Iván Fernández Navarro

NIA: 100383564

Carlos García Corral

NIA: 100383380

Grupo 84

**Práctica 1: Problema de regresión**

*Redes de Neuronas Artificiales*

***ÍNDICE:***

1. [Introducción](#Introduccion) 1
2. [Preproceso de los datos](#PreprocesoDatos) 1
3. [Modelo Adaline](#Adaline) 1
   1. [Experimentación realizada](#ExperimentacionAdaline) 1
   2. [Resultados obtenidos](#ResultadosAdaline) 2
   3. [Análisis de los resultados](#AnalisisAdaline) 3
4. [Modelo Perceptrón multicapa](#PM) 4
   1. [Experimentación realizada](#ExperimentacionPM) 4
   2. [Resultados obtenidos](#ResultadosPM) 4
   3. [Análisis de los resultados](#AnalisisPM) 7
5. [Comparación de modelos](#ComparacionModelos)  8
6. **Introducción**

En esta práctica comprobaremos la eficacia de dos modelos de redes de neuronas supervisados a la hora de predecir el precio de la vivienda de diferentes distritos de California en 1990

Los modelos que pondremos a prueba son el modelo lineal Adaline y el modelo no lineal Perceptrón Multicapa.

Cada distrito tendrá 8 atributos que lo identifiquen:

* Longitud
* Latitud
* Antigüedad media (mediana) de una casa dentro de un distrito
* Cantidad total de habitaciones en las casas de un distrito
* Cantidad total de camas en las casas de un distrito
* Cantidad total de residentes en un distrito
* Cantidad total de grupos familiares en un distrito
* Ingreso medio de los grupos familiares de un distrito

Usando esos 8 valores, nuestro modelo deberá intentar predecir el precio medio de la vivienda en ese distrito, valor que luego comprobaremos con el precio real medio de la vivienda en ese distrito.

1. **Preproceso de los datos**

Antes de entrenar y poner a prueba los modelos de regresión, es importante tratar los datos de forma que aumente la exactitud de las predicciones.

Es recomendable normalizar los *inputs* de manera que sus valores estén en el rango de 0 a 1 para cada atributo. Es decir, en cada atributo, el valor máximo será 1 y el mínimo 0, y el resto de valores tendrán un valor proporcional a estos.

Otro paso del preproceso es la aleatorización de los datos, es decir, cambiar el orden aleatoriamente de los datos, para evitar posibles patrones que se encuentren según la colocación de los datos.

El último paso consiste en la separación de los datos en tres datasets: entrenamiento, validación y testing.

El set de entrenamiento, el más grande, tendrá el 60% de los datos y será el que usemos a la hora de entrenar la red de neuronas.

El set de validación, con el 20% de los datos, nos servirá para decidir los hiperparámetros óptimos para el problema.

Por último, el set de testing nos mostrará la capacidad de la red entrenada en un set no utilizado en el entrenamiento.

1. **Modelo Adaline**
   1. *Experimentación realizada*

Para este experimento, desarrollamos un programa en Python que realiza el aprendizaje Adaline. El programa contiene una función a la cual se le pasan los hiperparámetros y, ésta, realiza todo el aprendizaje.

De esta manera, hemos podido probar muchos ratios de aprendizaje sin tener que manualmente ir cambiando el código. Los valores de ratio de aprendizaje que hemos probado son: 0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, 0.5 y 1.

Para comprobar que el programa realizaba el aprendizaje de forma correcta, guardamos la evolución de los errores (de entrenamiento y validación) en un archivo .csv.

A continuación, se muestran una serie de gráficas de errores de los experimentos más relevantes:

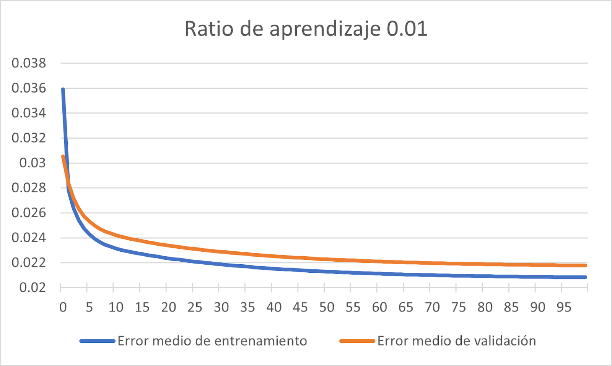
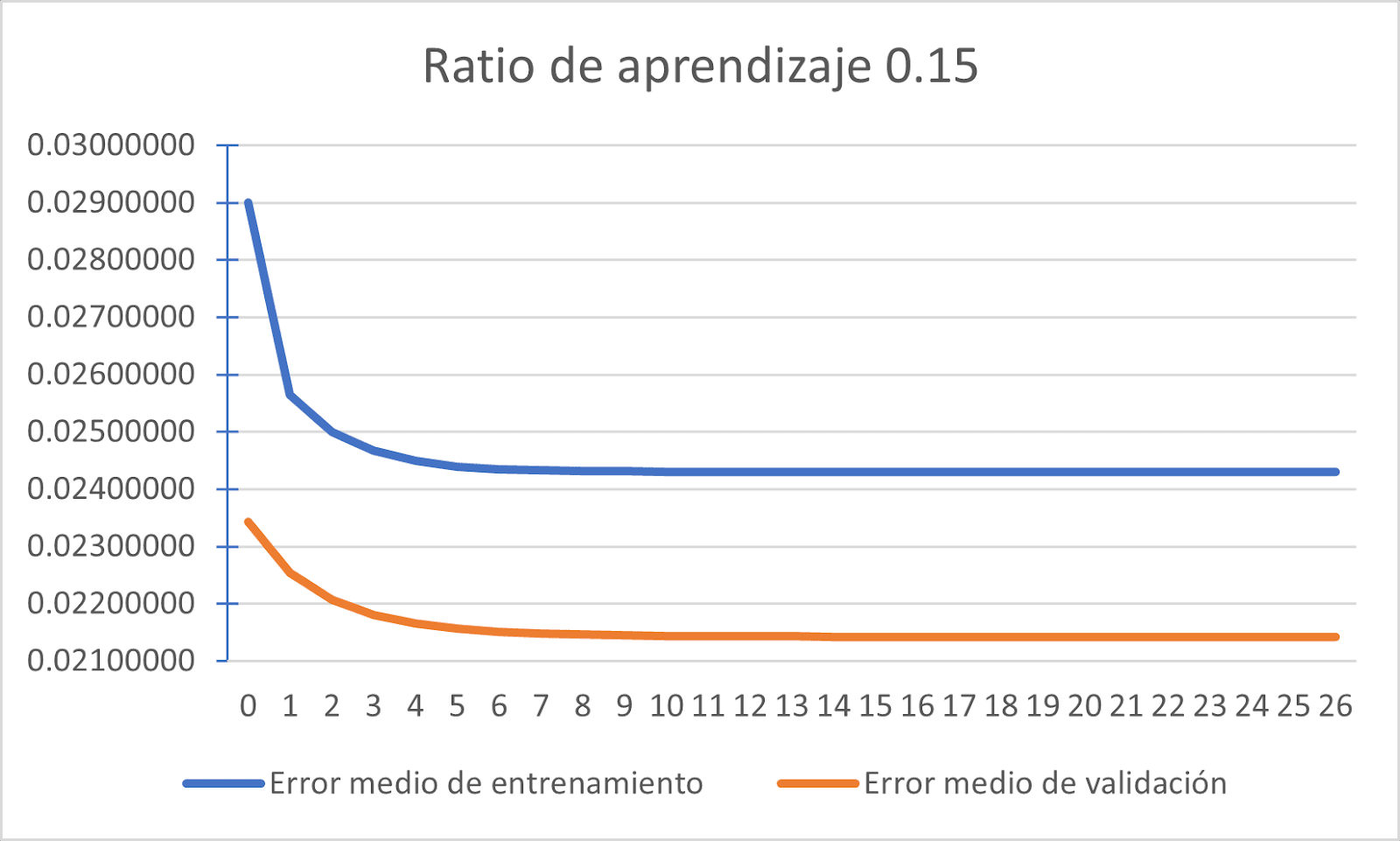
 

Ilustración 1. Ratio de aprendizaje 0.01 Ilustración 2. Ratio de aprendizaje 0.25

* 1. *Resultados obtenidos*

En esta tabla mostramos para cada modelo sus hiperparámetros y sus resultados:

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **# modelo** | **# máximo de ciclos** | **# de ciclos óptimo** | **Ratio de aprendizaje** | **Error de entrenamiento** | **Error de validación** |
| *1* | 100 | 100 | 0.001 | 0.02214297 | 0.023081 |
| *2* | 100 | 100 | 0.005 | 0.02110499 | 0.021894 |
| *3* | 100 | 100 | 0.01 | **0.02082618** | 0.021772 |
| *4* | 100 | 61 | 0.05 | 0.02171973 | 0.021421 |
| *5* | 100 | 48 | 0.1 | 0.02294096 | 0.021464 |
| *6* | 100 | 27 | 0.15 | 0.024307490 | **0.021420** |
| *7* | 100 | 16 | 0.2 | 0.02583818 | 0.021506 |
| *8* | 100 | 13 | 0.25 | 0.02756161 | 0.021835 |
| *9* | 100 | 100 | 0.3 | 0.029516248 | 0.022509 |
| *10* | 100 | 7 | 0.35 | 0.03174731 | 0.023601 |
| *11* | 100 | 6 | 0.4 | 0.03431917 | 0.024913 |
| *12* | 100 | 5 | 0.45 | 0.03731486 | 0.026237 |
| *13* | 100 | 99 | 0.5 | 0.04086115 | 0.027555 |
| *14* | 100 | 64 | 1 | 0.57370919 | 0.087459 |

Con estos resultados podemos concluir basándonos en el error de validación que el mejor ratio de aprendizaje es **0.15**. Si nos basamos en cambio en el error de entrenamiento, el mejor ratio sería **0.01.** La razón por la cual elegimos 0.15 en lugar de 0.01 es porque los resultados del ratio 0.01 nos indican que sufre de un caso de *overfitting* o sobreaprendizaje al dataset de entrenamiento, es decir, que los pesos se han ajustado demasiado al set de entrenamiento sacrificando a cambio su capacidad de predicción general.

Los resultados finales del ratio de aprendizaje **0.15** son:

**Error MSE (normalizado)**: 0.01964389719727566

**Error medio (raíz del MSE) (sin normalizar):** 72135.9405

**Umbral final**: 0.7073238010171267

**Vector de pesos final**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Peso final w1** | **Peso final w2** | **Peso final w3** | **Peso final w4** | **Peso final w5** | **Peso final w6** | **Peso final w7** | **Peso final w8** |
| -0.883957125 | -0.815139706 | 0.114454709 | -0.679010652 | 1.488625733 | -2.277549373 | 0.433568429 | 1.203854049 |

* 1. *Análisis de los* resultados

Debido a que tenemos muchos datapoints, es difícil visualizar con claridad cómo de preciso es nuestro modelo, para ello es más preciso mirar los resultados numéricos. No obstante, a continuación, mostraremos diferentes visualizaciones para representar gráficamente nuestros resultados:

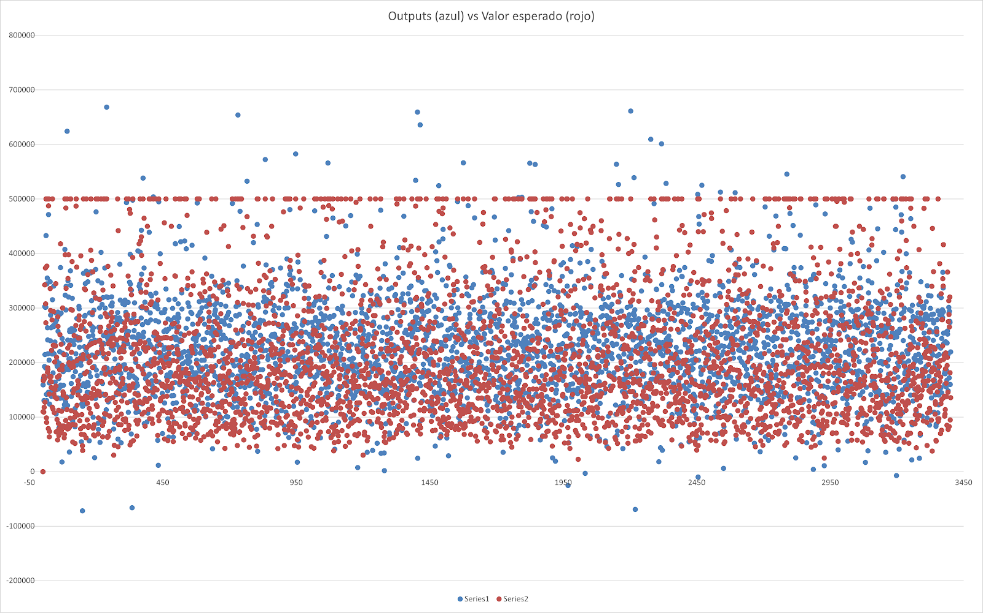
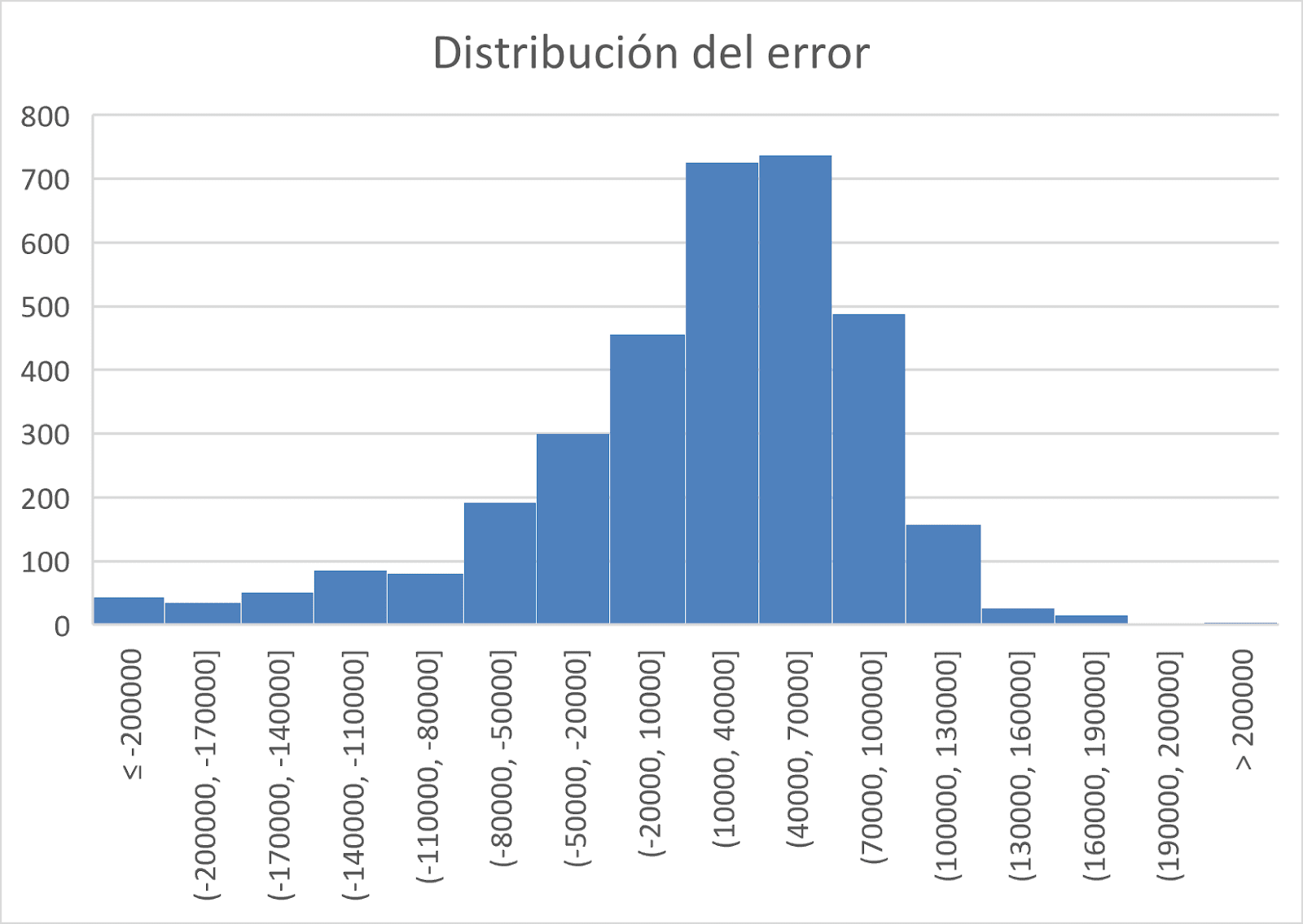


Ilustración 2. Outputs (en azul) vs. los resultados esperados (en rojo)

En la siguiente gráfica podemos visualizar la distribución de errores:



Como podemos ver, los errores siguen una distribución muy similar a la normal, centrándose en torno al 0. Si bien, hay más fallos en los que el modelo se queda muy por debajo en vez de muy por encima del precio real.

1. **Modelo Perceptrón Multicapa**
   1. *Experimentación realizada*

Para ver qué parámetros resultan mejor para el modelo de perceptrón multicapa, se va a ir experimentando con el número de capas ocultas y sus respectivos nodos, y el ratio de aprendizaje.

El número máximo de ciclos quedará constante, siendo así este parámetro igual a 10,000 ciclos.

En cuanto al ratio de aprendizaje analizaremos los valores 0.001, 0.005, 0.01, 0.02, 0.03, 0.1 y 0.5. De esta manera, tendremos 7 ratios de aprendizaje con los que experimentar.

Si hablamos sobre las capas ocultas y sus nodos, se ha querido hacer experimentaciones con 1, 2 y 3 capas ocultas cambiando la distribución de nodos. Se han escogido como nodos los valores 10, 15, 20, 30 y sus diferentes combinaciones. De esta manera, tendremos 16 topologías diferentes.

Como se ha experimentado con 114 modelos diferentes, y cada uno se ejecuta con 10,000 ciclos, se ha modificado el código del *script* de tal forma que se automatice la experimentación mediante bucles.

Los atributos *topología* y *razón* se han convertido en listas, en las que se inicializaran las 16 topologías y los 7 ratios de aprendizaje. Mediante el bucle se crearán los 114 modelos combinando las topologías y los ratios.

* 1. *Resultados obtenidos*

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **# modelo** | **# máximo de ciclos** | **#**  **de ciclos óptimo** | **Capas ocultas** | **Ratio**  **de aprendizaje** | **Error de entrenamiento** | **Error de validación** | **Error de test** |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.001 | 0,0170576422356683 | 0,0175594035983698 | 0,0156282975361634 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.005 | 0,0158614790203677 | 0,0160415727284565 | 0,014635152903398 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.01 | 0,0156627025703318 | 0,0157439695496615 | 0,0144002521449591 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.02 | 0,0144273189389724 | 0,0145550928426109 | 0,0135768197796112 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.03 | 0,0135838777396183 | 0,0140589187641201 | 0,0131091122884042 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.04 | 0,0132932874374683 | 0,0138029919239397 | 0,0131093189346682 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.05 | 0,013194850122439 | 0,0137488095249645 | 0,0130784983351719 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.1 | 0,012840849759102 | 0,0133803481701779 | 0,0127272917469635 |
|  | 10000 | 10000 | 10 | 0.5 | 0,0124425023383251 | 0,0125849955413208 | 0,0119515364283218 |
|  | 10000 | 10000 | 20 | 0.001 | 0,0174921071180028 | 0,0179635649825387 | 0,0158837104137358 |
|  | 10000 | 10000 | 20 | 0.005 | 0,0159232264247701 | 0,0160844911389531 | 0,0146848701116031 |
|  | 15000 | 15000 | 20 | 0.01 | 0,0152306518412324 | 0,0153003333495377 | 0,0142465965103645 |
|  | 15000 | 15000 | 20 | 0.02 | 0,0137555614637376 | 0,0141398241335515 | 0,0132222332623574 |
|  | 15000 | 15000 | 20 | 0.03 | 0,0132932658668329 | 0,0137813794337037 | 0,0130524986335277 |
|  | 10000 | 10000 | 20 | 0.1 | 0,012802049301178 | 0,0130481532244734 | 0,012309663958015 |
|  | 10000 | 10000 | 20 | 0.5 | 0,0118875658899403 | 0,0127134455746532 | 0,0122666749529429 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.001 | 0,0176833924563731 | 0,0183035089097439 | 0,0160989508417248 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.005 | 0,0158507058872686 | 0,0160155791588783 | 0,0146382483701615 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.01 | 0,01551866396244 | 0,0156888028148061 | 0,0144257594601747 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.02 | 0,0137791132534504 | 0,0141456492689174 | 0,0131809305369665 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.03 | 0,0133362122978792 | 0,0138776729709279 | 0,013079929354883 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.1 | 0,0126880174257789 | 0,0136787865979116 | 0,0129589612023026 |
|  | 10000 | 10000 | 30 | 0.5 | 0,0123654553141516 | 0,0134869339396087 | 0,0124618456369766 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.001 | 0,0168570939576749 | 0,0173131117635647 | 0,0154086043047257 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.005 | 0,0156597175346825 | 0,015719385003953 | 0,0144138700671535 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.01 | 0,0153067551452584 | 0,0154731347383938 | 0,0143804717316202 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.02 | 0,0142465867088882 | 0,0143304580925904 | 0,013395289672557 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.03 | 0,0129168600146129 | 0,0130849175446665 | 0,0125778617933425 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.1 | 0,0115993491530094 | 0,0119492239114197 | 0,0114663057174138 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10 | 0.5 | 0,0111454798885436 | 0,0120722231986246 | 0,0113361460132647 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.001 | 0,017109610702181 | 0,0175475273583398 | 0,0155936663088284 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.005 | 0,0156870313610871 | 0,0157907562687984 | 0,0144434394069605 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.01 | 0,0154926087725218 | 0,0156138744074595 | 0,0143470588742202 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.02 | 0,0136005187897567 | 0,0138755282962115 | 0,0130363535856479 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.03 | 0,0123724611252778 | 0,0130773084456253 | 0,0122501268048879 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.1 | 0,0108055777376753 | 0,0118146354668687 | 0,0113486062316452 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20 | 0.5 | 0,0104623571635824 | 0,0116007546723604 | 0,0113601062918615 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.001 | 0,0171536743875418 | 0,0175772706294214 | 0,0156133590866238 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.005 | 0,0156251928669685 | 0,0158604614711052 | 0,0145108802594941 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.01 | 0,0152696738338595 | 0,0156781866249311 | 0,0142583592204149 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.02 | 0,014340258134296 | 0,0144808381091524 | 0,0135461826625408 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.03 | 0,0121601372408983 | 0,012714910169475 | 0,0122469898941492 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.1 | 0,0111244839848763 | 0,0116334290551115 | 0,0111382343744924 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30 | 0.5 | 0,0099797348799804 | 0,0114878895747315 | 0,0110154300227089 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.001 | 0,0171435324868255 | 0,0176009258870368 | 0,0156022060906066 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.005 | 0,015659306834186 | 0,0158967399584959 | 0,0145265597994642 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.01 | 0,0151788903450091 | 0,0154589598012199 | 0,0142028013562033 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.02 | 0,0128635925438301 | 0,0134198188688308 | 0,0129172447920469 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.03 | 0,012250220430973 | 0,0129010485771679 | 0,0121002775011409 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.1 | 0,0098681953048370 | 0,0111462000329206 | 0,0107519025763142 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30 | 0.5 | 0,0115440999021597 | 0,0119988301822522 | 0,0114328530640084 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.001 | 0,0171956302962337 | 0,0176833966289902 | 0,0156163116038739 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.005 | 0,0156925956741283 | 0,0157512518377106 | 0,014378886457119 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.01 | 0,0152137523622239 | 0,0153049977859621 | 0,0140768937120398 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.02 | 0,0129233321822874 | 0,0134791244430039 | 0,0126462336092167 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.03 | 0,0118338198647529 | 0,0123040572317863 | 0,0118422567240255 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.1 | 0,0103178613032126 | 0,0111850299901117 | 0,0106376170769877 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 10 | 0.5 | 0,0098157919795279 | 0,0111257349511927 | 0,0107413538303206 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.001 | 0,0172869251571347 | 0,0177470305036115 | 0,0156709937843332 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.005 | 0,0156101759430379 | 0,0158272773869406 | 0,0144257841341379 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.01 | 0,0151713934943961 | 0,015340888489511 | 0,0141245963142821 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.02 | 0,0128102794595651 | 0,0135595624085357 | 0,0127107406311323 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.03 | 0,0118390121153418 | 0,0124002835174504 | 0,0119915865322827 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.1 | 0,0106217649903627 | 0,0115057548463978 | 0,0111639508590467 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 20 | 0.5 | 0,0105455529576375 | 0,0114008637762232 | 0,011019153143031 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.001 | 0,0174329658109453 | 0,0179662548207976 | 0,0158183381193779 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.005 | 0,0158078521612555 | 0,0159530358206859 | 0,0145478562548639 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.01 | 0,0155385712622272 | 0,0156997631747277 | 0,0143596443244833 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.02 | 0,0133346714180118 | 0,0138225644461816 | 0,0130406978291033 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.03 | 0,0123885632957618 | 0,0131018618943917 | 0,0126288758611288 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.1 | 0,0094443924250773 | 0,0108536857487913 | 0,0105829840683345 |
|  | 10000 | 10000 | 20, 30 | 0.5 | 0,0108526331345017 | 0,0116901451170394 | 0,011394173243666 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.001 | 0,0174148633245095 | 0,0178658072759362 | 0,0157644336417652 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.005 | 0,0157028197228211 | 0,0158014259701602 | 0,0144499677006771 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.01 | 0,0150477090986005 | 0,0151897721748175 | 0,0141367357841531 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.02 | 0,0126887335022515 | 0,0133184920120345 | 0,0126322358470246 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.03 | 0,0120346817530429 | 0,0128756146083604 | 0,0124508122651293 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.1 | 0,0095694504461726 | 0,0106119397914075 | 0,0103382861593142 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15 | 0.5 | 0,0092359775346955 | 0,0107070383347543 | 0,0103462002979977 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.001 | 0,0174458301371796 | 0,0178555980849881 | 0,0157610733643735 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.005 | 0,0157262995589562 | 0,0158839837417012 | 0,0145076324037192 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.01 | 0,0154059015206211 | 0,0156459386908937 | 0,0143511090124749 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.02 | 0,0146805444007362 | 0,0150533782102411 | 0,0140047610057219 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.03 | 0,0120322636650547 | 0,0126949073400973 | 0,0119735829008799 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.1 | 0,0101630918013232 | 0,0110966686437163 | 0,0108995454756247 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 10, 10 | 0.5 | 0,0114729335899859 | 0,0120274013134706 | 0,0114489421444773 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.001 | 0,0165506050239344 | 0,0169550385952258 | 0,015183291175001 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.005 | 0,0156821675842734 | 0,0158578018083957 | 0,0145025325766471 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.01 | 0,0154017047858242 | 0,0155658809581374 | 0,0143627899565918 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.02 | 0,0129931022317349 | 0,0132929700229867 | 0,0125027007712185 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.03 | 0,0120735191227549 | 0,0126215621243377 | 0,0118288276427877 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.1 | 0,0088612114304881 | 0,0106256817701045 | 0,0101805914021268 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 20, 10 | 0.5 | 0,0112301142089534 | 0,0116149930927693 | 0,0113153448046081 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.001 | 0,0171553184008525 | 0,0176684098759241 | 0,0155895559705728 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.005 | 0,0157484402453943 | 0,0159101711434811 | 0,014514271326614 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.01 | 0,0154545488922304 | 0,0156406549921825 | 0,0143684832496435 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.02 | 0,0122533173328807 | 0,012760025214329 | 0,0122661999091486 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.03 | 0,011155663620791 | 0,0115880345524149 | 0,0112982442050481 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.1 | 0,0091446969556408 | 0,0105764861480879 | 0,0103573066000462 |
|  | 10000 | 10000 | 10, 30, 10 | 0.5 | 0,0105454541182133 | 0,0115225605311512 | 0,0108954814518552 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.001 | 0,0174130283823952 | 0,0178369579055297 | 0,0157320655784593 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.005 | 0,0157956968363025 | 0,0159944029794738 | 0,0145650420257537 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.01 | 0,0155512006545074 | 0,0157235691931157 | 0,0144261686184861 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.02 | 0,0126447576846267 | 0,0129234085787637 | 0,0124940899906876 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.03 | 0,0113877142946769 | 0,0117358709841195 | 0,0115126005596277 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.1 | 0,0094242379341183 | 0,0108456708405969 | 0,0105515734453907 |
|  | 10000 | 10000 | 15, 30, 15 | 0.5 | 0,0090473252707585 | 0,010815623010226 | 0,0104725215082804 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.001 | 0,0172374403571035 | 0,0176931129971884 | 0,0156228954033216 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.005 | 0,0156899827688009 | 0,0157978998822662 | 0,0144043984665938 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.01 | 0,0150432150660245 | 0,0153256683499161 | 0,0140859816262023 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.02 | 0,0125962407705645 | 0,0130935488755347 | 0,0123575347610196 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.03 | 0,0112464313792195 | 0,0118363002604023 | 0,0114983711644121 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.1 | 0,0088874680782442 | 0,0112095602337177 | 0,0105528628593704 |
|  | 10000 | 10000 | 30, 15, 30 | 0.5 | 0,0104631420717192 | 0,0114412078610615 | 0,0109239092696151 |

Como se puede observar, se han subrayado los mejores errores.

Los errores mínimos de entrenamiento y de test se han conseguido con el modelo número 92 (3 capas ocultas con 10, 20 y 10 nodos en cada una respectivamente; y un ratio de aprendizaje de 0.1), y el error mínimo de validación con el modelo número 99 (3 capas ocultas con 10, 30 y 10 nodos en cada una respectivamente; y un ratio de aprendizaje de 0.1).

Por tanto, se escogerá el modelo 92 como el mejor experimento, ya que buscamos el modelo que logre un mínimo de error en el mayor número de procedimientos.

* 1. *Análisis de los resultados*

Analizar nuestro modelo a base de gráficas es muy difícil, puesto que hay 3400 patrones, y por cada uno de ellos 2 salidas (obtenida y deseada). Por tanto, es mejor fijarse en los datos numéricos que en gráficas. No obstante, se procederá a enseñar las gráficas.

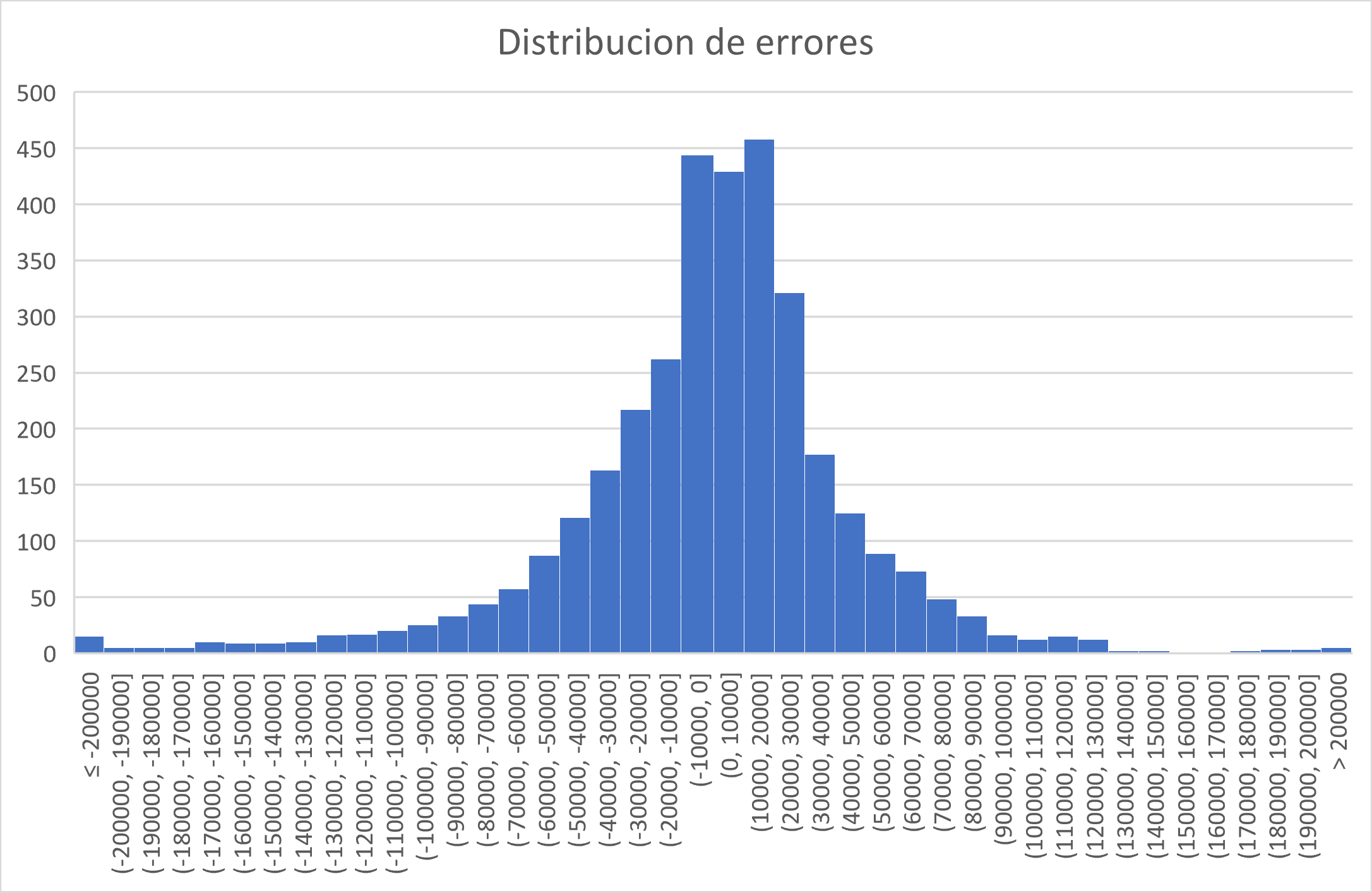
A continuación, se muestra una gráfica del mejor experimento con la salida obtenida de la red y la salida deseada para los datos de test:

Gráfico, Gráfico de dispersión

Descripción generada automáticamente

En azul, podemos ver las diferentes salidas obtenidas por nuestro modelo; y en rojo, las salidas esperadas.

En la siguiente gráfica, podemos visualizar la distribución de errores:



Como podemos ver, los errores siguen una distribución muy similar a la normal, como en el modelo Adaline, centrándose en torno al 0.

1. **Comparación de modelos**

En la siguiente tabla se resumirán los parámetros de cada modelo:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Modelo** | **# máximo de ciclos** | **# de ciclos óptimo** | **Ratio de aprendizaje** | **Error de test** |
| *Adaline* | 100 | 27 | 0.15 | 0.01964389719727566 |
| *Perceptrón multicapa* | 10000 | 10000 | 0.1 | 0.0101805914021268 |

Con esto se puede observar que el Adaline necesita un ratio de aprendizaje mayor que el Perceptrón Multicapa, es decir, mayor cambio en los pesos. Pero, necesita 9,973 ciclos menos para conseguir una diferencia de error de 0.0095 (0.95% más de error), algo prácticamente insignificante, y en un tiempo de cómputo mucho menor. No se ha experimentado, pero seguramente si dejáramos que el Adaline corriese durante 10,000 ciclos tendría un error menor que el Perceptrón Multicapa.

Por tanto, aunque el Perceptrón Multicapa en nuestras experimentaciones produzca un error de test menor, se podría concluir que un modelo tan sencillo como el Adaline se adecúa mejor, para este *dataset* inicial.

**Práctica 1: Problema de regresión**

*Redes de Neuronas Artificiales*

