ANÁLISIS PREDICTIVO EMPRESARIAL MEDIANTE CLASIFICACIÓN

Práctica1

UNIVERSIDAD DE GRANADA

Inteligencia de Negocio

Ismael Sánchez García

ÍNDICE

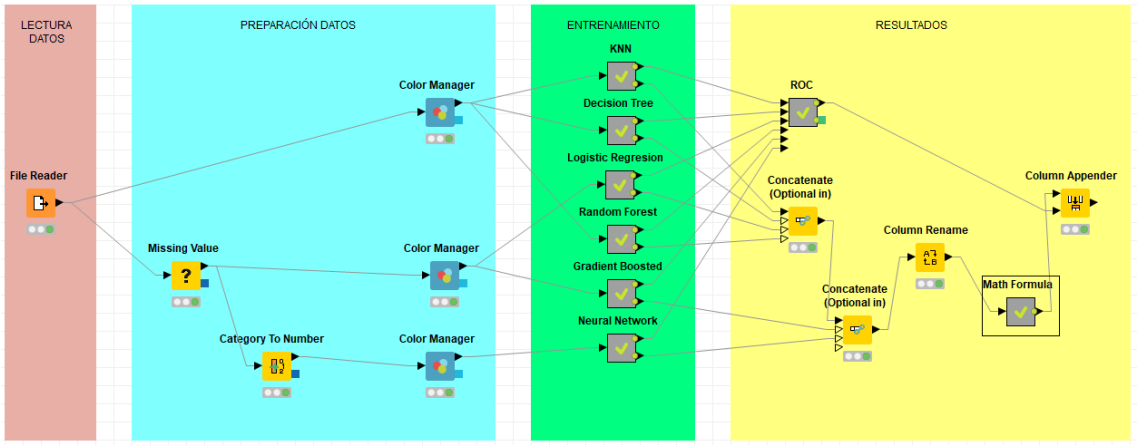
1. INTRODUCCIÓN

- El problema que vamos a abordar consiste en el análisis de ingresos basado en datos socioeconómicos:
    - El conjunto de datos utilizado es *Adult, que usaremos* para estudiar la influencia de determinados factores demográficos y socioeconómicos sobre la capacidad de ingresos anuales de una persona.
    - Los datos son casos reales extraídos del censo de EE.UU.
    - El conjunto de datos contiene 14 características (6 numéricas y 8 categóricas) y 48.842 ejemplos (algunos de los cuales presenta valores desconocidos) e incluye información sobre la edad, educación, ocupación, sexo, etnia, etc.
    - La tarea de predicción es determinar si una persona gana más de 50.000$ al año.

- Inicialmente vamos a realizar experimentos con 6 algoritmos distintos con los valores por defecto y sin ningún tratamiento previo de los datos, de forma que podamos ir viendo cómo evolucionan los resultados obtenidos. Los algoritmos se han elegido basándonos en el tipo de problema a abordar, teniendo en cuenta que ni siquiera los científicos de datos con más experiencia pueden determinar qué algoritmo funcionará mejor antes de probarlos.
- Las consideraciones previas que he tenido a la hora de elegir un algoritmo son:
    - Precisión
    - Tiempo de entrenamiento
    - Linealidad (algoritmos que suponen que las clases pueden estar separadas mediante una línea recta)
    - Cantidad de parámetros
    - Cantidad de características
- Algoritmos elegidos:
    - **KNN:** Es un algoritmo no lineal, muy simple, que nos da cierta información del "por qué" ha clasificado un ejemplo en una clase concreta siempre que el número de vecinos sea un número bajo. Las características deben ser numéricas y normalizadas.
    - **Árbol de decisión:** Es un algoritmo no lineal, fácil de utilizar y muy eficiente. Su principal característica es que son fáciles de interpretar.
    - **Regresión logística**: Es un algoritmo lineal, con un tiempo de aprendizaje bastante rápido, y el cual es relativamente sencillo de usar, ya que no es necesaria la configuración de muchos parámetros. Al ser un modelo lineal, en caso de que los datos no sean separables linealmente, no obtendrá resultados muy buenos.
    - **Random Forest**: Es un algoritmo no lineal, con una alta precisión y un tiempo de entrenamiento no muy alto
    - **Gradient Boosted:** Es un algoritmo no lineal, sencillo y con un tiempo de aprendizaje rápido (dependiendo del número de niveles).
    - **Red Neuronal:** Es un algoritmo no lineal, con una alta precisión pero que no permite la interpretación de los resultados, requiere de mucho tiempo para el aprendizaje, un alto número de ejemplos y es muy personalizable, por lo que, en muchas ocasiones, se requiere mucho tiempo de prueba.

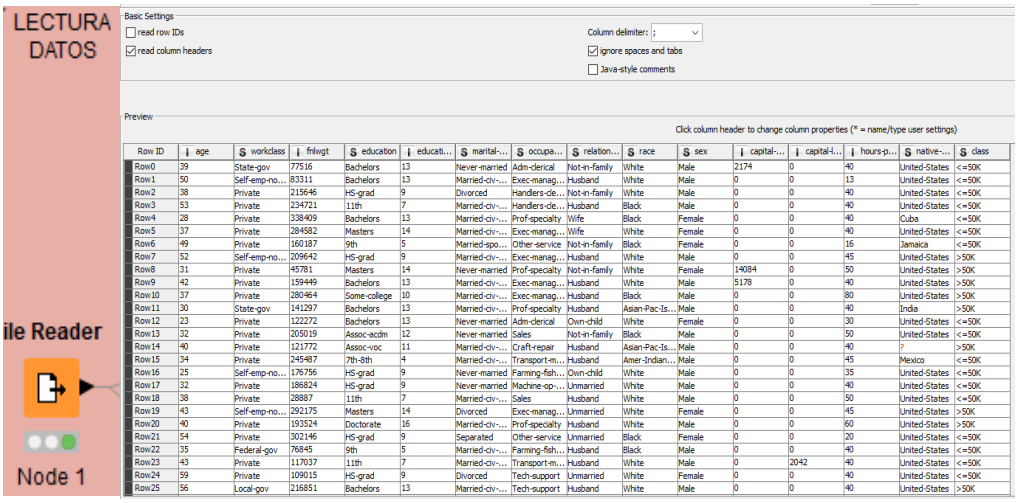
2. RESULTADOS OBTENIDOS

- **Flujo de trabajo:**



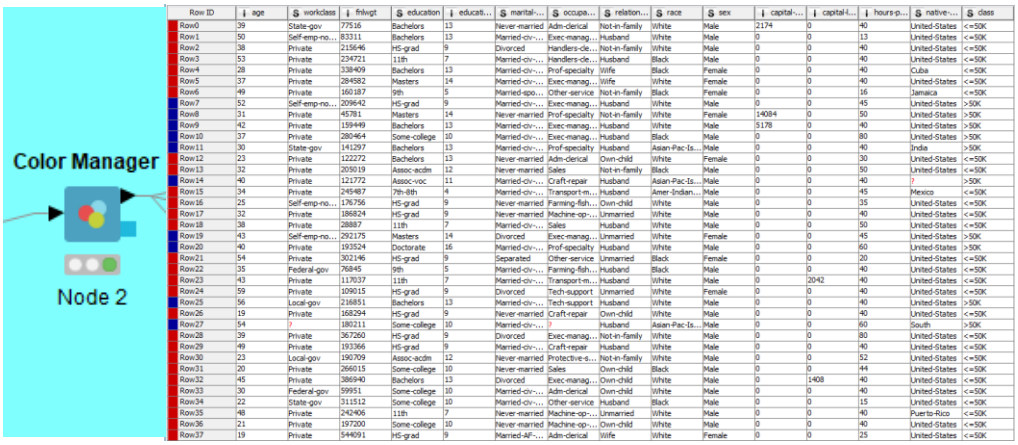
Flujo completo

El flujo de trabajo comienza con la lectura del conjunto de datos:



Row ID	age	workclass	fnlwgt	education	educati...	marital-...	occupa...	relation...	race	sex	capital-...	capital-l...	hours-p...	native-...	class
Row0	39	State-gov	77516	Bachelors	13	Never-married	Adm-clerical	Not-in-family	White	Male	2174	0	40	United-States	<=50K
Row1	50	Self-emp-no...	83311	Bachelors	13	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	White	Male	0	0	13	United-States	<=50K
Row2	38	Private	215646	HS-grad	9	Divorced	Handlers-cle...	Not-in-family	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row3	53	Private	234721	11th	7	Married-civ-...	Handlers-cle...	Husband	Black	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row4	28	Private	338409	Bachelors	13	Married-civ-...	Prof-specialty	Wife	Black	Female	0	0	40	Cuba	<=50K
Row5	37	Private	284582	Masters	14	Married-civ-...	Exec-manag...	Wife	White	Female	0	0	40	United-States	<=50K
Row6	49	Private	160187	9th	5	Married-spo...	Other-service	Not-in-family	Black	Female	0	0	16	Jamaica	<=50K
Row7	52	Self-emp-no...	209642	HS-grad	9	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	White	Male	0	0	45	United-States	>50K
Row8	31	Private	45781	Masters	14	Never-married	Prof-specialty	Not-in-family	White	Female	14084	0	50	United-States	>50K
Row9	42	Private	159449	Bachelors	13	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	White	Male	5178	0	40	United-States	>50K
Row10	37	Private	280464	Some-college	10	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	Black	Male	0	0	80	United-States	>50K
Row11	30	State-gov	141297	Bachelors	13	Married-civ-...	Prof-specialty	Husband	Asian-Pac-Is...	Male	0	0	40	India	>50K
Row12	23	Private	122272	Bachelors	13	Never-married	Adm-clerical	Own-child	White	Female	0	0	30	United-States	<=50K
Row13	32	Private	205019	Assoc-acdm	12	Never-married	Sales	Not-in-family	Black	Male	0	0	50	United-States	<=50K
Row14	40	Private	121772	Assoc-voc	11	Married-civ-...	Craft-repair	Husband	Asian-Pac-Is...	Male	0	0	40	?	>50K
Row15	34	Private	245487	7th-8th	4	Married-civ-...	Transport-m...	Husband	Amer-Indian...	Male	0	0	45	Mexico	<=50K
Row16	25	Self-emp-no...	176756	HS-grad	9	Never-married	Farming-fish...	Own-child	White	Male	0	0	35	United-States	<=50K
Row17	32	Private	186824	HS-grad	9	Never-married	Machine-op-...	Unmarried	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row18	38	Private	28887	11th	7	Married-civ-...	Sales	Husband	White	Male	0	0	50	United-States	<=50K
Row19	43	Self-emp-no...	292175	Masters	14	Divorced	Exec-manag...	Unmarried	White	Female	0	0	45	United-States	>50K
Row20	40	Private	193524	Doctorate	16	Married-civ-...	Prof-specialty	Husband	White	Male	0	0	60	United-States	>50K
Row21	54	Private	302146	HS-grad	9	Separated	Other-service	Unmarried	Black	Female	0	0	20	United-States	<=50K
Row22	35	Federal-gov	76845	9th	5	Married-civ-...	Farming-fish...	Husband	Black	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row23	43	Private	117037	11th	7	Married-civ-...	Transport-m...	Husband	White	Male	0	2042	40	United-States	<=50K
Row24	59	Private	109015	HS-grad	9	Divorced	Tech-support	Unmarried	White	Female	0	0	40	United-States	<=50K
Row25	56	Local-gov	216851	Bachelors	13	Married-civ-...	Tech-support	Husband	White	Male	0	0	40	United-States	>50K

A continuación, le añadimos un color a cada fila según la clase a la que pertenece:

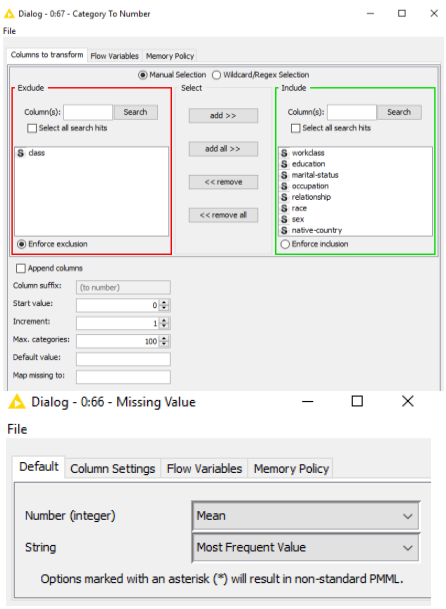


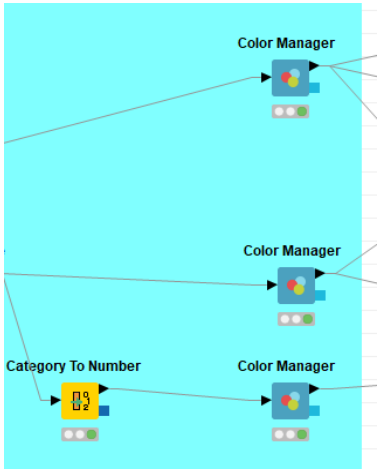
Row ID	age	workclass	fnlwgt	education	educati...	marital-...	occupa...	relation...	race	sex	capital-...	capital-l...	hours-p...	native-...	class
Row0	39	State-gov	77516	Bachelors	13	Never-married	Adm-clerical	Not-in-family	White	Male	2174	0	40	United-States	<=50K
Row1	50	Self-emp-no...	83311	Bachelors	13	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	White	Male	0	0	13	United-States	<=50K
Row2	38	Private	215646	HS-grad	9	Divorced	Handlers-cle...	Not-in-family	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row3	53	Private	234721	11th	7	Married-civ-...	Handlers-cle...	Husband	Black	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row4	28	Private	338409	Bachelors	13	Married-civ-...	Prof-specialty	Wife	Black	Female	0	0	40	Cuba	<=50K
Row5	37	Private	284582	Masters	14	Married-civ-...	Exec-manag...	Wife	White	Female	0	0	40	United-States	<=50K
Row6	49	Private	160187	9th	5	Married-spo...	Other-service	Not-in-family	Black	Female	0	0	16	Jamaica	<=50K
Row7	52	Self-emp-no...	209642	HS-grad	9	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	White	Male	0	0	45	United-States	>50K
Row8	31	Private	45781	Masters	14	Never-married	Prof-specialty	Not-in-family	White	Female	14084	0	50	United-States	>50K
Row9	42	Private	159449	Bachelors	13	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	White	Male	5178	0	40	United-States	>50K
Row10	37	Private	280464	Some-college	10	Married-civ-...	Exec-manag...	Husband	Black	Male	0	0	80	United-States	>50K
Row11	30	State-gov	141297	Bachelors	13	Married-civ-...	Prof-specialty	Husband	Asian-Pac-Is...	Male	0	0	40	India	>50K
Row12	23	Private	122272	Bachelors	13	Never-married	Adm-clerical	Own-child	White	Female	0	0	30	United-States	<=50K
Row13	32	Private	205019	Assoc-acdm	12	Never-married	Sales	Not-in-family	Black	Male	0	0	50	United-States	<=50K
Row14	40	Private	121772	Assoc-voc	11	Married-civ-...	Craft-repair	Husband	Asian-Pac-Is...	Male	0	0	40	?	>50K
Row15	34	Private	245487	7th-8th	4	Married-civ-...	Transport-m...	Husband	Amer-Indian...	Male	0	0	45	Mexico	<=50K
Row16	25	Self-emp-no...	176756	HS-grad	9	Never-married	Farming-fish...	Own-child	White	Male	0	0	35	United-States	<=50K
Row17	32	Private	186824	HS-grad	9	Never-married	Machine-op-...	Unmarried	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row18	38	Private	28887	11th	7	Married-civ-...	Sales	Husband	White	Male	0	0	50	United-States	<=50K
Row19	43	Self-emp-no...	292175	Masters	14	Divorced	Exec-manag...	Unmarried	White	Female	0	0	45	United-States	>50K
Row20	40	Private	193524	Doctorate	16	Married-civ-...	Prof-specialty	Husband	White	Male	0	0	60	United-States	>50K
Row21	54	Private	302146	HS-grad	9	Separated	Other-service	Unmarried	Black	Female	0	0	20	United-States	<=50K
Row22	35	Federal-gov	76845	9th	5	Married-civ-...	Farming-fish...	Husband	Black	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row23	43	Private	117037	11th	7	Married-civ-...	Transport-m...	Husband	White	Male	0	2042	40	United-States	<=50K
Row24	59	Private	109015	HS-grad	9	Divorced	Tech-support	Unmarried	White	Female	0	0	40	United-States	<=50K
Row25	56	Local-gov	216851	Bachelors	13	Married-civ-...	Tech-support	Husband	White	Male	0	0	40	United-States	>50K
Row26	19	Private	168294	HS-grad	9	Never-married	Craft-repair	Own-child	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row27	54	?	180211	Some-college	10	Married-civ-...	?	Husband	Asian-Pac-Is...	Male	0	0	60	South	>50K
Row28	39	Private	367260	HS-grad	9	Divorced	Exec-manag...	Not-in-family	White	Male	0	0	80	United-States	<=50K
Row29	49	Private	193366	HS-grad	9	Married-civ-...	Craft-repair	Husband	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row30	23	Local-gov	190709	Assoc-acdm	12	Never-married	Protective-s...	Not-in-family	White	Male	0	0	52	United-States	<=50K
Row31	20	Private	266015	Some-college	10	Never-married	Sales	Own-child	Black	Male	0	0	44	United-States	<=50K
Row32	45	Private	386940	Bachelors	13	Divorced	Exec-manag...	Own-child	White	Male	0	1408	40	United-States	<=50K
Row33	30	Federal-gov	59951	Some-college	10	Married-civ-...	Adm-clerical	Own-child	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row34	22	State-gov	311512	Some-college	10	Married-civ-...	Other-service	Husband	Black	Male	0	0	15	United-States	<=50K
Row35	48	Private	242406	11th	7	Never-married	Machine-op-...	Unmarried	White	Male	0	0	40	Puerto-Rico	<=50K
Row36	21	Private	197200	Some-college	10	Never-married	Machine-op-...	Own-child	White	Male	0	0	40	United-States	<=50K
Row37	19	Private	544091	HS-grad	9	Married-AF-...	Adm-clerical	Wife	White	Female	0	0	25	United-States	<=50K

Para los algoritmos "Logistic Regresion", "Gradien Boosted" y "Neural Network" es necesario tratar los valores perdidos , por lo que he puesto los valores perdidos numéricos como la media y los string como el valor que más común. Dado que los datos de "test" no los conocemos en un problema real a priori, no podemos usarlos para obtener información al hacer esto, por lo tanto, creamos un modelo con los datos de train para tratar los datos perdidos, y con ese modelo tratamos tanto los datos de train como lo de test.

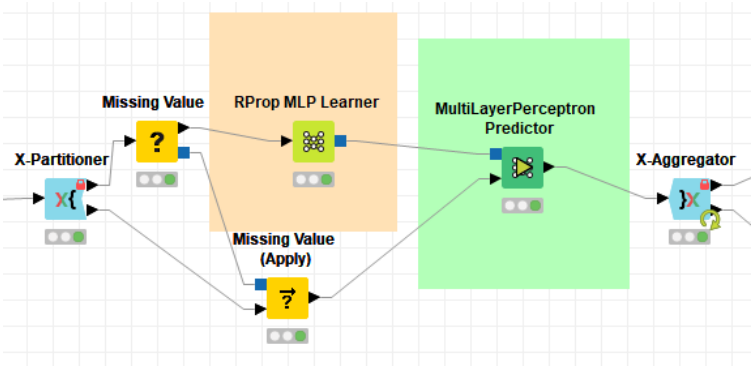
Además de esto, para el algoritmo "Neural Networks" es necesario que todos los valores sean numéricos , por lo que también han sido transformados.

Aquí vemos los 3 flujos distintos:

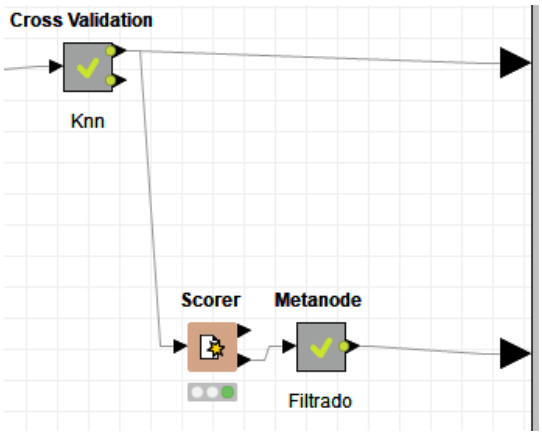




Aquí podemos observar el tratamiento de los valores perdidos para "Neural Networks", pero que es igual para "Logistic Regression" y "Gradien Boosted".

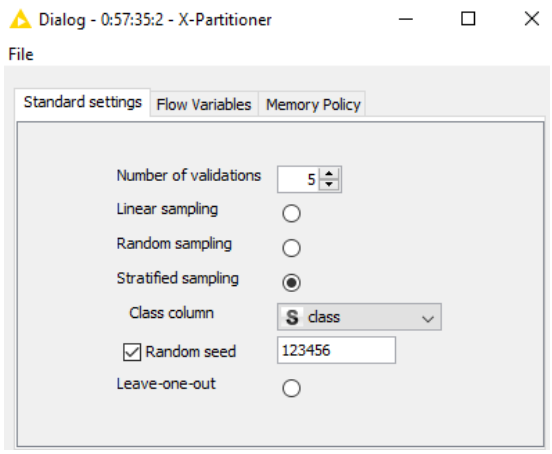


Los siguientes metanodos, en la zona verde, es la aplicación de los distintos algoritmos. Cada metanodo tiene dos salidas, una salida es la tabla de predicción, resultante de aplicar validación cruzada. En la otra salida tenemos la matriz de confusión junto a otros datos de las estadísticas de precisión. Se muestra como ejemplo el metanodo knn, y que es igual en todos los algoritmos:

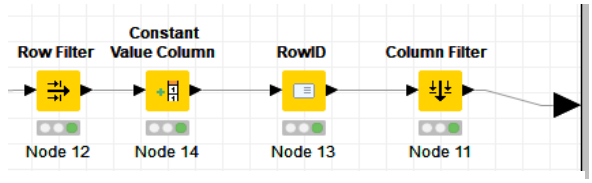


Entrenamiento

Para la validación cruzada, hacemos 5 particiones y ponemos una semilla igual para todos los algoritmos:

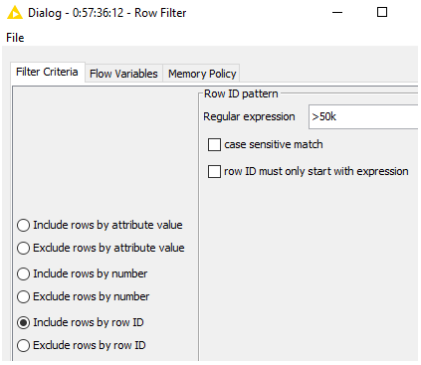


Como podemos ver, dentro hay un metanodo llamado Filtrado en el que hacemos varias operaciones:

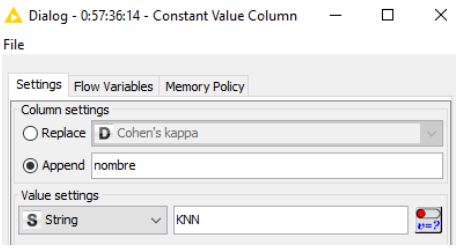


Metanode(Filtrado)

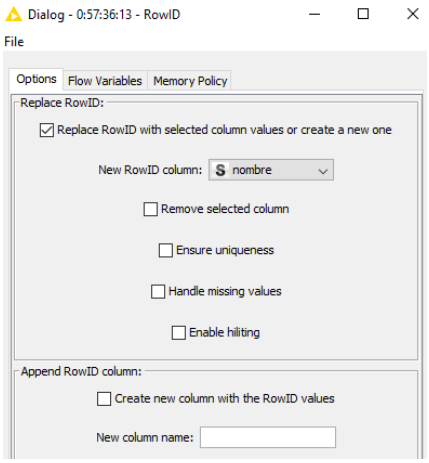
- Filtramos las filas y nos quedamos con la fila con "row ID = >50k".



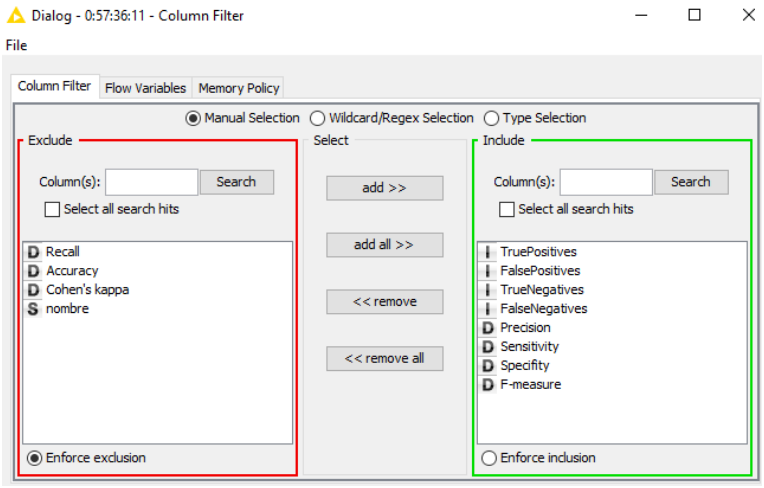
- Creamos una nueva columna "nombre" con valor el nombre del algoritmo.



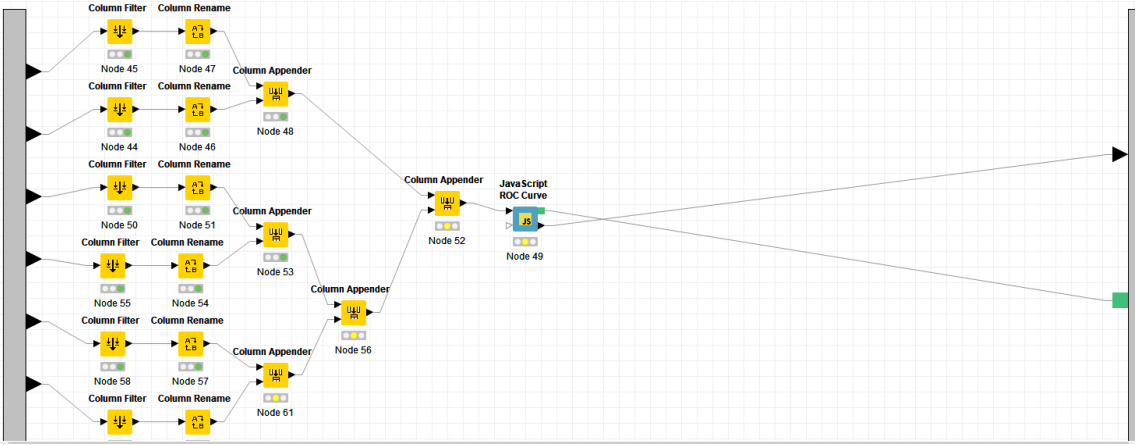
- Cambiamos el valor de la columna RowID por el de la columna nombre que acabamos de crear.



- Por último filtramos las columnas, eliminando las que no necesitamos.

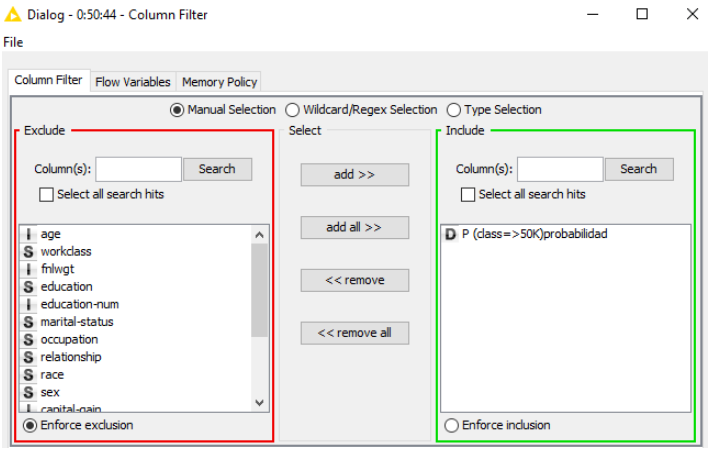


La salida de la validación cruzada (salida superior) la mandamos al nodo ROC(zona amarilla de resultados), en el cual, hacemos las siguientes operaciones:

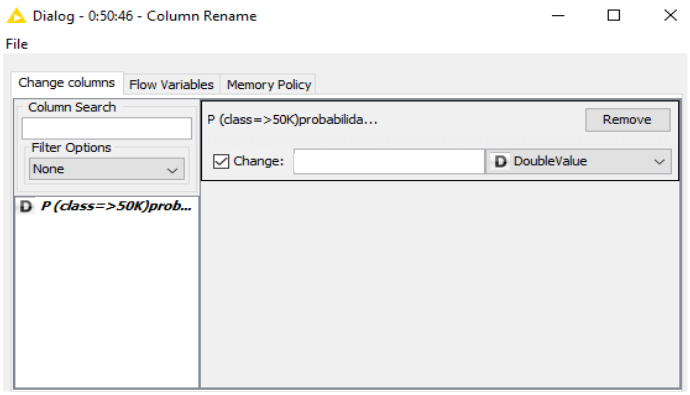


Metanodo (ROC)

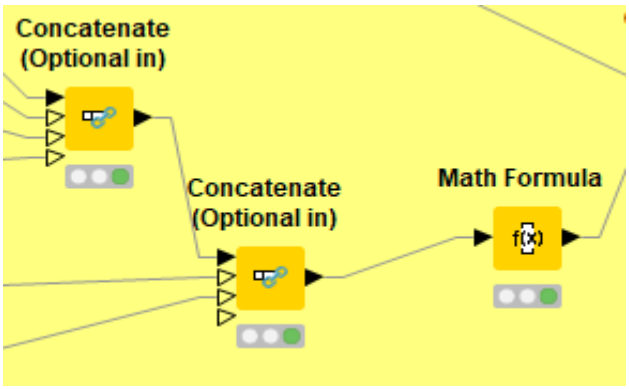
- Nos quedamos con la columna de probabilidad >50(Column Filter).



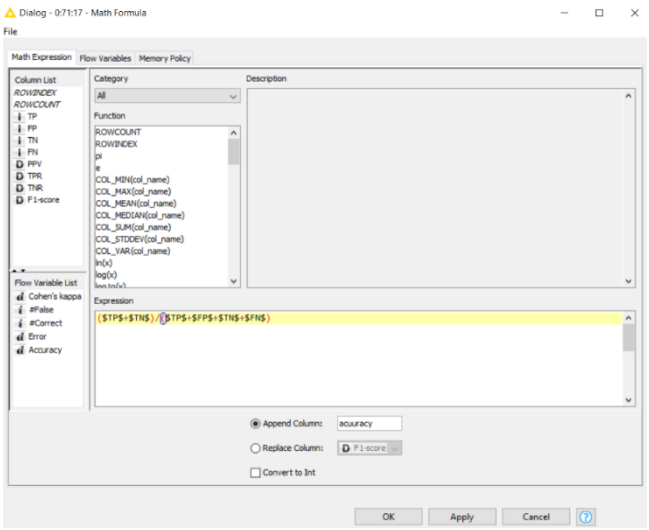
- La renombramos con el nombre de cada algoritmo para obtener la curva ROC(Column Rename).



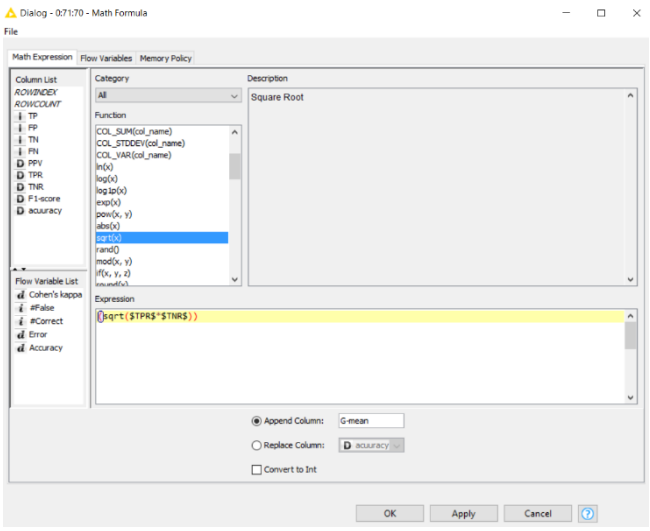
Las segundas salidas de todos los algoritmo, que contienen la matriz de confusión y las estadísticas de precisión, las vamos a concatenar y le vamos a añadir algunos datos más de precisión del algoritmo, con el nodo "Math Formula": Accuraci,G_mean.



Concatenación



Math Formula (Accuracy)



Math Formula (G_mean)

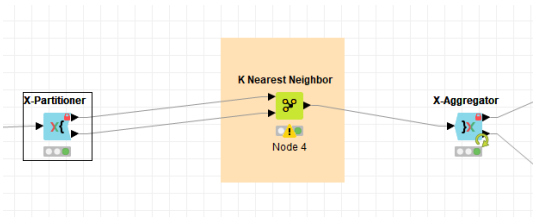
Por último, unimos el resultado del área bajo la curva roc y las estadísticas de precisión.

- **Configuración por defecto:**

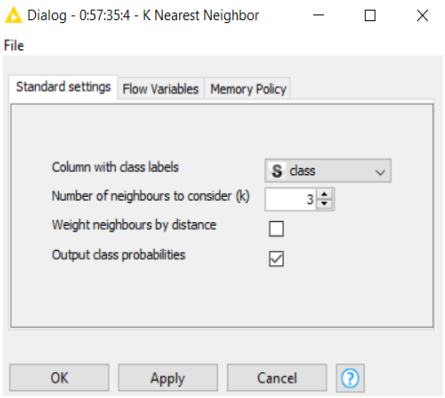
2.1.KNN

- Flujo de trabajo:

Validación cruzada con el algoritmo "KNN".



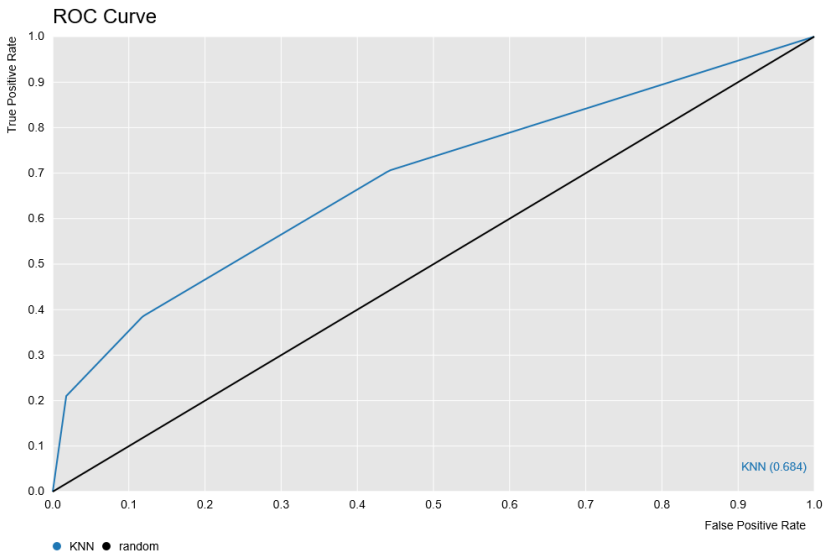
- Configuración del algoritmo "KNN":



Configuración Knn por defecto

- Resultados del algoritmo "KNN":

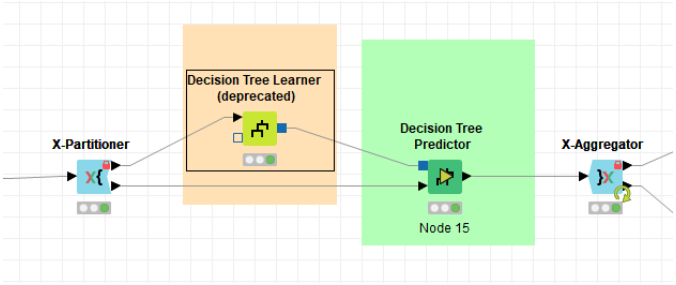
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN	4480	4352	32803	7207	0,507	0,383	0,993	0,437	0,763	0,582	0,684



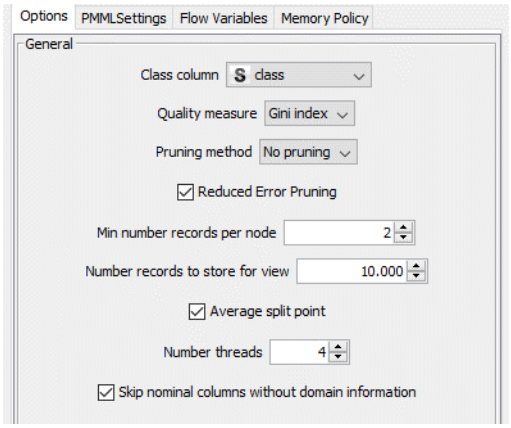
2.2. C4.5

- Flujo de trabajo:

Validación cruzada con el algoritmo "C4.5".

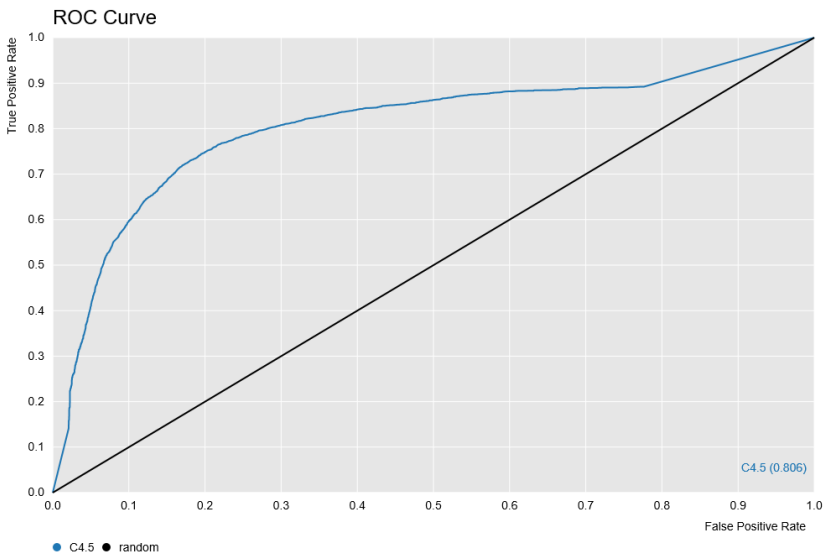


- Configuración del algoritmo "C4.5":



- Resultados del algoritmo "C4.5":

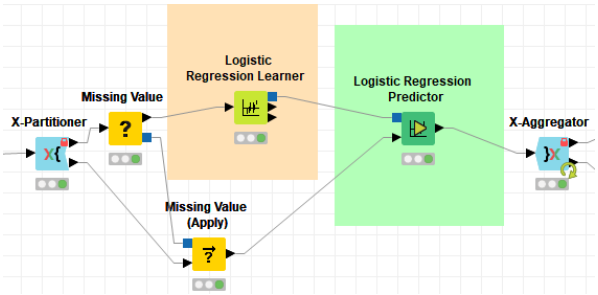
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
C4.5	6932	3647	33042	4550	0,655	0,604	0,901	0,628	0,830	0,737	0,806



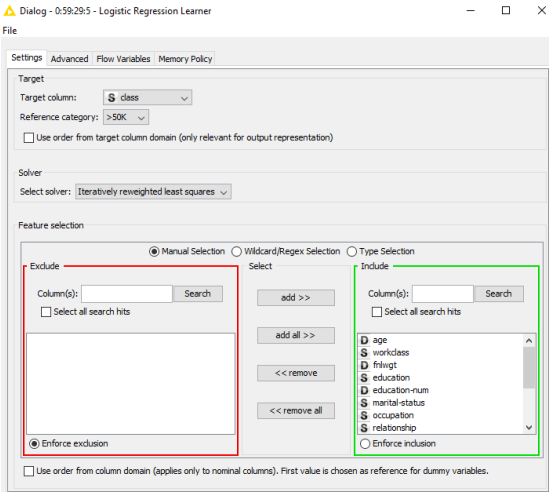
2.3. LOGISTIC REGRESSION

- Flujo de trabajo:

Validación cruzada con el algoritmo "Logistic Regression" y tratamiento de los valores perdidos.

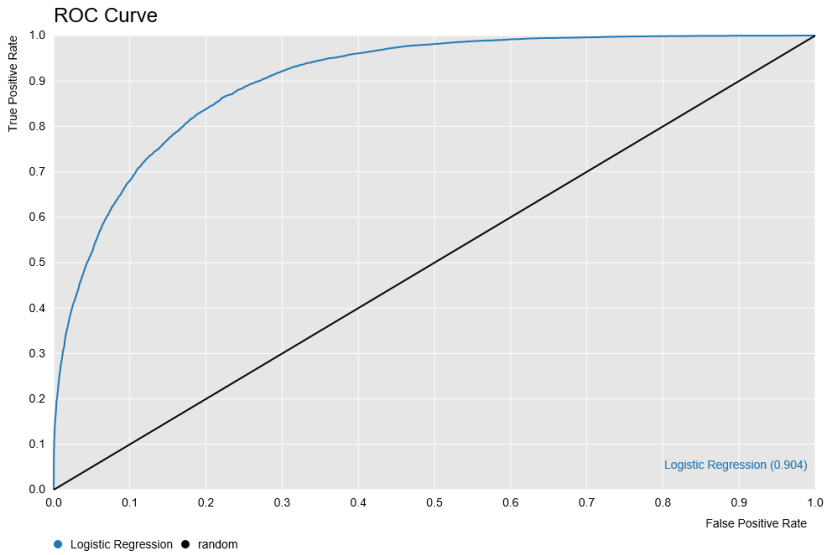


- Configuración del algoritmo "Logistic Regression":



- Resultados del algoritmo "Logistic Regression":

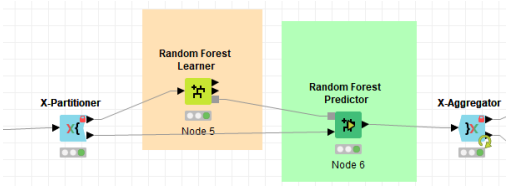
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
Logistic Regression	6948	3505	34650	4739	0,735	0,595	0,933	0,657	0,852	0,745	0,904



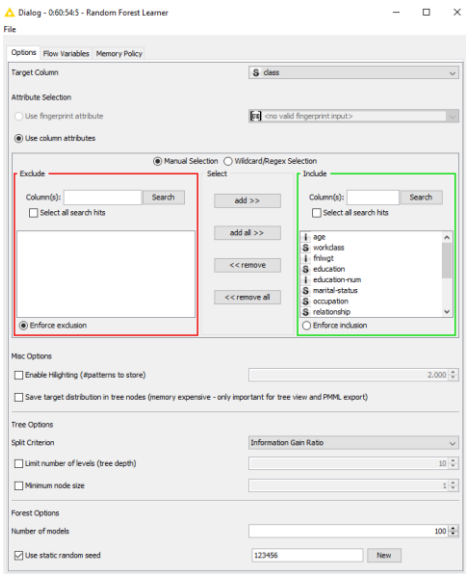
2.4. RANDOM FOREST

- Flujo de trabajo:

Validación cruzada con el algoritmo "Random Forest".

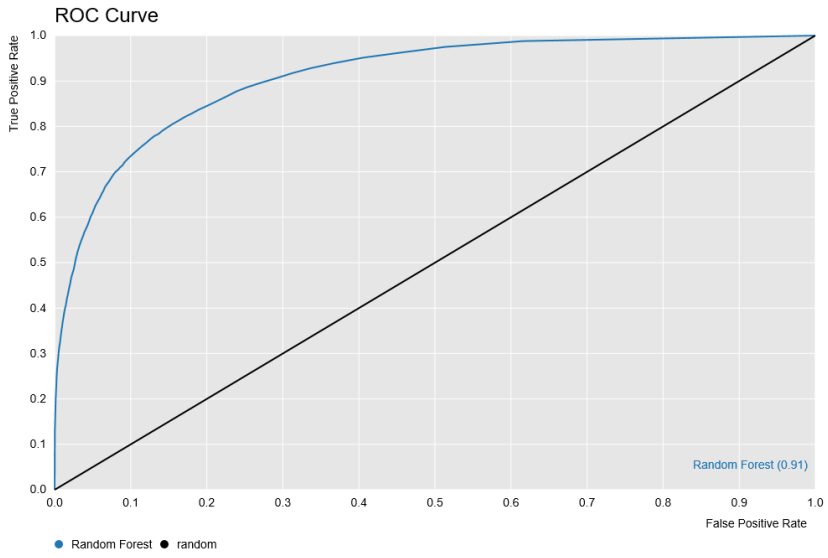


- Configuración del algoritmo "Random Forest":



- Resultados del algoritmo "Random Forest":

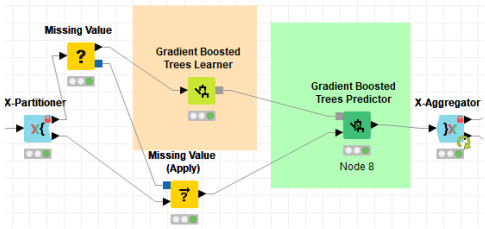
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
Random Forest	7158	1877	35278	4529	0,792	0,612	0,949	0,691	0,869	0,763	0,910



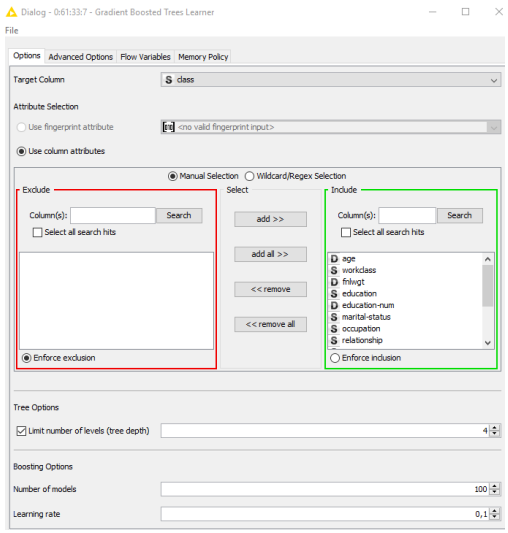
2.5. GRADIENT BOOSTED

- Flujo de trabajo:

Validación cruzada con el algoritmo "Gradient Boosted" y tratamiento de los valores perdidos.

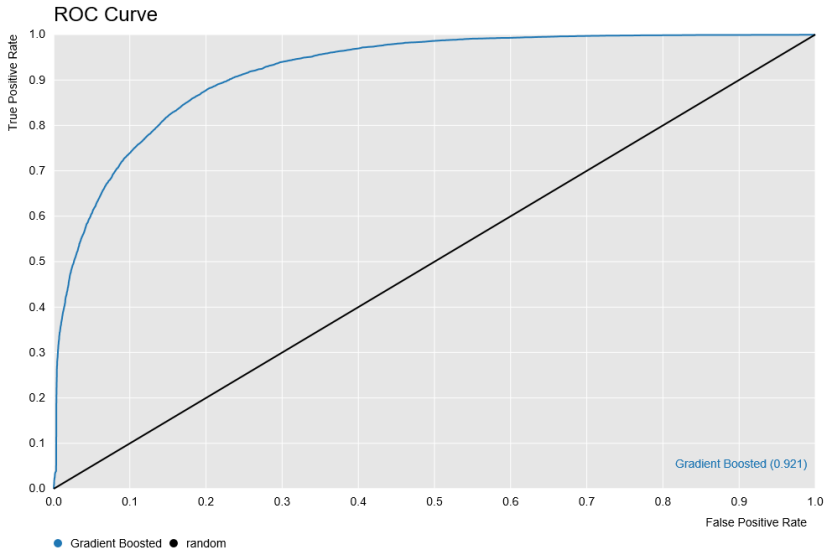


- Configuración del algoritmo "Gradient Boosted":



- Resultados del algoritmo "Gradient Boosted":

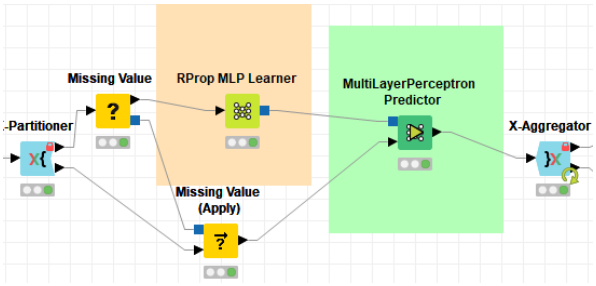
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
Gradient Boosted	7370	2105	35050	4317	0,778	0,631	0,943	0,697	0,869	0,771	0,921



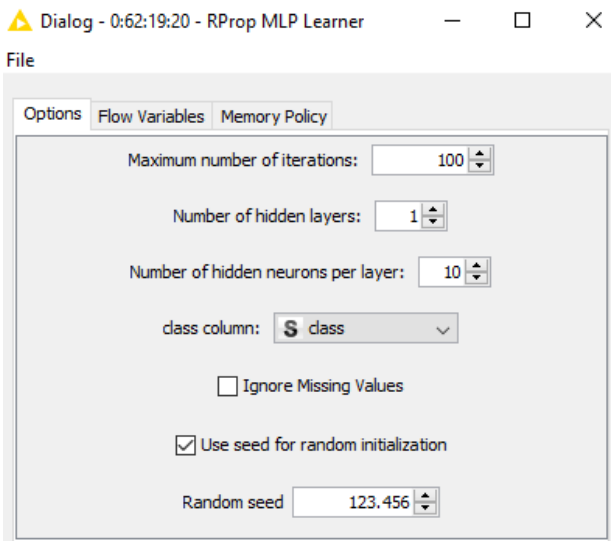
2.6. NETURAL NETWORKS

- Flujo de trabajo:

Validación cruzada con el algoritmo "Gradient Boosted" y tratamiento de los valores perdidos.

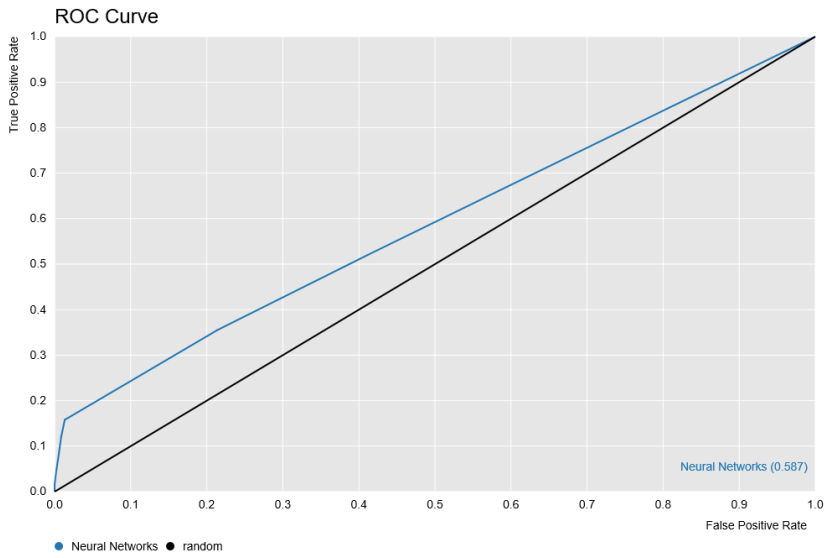


- Configuración del algoritmo "Neural Networks":



- Resultados del algoritmo "Neural Networks":

Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
Neural Networks	1847	498	36657	9840	0,788	0,158	0,987	0,263	0,788	0,395	0,587



3.ANÁLISIS DE RESULTADOS

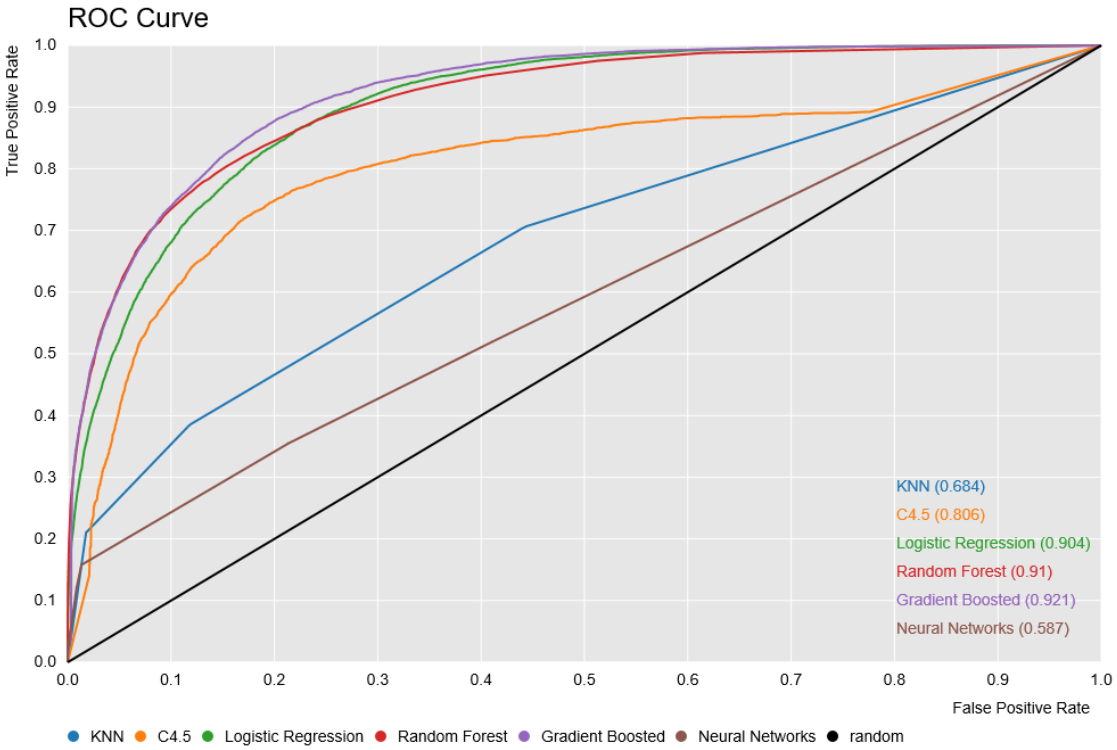
- **Resultados por defecto:**

Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN	4480	4352	32803	7207	0,507	0,383	0,993	0,437	0,763	0,582	0,684
C4.5	6932	3647	33042	4550	0,655	0,604	0,901	0,628	0,830	0,737	0,806
Logistic Regression	6948	3505	34650	4739	0,735	0,595	0,933	0,657	0,852	0,745	0,904
Random Forest	7158	1877	35278	4529	0,792	0,612	0,949	0,691	0,869	0,763	0,910
Gradient Boosted	7370	2105	35050	4317	0,778	0,631	0,943	0,697	0,869	0,771	0,921
Neural Networks	1847	498	36657	9840	0,788	0,158	0,987	0,263	0,788	0,395	0,587

En la tabla podemos observar los resultados de todos los algoritmos analizados, en los que mostramos distintas métricas en torno a los resultados de TP, TN, FP y FN.

- La columna **Accuracy**, es la precisión general del algoritmo, es decir, cuanto acierta en general, quizás la primera medida que se nos ocurre tomar. Los algoritmos "KNN" y "Neural Networks" son los que peores resultados obtienen seguramente debido a que necesitan más procesamiento previo de los datos, a continuación "C4.5" y el resto muy cercanos unos de otros, aunque en general no obtienen resultados muy dispares.
- En la columna **PPV**, tenemos el valor predictivo respecto a la clase positiva, es decir, cuanto de preciso es el algoritmo cuando predice la clase positiva, mientras que en **TPR** tenemos la tasa de acierto en torno a todos los valores de la clase positiva.
    - Hay algoritmos que se comportan muy mal tanto en **PPV** como en **TPR** como es "KNN", otros como "Neural Networks" que, aunque pudiera parece que no es demasiado malo mirando en **PPV**, al observar **TPR** vemos como su porcentaje en **PPV** está basado en que la mayoría de predicciones las hace hacia la clase negativa (TN+ FN=46497 || TP + FP=2345).
    - En los otros 4 algoritmo, aunque hay unos mejores que otros, los 4 tienen en común que están relativamente equilibrados, siendo "Random Forest" y "Gradient Boosted" los mejores.
- En la columna **TNR**, tenemos la tasa de acierto en torno a todos los valores de la clase negativa. Aquí observamos que todos los algoritmos obtienen porcentajes más altos. Esto es debido a que la clase negativa es la clase mayoritaria, incluso vemos como "Neural Networks" obtiene un 98.7%, que como dijimos antes, es porque casi todas sus predicciones son hacia la clase negativa.
- La columna **F1_score** nos da una medida que combina **PPV** y **TPR**. Aquí se ve reflejado los comentado anteriormente, que el algoritmo "KNN" y "Neural Networks", obtienen malos resultados y que los otros 4 algoritmos están más equilibrados siendo los mejores "Random Forest" y "Gradient Boosted".
- La columna **G_mean**, nos da la media geométrica, que no es tan sensible a los valores extremos como la media y de nuevos vemos resultados que verifican lo comentado anteriormente, aunque podemos apreciar como "Neural Networks" se ve más penalizado en este caso que "KNN" por estar más desbalanceada hacia la clase negativa.

- **ROC**: nos muestra una predicción continua de **TPR** frente a **FPR** (1-TNR). De nuevo, los algoritmos que están más equilibrados obtienen mejores resultados y los menos equilibrados peores resultados, siendo el peor "Neural Networks" y el mejor "Gradient Boosted".



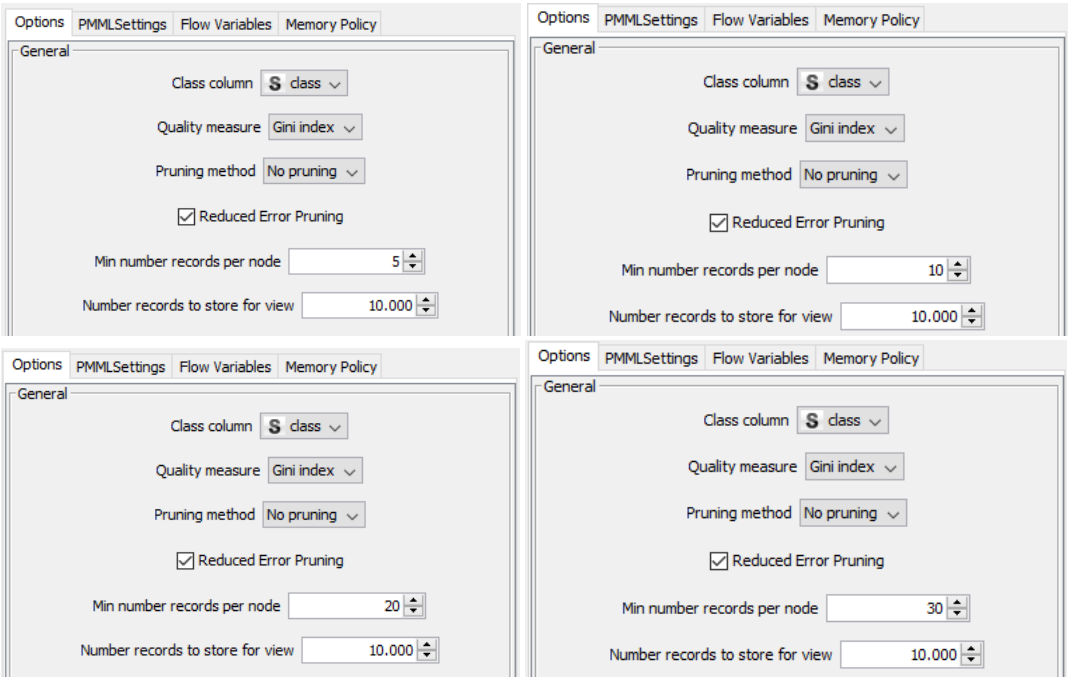
- Conclusión:
  - No siempre lo más importante es la precisión del algoritmo (Accuracy) y se debe tener en cuenta lo equilibrado que está el algoritmo en general.
  - Hay algoritmo que por defecto funcionan relativamente bien y otros que requieren muchas configuraciones para obtener unos buenos resultados, por ejemplo "Neural Networks", un algoritmo muy potente, pero que requiere de muchas pruebas de experimentación y cambios en la configuración para obtener buenos resultados.
  - Hay algoritmos que le influye más el tratamiento inicial de los datos que a otros. Por ejemplo, para los algoritmos "KNN" y "Neural Networks" cuando los valores no están normalizados, no obtienen buenos resultados, aunque al resto de algoritmos también pueda afectarles.

4.CONFIGURACIÓN DE ALGORITMOS

Como base para la comparación con las distintas configuraciones vamos a usar el resultado obtenido tras el procesado de datos en el punto 5.

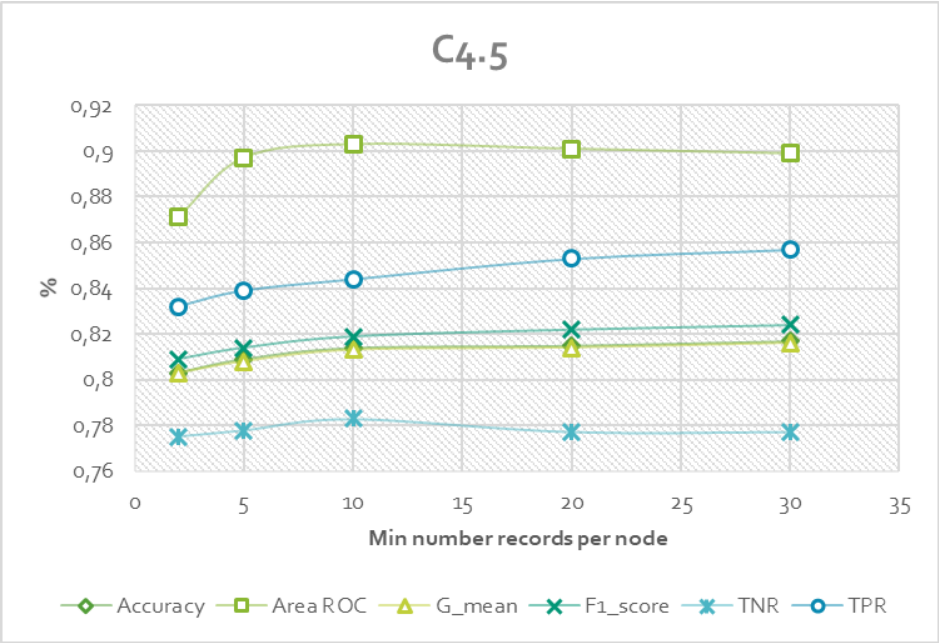
4.1. DECISION TREE (C4.5)

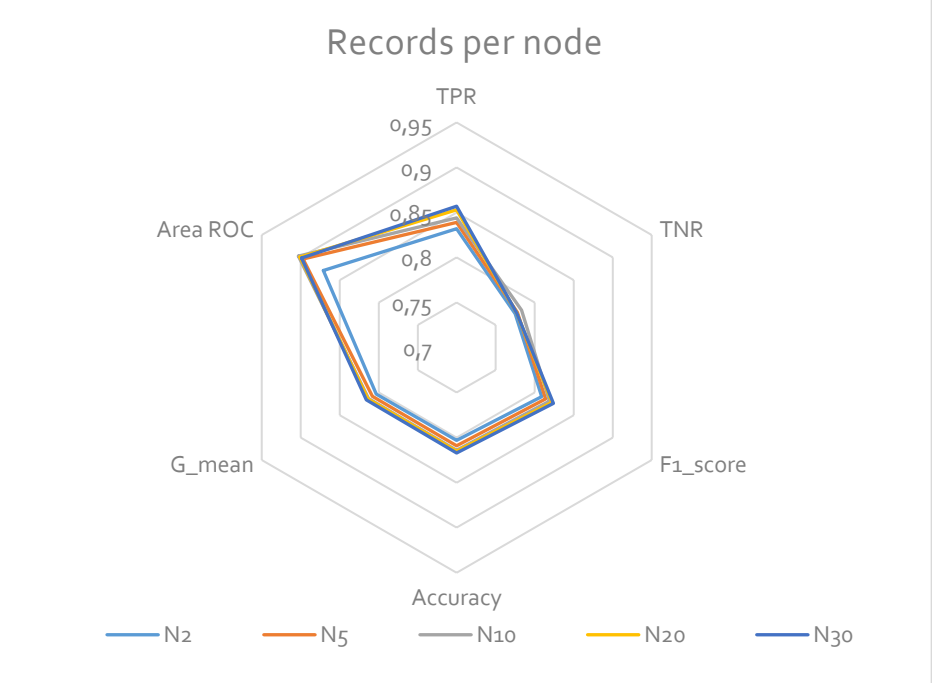
- **Número de registros mínimos por nodo**: vamos a aumentarlos teniendo en cuenta dos aspectos: por un lado, para el caso de que hubiera sobreajuste en el aprendizaje y por otro lado para el caso de que mejore, también sería un modelo más sencillo de explicar.



RESULTADOS

Row ID	Records per node	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
C4.5	2	9718	2630	9057	1969	0,787	0,832	0,775	0,809	0,803	0,803	0,871
C4.5	5	9805	2594	9093	1882	0,791	0,839	0,7778	0,814	0,809	0,808	0,897
C4.5	10	9868	2536	9151	1819	0,796	0,844	0,783	0,819	0,814	0,813	0,903
C4.5	20	9970	2603	9084	1717	0,793	0,853	0,777	0,822	0,815	0,814	0,901
C4.5	30	10015	2601	9089	1672	0,794	0,857	0,777	0,824	0,817	0,816	0,899





ANÁLISIS

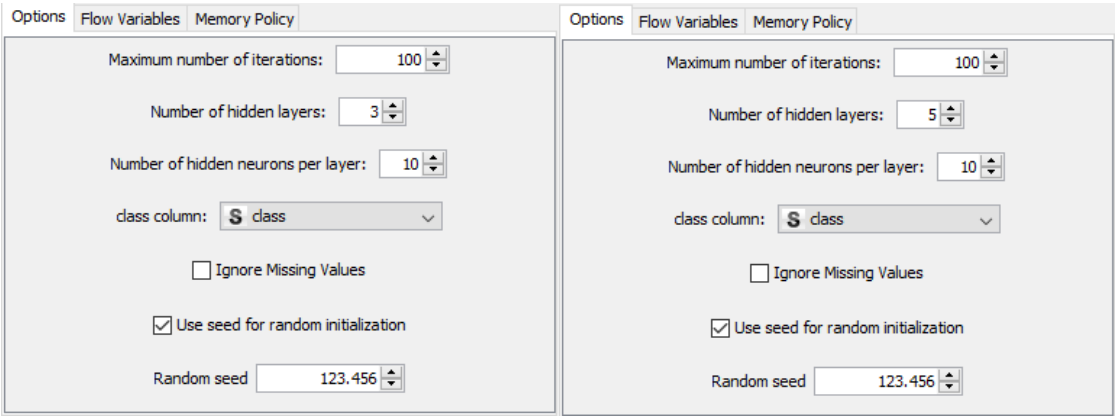
Observamos que claramente el algoritmo estaba sobreajustando en los datos de train, ya que al aumentar el número mínimo de instancias por nodo hoja del árbol, hacemos una poda y evitamos que el árbol se especialice en exceso para cada caso. En los 4 experimento que hemos hecho, mejoran los resultados, aunque a partir de 10 instancias por hoja, obtiene peores resultados tanto en ROC como TNR y apenas mejora en el resto, por lo que nuestra mejor opción sería 10 o 20 instancias por hoja, dependiendo de lo que fuera más importante en nuestro problema. Además de mejorar en los resultados, obtenemos un árbol más sencillo que sería más fácil de explicar.

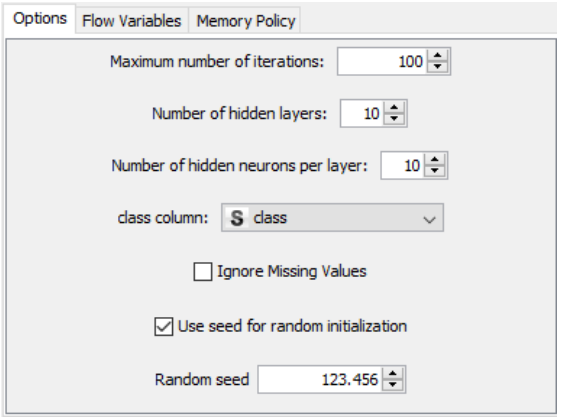
4.2. NEURAL NETWORKS

Las redes neuronales tienen muchos posibles parámetros que podemos modificar, pero vamos a hacer algunos cambios sólo con respecto a la estructura de la red.

- **Número de capas ocultas:** Al aumentar el número de capas ocultas, estamos dando la posibilidad a la red de ajustar más el aprendizaje, aunque si el número de capas va creciendo y no tenemos un número suficiente de ejemplos en nuestro conjunto de train, empezaremos a sobreajustar y perderemos precisión en test. También hay que tener en cuenta que cuantas más capas usemos, más tiempo tardará el aprendizaje.

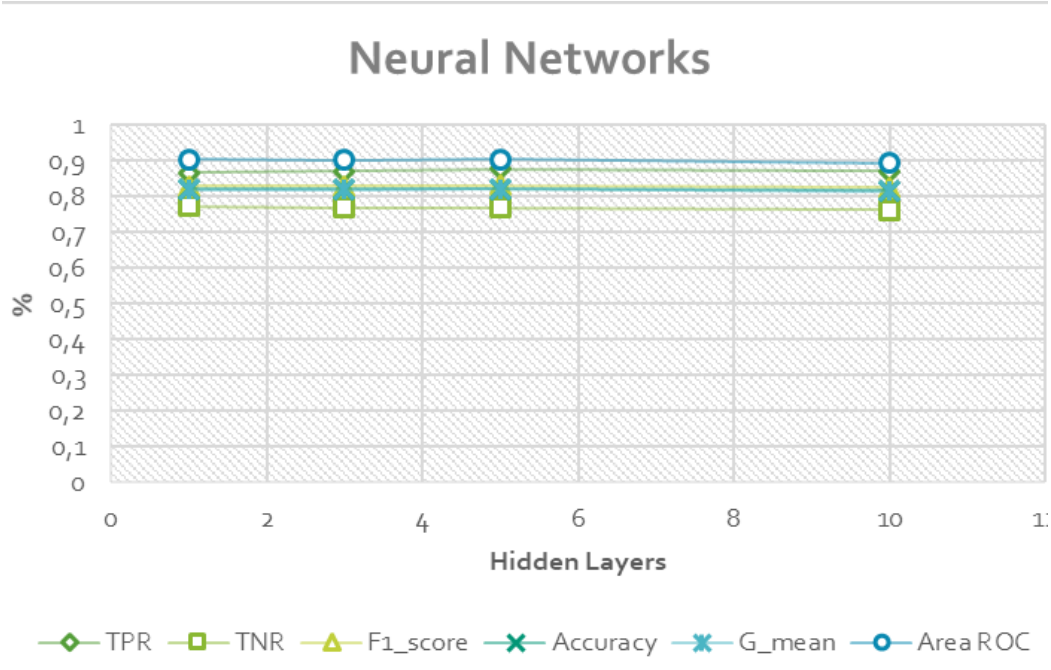
En el ejemplo base teníamos 1 capa oculta:

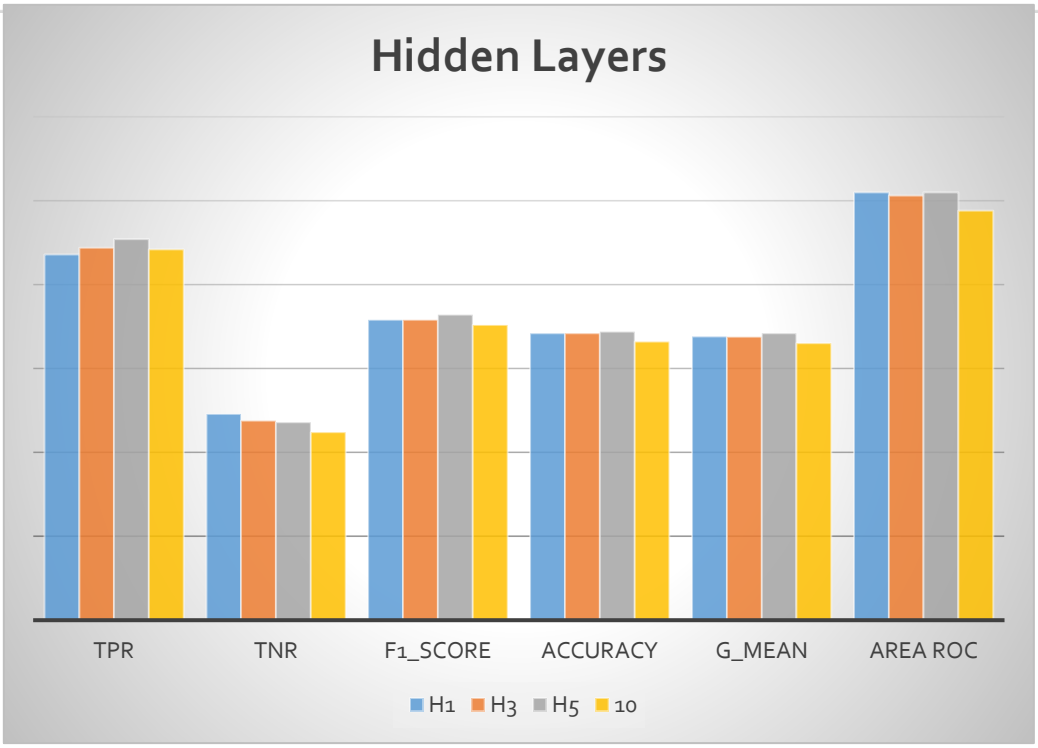




RESULTADOS

Row ID	hidden layers	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
Neural Net	1	10147	2655	9032	1540	0,793	0,868	0,773	0,829	0,821	0,819	0,905
Neural Net	3	10191	2699	8988	1496	0,791	0,872	0,769	0,829	0,821	0,8189	0,903
Neural Net	5	10246	2708	8979	1441	0,791	0,877	0,768	0,832	0,822	0,821	0,905
Neural Net	10	10175	2781	8906	1512	0,785	0,871	0,762	0,826	0,816	0,815	0,894



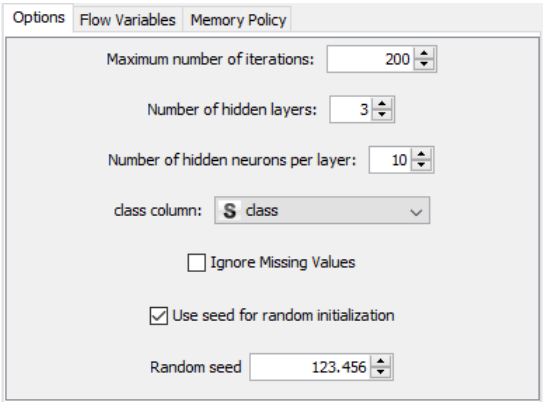


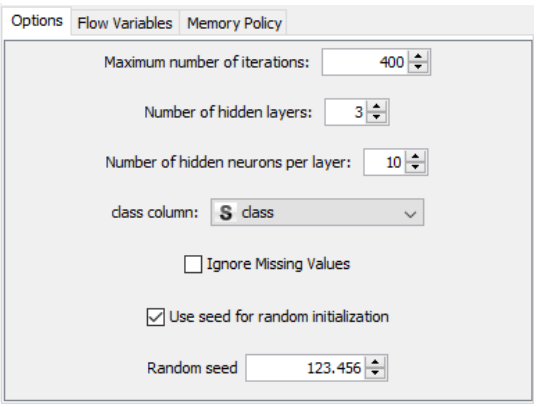
ANÁLISIS

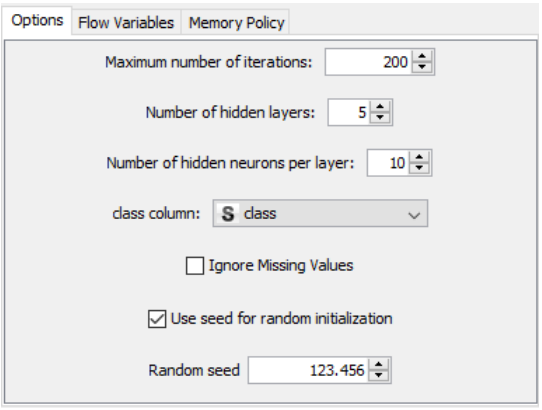
Podemos ver como con 3 capas ocultas apenas han cambiado los resultados. Con 5 capas ocultas, hemos mejorado algo, aunque no demasiado y con 10 capas ocultas hemos perdido algo de calidad en el aprendizaje.

Esto puede deberse, en el último caso, quizás a sobreaprendizaje, pero también puede deberse a que el número de iteraciones máximas no sea suficiente para que el algoritmo converja, por eso, vamos a tomar 3 y 5 capas ocultas y vamos a cambiar el número de iteraciones máximas.

- **Número de iteraciones máximas:** vamos a ir subiendo el número de iteraciones máximas para ver si mejoramos los resultados anteriores.

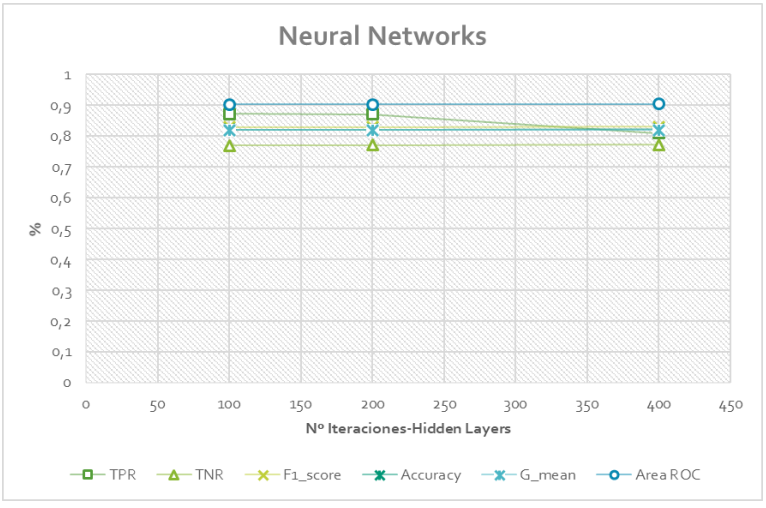


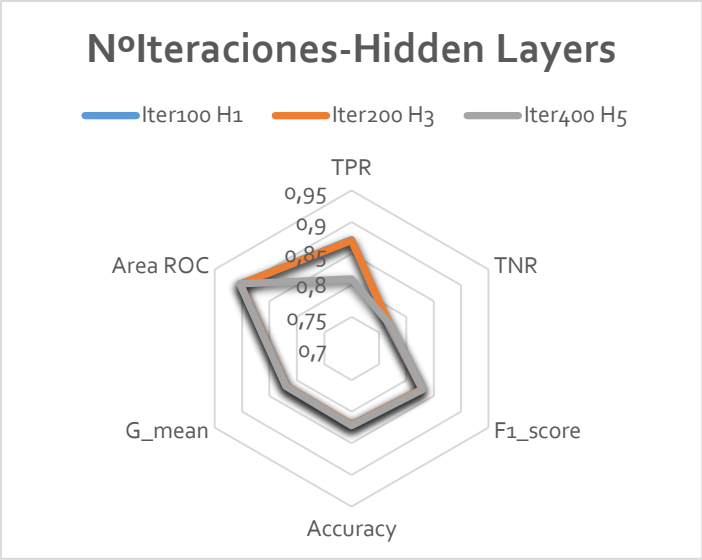




RESULTADOS

Row ID	Nº iter	hidden layers	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
Neural Net	100	1	10191	2699	8988	1496	0,791	0,872	0,769	0,829	0,821	0,819	0,903
Neural Net	200	3	10180	2678	9009	1507	0,792	0,871	0,771	0,829	0,821	0,819	0,903
Neural Net	400	5	10178	2660	9027	1509	0,793	0,81	0,772	0,83	0,822	0,82	0,904





ANÁLISIS

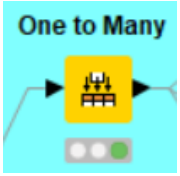
Hemos probado distintas combinaciones entre capas ocultas e iteraciones y no hemos conseguido mejorar resultados. Una posibilidad sería que el número de datos (teniendo en cuenta que hemos equilibrado las clases y perdido muchos datos) es muy pequeño para que la red neuronal pueda tener un número de capas suficiente como para tener mejores resultados. También es posible que el "learning rate" que tenga por defecto la red sea demasiado grande o demasiado pequeño.

5.PROCESADO DE DATOS

5.1.ONE TO MANY

El primer procesado que vamos a realizar es convertir los datos categóricos. Podríamos optar por convertir las variables "string" a "numéricas", pero creo que es mejor opción crear una nueva columna por cada categoría en la que si es esa categoría, esté a 1 y si no, esté a 0.

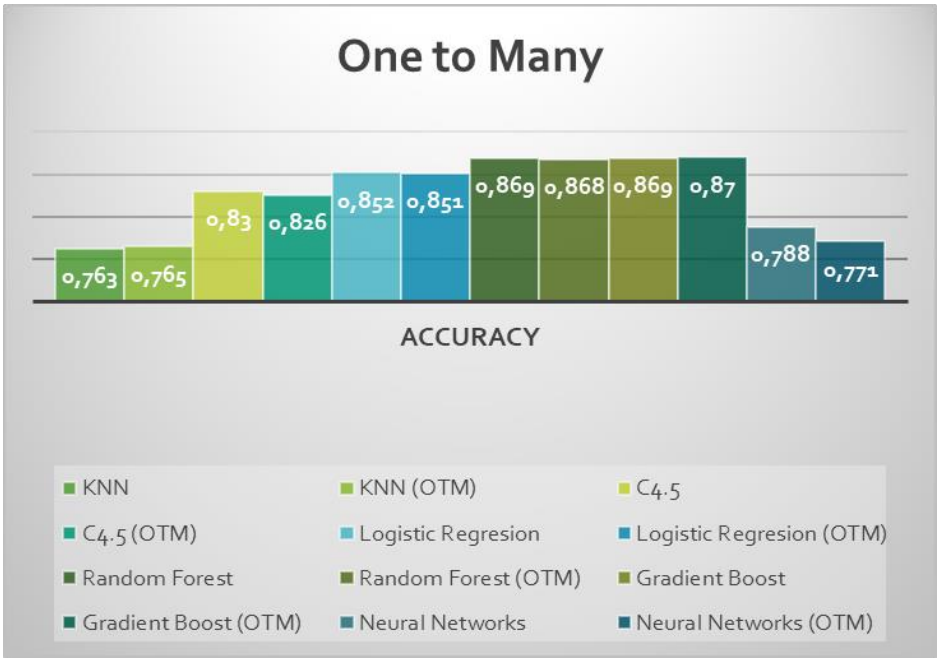
Para esto, usamos el nodo "one to many":

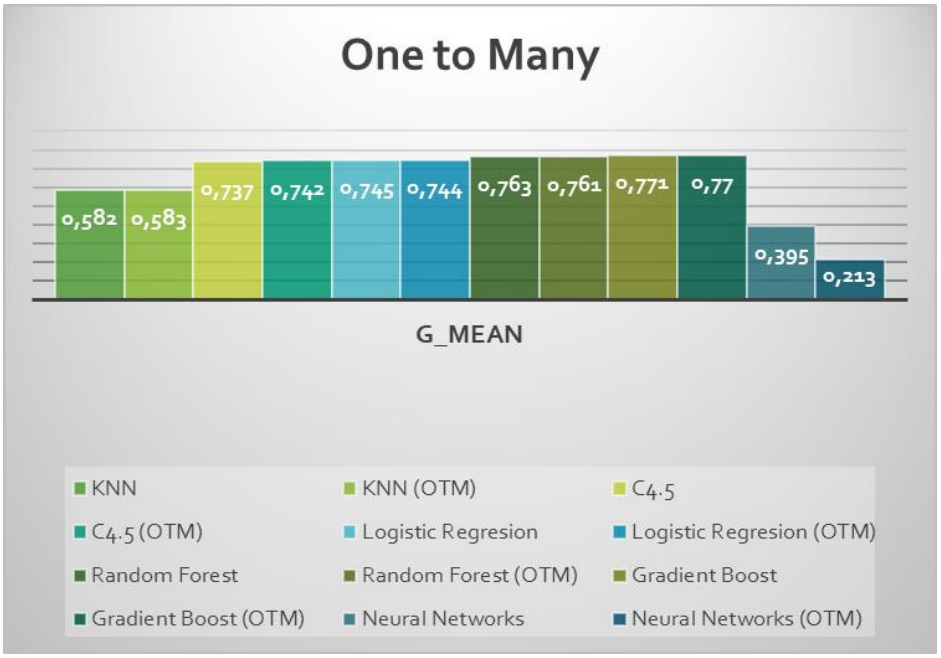


RESULTADOS

Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN	4480	4352	32803	7207	0,507	0,383	0,883	0,437	0,763	0,582	0,684
KNN (OTM)	4492	4272	32883	7195	0,513	0,384	0,885	0,439	0,765	0,583	0,687
C4.5	6932	3647	33042	4550	0,655	0,604	0,901	0,628	0,83	0,737	0,806
C4.5 (OTM)	7219	4052	33103	4468	0,64	0,618	0,891	0,629	0,826	0,742	0,783
Logistic Regression	6948	2505	34650	4739	0,735	0,595	0,933	0,657	0,852	0,745	0,904

Logistic Regression (OTM)	6933	2532	34623	4754	0,732	0,593	0,932	0,656	0,851	0,744	0,905
Random Forest	7158	1877	35278	4529	0,792	0,612	0,949	0,691	0,869	0,763	0,91
Random Forest (OTM)	7136	1904	35251	4551	0,789	0,611	0,949	0,689	0,868	0,761	0,893
Gradient Boost	7370	2105	35050	4317	0,778	0,631	0,943	0,697	0,869	0,771	0,921
Gradient Boost (OTM)	7324	1965	35190	4363	0,788	0,6272	0,947	0,698	0,87	0,77	0,925
Neural Networks	1847	498	36657	9840	0,788	0,158	0,987	0,263	0,788	0,395	0,587
Neural Networks (OTM)	533	28	37127	11154	0,95	0,046	0,999	0,087	0,771	0,213	0,528





ANÁLISIS

Mostramos las gráficas de Accuracy y G_mean como ejemplo, aunque en todas las medidas se comporta de forma similar.

En general vemos que prácticamente no mejora ningún algoritmo e incluso alguno empeora algo.

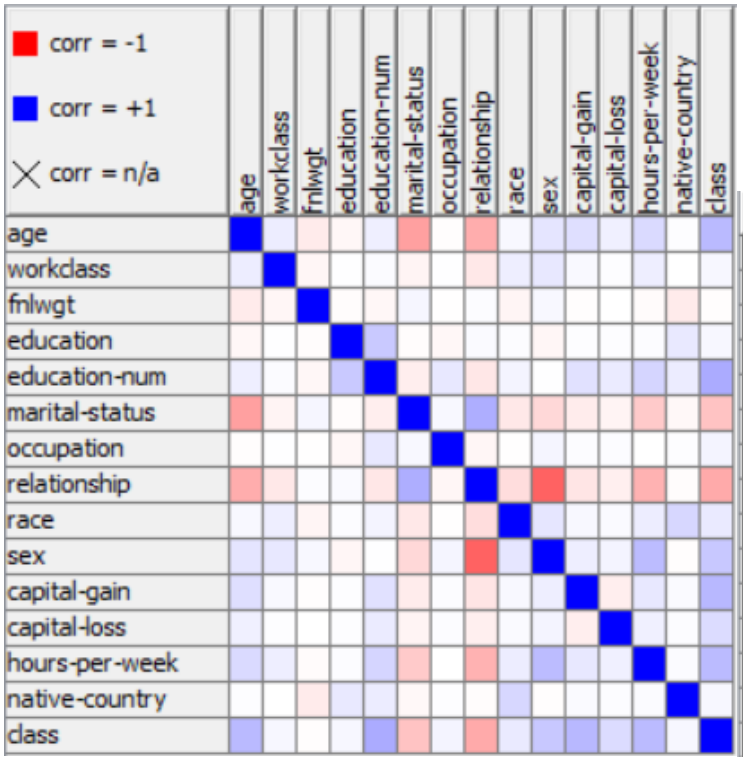
Creo que esto puede ser debido a que haya variables que no aporten mucho o nada al aprendizaje y esto sumado a que "one to many" crea muchas columnas nuevas, puede hacer que empeore.

Para tratar de solucionar esto, el siguiente cambio que voy a hacer, será comprobar la correlación entre la clase y las distintas variables para tratar de eliminar alguna.

5.3. CORRELACIÓN

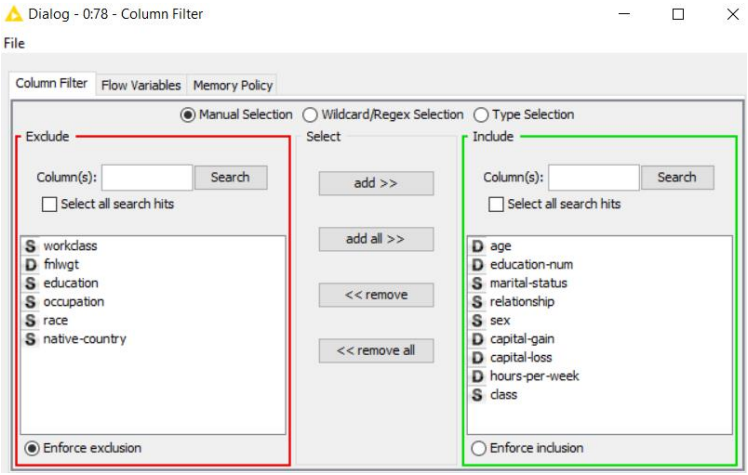
Para tratar de eliminar variables, vamos a estudiar la correlación entre la clase y las distintas variables con el modulo "Rank Correlation". Dado que no debemos utilizar los datos de test para ver la correlación entre las variables y que hasta el momento de hacer validación cruzada no sabemos cuáles serán train y cuales test, utilizamos X-Partitioner para obtener la misma partición en train y test que se va a utilizar en cada algoritmo para el aprendizaje en la correlación cruzada. A continuación, tratamos los valores perdidos para que "Rank Correlation" funcione correctamente y por último obtenemos la correlación.

Nos vamos a fijar en los valores de correlación de cada variable con respecto a la clase.



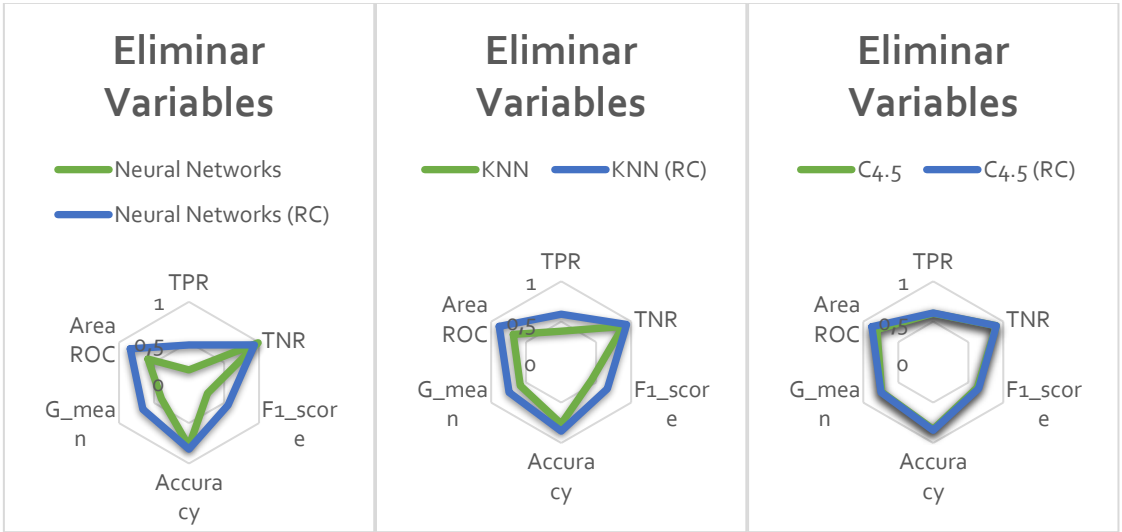
Row ID	class
age	0.269
workclass	0.03
fnlwgt	-0.006
education	0.031
education-num	0.328
marital-status	-0.237
occupation	0.042
relationship	-0.333
race	0.081
sex	0.215
capital-gain	0.278
capital-loss	0.138
hours-per-week	0.268
native-country	0.033
class	1

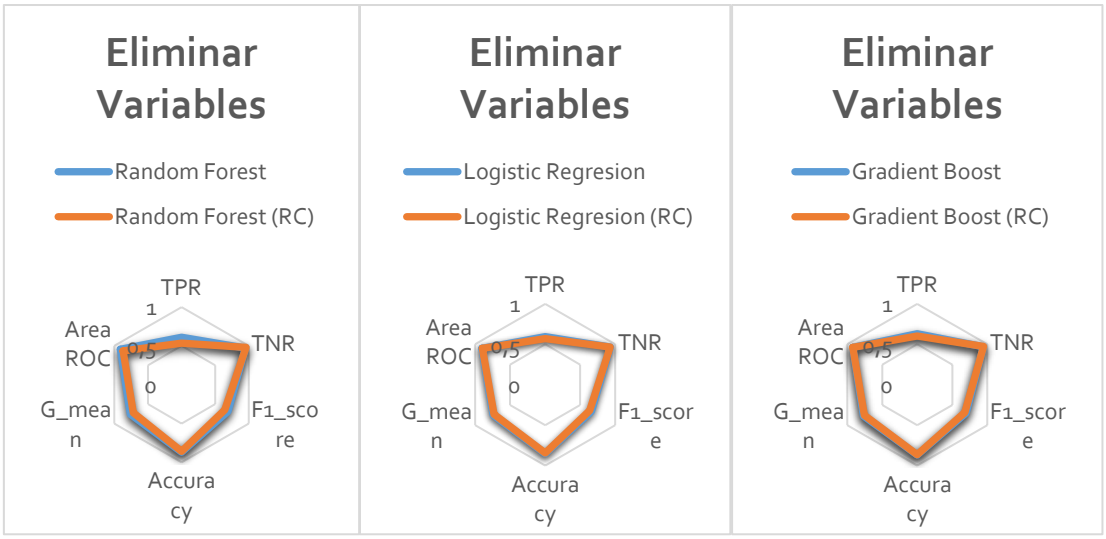
Vamos a tomar como medida el que las variables que tengan un valor inferior a 0,1 en valor absoluto, la eliminamos. Este es un criterio propio, que considera que valores por debajo de 0.1 no van a tener mucha influencia. Mediante experimentación podríamos encontrar el valor más adecuado.



RESULTADOS

Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN	4480	4352	32803	7207	0,507	0,383	0,883	0,437	0,763	0,582	0,684
KNN (RC)	6931	2430	34725	4756	0,84	0,593	0,935	0,659	0,853	0,744	0,885
C4.5	6932	3647	33042	4550	0,655	0,604	0,901	0,628	0,83	0,737	0,806
C4.5 (RC)	7104	3086	34069	4583	0,697	0,608	0,9017	0,649	0,843	0,747	0,877
Logistic Regression	6948	2505	34650	4739	0,735	0,595	0,933	0,657	0,852	0,745	0,904
Logistic Regression (RC)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Random Forest	7158	1877	35278	4529	0,792	0,612	0,949	0,691	0,869	0,763	0,91
Random Forest (RC)	6266	1498	35657	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Gradient Boost	7370	2105	35050	4317	0,778	0,631	0,943	0,697	0,869	0,771	0,921
Gradient Boost (RC)	7046	1971	35184	4641	0,781	0,603	0,947	0,681	0,865	0,756	0,921
Neural Networks	1847	498	36657	9840	0,788	0,158	0,987	0,263	0,788	0,395	0,587
Neural Networks (RC)	5447	2456	34697	6540	0,689	0,466	0,934	0,556	0,822	0,66	0,84





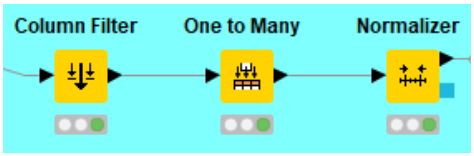
ANÁLISIS

- En este caso, sí que vemos una mejora importante en los algoritmos "KNN" y "Neural Networks". "C4.5", también mejora ligeramente, mientras que el resto de algoritmos, apenas cambian. Con esto vemos que hay algoritmos a los que les afecta muchos más que a otros el tratamiento de los datos. "Random forest" y "Logistic Regression", incluso llegan a ser ligeramente peores con estos cambios, algo que puede ser debido a que, a estos algoritmos, el aumento de columnas(variables) con "one to many", les perjudica y funcionan mejor cuando hay pocas variables. "Gradient Boosted" apenas cambia, aunque se observa que empeora ligeramente en TPR y mejora en TNR, por lo que quizás también le afecte algo el aumento de variables.
- Las mejoras en los algoritmos "KNN" y "Neural Networks", son varias, por un lado, la precisión del algoritmo (**accuracy)**, que, aunque ya comentamos que no siempre es la mejor medida que podemos hacer, si es muy importante. En la columna **TNR** podemos observar para "Neural Networks", como ha empeorado ligeramente, pero esto en este caso es algo positivo, porque es un indicativo junto al aumento considerable en **TPR** de que ya no está tan desbalanceada hacia la clase negativa. En el caso de "KNN" la mejora ha sido en ambos casos, es mejor en la clase positiva y negativa, y por tanto más equilibrada.
- Por último, en la curva **ROC**, se observa todo esto que he comentado, con el aumento del área bajo la curva en "KNN"," Neural Networks" y "C4.5", una ligera pérdida en "Logistic Regression" y "Random Forest", mientras "Gradient Boosted" se mantiene igual.

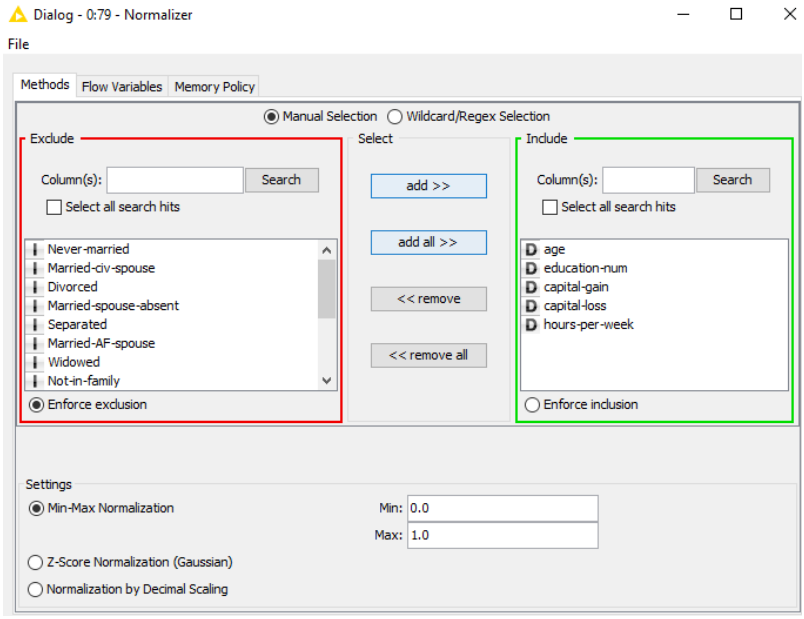
5.4. NORMALIZAR

Otro aspecto importante para las variables reales es el hecho de que estén normalizadas. Si lo datos no están normalizados, los valores muy grandes o muy pequeños pueden tener mucha más influencia que el resto sobre el aprendizaje.

Para esto vamos a utilizar el nodo "Normalizer**"**.

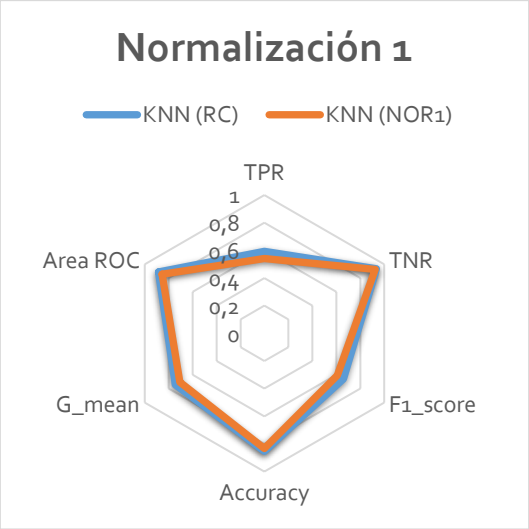


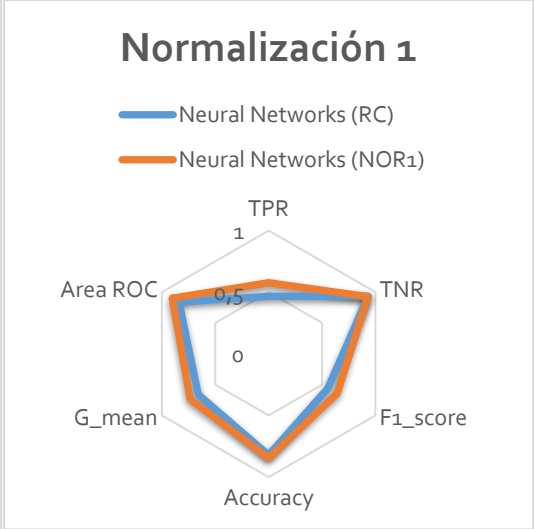
Vamos a hacer 3 tipos de normalización(Settings) y compararemos los resultados obtenidos en cada uno**:**



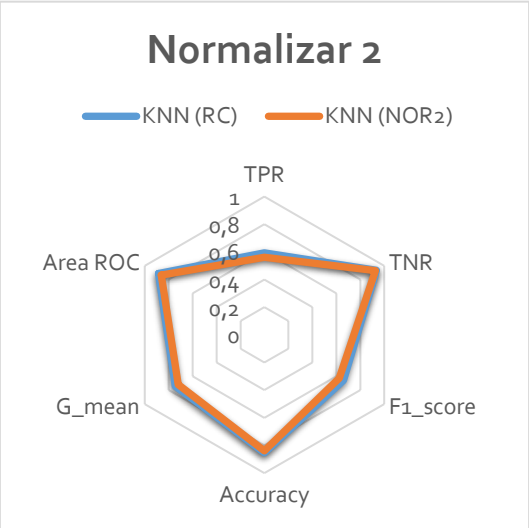
RESULTADOS

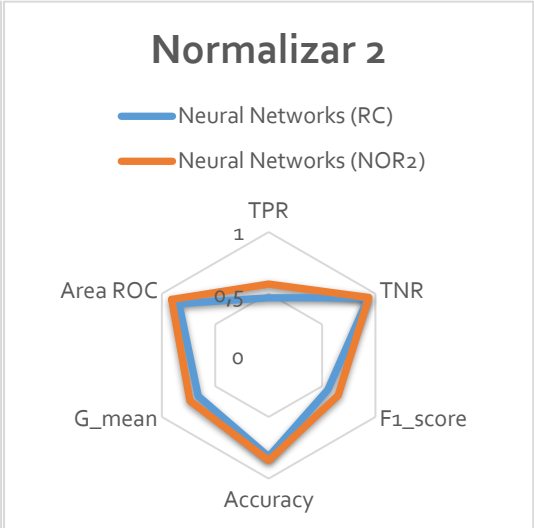
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN (RC)	6931	2430	34725	4756	0,84	0,593	0,935	0,659	0,853	0,744	0,885
KNN (NOR1)	6317	2774	34381	5370	0,695	0,541	0,925	0,608	0,833	0,707	0,855
C4.5 (RC)	7104	3086	34069	4583	0,697	0,608	0,9017	0,649	0,843	0,747	0,877
C4.5 (NOR1)	7103	3090	34065	4584	0,697	0,608	0,917	0,649	0,843	0,746	0,877
Logistic Regression (RC)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Logistic Regression (NOR1)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Random Forest (RC)	6265	1498	35657	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Random Forest (NOR1)	6265	1498	35657	5422	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Gradient Boost (RC)	7046	1971	35184	4641	0,781	0,603	0,947	0,681	0,865	0,756	0,921
Gradient Boost (NOR1)	7045	1971	35184	4642	0,781	0,603	0,974	0,681	0,865	0,756	0,921
Neural Networks (RC)	5447	2456	34697	6540	0,689	0,466	0,934	0,556	0,822	0,66	0,84
Neural Networks (NOR1)	6746	2604	34551	4941	0,721	0,577	0,93	0,641	0,846	0,733	0,902



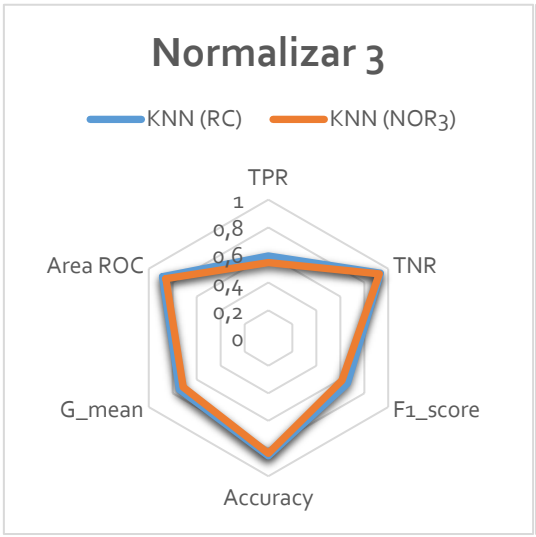


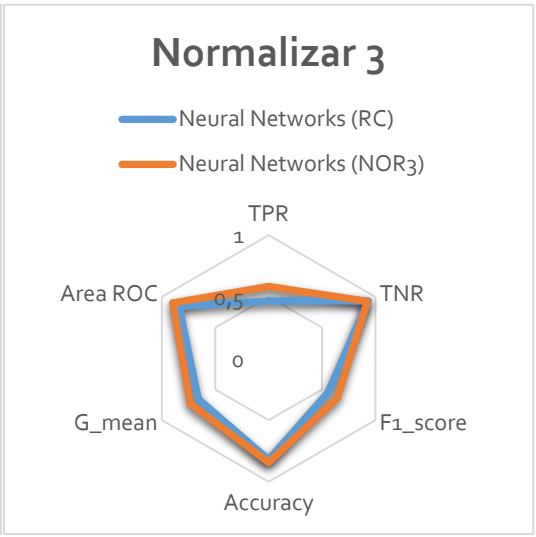
Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN (RC)	6931	2430	34725	4756	0,84	0,593	0,935	0,659	0,853	0,744	0,885
KNN (NOR2)	6554	2722	34433	5133	0,707	0,561	0,927	0,625	0,839	0,721	0,862
C4.5 (RC)	7104	3086	34069	4583	0,697	0,608	0,917	0,649	0,843	0,747	0,877
C4.5 (NOR2)	7106	3088	34067	4581	0,697	0,608	0,917	0,65	0,843	0,747	0,877
Logistic Regression (RC)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Logistic Regression (NOR2)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Random Forest (RC)	6265	1498	35657	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Random Forest (NOR2)	6266	1497	35658	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Gradient Boost (RC)	7046	1971	35184	4641	0,781	0,603	0,947	0,681	0,865	0,756	0,921
Gradient Boost (NOR2)	7045	1970	35185	4642	0,781	0,603	0,94	0,681	0,865	0,756	0,921
Neural Networks (RC)	5447	2456	34697	6540	0,689	0,466	0,934	0,556	0,822	0,66	0,84
Neural Networks (NOR2)	6757	2290	34865	4930	0,747	0,578	0,938	0,652	0,852	0,737	0,908

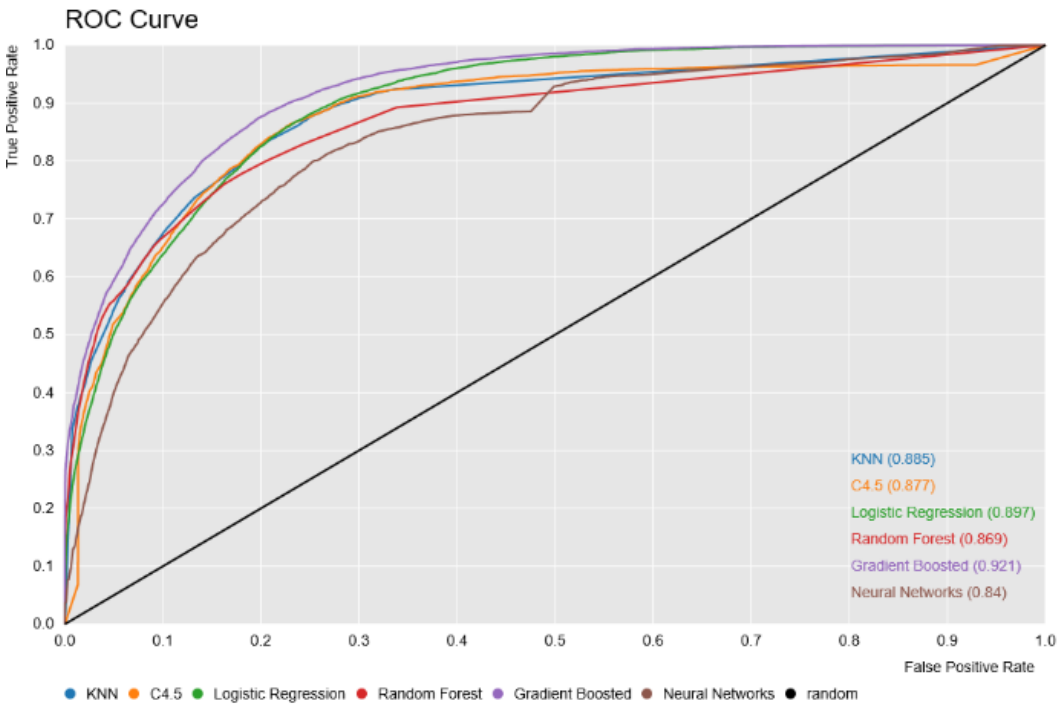


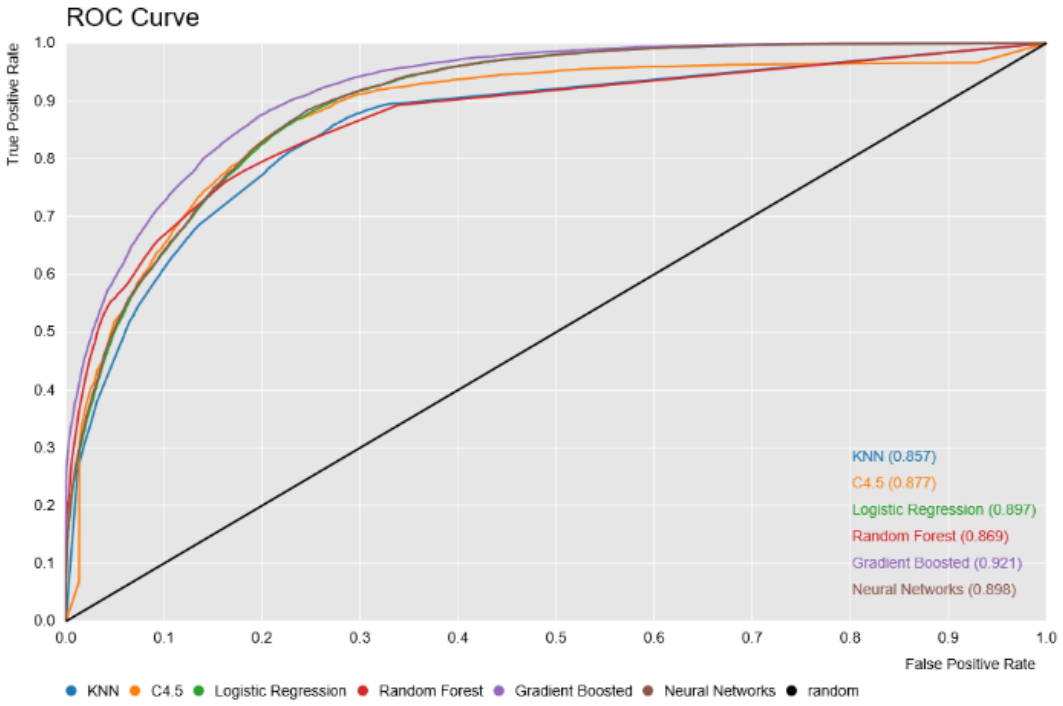


Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN (RC)	6931	2430	34725	4756	0,84	0,593	0,935	0,659	0,853	0,744	0,885
KNN (NOR3)	6370	2738	34417	5317	0,699	0,545	0,926	0,613	0,835	0,711	0,857
C4.5 (RC)	7104	3086	34069	4583	0,697	0,608	0,917	0,649	0,843	0,747	0,877
C4.5 (NOR3)	7108	3088	34067	4579	0,697	0,608	0,917	0,65	0,843	0,747	0,877
Logistic Regression (RC)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Logistic Regression (NOR3)	6679	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Random Forest (RC)	6265	1498	35657	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Random Forest (NOR3)	6266	1497	35658	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Gradient Boost (RC)	7046	1971	35184	4641	0,781	0,603	0,947	0,681	0,865	0,756	0,921
Gradient Boost (NOR3)	7046	1970	35185	4641	0,781	0,603	0,947	0,681	0,865	0,756	0,921
Neural Networks (RC)	5447	2456	34697	6540	0,689	0,466	0,934	0,556	0,822	0,66	0,84
Neural Networks (NOR3)	6826	2776	34379	4861	0,711	0,584	0,925	0,641	0,844	0,735	0,898









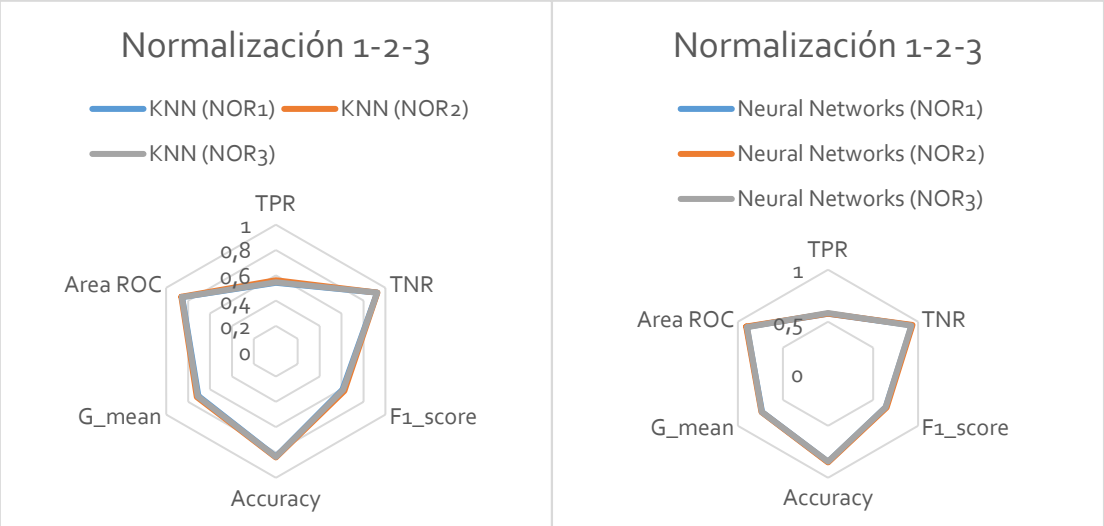
ROC: Antes-Después Normalización

ANÁLISIS

Aquí vemos como sólo dos algoritmos son sensibles a la normalización de los datos, "KNN" y "Neural Networks", el resto obtienen exactamente los mismos resultados.

El algoritmo "KNN" empeora ligeramente en todos los casos, y quizás la explicación pueda ser que esté sobreajustando en los datos de train.

El algoritmo "Neural Networks" sí que obtiene mejores resultados al normalizar y empieza a posicionarse ya como uno de los mejores algoritmos en los experimentos.



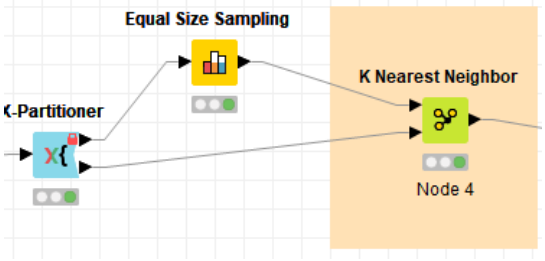
La normalización que mejores resultados ha dado ha sido z-score (Normalizar 2) como podemos observar en esta última gráfica, por tanto, será la que vamos a utilizar en el resto de experimentos.

5.4. EQUILIBRAR CLASES

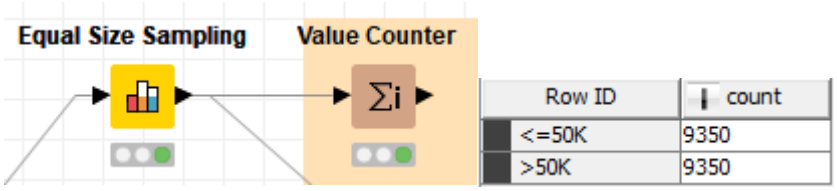
Estamos viendo como la clase mayoritaria influye mucho en el aprendizaje de los algoritmos, de forma que TNR tiene unos porcentajes muy altos, mientras que en TPR tiene porcentajes muy pequeños. Por ello, habría que equilibrar las dos clases y la forma más sencilla, aunque quizás no sea la mejor, es eliminar elementos de la clase mayoritaria de forma aleatoria hasta que las clases estén equilibradas.

Debemos hacerlo sólo sobre los datos de "train", por lo tanto, hay que hacerlo una vez se han particionado los datos en el nodo "cross validation".

Esto lo vamos a hacer con el nodo "Equal Size Sampling".



Con el nodo "Value conter" podemos verificar que se ha realizado correctamente:



RESULTADOS

Row ID	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
KNN (NOR2)	6554	2722	34433	5133	0,707	0,561	0,927	0,625	0,839	0,721	0,862
KNN (ESS)	9624	2695	8992	2063	0,781	0,823	0,769	0,802	0,796	0,796	0,864
C4.5 (NOR2)	7106	3088	34067	4581	0,697	0,608	0,917	0,65	0,843	0,747	0,877
C4.5 (ESS)	9718	2630	9057	1969	0,787	0,832	0,775	0,809	0,803	0,8083	0,871
Logistic Regression (NOR2)	6678	2630	34525	5009	0,717	0,571	0,929	0,636	0,844	0,729	0,897
Logistic Regression (ESS)	9940	2586	9101	1747	0,794	0,851	0,779	0,821	0,812	0,814	0,897
Random Forest (NOR2)	6266	1497	35658	5421	0,807	0,536	0,96	0,644	0,858	0,717	0,869
Random Forest (ESS)	10651	3379	8308	1036	0,759	0,911	0,711	0,828	0,811	0,805	0,892
Gradient Boost (NOR2)	7045	1970	35185	4642	0,781	0,603	0,94	0,681	0,865	0,756	0,921
Gradient Boost (ESS)	10250	2360	9327	1437	0,813	0,877	0,798	0,844	0,838	0,837	0,921
Neural Networks (NOR2)	6757	2290	34865	4930	0,747	0,578	0,938	0,652	0,852	0,737	0,908
Neural Networks (ESS)	10147	2655	9032	1540	0,793	0,868	0,773	0,829	0,821	0,819	0,905

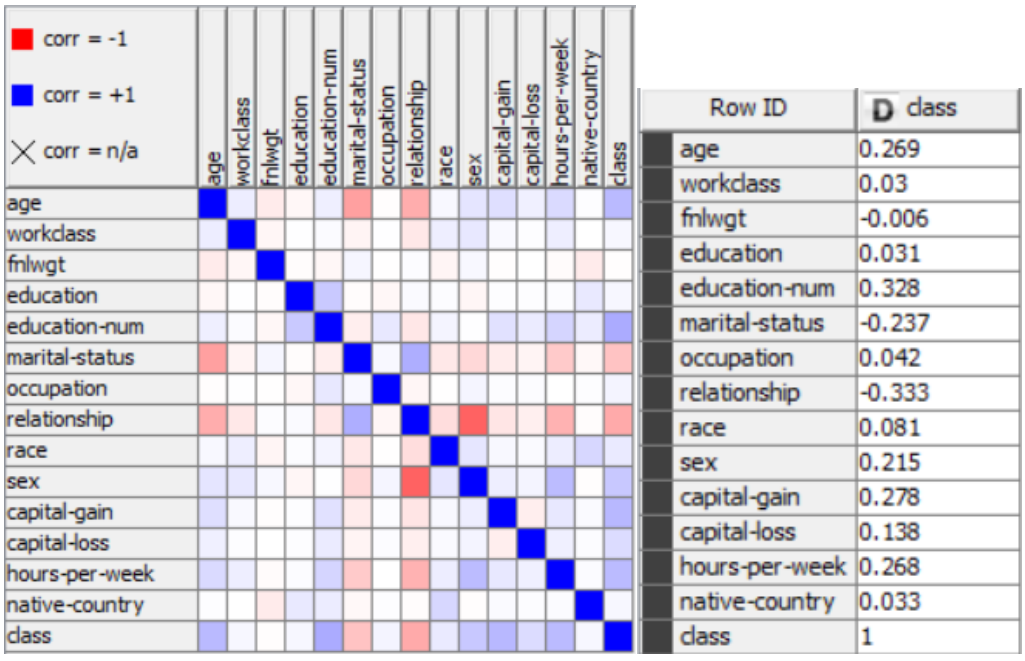
ANÁLISIS

Se puede observar cómo en todos los algoritmos hemos perdido algo de precisión (accuracy), algo de acierto sobre la clase negativa(TNR), pero aumentado en acierto sobre la clase positiva(TPR), por tanto, mejoramos tanto G-mean como F1_score.

Con esto hemos conseguido lo que esperábamos, equilibrar el aprendizaje.

Aunque con esto hemos podido observar la influencia de que las clases estén equilibradas, podemos hacer propuestas más interesantes que simplemente eliminar ejemplos, como crear nuevos ejemplos mediante submuestreo.

6. INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

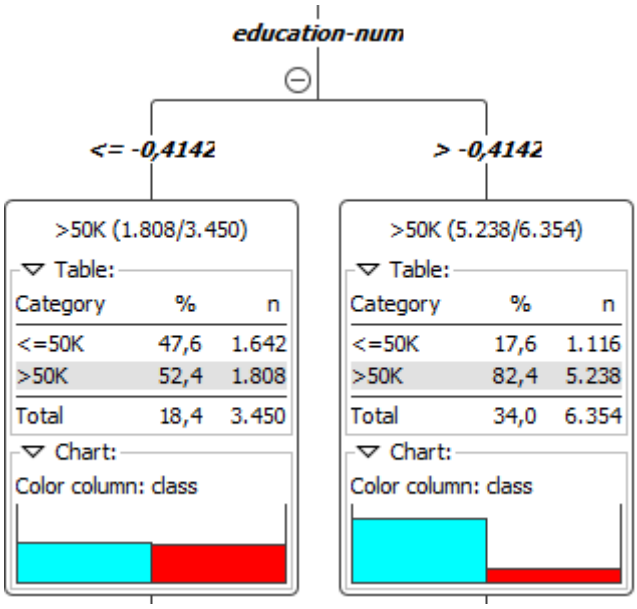


Row ID	class
age	0.269
workclass	0.03
fnlwgt	-0.006
education	0.031
education-num	0.328
marital-status	-0.237
occupation	0.042
relationship	-0.333
race	0.081
sex	0.215
capital-gain	0.278
capital-loss	0.138
hours-per-week	0.268
native-country	0.033
class	1

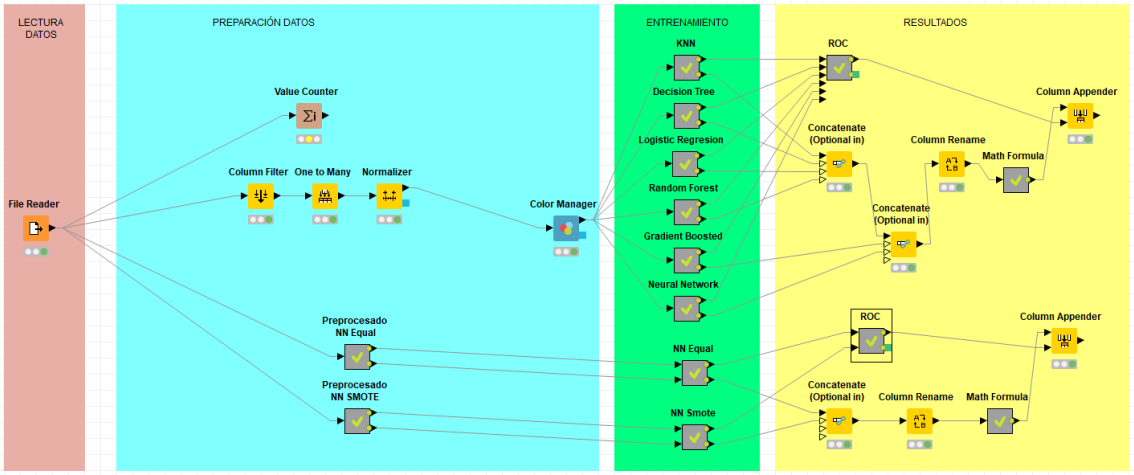
Según el árbol de decisión la variable más determinante para saber si ganará o no >50k es "relationship" que, si miramos en los valores de la correlación, vemos que también es la que mayor valor tiene en valor absoluto, por tanto, es la más influyente. Dentro de esta variable, el valor que más cantidad de ejemplos agrupa en el árbol de decisión es "=Husband".

Si observamos la siguiente variable más relevante en la correlación, es "education-num", que, además, dentro de la rama "=Husband" es la siguiente variable que más elementos separa.

Parece algo que cualquiera podría pensar de antemano, que la educación es importante en que pueda ganar más de 50.000$.


education-num
<= -0,4142
> -0,4142
>50K (1.808/3.450)
Table:
Category % n
<=50K 47,6 1.642
>50K 52,4 1.808
Total 18,4 3.450
Chart:
Color column: class
>50K (5.238/6.354)
Table:
Category % n
<=50K 17,6 1.116
>50K 82,4 5.238
Total 34,0 6.354
Chart:
Color column: class

7. CONTENIDO ADICIONAL

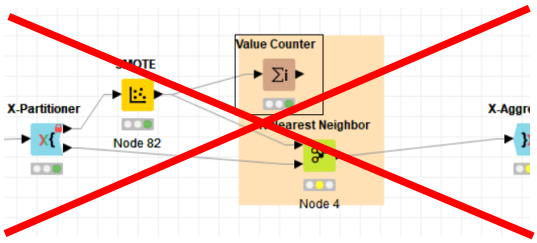


Se ha añadido las dos filas de abajo del flujo.

7.1. SUBMUESTREO

En esta ocasión vamos a utilizar el nodo "SMOTE" en vez del nodo "Equal size sampling", pero no podemos submuestrear sobre datos de test, y hasta que hacemos la validación cruzada, no podemos saber que datos van a ser de train y cuáles de test.

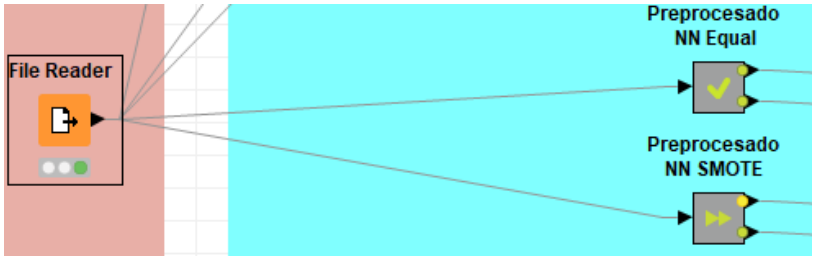
Incorporar "SMOTE" justo después de la salida de los datos de train en X-Partitioner (como hice con "Equal size sampling") haría que submuestreara los datos 5 veces y eso tardaría mucho.

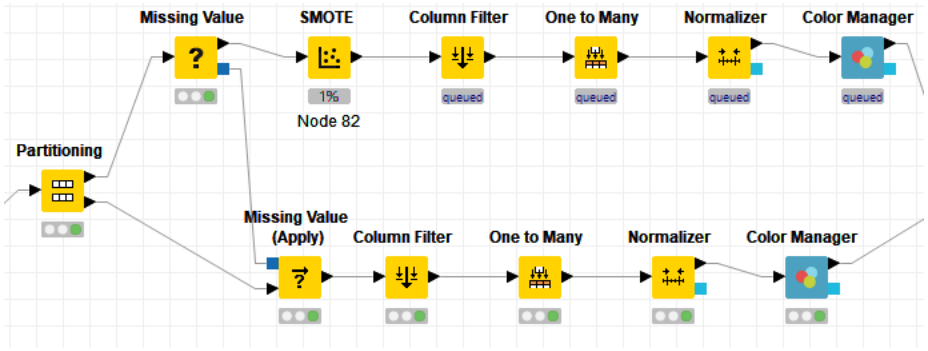


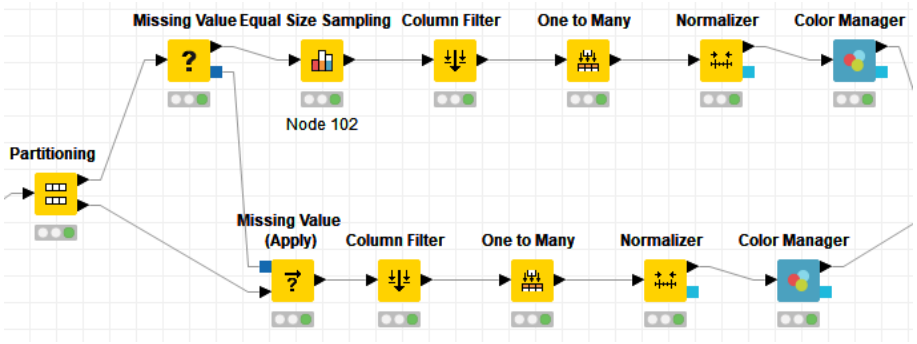
Por tanto, he optado por hacer la experimentación una sola vez sin validación cruzada y con el algoritmo "Neural Networks".

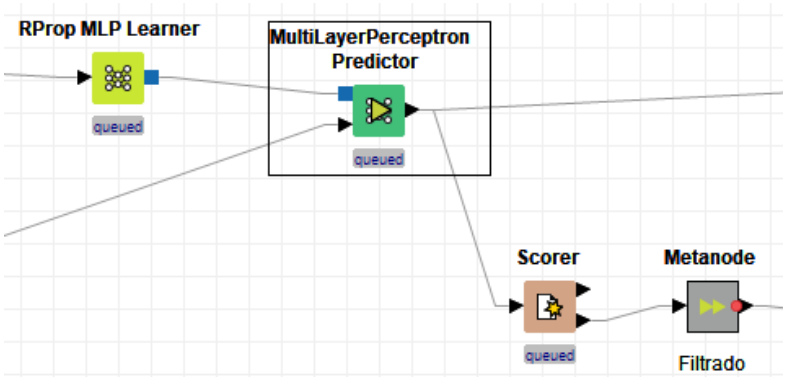
Aplicamos el mismo proceso en ambos, solamente cambiando el nodo "SMOTE" y "Equal size sampling".

La opción elegida en SMOTE es "Oversample minority clases" que dejara las clases equilibradas con el mismo número de ejemplos.





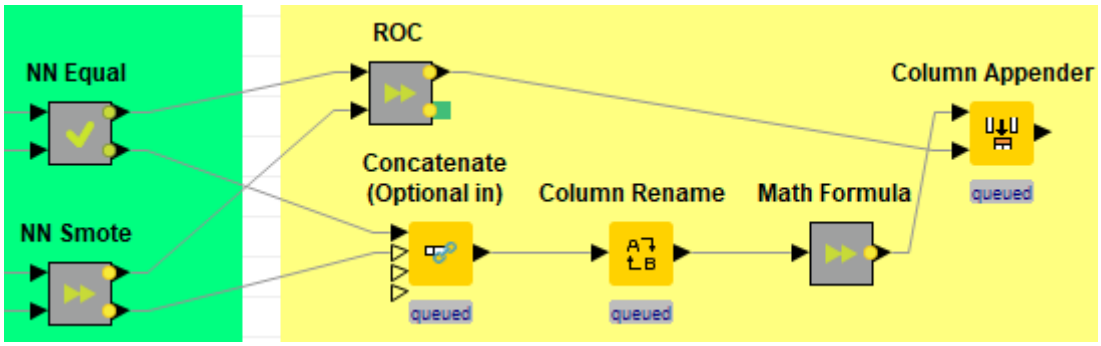




El flujo de nodos recibe los datos en "Partitioning", que particiona los datos en 80%-20% para train y test.

Tanto a train como a test, le aplicamos el procesado de datos que hemos realizado durante la práctica, con la diferencia que para los datos de train, aplicamos el nodo "SMOTE" o "Equal size sampling".

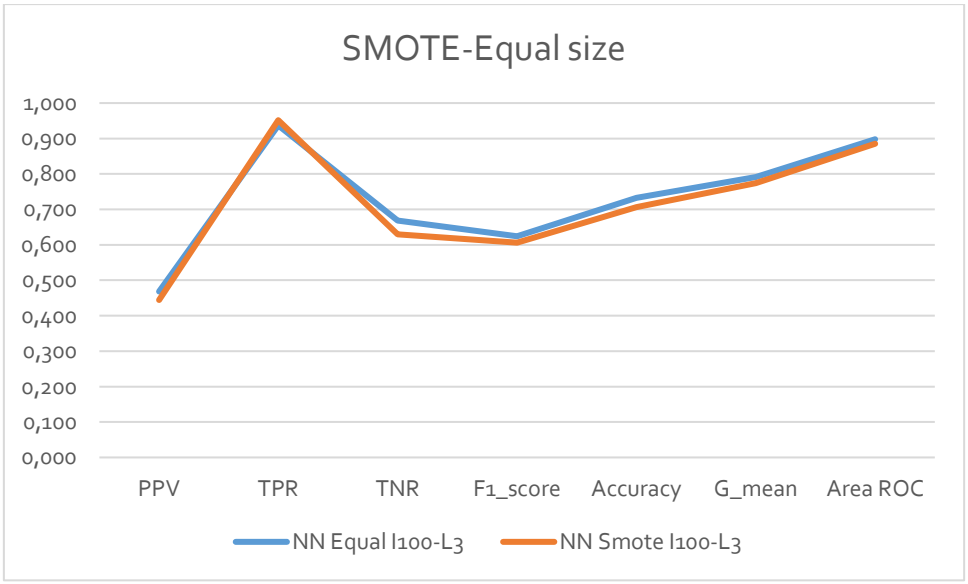
Por último, le pasamos los datos al algoritmo para el entrenamiento.



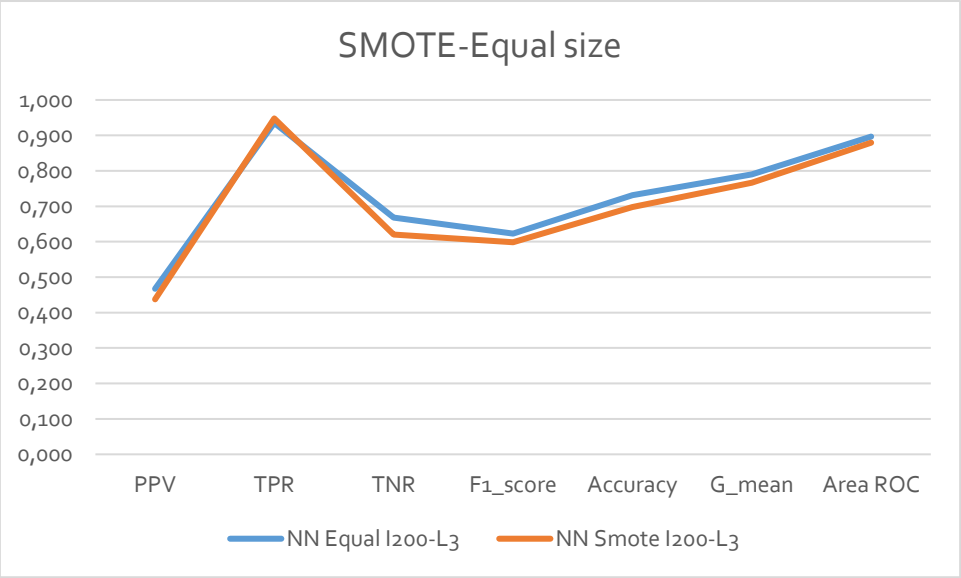
Una vez entrenado, comparamos los resultados.

RESULTADOS

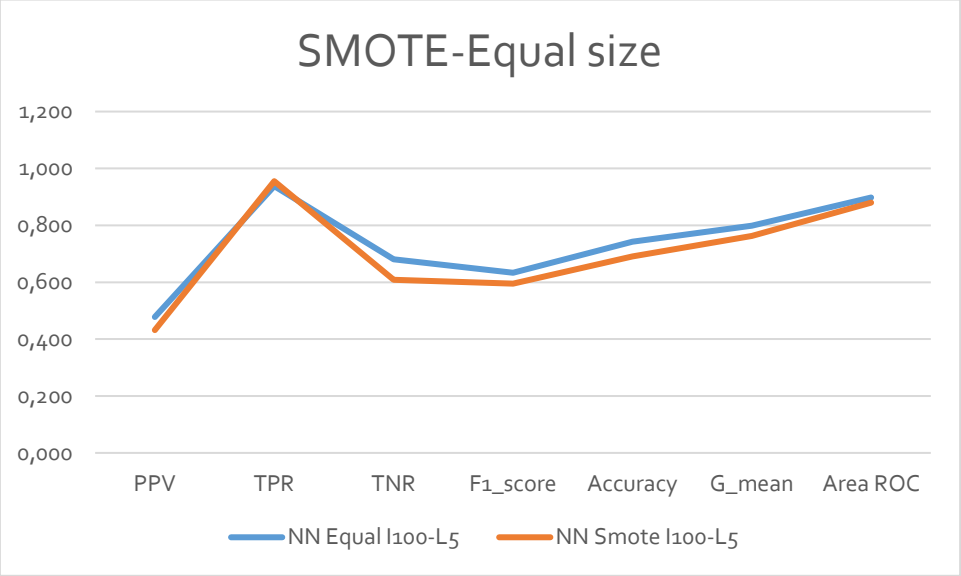
Row ID	Iter/Layers	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
NN Equal	I100-L3	2173	2468	4982	146	0,468	0,937	0,669	0,624	0,732	0,792	0,898
NN Smote	I100-L3	2207	2760	4690	112	0,444	0,952	0,630	0,606	0,706	0,774	0,886



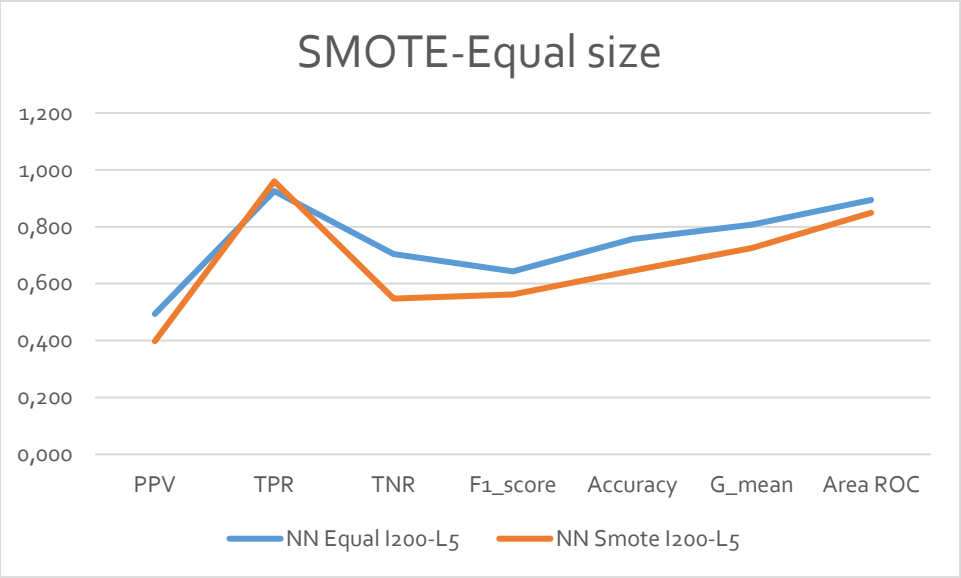
Row ID	Iter/Layers	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
NN Equal	I200-L3	2169	2475	4975	150	0,467	0,935	0,668	0,623	0,731	0,790	0,896
NN Smote	I200-L3	2198	2828	4622	121	0,437	0,948	0,620	0,599	0,698	0,767	0,880



Row ID	Iter/Layers	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
NN Equal	I100-L5	2175	2377	5073	144	0,478	0,938	0,681	0,633	0,742	0,799	0,897
NN Smote	I100-L5	2215	2915	4535	104	0,432	0,955	0,609	0,595	0,691	0,763	0,880



Row ID	Iter/Layers	TP	FP	TN	FN	PPV	TPR	TNR	F1_score	Accuracy	G_mean	Área ROC
NN Equal	I200-L5	2146	2203	5247	173	0,493	0,925	0,704	0,644	0,757	0,807	0,894
NN Smote	I200-L5	2226	3373	4077	93	0,398	0,960	0,547	0,562	0,645	0,725	0,849

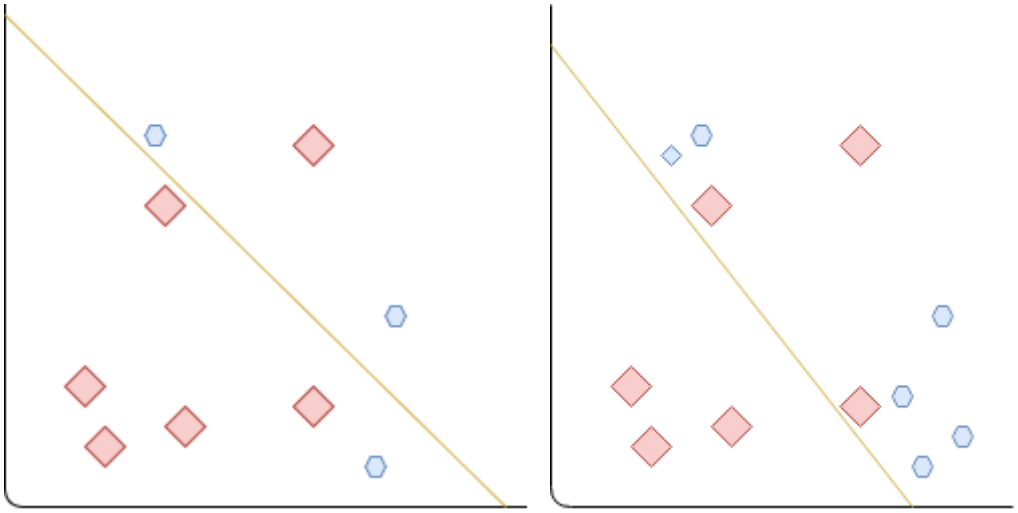


ANÁLISIS

De este experimento podemos sacar varias conclusiones.

Por un lado, vemos como con SMOTE se ajusta más aún a la clase positiva, por lo que podríamos plantearnos si quizás no interesa equilibrar tanto las clases para el aprendizaje.

Con SMOTE, estamos creando ejemplos artificiales basados en los ejemplos ya existentes, con lo que equilibramos en número de ejemplos las clases. Esto hace que, en el ajuste del algoritmo, este se desplace más hacia la clase positiva que cuando había menos ejemplos. Cuando recibe los datos de test, al estar más desplazado hacia la clase positiva, muchos de los ejemplos que antes caían del lado de los negativos, ahora caen en el lado de los positivos y se clasifican mal.



En estas dos imágenes vemos un ejemplo sencillo de esto. El algoritmo intenta acertar el máximo número de ejemplos, por tanto, en la primera imagen separa de tal forma que sólo falla en 2 de los ejemplos, la mejor opción posible con una línea recta. En la segunda imagen, se han creado ejemplos nuevos artificiales basados en los reales de la clase azul, y vemos como al intentar acertar el máximo número de ejemplos, desplaza la línea y provoca que dos de los ejemplos rojos que antes estaban bien clasificados, ahora no lo estén.

Por esto vemos en las tablas, que cuando sube el porcentaje en TPR, baja en TNR, que coincide con el aumento de las capas y el aumento de las iteraciones, porque el algoritmo está, ajustando cada vez más.

8.BIBLIOGRAFÍA

https://docs.microsoft.com/es-es/azure////machine-learning/studio/algorithm-choice?toc=%2Fes-es%2Fazure%2F%2F%2F%2Fmachine-learning%2Fteam-data-science-process%2Ftoc.json&bc=%2Fes-es%2Fazure%2Fbread%2Ftoc.json

http://sci2s.ugr.es/graduateCourses/in