

Inteligencia de Negocio: Práctica 1

Resolución de problemas de clasificación y análisis experimental

David Cabezas Berrido

Grupo 2: Viernes

dxabezas@correo.ugr.es

28 de octubre de 2020

Índice

1. Introducción	3
2. Procesado de datos	4
2.1. Preprocesado 1: Eliminación de valores perdidos	4
2.2. Preprocesado 2: Imputación de valores perdidos	4
2.3. Preprocesado 3: Eliminación de características innecesarias	5
2.4. Preprocesado 4: Binarización de características nominales	6
2.5. Preprocesado 5: Reescalado de los datos	7
3. Configuración de algoritmos	8
3.1. Árbol de Decisión	8
3.2. Random Forest	9
3.3. Support Vector Machine (SVM)	9
3.4. KNN	10
3.5. Red Neuronal	11
4. Resultados obtenidos	11
5. Análisis de resultados	12
5.1. Sobre preprocesado básico	12
5.2. Sobre preprocesado 1 (Imputación de valores perdidos)	12
6. Interpretación de resultados	12
7. Contenido adicional	12
7.1. Predecir sin BI-RADS	12
7.2. Disposición de los datos	12
8. Bibliografía/Webgrafía	12

1. Introducción

En esta primera práctica abordaremos el problema de decidir si un tumor en una mamografía es benigno o maligno, por lo que deducimos que se trata de un problema de clasificación binaria (dos clases: benigno y maligno). Disponemos para ello de datos de 961 pacientes, para cada uno de ellos se han medido 6 atributos entre cualitativos y cuantitativos.

Sobre este problema real, pondremos a prueba los distintos algoritmos estudiados en teoría y las herramientas de prácticas. Trataremos de mejorar los resultados mediante el procesamiento de los datos y probando distintos hiperparámetros en los algoritmos. Finalmente, compararemos los algoritmos entre sí y discutiremos cuál es el más adecuado para el problema.

Para la experimentación usaremos validación cruzada de 5 particiones. La matriz de confusión se calculará como la suma de las matrices de confusión de cada partición, de esta forma la matriz resultante tendrá en cuenta cada instancia una sola vez. Como usamos validación cruzada, nos ahorramos tener que separar un conjunto de test para pruebas y aprovechamos cada instancia tanto para entrenamiento como para evaluación.

Para esta tarea, utilizaremos las herramientas *pandas*, para tratamiento y visualización de datos; y *sklearn* para el preprocesado y la creación de los modelos.

Empezamos analizando el dataset. Como ya hemos comentado, consta de 961 instancias y cuenta con 6 atributos:

1. Código **BI-RADS**: se trata de un número entero entre 0 y 6 (ambos incluidos) asignado por un radiólogo tras interpretar la mamografía. Un mayor valor significa una mayor probabilidad de malignidad, a excepción del valor 0, que indica que la información de la radiografía es insuficiente. Tendremos que tener esto en cuenta, ya que puede “confundir” a algunos algoritmos como el KNN, que interpretaría que un código 0 está más próximo a un código 1 que a un código 4, lo cual no tiene sentido a priori (sin atender a más características).
2. Edad del paciente: entero positivo.
3. Forma del tumor: nominal, 4 posibles formas distintas (R, O, L, I) y N para indicar que la forma no está definida.
4. Margen de la masa: nominal, 5 posibles valores (del 1 al 5).
5. Densidad de la masa: entero entre 1 y 4 (ambos inclusive), un menor valor indica mayor densidad.
6. Severidad: variable objetivo a predecir, benigno o maligno.

Hay algunos datos perdidos en el dataset:

BI-RADS	2
Age	5
Shape	0
Margin	48
Density	76
Severity	0

En principio, no hay los suficientes datos perdidos como para dejar de considerar alguna variable, pero durante el procesamiento de datos discutiremos si eliminar alguna o cómo imputar los datos perdidos.

De los 961 instancias, 445 pertenecen a la clase maligno (46.3%) y 516 a benigno (53.7%). Las clases están bastante balanceadas, lo que en general convierte a la accuracy en una métrica bastante adecuada y fácil de interpretar (proporción de ejemplos bien clasificados) para la bondad de los algoritmos de clasificación. Sin embargo, en este problema concreto, parece mucho más grave un falso negativo (predecimos benigno y enviamos a un paciente a casa que debería empezar a tratarse) que un falso positivo (predecimos maligno y el paciente irá a análisis posteriores donde probablemente se percaten del error); por lo que puede ser interesante considerar otras métricas de evaluación.

En concreto, las métricas F1-score y G-measure, medias armónica y geométrica respectivamente de PPV (proporción de correctas entre las predicciones positivas) y TPR (proporción de correctas entre los ejemplos positivos), penalizan más los errores a la hora de clasificar instancias positivas (malignas). Esto las hace más adecuadas para el problema, por lo que les daremos mayor importancia a la hora de discutir cuando un algoritmo, configuración o procesamiento es mejor que otro.

Los algoritmos que pondremos a prueba son: Árbol de Decisión, Naive-Bayes, SVM, Random Forest, KNN y Redes Neuronales. Los introduciremos en la sección 4, excepto los que configuremos previamente, que los explicaremos en 3.

Todos los procesos aleatorios se realizan con la semilla 185.

2. Procesado de datos

Presentamos distintas técnicas de preprocesado de los datos. Discutiremos, para cada una de ellas, su efecto (bueno o malo) sobre los resultados de los algoritmos. Para comparar la bondad de los procesamientos, ejecutaremos todos los algoritmos a comparar con parámetros por defecto sobre esos datos y atenderemos a los score medio y máximo conseguidos entre los modelos (ignorando el `DummyClassifier`).

En todas ellas debemos usar `LabelEncoder` (de *sklearn*), porque los algoritmos de esta librería necesitan trabajar con datos numéricos.

2.1. Preprocesado 1: Eliminación de valores perdidos

La mayoría de los algoritmos no aceptan como entrada datos con valores perdidos, esto se podría solucionar asignando un valor fijo a estos valores que represente valor perdido, o simplemente podemos eliminar los valores perdidos con el método `dropna` del objeto `DataFrame` de *pandas*. Este es un preprocesado muy básico, prácticamente el justo para que funcionen los algoritmos, y debería ser superado a medida que experimentemos con procesamientos más avanzados.

Hay que tener en cuenta que el valor 0 en el código BI-RADS significa radiografía insuficiente, y el valor N en la forma significa que la forma no está definida. Así que consideraremos estos valores como perdidos.

Ejecutamos los algoritmos sobre estos datos y obtenemos los siguientes resultados:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
Dummy	400	0	425	0	0.4848	1.0	1.0	0.5	0.6531	0.6963
DecisionTree	288	341	84	112	0.7624	0.72	0.1976	0.7612	0.7461	0.7466
GaussianNB	341	340	85	59	0.8255	0.8525	0.2	0.8263	0.8257	0.8261
SupportVectorM	331	314	111	69	0.7818	0.8275	0.2612	0.7832	0.7862	0.7872
RandomForest	312	345	80	88	0.7964	0.78	0.1882	0.7959	0.7879	0.7879
KNN	330	333	92	70	0.8036	0.825	0.2165	0.8043	0.8029	0.8032
NeuralNetwork	337	332	93	63	0.8109	0.8425	0.2188	0.8118	0.812	0.8126
Máximo	341	345	111	112	0.8255	0.8525	0.2612	0.8263	0.8257	0.8261
Media	323.2	334.2	90.8	76.8	0.7968	0.8079	0.2137	0.7971	0.7935	0.7939

Tabla 1: Eliminación de instancias con valores perdidos

2.2. Preprocesado 2: Imputación de valores perdidos

Rellenamos los valores perdidos con algún valor para no tener que eliminar una instancia y poder aprovechar así el resto de datos de la instancia (los no perdidos). Para las variables numéricas, discutiremos 2 formas de hacer esto: la media y la mediana de la columna. En cambio las nominales las imputaremos usando la moda.

Para esta tarea utilizamos el objeto `SimpleImputer` de *sklearn*, debemos indicarle la estrategia que queremos que utilice. Como hemos comentado: probaremos `'mean'` y `'median'` para las variables numéricas y `'most_frequent'` para las nominales. Antes de continuar, nos quedaremos con la estrategia para las variables numéricas que consiga los mejores resultados.

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
Dummy	445	0	516	0	0.4631	1.0	1.0	0.5	0.633	0.6805
DecisionTree	316	420	96	129	0.7659	0.7101	0.186	0.762	0.7375	0.738
GaussianNB	374	413	103	71	0.8189	0.8404	0.1996	0.8204	0.8113	0.8118
SupportVectorM	360	393	123	85	0.7836	0.809	0.2384	0.7853	0.7759	0.7765
RandomForest	338	422	94	107	0.7908	0.7596	0.1822	0.7887	0.7708	0.7709
KNN	341	411	105	104	0.7825	0.7663	0.2035	0.7814	0.7654	0.7654
NeuralNetwork	365	410	106	80	0.8065	0.8202	0.2054	0.8074	0.7969	0.7973
Máximo	374	422	123	129	0.8189	0.8404	0.2384	0.8204	0.8113	0.8118
Media	349	411.5	104.5	96	0.7914	0.7843	0.2025	0.7909	0.7763	0.7766

Tabla 2: Imputando valores perdidos numéricos con la media

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
Dummy	445	0	516	0	0.4631	1.0	1.0	0.5	0.633	0.6805
DecisionTree	318	420	96	127	0.768	0.7146	0.186	0.7643	0.7404	0.7409
GaussianNB	374	413	103	71	0.8189	0.8404	0.1996	0.8204	0.8113	0.8118
SupportVectorM	360	393	123	85	0.7836	0.809	0.2384	0.7853	0.7759	0.7765
RandomForest	335	420	96	110	0.7856	0.7528	0.186	0.7834	0.7648	0.7649
KNN	346	414	102	99	0.7908	0.7775	0.1977	0.7899	0.7749	0.7749
NeuralNetwork	366	410	106	79	0.8075	0.8225	0.2054	0.8085	0.7983	0.7986
Máximo	374	420	123	127	0.8189	0.8404	0.2384	0.8204	0.8113	0.8118
Media	349.8	411.7	104.3	95.2	0.7924	0.7861	0.2022	0.792	0.7776	0.7779

Tabla 3: Imputando valores perdidos numéricos con la mediana

Atendiendo al máximo y a la media de los scores de los algoritmos, observamos que con este preprocesado decrecen levemente las métricas Accuracy y AUC (Area Under Curve), que miden la eficiencia general de los modelos. Lo mismo le ocurre a las métricas F1-score y G-measure, que son las que se ajustan más a la naturaleza del problema, ya que penalizan más los falsos positivos. Esto ocurre para las dos estrategias. Aunque la imputación de valores numéricos por la mediana ha resultado ligeramente mejor que usando la media (es por ellos que en las secciones 4 y 5 consideraremos únicamente la imputación de datos numéricos con la mediana), ambas han empeorado el desempeño de los algoritmos. Por esto decidimos abandonar la idea de imputar valores y mantenemos las instancias con valores perdidos eliminadas. Nos quedamos por tanto con datos de 825 pacientes.

2.3. Preprocesado 3: Eliminación de características innecesarias

Estudiaremos si todas las características son útiles a la hora de predecir. En primer lugar, obtenemos la desviación típica de cada una:

BI-RADS	Age	Margin	Density
0.635706	14.480131	1.566546	0.380444

Observamos una baja varianza en BI-RADS y en Density, usamos `Counter` para ver su distribución y observamos que de las 825 instancias sin valores perdidos, hay 468 con el valor 4 para el código BI-RADS y 317 con el valor 5. Decidimos mantenerla, ya que puede seguir teniendo interés, aun así, optamos por colapsar el resto de valores en 4 (los valores 2 y 3) y 5 (valor 6), ya que hay muy pocas instancias con estos valores (40 en total).

En el caso de Density, 750 instancias tienen el valor 3, por lo que su distribución es prácticamente degenerada en 3. Así que decidimos eliminar esta variable.

Estas dos acciones suponen obviamente una pérdida de información, pero ayuda a reducir la complejidad de los modelos y los hace más fácilmente interpretables (la característica se convierte en binaria), de modo que mantendremos esta decisión siempre que no suponga un descenso notable en el desempeño de los algoritmos.

No nos muestra la desviación de Shape al no ser numérica, pero obtenemos igualmente su distribución con `Counter` y observamos que está lejos de ser degenerada, así que la mantenemos.

Con el método `corr` de `pandas.DataFrame`, obtenemos la matriz de correlación entre las características. Si encontrásemos dos atributos altamente correlados, nos plantearíamos si quedarnos con sólo uno de ellos.

	BiRads	Age	Shape	Margin	Severity
BiRads	1.000000	0.400823	-0.552308	0.574538	0.669436
Age	0.400823	1.000000	-0.377555	0.420682	0.453140
Shape	-0.552308	-0.377555	1.000000	-0.738531	-0.564691
Margin	0.574538	0.420682	-0.738531	1.000000	0.576492
Severity	0.669436	0.453140	-0.564691	0.576492	1.000000

Figura 1: Matriz de correlación entre los atributos

No encontramos ningún par de variables con una correlación alta entre ellas, el máximo es -0.7385 entre Shape y Margin. De modo que mantenemos el resto de características.

Los resultados obtenidos son:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
Dummy	400	0	425	0	0.4848	1.0	1.0	0.5	0.6531	0.6963
DecisionTree	293	349	76	107	0.7782	0.7325	0.1788	0.7768	0.762	0.7626
GaussianNB	346	347	78	54	0.84	0.865	0.1835	0.8407	0.8398	0.8402
SupportVectorM	330	310	115	70	0.7758	0.825	0.2706	0.7772	0.7811	0.7822
RandomForest	313	345	80	87	0.7976	0.7825	0.1882	0.7971	0.7894	0.7894
KNN	328	335	90	72	0.8036	0.82	0.2118	0.8041	0.802	0.8022
NeuralNetwork	323	338	87	77	0.8012	0.8075	0.2047	0.8014	0.7975	0.7976
Máximo	346	349	115	107	0.84	0.865	0.2706	0.8407	0.8398	0.8402
Media	322.2	337.3	87.7	77.8	0.7994	0.8054	0.2063	0.7996	0.7953	0.7957

Tabla 4: Simplificando el conjunto de atributos

Al comparar los resultados de los algoritmos sobre este procesamiento con los mejores resultados obtenidos hasta el momento (eliminación de valores perdidos, Tabla 1), apreciamos una leve mejora en las métricas Accuracy y AUC, por lo que no ha decaído su capacidad de predicción. También mejoran levemente los scores F1-score y G-measure, por lo que los modelos siguen siendo apropiados para el problema. Esto se debe sobre todo al aumento del desempeño de Gaussian Naive-Bayes, que supone que los atributos son independientes. Al simplificar el conjunto de atributos es lógico que disminuya el grado de dependencia entre los mismos y el algoritmo funcione mejor.

No sólo no hemos observado un descenso en el desempeño de los modelos, sino una pequeña mejora. Así que mantenemos este preprocesamiento.

2.4. Preprocesado 4: Binarización de características nominales

Nuestro dataset tiene dos características nominales: Shape y Margin, que toman 4 y 5 posibles valores respectivamente. Codificar estas variables utilizando números naturales puede confundir a algunos algoritmos. Este es el caso de KNN, que podría interpretar que una instancia con valor 2 en cualquiera de estas características está más cerca de una con valor 1 ó 3 que de una con valor 4, cuando no es lógico pensar esto, ya que estos números simplemente codifican cualidades. Es por ello que binarizamos estas dos variables introduciendo 9 nuevos atributos binarios (valdrán 0 ó 1), 4 de ellos indicarán el valor de Shape (1 en la posición correspondiente al valor y 0 en las demás) y 5 para el valor de Margin. De esa forma, dos individuos con distintos valores de la característica Shape

estarán a distancia 0 (por lo que a la variable Shape respecta) si tienen el mismo valor en esta característica y a una distancia constante positiva (por lo que a la variable Shape respecta) si tienen valor de Shape diferente; y análogo para Margin. Esto puede mejorar la eficiencia de algunos algoritmos, especialmente de KNN.

En este caso, el número de características nominales y de valores que pueden tomar es bajo, así que esta operación es factible. De haber existido un número más elevado de características nominales o un número más elevado de posibles valores para las mismas, binarizar estas características conllevaría un aumento notable del número de variables, lo que puede provocar dificultades en el aprendizaje de los modelos si el número de datos no es lo suficientemente grande.

Para esta tarea utilizamos **OneHotEncoder**, de *sklearn*. Los resultados obtenidos son:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
Dummy	400	0	425	0	0.4848	1.0	1.0	0.5	0.6531	0.6963
DecisionTree	297	347	78	103	0.7806	0.7425	0.1835	0.7795	0.7665	0.7669
GaussianNB	354	321	104	46	0.8182	0.885	0.2447	0.8201	0.8252	0.8271
SupportVectorM	281	307	118	119	0.7127	0.7025	0.2776	0.7124	0.7034	0.7034
RandomForest	319	344	81	81	0.8036	0.7975	0.1906	0.8035	0.7975	0.7975
KNN	332	332	93	68	0.8048	0.83	0.2188	0.8056	0.8048	0.8052
NeuralNetwork	342	337	88	58	0.823	0.855	0.2071	0.824	0.8241	0.8246
Máximo	354	347	118	119	0.823	0.885	0.2776	0.824	0.8252	0.8271
Media	320.8	331.3	93.7	79.2	0.7905	0.8021	0.2204	0.7908	0.7869	0.7874

Tabla 5: Binarización de atributos nominales

Comparamos los resultados con los de la Tabla 4. Las métricas Acc. y AUC (que miden la eficacia general de los modelos) han mejorado levemente en la mayoría de modelos, aunque ha decaído el máximo score, ya que el mejor modelo hasta el momento (Gaussian Naive-Bayes) ha visto empeorados sus resultados, la media ha decrecido porque los resultados de SVM han empeorado drásticamente. No experimentamos una mejora sustancial en KNN como esperábamos, pero sí en la Red Neuronal, que también puede sufrir de la condición que hemos comentado antes, y se convierte en el nuevo máximo. Respecto a las métricas F1-score y G-measure, que reflejan mejor la naturaleza del problema, ha ocurrido exactamente lo mismo con la excepción de que la caída de Gaussian Naive-Bayes y el crecimiento de la Red Neuronal no han sido suficientes para que la red supere a Naive-Bayes en estas métricas. Esto ocurre porque la Red Neuronal ha mejorado a Naive-Bayes gracias a una mejor clasificación en las instancias negativas, a las que las métricas F1-score y G-measure les dan una menor importancia.

Aquí se nos plantea una elección difícil sobre cual sería mejor procesamiento, podemos mantener el que teníamos y apostar por Naive-Bayes; o adoptar el nuevo, y disponer de una gama más amplia pero hasta ahora menos efectiva de algoritmos. Nos decantaremos por binarizar los atributos nominales, debido al poco interés que se le ha dado a Naive-Bayes en clase de teoría y la facilidad de interpretación que poseen los árboles.

2.5. Preprocesado 5: Reescalado de los datos

Otro problema de los datos que puede provocar dificultades en el aprendizaje de los algoritmos es el hecho de que los datos tengan distinta naturaleza y por tanto distinta escala. Pongamos un ejemplo: si una variable toma valores de un orden entre 10 y 100 como es la edad, y otra variable toma valores entre 20000 y 200000 como podrían ser ingresos anuales en euros. Un algoritmo como KNN o Red Neuronal, interpretaría que 20 años de diferencia entre dos sujetos equivaldría a 20 euros al año de diferencia en sus ingresos, lo cual no es lógico pensar. Es por esto que algunas variables estarían teniendo un papel más relevante que otras, según su naturaleza. En nuestro caso, la variable Age estaría cobrando más relevancia que otras.

Para solucionar este problema recurrimos a un reescalado de las variables, de tal forma que todas tengan media 0 y desviación típica 1. Utilizamos para ello el objeto **StandardScaler** de *sklearn*.

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
Dummy	400	0	425	0	0.4848	1.0	1.0	0.5	0.6531	0.6963
DecisionTree	297	347	78	103	0.7806	0.7425	0.1835	0.7795	0.7665	0.7669
GaussianNB	354	321	104	46	0.8182	0.885	0.2447	0.8201	0.8252	0.8271
SupportVectorM	333	364	61	67	0.8448	0.8325	0.1435	0.8445	0.8388	0.8388
RandomForest	320	341	84	80	0.8012	0.8	0.1976	0.8012	0.796	0.796
KNN	324	350	75	76	0.817	0.81	0.1765	0.8168	0.811	0.811
NeuralNetwork	333	355	70	67	0.8339	0.8325	0.1647	0.8339	0.8294	0.8294
Máximo	354	364	104	103	0.8448	0.885	0.2447	0.8445	0.8388	0.8388
Media	326.8	346.3	78.7	73.2	0.816	0.8171	0.1851	0.816	0.8111	0.8115

Tabla 6: Estandarizando los datos

Comparando con la Tabla 5, en las métricas Acc., AUC, F1-score y G-measure apreciamos una gran mejora en todos los algoritmos salvo los árboles y en Naive-Bayes que acostumbran a tratar las características individualmente (los árboles en cada nodo trabajan con una única característica). La mayor mejora se observa en SVM, este algoritmo se beneficia bastante de la estandarización, y esto nos hace pensar que su mal desempeño anterior ocurrió porque al binarizar las características nominales reducimos aun más su escala. Pasamos de características con valores del 1 al 4 (Shape) ó 5 (Margin), a un número más elevado de características binarias. Esto supone que exista más diferencia de escalas con respecto a Age, lo que claramente observamos que perjudica a SVM.

Tras este análisis comparativo de los preprocesados, llegamos a este último, que combina las diferentes decisiones que hemos ido tomando (cada técnica de preprocesamiento se ha aplicado sobre la mejor de las anteriores). Éste será el procesamiento sobre el que configuremos los modelos.

3. Configuración de algoritmos

Ajustaremos los hiperparámetros de algunos algoritmos con el fin de mejorar su desempeño, probaremos los modelos con distintos hiperparámetros sobre los datos del preprocesado 5, que es el que hemos elegido como el más adecuado. La excepción está en modelos que no se vean afectados por el reescalado, como es el caso de los árboles, para los que utilizaremos el preprocesado 4.

Configuraremos los modelos: Árbol de decisión, Support Vector Machine, Random Forest, KNN y Neural Network.

No configuraremos el modelo Dummy por razones obvias, ni Naive-Bayes por la poca importancia que se le ha prestado en clase de teoría.

3.1. Árbol de Decisión

Los árboles de decisión son modelos eficaces y fáciles de interpretar. Partiendo de todos los ejemplos de entrenamiento, seleccionan en cada nodo atributos para dividir el conjunto de ejemplos de forma que los subconjuntos generados sean lo más “puros” (predomine una clase) posible. Para esto utilizaremos el índice de impureza [Gini](#), por lo nos encontramos con un algoritmo CART.

Los árboles de decisión pueden ser muy complejos y llegar a explicar la muestra de entrenamiento prácticamente a la perfección. Pero esto a su vez provoca que tengan una mayor variabilidad (dependencia de los datos concretos de entrenamiento) y sean propensos al sobreajuste.

Utilizamos la implementación `DecisionTreeClassifier` de *sklearn*, y experimentaremos con distintos valores del parámetro `max_depth` (profundidad máxima del árbol, por defecto no está limitada), con la esperanza de reducir el sobreajuste y simplificar el modelo. Ya que cuanto menor sea la profundidad, menor será la complejidad del modelo, lo que le permite generalizar mejor lo aprendido durante el entrenamiento (clasificar ejemplos no vistos durante el entrenamiento) a cambio de perder capacidad para explicar la muestra de entrenamiento.

Probaremos tres valores de este parámetro (3, 6 y 9), y debemos tener en cuenta que, en caso de que no suponga un descenso significativo en el desempeño del modelo, elegiremos el árbol con menor profundidad, ya que será más fácil de interpretar posteriormente. Los resultados obtenidos son:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
DT-depth3	308	382	43	92	0.8364	0.77	0.1012	0.8344	0.8202	0.822
DT-depth6	305	359	66	95	0.8048	0.7625	0.1553	0.8036	0.7912	0.7917
DT-depth9	298	351	74	102	0.7867	0.745	0.1741	0.7854	0.772	0.7725

Tabla 7: Desempeño de árboles de decisión de distinta profundidad

Tanto en las medias que miden la capacidad general de clasificación de los modelos (Acc. y AUC) como en las más adecuadas a la naturaleza del problema por su mayor importancia a la clasificación de instancias positivas (F1-score y G-measure). El árbol de decisión con 3 nodos de profundidad ha obtenido los mejores resultados. Además, es el más simple, por lo que nos decantamos por él sin duda.

3.2. Random Forest

Random Forest utiliza una técnica llamada bagging (bootstrap aggregating), que combina múltiples predictores simples y asigna la clase más frecuente entre sus predicciones. Como predictores simples, utiliza árboles de decisión para los que sólo considera un subconjunto de las características. En la implementación de *sklearn* (`RandomForestClassifier`), el número de estimadores simples es regulado por el parámetro `n_estimators` (por defecto 100), que será el que discutiremos. Utilizar un mayor número de estimadores puede aumentar la exactitud de las predicciones, pero supone un importante coste computacional. No obstante, en este problema el número de datos y de variables es bastante reducido, por lo que el cómputo es prácticamente inmediato.

Probamos con varios valores para el parámetro y obtenemos los siguientes resultados:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
RF-estimators50	316	347	78	84	0.8036	0.79	0.1835	0.8032	0.796	0.796
RF-estimators100	319	344	81	81	0.8036	0.7975	0.1906	0.8035	0.7975	0.7975
RF-estimators150	320	343	82	80	0.8036	0.8	0.1929	0.8035	0.798	0.798
RF-estimators200	320	344	81	80	0.8048	0.8	0.1906	0.8047	0.799	0.799

Tabla 8: Desempeño de Random Forest con distinto número de estimadores

Al aumentar el número de estimadores, las métricas F1-score, G-measure, Acc. y AUC experimentan una subida muy leve, pero prácticamente insignificante. Como el coste computacional es bastante bajo, probaremos a aumentarlo aún más.

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
RF-estimators400	323	341	84	77	0.8048	0.8075	0.1976	0.8049	0.8005	0.8005
RF-estimators600	323	341	84	77	0.8048	0.8075	0.1976	0.8049	0.8005	0.8005
RF-estimators800	323	340	85	77	0.8036	0.8075	0.2	0.8038	0.7995	0.7995
RF-estimators1000	325	340	85	75	0.8061	0.8125	0.2	0.8063	0.8025	0.8025

Tabla 9: Desempeño de Random Forest con distinto número de estimadores

Conseguimos otra leve mejora al llegar a 1000 estimadores. Esta vez el tiempo de ejecución ha sido algo más largo (entorno a 10s para 1000 estimadores), así que no seguiremos aumentando y nos quedamos con 1000.

3.3. Support Vector Machine (SVM)

SVM es un modelo que trata de encontrar el separador lineal que deje los datos lo más lejos de la frontera de separación posible. Como los datos no acostumbran a ser separables, se utiliza un kernel, en este caso [RBF](#) (Radial-Basis Function). Intuitivamente, un kernel es una herramienta para introducir transformaciones que aumentan la dimensionalidad de los datos con la esperanza de que sean linealmente separables en un espacio de mayor dimensión. Aun así, los datos podrían seguir siendo no separables (si no se utiliza un kernel lo bastante complejo) o podría haber datos ruidosos. Es por ello que se introduce un parámetro positivo C de regularización (a menor valor de C, mayor es la regularización): valores altos de este parámetro llevan a fronteras con márgenes “estrechos”, pero

que dejan que pocos datos violen el margen o la frontera; y valores bajos de C provocan fronteras con margen “amplio”, pero que permiten que algunos datos violen el margen e incluso la frontera (si violan la frontera, serán mal clasificados). Este modelo se conoce como **C-Support Vector Classifier**. Se implementa en *sklearn* en `SVC`.

Discutiremos el parámetro C , por defecto 1. Probando varios valores (0.1, 0.25, 0.5, 1, 5, 10, 50) sobre los datos del preprocesamiento 5 obtenemos los siguientes resultados:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
SVM-C0.1	345	331	94	55	0.8194	0.8625	0.2212	0.8207	0.8224	0.8233
SVM-C0.25	344	351	74	56	0.8424	0.86	0.1741	0.8429	0.8411	0.8413
SVM-C0.5	338	358	67	62	0.8436	0.845	0.1576	0.8437	0.8398	0.8398
SVM-C1	333	364	61	67	0.8448	0.8325	0.1435	0.8445	0.8388	0.8388
SVM-C5	333	363	62	67	0.8436	0.8325	0.1459	0.8433	0.8377	0.8378
SVM-C10	330	363	62	70	0.84	0.825	0.1459	0.8396	0.8333	0.8334
SVM-C50	335	355	70	65	0.8364	0.8375	0.1647	0.8364	0.8323	0.8323

Tabla 10: C-SVM con distintas regularizaciones

Obtenemos la mejor puntuación en las métricas Acc. y AUC para $C=1$, por lo que este valor proporciona el modelo que mejor clasifica de los que hemos probado. Sin embargo, en este problema no sólo es importante que un modelo clasifique bien los ejemplos, sino que se equivoque lo menos posible al clasificar ejemplos positivos. Es por ello que seleccionaremos el valor $C=0.25$, que consigue los valores más altos e las métricas F1-score y G-measure, que priorizan los ejemplos positivos.

3.4. KNN

KNN es un modelo basado en aprendizaje por semejanza. Sitúa las muestras en un espacio de dimensión el número de características, y para un ejemplo predice la clase predominante entre sus K vecinos más cercanos. El valor de K ejerce de parámetro regularizador, como se aprecia en la figura 2, extraída del libro <http://faculty.marshall.usc.edu/gareth-james/ISL>.

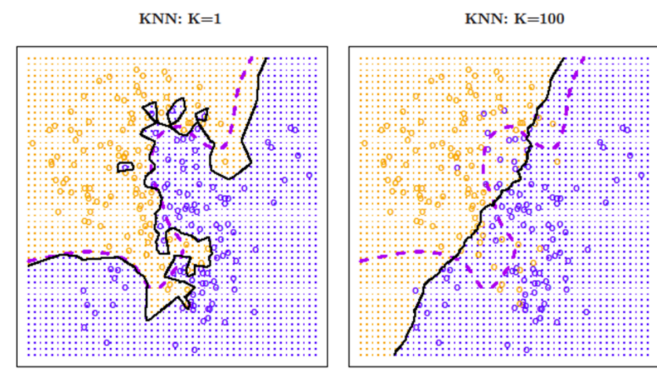


Figura 2: Papel de K en la regularización de KNN

Podemos observar que un mayor valor de K da lugar a una frontera más simple, lo que reduce el sobreajuste con el riesgo de que el algoritmo no sea capaz de ajustarse a los datos de entrenamiento.

Utilizaremos `KNeighborsClassifier` de *sklearn*, y probaremos distintos valores (1, 3, 5, 15, 25) para el número de vecinos más cercanos a considerar (todos impares para evitar empates), el parámetro `n_neighbors` (por defecto 5). Obtenemos los siguientes resultados:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
1-NN	307	331	94	93	0.7733	0.7675	0.2212	0.7732	0.7665	0.7665
3-NN	327	345	80	73	0.8145	0.8175	0.1882	0.8146	0.8104	0.8104
5-NN	324	350	75	76	0.817	0.81	0.1765	0.8168	0.811	0.811
15-NN	328	356	69	72	0.8291	0.82	0.1624	0.8288	0.8231	0.8231
25-NN	325	350	75	75	0.8182	0.8125	0.1765	0.818	0.8125	0.8125

Tabla 11: Resultados de KNN con distintos valores de K

Para $K=1$ obtiene los peores resultados en todas las métricas, esto probablemente se deba al sobreajuste. Por ejemplo, cualquier dato mal etiquetado puede provocar que el algoritmo clasifique mal los ejemplos que caigan en un entorno suyo. Es mucho más difícil que haya 2 o más datos mal etiquetados cercanos, por lo que el resto de valores de K obtienen mejores resultados. Los demás valores de K obtienen resultados similares, pero tomamos $K=15$, que es el que mejor puntuación obtiene en las cuatro métricas que consideramos.

3.5. Red Neuronal

El último algoritmo que configuramos es la Red Neuronal o Perceptrón Multicapa. El modelo de Red Neuronal está formado por varias capas, cada una con varias neuronas, en cada neurona se reciben como entrada la salida de las neuronas de la capa anterior ponderadas con unos pesos (que se van entrenando) y se les aplica una función de activación (en nuestro caso una función *relu*: $f(x) = \max(0, x)$), hasta llegar a la capa de salida, que devuelve la predicción. Se puede configurar el número de capas (por defecto: capa de entrada, una capa oculta con 100 neuronas y capa de salida) y el número de neuronas de cada capa, pero probaremos otra cosa diferente.

Las Redes Neuronales son modelos con gran potencia explicativa, por lo que tienden al sobreajuste. Probaremos una técnica de regularización llamada *early stopping*, que aparta una fracción de los datos (10% en nuestro caso) para obtener un score de validación. El error en la muestra de entrenamiento casi seguramente ira a cero, y se provocará sobreajuste. Esta técnica detiene el entrenamiento cuando el score de validación no mejora durante un número de iteraciones (10 en nuestro caso), y ayuda a reducir el sobreajuste. El problema que podemos tener es nuestro reducido número de datos, no estamos utilizando una parte de ellos para el entrenamiento, y puede que el modelo no aprenda debidamente debido al escaso número de datos. Es por esto que por defecto no se utiliza esta técnica.

Probamos la implementación de `MLPClassifier` de *sklearn* con y sin `early_stopping` (también seleccionamos `max_iter=500` porque recibimos un warning de convergencia). Obtenemos:

	TP	TN	FP	FN	Acc	TPR	FPR	AUC	F1-score	G-measure
RRNN	333	355	70	67	0.8339	0.8325	0.1647	0.8339	0.8294	0.8294
RRNNearly-stopping	356	291	134	44	0.7842	0.89	0.3153	0.7874	0.8	0.8041

Tabla 12: Red Neuronal con y sin *early stopping*

Observamos que aplicar esta técnica ha mejorado los aciertos sobre las instancias positivas, pero al coste de empeorar mucho la clasificación de instancias negativas. Llega a tener peor F1-score y G-measure, y mucho peor Acc. y AUC. Es por ello que abandonamos la idea de *early stopping* y mantenemos la configuración por defecto.

4. Resultados obtenidos

Presentamos los distintos modelos y los resultados obtenidos por cada uno.

5. Análisis de resultados

5.1. Sobre preprocesado básico

5.2. Sobre preprocesado 1 (Imputación de valores perdidos)

6. Interpretación de resultados

7. Contenido adicional

7.1. Predecir sin BI-RADS

7.2. Disposición de los datos

8. Bibliografía/Webgrafía

<http://faculty.marshall.usc.edu/gareth-james/ISL>