

# Trabajo final Aprendizaje de Máquina: ¿Qué tan popular será un artículo de noticias?

Eduardo Hidalgo García 000117037, Bernardo García Bulle Bueno 000130901

*Sugerimos ver este archivo en su versión html debido a que no pudimos hacer que en el formato pdf se leyera correctamente algunos caracteres*

**Resumen:** Mashable es una empresa global de multi-plataformas de información y entretenimiento digital. Para este trabajo se obtuvieron datos de un conjunto de características acerca de artículos publicados por *Mashable* en el transcurso de dos años. El objetivo es predecir el número de veces que un artículo se compartirá en las redes sociales. En términos más coloquiales, en este trabajo se tratará de medir la popularidad de un artículo (instrumentando por el número de veces que será compartido). Para tal fin se compararán los resultados de tres modelos predictivos: *Random Forest*, *Máquina de soporte vectorial* y *K-vecinos cercanos*. Encontramos que el mejor nivel de *accuracy* lo obtiene el modelo de *Random Forest* de 512 árboles y una profundidad de 16 niveles de cada árbol con 65%, seguido por la *Maquina de soporte vectorial* de kernel **RBF (Radial Basis Function)** y parámetro de penalización al error igual a 2 con 62% y por último el modelo de *K-vecinos cercanos* cuando se definen los pesos de acuerdo a la distancia de cada instancia y se seleccionan 128 instancias con 61%. Los datos se obtuvieron de la base de datos de la Universidad de California en Irvine (<http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Online+News+Popularity>) (<http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Online+News+Popularity>)).

## 1 Introducción

En el contexto de la expansión del internet, ha habido un auge en el interés por noticias \*en línea\*, las cuales tienen como características una rápida y fácil dispersión. Por lo que cada vez existe un mayor interés en el estudio de las tendencias de popularidad en las mismas. La popularidad puede ser medida con varias métricas, la que usamos está basada en el número de veces que se comparte un artículo. Este conocimiento es especialmente relevante para personas públicas como políticos, artistas/autores, productores de contenidos, publicistas y más. Por ejemplo, Petrovic et al. (2012) predijo el número de \*retweets\* usando características relacionadas con el contenido del mismo (ej: número de \*hashtags\*, menciones, etc.) y también información social relacionada con el autor (ej: número de seguidores, amigos, etc.)

La información se extrajo de la base de datos de la Universidad de California en Irvine y consolida información referente a las características del artículo así como de las circunstancias de su publicación (ej: Número de palabras, número de imágenes o día de la semana de publicación, número de veces que se compartió, entre otras características para un total de 50). Para las predicciones finales se adoptó un enfoque binario (popular/no popular) basado en un límite inferior igual a 1,500 veces que se compartió el artículo y probamos con tres distintos modelos de predicción: \*Random Forest\*, \*Máquina de soporte vectorial\* y \*K-vecinos cercanos\*. Además, previó al modelado buscamos optimizar la cantidad de variables a utilizar en el modelo mediante un \*modelo de regresión incremental\*

## 2 Materiales y Métodos

### 2.1 Metodología

- **Selección de variable a predecir.-** Veremos si podemos encontrar modelos que predigan el número de veces que se comparte un artículo (modelo de regresión) o en su defecto, que clasifiquen a los artículos en más compartidos y menos compartidos (modelo de clasificación).
- **Selección de Modelo para filtrado de variables.-** Posteriormente, buscaremos someramente un buen modelo *baseline* para hacer una selección de variables para incorporar en los modelos de predicción.
- **Selección de variables independientes.-** Con base en el modelo *baseline*, haremos eliminación recursiva de variables. Luego graficaremos las pérdidas por cada variable que se quita para escoger la cantidad justa de variables que no sean demasiadas, y al mismo tiempo no perdamos poder predictivo.
- **Selección de Hiper-parametros para los modelos de predicción.-** Posteriormente haremos una malla de hiperparámetros para tres distintos modelos, optimizaremos los tres y elegiremos un favorito.
- **Evaluación de límite de clasificación.-** Finalmente evaluaremos distintos límites de clasificación, para el modelo con mayor accuracy, usando una curva ROC y también comparando el porcentaje de noticias clasificadas como populares bajo distintos thresholds con el porcentaje de predicciones correctas.
- Al final se detallan los resultados en la conclusión.

Durante todo este proceso nuestra métrica a optimizar y analizar será la precisión de las predicciones: es decir, el porcentaje de observaciones que fueron predichas correctamente. Lo anterior es porque:

- Un modelo con buen porcentaje de predicciones (mayor al mayor valor posible prediciendo la misma clase a todas las observaciones) sirve para la toma de decisiones
- Es una métrica fácil de entender y explicar. Si una junta directiva usara una métrica como el F1-score o el área bajo la curva ROC, es posible que miembros sin preparación técnica no logran entender el modelo a profundidad. Por lo tanto, dado que nuestro modelo es aplicable, elegimos una métrica entendible a nivel general.

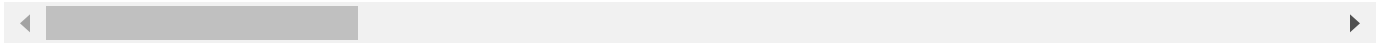
### 2.2 Obtención de la información y Limpieza de la base

De la base de datos de la Universidad de California en Irvine obtuvimos la siguiente información. El primero paso que seguimos fue limpiar la base de datos. La siguiente tabla, muestra la información tal como se recibió:

Out[73]:

	url	timedelta	n_tokens_title	n_tokens_content	n_unique_to
0	http://mashable.com/2013/01/07/amazon-instant-...	731.0	12.0	219.0	0.663594
1	http://mashable.com/2013/01/07/ap-samsung-spon...	731.0	9.0	255.0	0.604743
2	http://mashable.com/2013/01/07/apple-40-billio...	731.0	9.0	211.0	0.575130
3	http://mashable.com/2013/01/07/astronaut-notre...	731.0	9.0	531.0	0.503788
4	http://mashable.com/2013/01/07/att-u-verse-apps/	731.0	13.0	1072.0	0.415646

5 rows × 61 columns



Sin embargo, para este trabajo decidimos trabajar únicamente con variables de los tipos:

- Binarias
- Flotantes o dobles
- Enteros A continuación se revisa el tipo de variables de la base original.

Por lo tanto, primero imprimiremos el tipo de cada variable

```
Out[74]: url                object
         timedelta          float64
         n_tokens_title      float64
         n_tokens_content     float64
         n_unique_tokens      float64
         n_non_stop_words     float64
         n_non_stop_unique_tokens float64
         num_hrefs            float64
         num_self_hrefs       float64
         num_imgs              float64
         num_videos            float64
         average_token_length  float64
         num_keywords           float64
         data_channel_is_lifestyle float64
         data_channel_is_entertainment float64
         data_channel_is_bus    float64
         data_channel_is_socmed float64
         data_channel_is_tech   float64
         data_channel_is_world  float64
         kw_min_min            float64
         kw_max_min            float64
         kw_avg_min            float64
         kw_min_max            float64
         kw_max_max            float64
         kw_avg_max            float64
         kw_min_avg            float64
         kw_max_avg            float64
```

kw_avg_avg	float64
self_reference_min_shares	float64
self_reference_max_shares	float64
self_reference_avg_shareess	float64
weekday_is_monday	float64
weekday_is_tuesday	float64
weekday_is_wednesday	float64
weekday_is_thursday	float64
weekday_is_friday	float64
weekday_is_saturday	float64
weekday_is_sunday	float64
is_weekend	float64
LDA_00	float64
LDA_01	float64
LDA_02	float64
LDA_03	float64
LDA_04	float64
global_subjectivity	float64
global_sentiment_polarity	float64
global_rate_positive_words	float64
global_rate_negative_words	float64
rate_positive_words	float64
rate_negative_words	float64
avg_positive_polarity	float64
min_positive_polarity	float64
max_positive_polarity	float64
avg_negative_polarity	float64
min_negative_polarity	float64
max_negative_polarity	float64
title_subjectivity	float64
title_sentiment_polarity	float64
abs_title_subjectivity	float64
abs_title_sentiment_polarity	float64
shares	int64
dtype:	object

Suponemos que cuando uno accede a una noticia, la mayoría de las veces, se hace a través de un direccionamiento y no al escribir la url en la barra de direcciones. Es por lo anterior, que suponemos a la URL ortogonal (o independiente) a la popularidad que pueda tener una noticia. Por lo tanto eliminaremos esa característica. Para continuar con la limpieza, normalizaremos la base de datos.

A continuación, dividiremos la base en variables independientes y la variable dependiente. Posteriormente, subdividiremos en conjunto de entrenamiento y conjunto de prueba.

A continuación, normalizaremos la base de datos de variables independientes.

### 3 Selección y Evaluación del modelo de predicción

## 3.1 Selección de variable a predecir

Haremos un modelo de regresión decremental para la selección de variables donde iremos quitando la variable que menos ayude al análisis sucesivamente hasta reducir la cantidad de atributos que tenemos. Antes de emprender esto, averiguaremos qué modelo es el que mejor funciona con las variables como están ahora. Con base en ese modelo, podremos hacer selección de variables.

En esta sección, volveremos a partir nuestro training set en un "mini" training set, y un "mini" test set. Así, podremos probar algoritmos para la selección de variables con datos no vistos, que no sean del verdadero test set.

Nos vimos en la necesidad de convertir la variable *output* en un clasificador por haber tenido malos resultados con modelos de regresión. Una vez seleccionado el tipo de modelo, regresión o clasificación, seleccionamos el límite de la variable *output* para considerar el artículo como popular. A continuación se presentan dos límites para este clasificador.

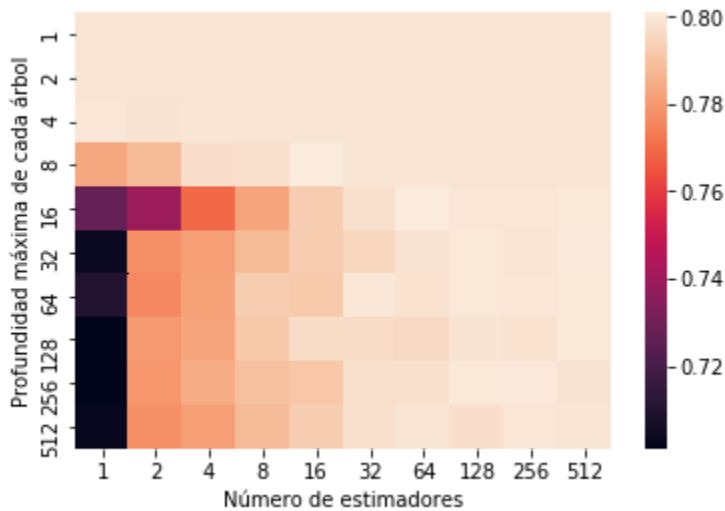
### Intento 1.- Popular implica ser del 20% de artículos con mayor numero de veces compartidos en redes

Un intento es exitoso cuando encontramos un modelo *baseline* que lo prediga correctamente.

```
0.19883630982410117
```

```
depth= 512 nest= 512
```

```
Out[8]: [Text(33,0.5,'Profundidad máxima de cada árbol'),  
Text(0.5,15,'Número de estimadores')]
```



Tuvimos un mal resultado pues separamos los 20% artículos más compartidos, y la precisión máxima fue de 80%. Dado que intentamos predecir el 20% más exitoso, un algoritmo que prediga a todos "no exitoso" obtendría 80% de éxito. Dado que ése fue el éxito máximo, no usaremos esta etiqueta.

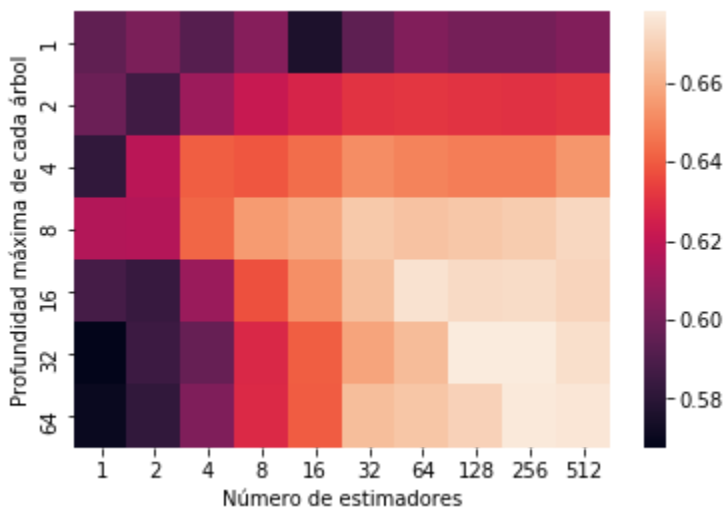
## Intento 2.- Popular implica ser del 49% de artículos con mayor numero de veces compartidos en redes

Por lo anterior, decidimos partir a los artículos entre los que fueron compartidos más de 1500 veces (populares) y los que fueron compartidos menos de 1500 veces (no populares). El resultado fue mucho mejor, logramos ver que la precisión roza el 68%. Dado que (aproximadamente) la mitad de los artículos tienen la variable dependiente con 1 y la otra mitad con 0, un clasificador "bruto" que asigne lo mismo a todo, está topado a un éxito del 50%. Cualquier precisión sobre ésta será de un clasificador mejor al "bruto".

```
0.4936602428278344
```

```
depth= 64 nest= 512
```

```
Out[11]: [Text(33,0.5,'Profundidad máxima de cada árbol'),  
          Text(0.5,15,'Número de estimadores')]
```

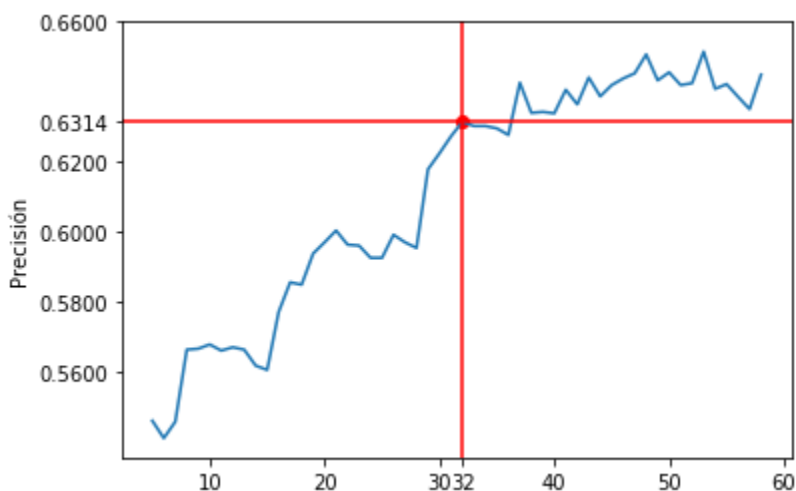


En el mapa de calor de arriba se sugiere que la mejor precisión se obtiene con una profundidad de 16 o 32 nodos, y un número de estimadores o arboles entre 128 y 512.

Ahora, podremos hacer nuestro método de eliminación recursiva de variables. Lo ideal, sería correr ese programa con el modelo ideal visto arriba. Esto porque finalmente buscaremos las mejores variables para el mejor modelo. Sin embargo, supondremos que la base tiene cierta "monotonidad". Esto es, que para distintos hiperparámetros (peores o mejores), las variables más importantes son las mismas. Por lo tanto, optimizaremos con una combinación no mala como sería `depth=1` y `n_estimators=1`, pero tampoco idea como las primeras mencionadas ya que tardaría bastante. Nos decidimos por `depth=4`, y `número de estimadores=8`.

## 3.2 Eliminación recursiva de variables

Usaremos el modelo *baseline* decidido arriba para ir quitando variables recursivamente. Nuestra función corre el modelo *baseline* quitando una variable a la vez y devuelve la variable que menos disminuyo el accuracy rate al ser removida. El ciclo programado abajo hace esto recursivamente hasta que quedan cinco variables. Así podemos ver cuál es la máxima precisión limitando cada vez más el número de variables



**Hemos elegido quedarnos con las mejores 32 variables**, ya que la pérdida en la que incurrimos por perder el resto (24) es menor al 2.3% en la precisión. Sin embargo, perder cualquiera de estas 32 variables nos llevaría a perder, como mínimo, 3%. Para la operación de quitarlas, vemos que todas las variables (que ya tenemos ordenadas por importancia) antes de la 27 son prescindibles. Por lo tanto las quitaremos

### 3.3 Modelado

Como hicimos antes, una vez más haremos grids de los hiperparámetros posibles, para ver cuál es la mejor elección en cada modelo; e incluso poderlos comparar. Elegimos tres modelos:

- Random forest
- Máquina de soporte vectorial
- K-vecinos más cercanos

Para cada uno elegimos dos parámetros que afinar y graficamos un mapa de calor que representa una malla con todas las combinaciones posibles.

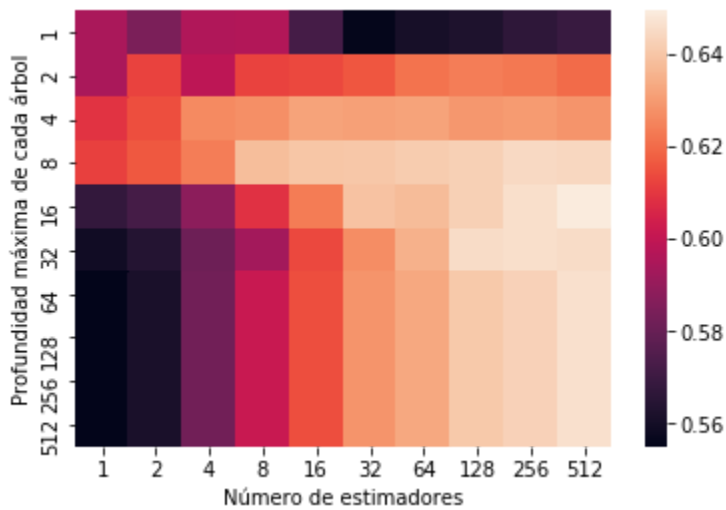
#### Random forest

En este modelo, usaremos una malla donde comparamos el desempeño de sus predicciones para distintas profundidades máximas para cada árbol, y distinto número de estimadores (árboles). Elegiremos la combinación que arroje la mayor precisión.



```
depth= 512  nest= 51232  nest= 4 128  nest= 4
```

```
Out[15]: [Text(33,0.5,'Profundidad máxima de cada árbol'),  
Text(0.5,15,'Número de estimadores')]
```



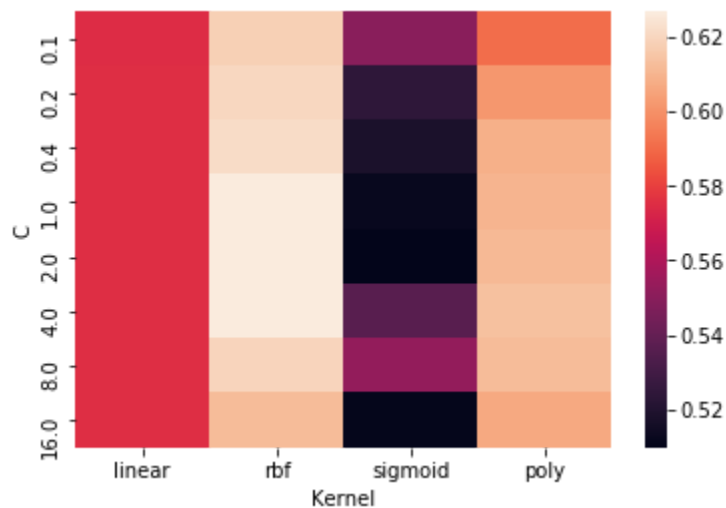
Vemos que añadir profundidad más allá de 16 no ayuda. Por otro lado, vemos que el mejor número de estimadores es 512. Sugerimos que la mejor combinación es máxima profundidad=16 y máximo número de estimadores=512.

## Máquina de soporte vectorial

Ahora probaremos el desempeño de máquinas de soporte vectorial. En estos, decidimos variar el tipo de Kernel, y el parámetro de penalty del error.

```
C= 16.0  nest= polyoid
```

```
Out[23]: [Text(33,0.5,'C'), Text(0.5,15,'Kernel')]
```



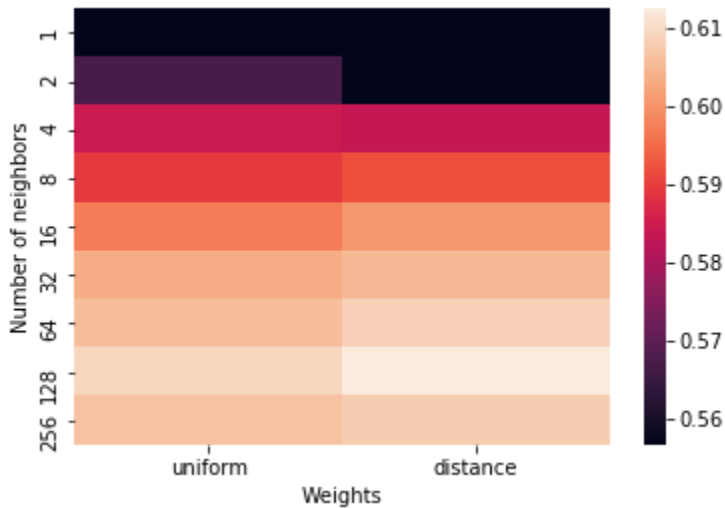
Encontramos que lo mejor parece ser el Kernel **RBF (Radial Basis Function)** con un parámetro de penalty de error de 2.0

## K vecinos más cercanos

Finalmente intentaremos mejorar el accuracy rate con un modelo de K vecinos más cercanos variando dos hiperparámetros: el número de vecinos (de 1 a 256) y el peso de cada vecino (ponderado por distancia o uniforme).

```
n_neighbors= 256  weights= distance
```

```
Out[22]: [Text(33,0.5,'Number of neighbors'), Text(0.5,15,'Weights')]
```



Vemos que ambos modelos tienen su mejor predicción en 128 vecinos. Sin embargo, es mejor siempre el peso ponderado por distancia al no ponderado, excepto en el caso de los dos vecinos más cercanos.

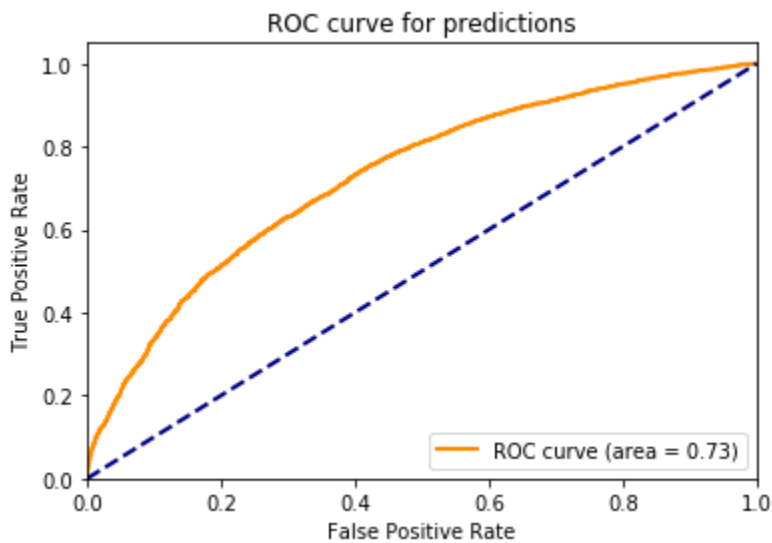
**El mejor modelo, con base en las gráficas, parece ser Random Forest con 512 estimadores y profundidad de 16.**

A continuación observaremos ese modelo a mayor detalle.

## 3.4 Random forest a mayor detalle: Selección de thresholds

Hemos elegido como mejor modelo a RF porque fue el que dió mayor precisión. Ahora lo veremos a mayor detalle. Para empezar, veremos cómo se comporta la curva ROC. Es importante porque nos da información acerca de cómo ir bajando el threshold de "popularidad" aumenta los falsos positivos pero también decrece los falsos negativos.

```
Out[78]: RandomForestClassifier(bootstrap=True, class_weight=None, criterion='gini',
                                max_depth=16, max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
                                min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
                                min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                                min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=512, n_jobs=1,
                                oob_score=False, random_state=555953, verbose=0,
                                warm_start=False)
```

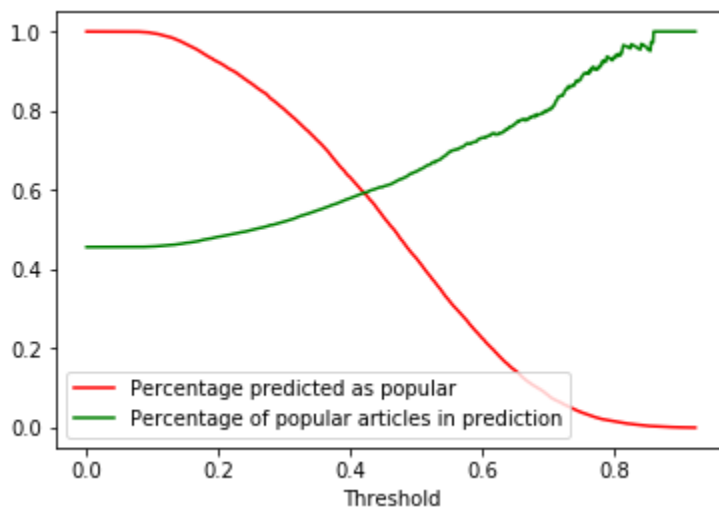


Con base en la curva podemos ver que un FPR de 50% logramos un TPR cercano a 80%. A continuación damos más información de esta relación.

Para encontrar el 20 % más propenso a ser popular, un 5.0 % de los negativos será confundido con popular  
 Para encontrar el 40 % más propenso a ser popular, un 13.0 % de los negativos será confundido con popular  
 Para encontrar el 60 % más propenso a ser popular, un 27.0 % de los negativos será confundido con popular  
 Para encontrar el 80 % más propenso a ser popular, un 48.0 % de los negativos será confundido con popular

Ahora veremos, para distintos thresholds, qué porcentaje de lo predicho correctamente positivo será negativo; y qué porcentaje de las noticias serían clasificadas positivas

999



Con base en la curva anterior, podemos ver que si la empresa quiere una mayor precisión en sus predicciones, puede mover el threshold de decisión para aumentarla. A continuación ejemplamos:

Con un threshold de 10 %:

El 100.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 46.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 20 %:

El 92.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 48.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 30 %:

El 80.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 52.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 40 %:

El 63.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 58.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 50 %:

El 43.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 65.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 60 %:

El 22.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 73.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 70 %:

El 8.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 80.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 80 %:

El 2.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 93.0 % lo serán realmente

Con un threshold de 90 %:

El 0.0 % de los artículos serán clasificados como populares. De esos, el 100.0 % lo serán realmente

Nosotros recomendaríamos un threshold de 60% o 50% dependiendo de las prioridades de la empresa.

## 4 Utilización de la información

Hemos elegido el modelo ganador y otorgado el comportamiento de las predicciones para distintos thresholds. Sin embargo, queda la pregunta: ¿Cómo se usará el modelo para mejorar a la empresa? De entrada, saber la popularidad de una noticia de antemano es positivo. Así la empresa puede saber en qué invertir sus recursos para publicidad, por ejemplo. Sin embargo, buscamos utilizar este modelo para saber qué será lo mejor para cambiar las noticias no populares.

Hicimos una función que encuentra cuál métrica, siendo aumentada en  $(1/2)$  desviación estándar, ofrece mejor aumento en popularidad. Cada vez que se escribiera una noticia, se podrían ingresar sus parámetros en nuestro método *MejorarNoticia* y se obtendrá la mejor variable para aumentar su probabilidad de popularidad. Posteriormente, probamos esto para 200 noticias al azar, para ver si hay parámetros que mejoren a todas las noticias de manera general. Si es el caso, esto daría ideas para implementar políticas dentro de la empresa.

Out[194]:

		Cambio	
		mean	count
Variable	Signo		
LDA_03	-1	0.023126	1
average_token_length	-1	0.055865	2
	1	0.015868	1
global_subjectivity	-1	0.015094	1
	1	0.033943	3
kw_avg_avg	1	0.086388	47
kw_avg_max	1	0.016062	1
kw_avg_min	1	0.042614	6
kw_max_avg	-1	0.038357	1
	1	0.090051	21
kw_max_min	-1	0.030501	1
	1	0.033259	3
kw_min_avg	1	0.062199	12
kw_min_max	1	0.020731	1
min_positive_polarity	-1	0.049449	1
n_non_stop_unique_tokens	-1	0.060197	8
	1	0.103452	1
n_tokens_title	1	0.023750	1
n_unique_tokens	-1	0.054244	8
num_hrefs	1	0.013541	2
num_imgs	1	0.038695	6
num_self_hrefs	1	0.012703	1
self_reference_avg_sharess	1	0.070439	21
self_reference_max_shares	1	0.030542	4
self_reference_min_shares	1	0.077737	42
timedelta	-1	0.054966	1
	1	0.075641	3

La tabla anterior muestra cómo se distribuyen las mejores variables para aumentar popularidad. La primera columna denota qué variable se trata. La segunda denota si aumentar la probabilidad se logra aumentándola (1) o reduciéndola (-1) en media desviación estándar. Finalmente, aparece en promedio en cuánto aumentaría la popularidad de forma hipotética en promedio, y el número de artículos cuya popularidad aumenta al máximo al aumentar esa variable. Con base en la tabla, podemos inferir que lo ideal para mejorar un artículo es que el promedio de veces compartidas de las *keywords* de un artículo (*kw\_avg\_avg*) sean más alto para 47 casos de 200. También ayuda que el mínimo de los artículos referenciados (*self\_reference\_min\_shares*) sea más alto para 42 artículos.

Lo anterior, puede dar cuenta de qué políticas puede implementar la empresa para construir sus artículos de tal forma que sean más veces compartidos en medios (populares).

## 5 Conclusión

Nosotros hemos visto que un modelo de Random forest con bastantes estimadores y algo de profundidad puede ser un buen predictor para la popularidad, medida como el número de veces que se comparte un artículo. Queda como trabajo futuro:

- Predecir artículos muy populares y muy impopulares
- Predecir la cantidad de veces que se comparte un artículo

El modelo que hicimos es muy versátil. Las prioridades de la empresa podrán definir cuál será el mejor threshold. Por ejemplo, si es menos costoso que un artículo sea pronosticado como no popular y en realidad sí lo sea (un falso positivo), la empresa puede poner el threshold más bajo. En sentido opuesto, si prefiere sólo predicciones seguras, lo puede poner muy alto. Aprendimos que hay variables que son la mejor variable (entre las 32 que usamos al final) para mejorar de forma muy común. Las recomendaciones que haríamos a la empresa con base en lo visto sería:

- Predecir la popularidad de los artículos. Con base en la probabilidad, otorgar más o menos publicidad a cada uno.
- Dar prioridad a mejorar las métricas que vimos que son más importantes.

## Referencias

K. Fernandes, P. Vinagre and P. Cortez. A Proactive Intelligent Decision Support System for Predicting the Popularity of Online News. Proceedings of the 17th EPIA 2015 - Portuguese Conference on Artificial Intelligence, September, Coimbra, Portugal.

Sasa Petrovic, Miles Osborne, and Victor Lavrenko. RT to Win! Predicting Message Propagation in Twitter. In Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM), pages 586–589, 2011.

Elena Hensinger, Ilias Flaounas, and Nello Cristianini. Modelling and predicting news popularity. Pattern Analysis and Applications, 16(4):623–635, 2013