Dario Jauregui Lankenau
A00827837
9/8/21

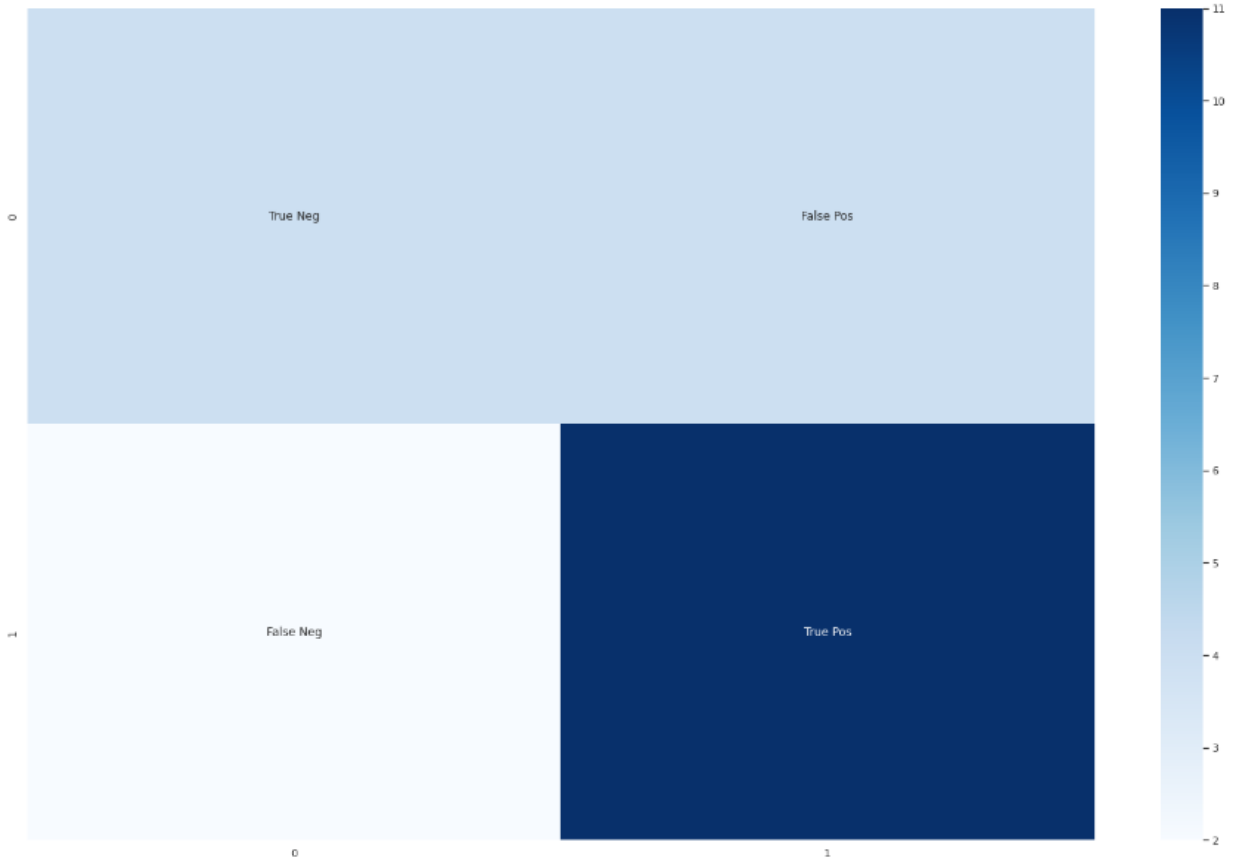
Implementación de un clasificador con **Regresión logística** para predecir el sexo de zarigüeya.

Del paquete DAAG R: "El datatset de la zarigüeya consta de nueve medidas morfométricas en cada una de las 104 zarigüeyas cola de cepillo de montaña, atrapadas en siete sitios desde el sur de Victoria hasta el centro de Queensland".

Comparación entre modelos

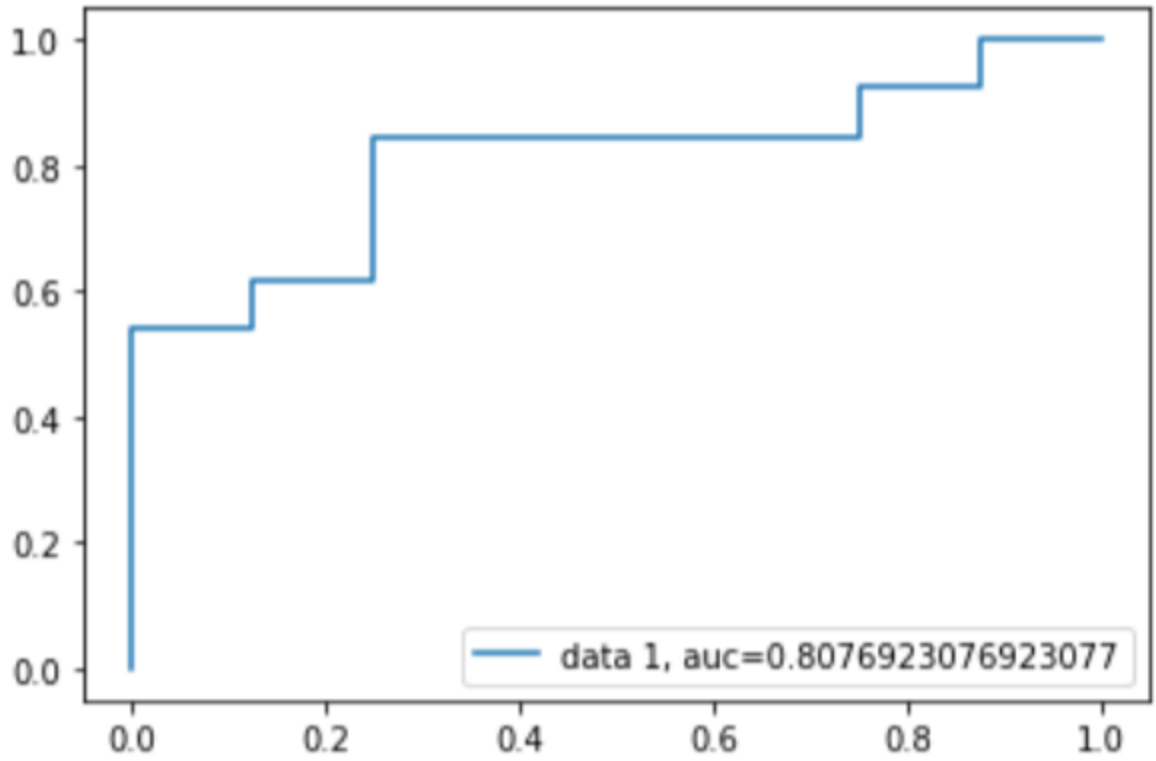
Modelo 1. (Precisión de 0.71).

Matriz de confusión



Vemos que este modelo nos da valores falsos positivos al igual que verdaderos negativos, lo cual indica una mala predicción. (Un buen modelo tendría mayores valores y por ende un color azul más oscuro en los cuadros de “True Neg” y “True Pos” mientras que los valores de “False Pos” y “False Neg” tendrían que ser cerca a 0 y de color transparente o blanco.

Gráfica ROC



La puntuación AUC (área bajo la curva) para el modelo es 0,80. La puntuación AUC 1 representa un clasificador perfecto y 0,5 representa un clasificador sin valor.

Bias y Varianza

```
Model 1: Average Bias :  0.1900583333333333
Model 1: Average Variance :  0.14494166666666666
```

Vemos que existe un **bias alto relativo** en comparación con la varianza, más que nada debido a que estamos utilizando una regresión logística. El valor de la **varianza es relativamente poco**, ya que la suma de cuadrados es similar a diferentes datasets. Esto refleja que nuestro modelo dará buenas predicciones, más no excelentes. Además, refleja un **underfitting**, ya que el bias es alto

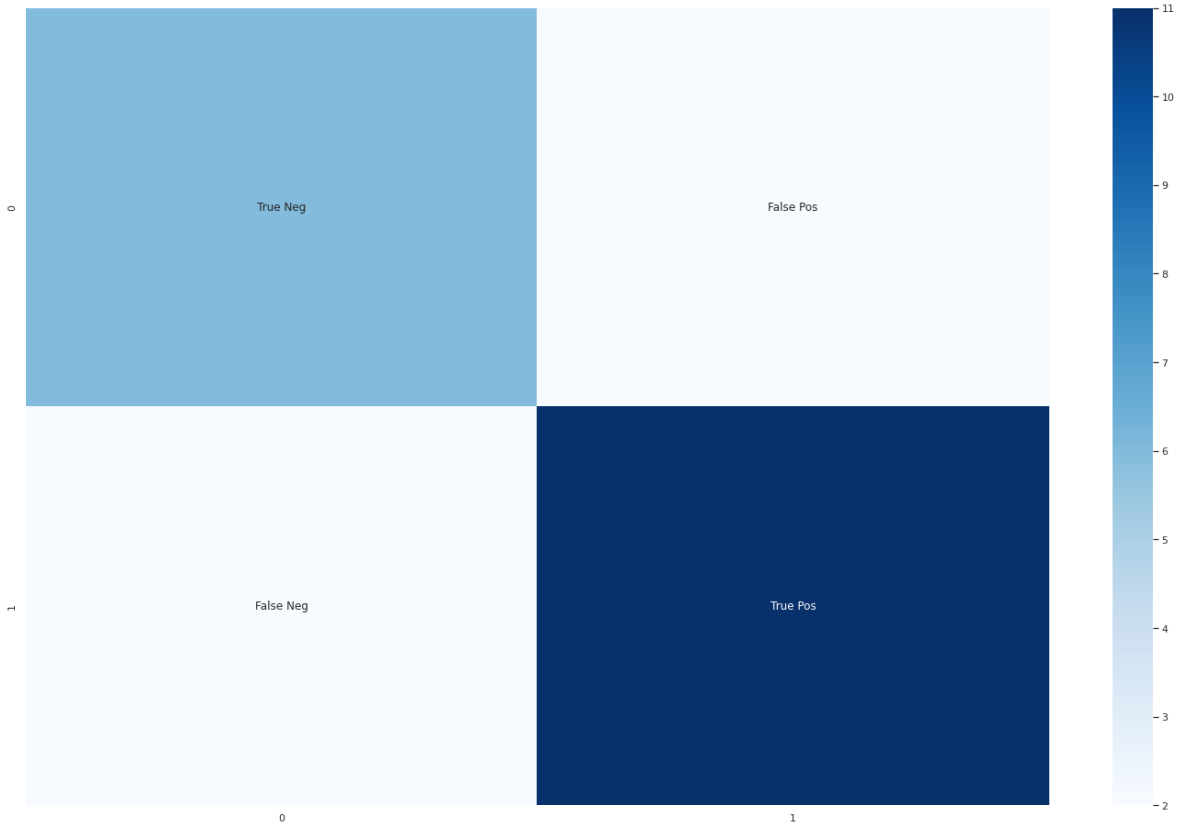
en comparación con la varianza, lo que significa que el modelo no es lo suficientemente complejo como para capturar bien el patrón en los datos de entrenamiento y, por lo tanto, también sufre de bajo rendimiento en datos no vistos.

Modelo 2. (Precisión de 0.81).

Debido a que es regresión logística, la modificación de hiperparámetros críticos para ajustar son pequeños, por lo cual sería difícil mejorar considerablemente el modelo. A veces, pueden ver diferencias útiles al modificar los diferentes solucionadores (solver). De los que se encuentran en scikit learn; ['newton-cg', 'lbfgs', 'liblinear', 'sag', 'saga']. En nuestro caso se probaron todos y ‘newton-cg’ nos dio el mejor resultado.

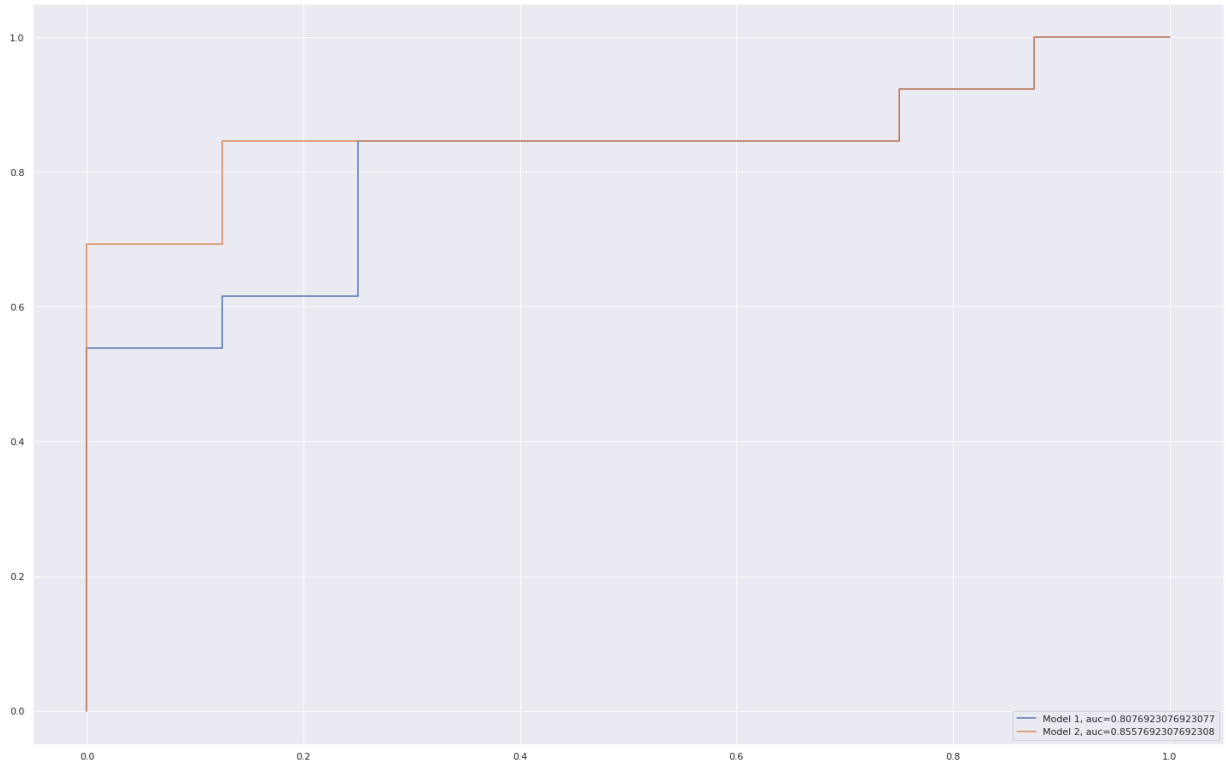
Uno de los otros parámetros importantes para la mejora del modelo son la penalización (o regularización) que pretende reducir el error de generalización del modelo y pretende desincentivar y regular el overfitting. En nuestro caso, no tenemos overfitting, sino underfitting, por lo cual se descarta. Sin embargo, se modificó el dataset para mejorar nuestras predicciones. Se realizó un GridSearch y RandomizedSearchCV con ayuda de la librería de scikit learn para la modificación y prueba de más de 100 conjuntos de hiperparámetros; sin embargo, no mejoro el modelo.

Matriz de confusión



Se mejora el modelo y sus predicciones para cada cuadro de la matriz. Vemos que el valor de Falso Positivo disminuye en gran cantidad y que el valor de Verdadero Negativo incrementa en valor y por ende en su tono fuerte de color.

Gráfica ROC



La puntuación AUC para el modelo nuevo es 0,85, una mejora de 5% en comparación del modelo anterior. La puntuación AUC 1 representa un clasificador perfecto y 0,5 representa un clasificador sin valor.

Bias y Varianza

```
Model 1: Average Bias :  0.1900583333333333
Model 1: Average Variance :  0.14494166666666666
Model 2: Average Bias :  0.15202261904761907
Model 2: Average Variance :  0.13916785714285718
```

Vemos que **el bias disminuyo** y que **no existió mucho cambio en la varianza.** Sin embargo, mejoro bastante el modelo en cuanto a precisión. (10 décimas).

```
0.7826086956521738 : Valor f1 con GridSearchCV
0.8 : Valor f1 con RandomizedSearchCV
0.8461538461538461 : Valor f1 original
```

Se realizó un GridSearch y RandomizedSearchCV con ayuda de la librería de scikit learn para el tuneo de hiperparámetros; sin embargo, no mejoro el modelo.

Nuestro modelo original nos dio el mejor resultado, y RandomizedSearchCV estuvo cerca de nuestro valor f1, pero aún fue muy bajo. La regularización en este caso no fuera opción debido a que es destinado principalmente a modelos que arrojan overfitting, sin embargo, este no es el caso para nuestro modelo. Un valor de f1 de 0.846 se considera aceptable con el dataset que tenemos.