

Untitled

Iker Meneses Sales

2023-10-11

LDA (Linear Discriminant Analysis)

Para comenzar con los modelos discriminantes, se realizará en primer lugar un linear discriminant analysis (LDA) con el objetivo de intentar separar aquellos clientes que puedan tener dificultades de pago con aquellos solventes. Así pues, se procede a realizar dicho análisis discriminante.

Para ello, se recurrirá primero a un proceso de escalado de los datos a través de la función `scale()`, lo cual hará que todas las variables tengan un peso similar en la construcción del discriminante lineal. Una vez se ha realizado este proceso, el siguiente paso será realizar la partición de la base de datos disponible. Para ello, se realizará una partición clásica: el 80% de los datos se destinarán a entrenar el modelo y el otro 20, a validarlo. Además, dentro de la partición del train se realizará un proceso 5-fold validation con el objetivo de reducir el overfitting y proporcionar un modelo robusto.

Table 1: Matriz de confusión del conjunto de validación

	Realidad	
	No moroso	Potencial moroso
Predicción		
No moroso	502	71
Potencial moroso	316	111

Apreciando los resultados obtenidos, se puede ver que la precisión obtenida por el modelo ha sido del 61.3%, algo baja en comparación con ejemplos en otras áreas. Si desglosamos por sensibilidad y especificidad, vemos que los resultados en estos dos indicadores han sido de 61.3692% (mejor que en LDA), pero una especificidad del 60.989%, respectivamente. Este hecho indica que los resultados están relativamente balanceados en cuanto a la hora de predecir se refiere. Sin embargo, a la hora de descubrir los valores predecidos positivos y los valores predecidos negativos, los resultados son de 87.6091% y 25.9953%. Este hecho nos dice que cuando el modelo predice que un cliente no es moroso, generalmente acierta pero, cuando el modelo predice que un cliente lo es, éste tiene problemas en la detección, resultando en problemas graves en la identificación de morosos.

Sin embargo, se sabe que el LDA puede presentar problemas en el momento en el que las variables no presentan normalidad o cuando las matrices de covarianzas son diferentes para cada grupo. Como ya se apreció en la descriptiva post-preprocessing, muchas de nuestras variables no presentaban normalidad, de forma que esto podría ser un problema de cara al uso del LDA. Es por eso por lo que se ha decidido realizar un QDA (Quadratic Discriminant Analysis) con el objetivo de corregir dichos problemas y mejorar la performance del LDA.

QDA

Así pues, repitiendo el procedimiento seguido anteriormente en el LDA, toca repetir los mismos pasos para este modelo. De esta forma, los resultados obtenidos son los siguientes:

Table 2: Matriz de confusión del conjunto de validación

	Realidad	
	No moroso	Potencial moroso
Predicción		
No moroso	405	168
Potencial moroso	241	186

Como se puede apreciar, los resultados obtenidos son bastante similares a los presentados en el discriminante lineal. De hecho, en este caso, la precisión ha sido del 59.1%, algo peor que la del LDA. Si observamos sensibilidad y especificidad, apreciaremos que se ha obtenido una sensibilidad del 62.6935% (mejor que en LDA), pero una especificidad del 52.5424% (muchísimo peor comparado con el resultado del LDA). Si observamos otras métricas disponibles, apreciaremos nuevamente valores altos en la tasa de valores positivos predecidos (70.6806%) y valores bajos en la tasa de valores negativos predecidos (43.5597%). Sin embargo, la diferencia entre estos no es tan extrema como en LDA. Por último, podemos apreciar que el valor del F-score es de 0.6084374.

Tras haber estudiado los resultados, se ha concluido que, si bien es cierto que los resultados obtenidos son mejorables, los datos presentan un ligero desbalanceo. Este hecho hace que las estimaciones proporcionadas puedan no ser del todo fiables, ya que es posible que los algoritmos tengan problemas en la detección de la clase minoritaria. Para ello, realizaremos un procedimiento undersampling con el objetivo de balancear nuestros datos evitando una mala calibración de los algoritmos. Así pues, repetimos el mismo proceso que el realizado anteriormente con los datos ahora balanceados.

LDA (usando datos balanceados con undersampling)

En primer lugar, estandarizamos los datos usando la función de R `scale()` para así hacer que todas las variables tengan el mismo peso. Una vez los datos han sido normalizados y tienen todas las variables el mismo peso en el modelo, aplicamos ROSE:

Seguidamente, se realiza una partición del dataset entre train y validation con el objetivo de conseguir aproximaciones correctas que puedan ser usadas, evitando el over-fitting. Para ello, se realizará una partición 80-20 de la base de datos. Además, se realizará un 5-fold validation dentro del conjunto train, eliminando así cualquier problema de overfitting que pudiera existir:

Table 3: Matriz de confusión del conjunto de validación

	Realidad	
	No moroso	Potencial moroso
Predicción		
No moroso	250	177
Potencial moroso	198	229

Esta vez, los resultados son más consistentes: los resultados obtenidos son similares a cuando los datos estaban desbalanceados, pero hay cambios en cuanto a los valores positivos y negativos se refiere. En este

caso, la precisión obtenida ha sido del 56.089%, dividido en una sensibilidad del 55.8036% y una especificidad del 56.4039%. Esta vez, se puede comprobar que los valores proporcionados por los datos de valor predecido positivo y valor predecido negativo están más balanceados, de forma que estos resultados parecen mucho más fiables.

Sin embargo, se sabe que el LDA puede presentar problemas en el momento en el que las variables no presentan normalidad o cuando las matrices de covarianzas son diferentes para cada grupo. Como ya se apreció en la descriptiva post-preprocessing, muchas de nuestras variables no presentaban normalidad, de forma que esto podría ser un problema de cara al uso del LDA. Es por eso por lo que se ha decidido realizar un QDA (Quadratic Discriminant Analysis) con el objetivo de corregir dichos problemas y mejorar la performance del LDA.

QDA (usando datos balanceados con undersampling)

Así pues, repitiendo el procedimiento seguido anteriormente en el LDA, toca repetir los mismos pasos para este modelo. De esta forma, los resultados obtenidos son los siguientes:

Table 4: Matriz de confusión del conjunto de validación

	Realidad	
	No moroso	Potencial moroso
Predicción		
No moroso	250	177
Potencial moroso	198	229

Por último, el modelo del QDA con datos balanceados presenta resultados similares al LDA. La precisión alcanzada por este modelo ha sido del 56.089%, lo que retorna una sensibilidad del 55.8036% y una especificidad del 56.4039%. Este modelo corrige los problemas de desbalanceo que existían previamente, ya que ahora se puede apreciar cómo los resultados del modelo son más consistentes. Concretamente, el valor predictivo positivo y el valor predictivo negativo para este modelo son de 58.548% 53.63%, respectivamente. Para acabar, el F-score de este modelo es de 0.5594592, algo más bajo que en LDA.

En resumen, observando los resultados obtenidos, se puede afirmar que los dos modelos discriminantes presentan resultados muy pobres: es probable que el hecho de añadir posteriormente las variables categóricas acabe de hacer que se mejore de forma clara los resultados conseguidos hasta ahora.