**Trabajo final**

Utilizamos el siguiente dataset de kaggle: <https://www.kaggle.com/eswarchandt/phishing-website-detector#phishing.csv>

El dataset contiene información de más de 11000 páginas web. De cada página web toma 30 parámetros y una clase que determina si la web busca realizar phising o no.

Por lo tanto, el objetivo de nuestro trabajo fue el de analizar distintos modelos que solucionen el problema de clasificación mencionado anteriormente.

Descargamos el archivo csv y en una notebook de jupyter buscamos distintas soluciones analizando ventajas y desventajas de cada una. Trabajamos con árboles de decisión, random forest y el algoritmo KNN. Para cada uno de los tres, variamos las configuraciones de los mismos analizando sus resultados.

Pre-procesamiento

No fue necesario realizar muchas tareas de pre-procesamiento. Luego de leer el csv lo primero que hicimos fue buscar si había alguna variable con algún valor nulo. Como no había ninguna, no tuvimos que utilizar ninguna técnica de imputación de valores.

Por lo tanto, separamos las variables en X (data) e y (target). Luego, descartamos la primera variable de X (index). Esta variable no aporta información alguna. Era simplemente un identificador para cada fila. Dejarla solo implicaría confundir a nuestra solución.

Por último, para separar datos de train y test utilizamos el método hold-out con un 80% de ejemplos para el train.

Árboles de decisión

Primero, utilizamos los valores por defecto variando solamente entre gini/entropy (cart/c4.5). Los resultados fueron los siguientes:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Gini (Cart) | Entropy (C4.5) |
| Train | 99.07271288024427 | 99.07271288024427 |
| Test | 96.11035730438715 | 96.47218453188603 |

Si bien estos resultados son buenos, tiene los valores por defecto min\_samples\_split=2 y min\_samples\_leaf=1 generando así un árbol bastante complejo.

Luego, buscamos la mejor configuración de los árboles de decisión utilizando una validación cruzada de 10 particiones. El resultado fue:

Best params: {'criterion': 'entropy', 'min\_samples\_leaf': 1, 'min\_samples\_split': 2}

Esta configuracion ya la habiamos utilizado al principio. Siendo los resultados:

Train: 99.07271288024427

Test: 96.47218453188603

Éste tenía el mismo problema mencionado anteriormente.

El dataset original contiene 30 variables. Nosotros habíamos sacado Index porque no aportaba informacion alguna. Pero, ¿existirán otras variables que aporten poca información? En caso afirmativo, podemos sacarlas para tener una solución más simple. Esto es posible gracias a la librería de scikit-learn feature\_selection.SelectFromModel.

En nuestro caso, seleccionó 15 variables. Entrenamos el árbol con la configuración mencionada anteriormente. Los resultados fueron los siguientes:

Train: 98.49598552527424

Test: 95.52238805970148

Como podemos ver, existe una baja en el accuracy. Train: – 0,5767%. Test: - 0,9498%.

Sin embargo, utiliza la mitad de las variables. Dependiendo el caso y el cliente qué modelo es preferible. Quizás, de tratarse de un tema vital como puede ser la salud perder casi un 1% en test es un lujo que no pueden darse. Sin embargo, quizás en otros problemas más triviales es preferible tener un modelo más sencillo.

De todas maneras, podemos simplificar más el árbol. Aumentando el valor de min\_samples\_split y min\_samples\_leaf.

Los resultados fueron los siguientes (utilizando solo las 15 variables seleccionadas):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Split/Leaf | Train | Test |
| 2,2 | 97.65916544159222 | 94.61781999095432 |
| 2,4 | 96.77711183987334 | 94.34644957033017 |
| 5,1 | 98.02103358588714 | 94.93441881501583 |
| 5,2 | 97.59131516453692 | 94.5273631840796 |
| 5,4 | 96.79972859889178 | 94.39167797376753 |
| 10,1 | 97.2972972972973 | 94.39167797376753 |
| 10,2 | 97.11636322514984 | 94.39167797376753 |
| 10,4 | 96.70926156281806 | 94.30122116689282 |

Los rendimientos bajan. Dependerá del caso para poder decidir si vale la pena o no.

Random Forest

Primero, utilizamos los valores por defecto variando solamente entre gini/entropy (cart/c4.5). Los resultados fueron los siguientes:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Gini (Cart) | Entropy (C4.5) |
| Train | 99.07271288024427 | 99.07271288024427 |
| Test | 96.8340117593849 | 96.87924016282226 |

Como podemos ver, el rendimiento de test mejora un poco utilizando random forest (0.5% ambos mejores casos), La pregunta vuelve a ser la misma que a lo largo de todo este trabajo. ¿Vale la pena mejorar un 0.5% teniendo una solución mucho más compleja? Además, con random forest perdés la interpretabilidad que te dan los árboles de decisión.

Luego, buscamos su mejor configuración con gridSearchCV. Resultado:

{'criterion': 'entropy', 'max\_depth': None, 'max\_features': 1, 'min\_samples\_split': 2, 'n\_estimators': 100}

Resultados con esas configuraciones:

Train: 99.07271288024427

Test: 96.96969696969697

Como con los árboles de decisión, con el random forest también podemos elegir las variables más importantes. Las 15 variables más importantes elegidas fueron las mismas seleccionadas con el árbol de decisión. Entrenamos el random forest con la configuración obtenida con GridSearchCV pero solo con las variabels seleccionadas:

Train: 98.49598552527424

Test: 96.33649932157394

Train: – 0,5767%. Test: - 0,6632% con respecto a la configuracion anterior.

KNN

Primero, utilizamos los valores por defecto variando solamente la cantidad de vecinos mas cercanos (K). Resultados:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| K | Train | Test |
| 1 | 0.9873346149496777 | 0.9615558570782451 |
| 3 | 0.9752346488748163 | 0.9430122116689281 |
| 5 | 0.9646047721361529 | 0.937584803256445 |
| 7 | 0.9590636661766369 | 0.9380370872908186 |

Buscamos la mejor configuración con GridSearchCV:

{'metric': 'manhattan', 'n\_neighbors': 7, 'weights': 'distance'}

Entrenamos con la mejor configuración:

Train: 0.9907271288024426

Test: 0.9624604251469923

La desventaja del algoritmo KNN es que es muy ineficiente en memoria.