiendo de la puntuación del vendedor, es recomendable vender productos relacionados con el deporte, hobbies o joyeria (alta puntuación) o coleccionables y entretamiento audiovisual (para recientes).
- Comenzar las subastas con el precio más reducido posible anima a compradores a pujar por sus productos y llegar a ser competitivos.
- Las subastas tienen un alto porcentaje de ser competitivas los Lunes.

¿que estrategias de negocio cree que podra adoptar la empresa eBay para mejorar el resultado de las subastas?

- Incentivar el uso de la moneda EUR y GBP con descuentos (la diferencia con la moneda

US es significativa).

- Las subastas rara vez son competitivas el primer día, suelen tener un promedio de duración de 7 días y si la duración es menor de 6 días, el número de subastas competitivas es menor que las que no. Son casos a solucionar ya que las subastas se extienden demasiados días llegando incluso a no conseguir ni 2 pujas en ese periodo.