



Instituto Politécnico Nacional

ESCUELA SUPERIOR DE COMPUTO

LICENCIATURA EN CIENCIA DE DATOS

Aprendizaje de Máquina e Inteligencia Artificial

Grupo: 4CDM1

Práctica VI: Perceptrón multicapa. Unidad 3: Aprendizaje No Supervisado

Fecha de entrega: 26 de mayo de 2022

Profesor:

Joel Omar Gambino Juárez

Alumno:

De Luna Ocampo Yanina

Índice

1.	Introducción	3
2.	Desarrollo.	3
	2.1. Parámetros seleccionados en conjunto de entrenamiento	3
	2.2. Parámetros seleccionados en conjunto de prueba	4
	2.3. Matriz de confusión	4
	2.4. Imágenes de los dígitos clasificados	5
3.	Conclusiones.	10

Aprendizaje de Máquina e Inteligencia Artificial **Práctica VI: Perceptrón multicapa.**

26 de mayo de 2022

Resumen

Recordemos que las redes neuronales son un subconjunto de aprendizaje automático y estándentro de los algoritmos de aprendizaje profundo. Su nombre y estructura están inspirados por el cerebro humano, imitando la forma en que las neuronas biológicas se comunican entre sí. En esta práctica crearemos una, añadiendo el GridSearchCV para obtener los mejores valores.

1. Introducción

Estas se componen de un nodo de capas, que contiene una capa de entrada, una o más capas ocultas, y una capa de salida. Cada nodo, o neurona artificial, se conecta a otro, tiene un peso y un umbral asociados. Si la salida de cualquier nodo individual está por encima del valor umbral especificado, ese nodo se activa, enviando datos a la siguiente capa de la red. De lo contrario, no se pasa ningún dato a la siguiente capa de la red.

En una red neuronal, tenemos el mismo principio básico, excepto que las entradas son binarias y las salidas son binarias. Los objetos que hacen los cálculos son perceptrones. Se ajustan para minimizar la función de pérdida hasta que el modelo es muy preciso. Están diseñadas para funcionar como lo hace el cerebro humano. En el caso de reconocer la escritura o el reconocimiento facial, el cerebro toma rápidamente algunas decisiones.

2. Desarrollo.

2.1. Parámetros seleccionados en conjunto de entrenamiento.

Best parameters set:

Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
0.9648	0.9648797465641619	0.9648	0.9647938294750231

Tabla 1: Resultados obtenidos

2.2. Parámetros seleccionados en conjunto de prueba.

Best parameters set:

Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
0.9648	0.9648797465641619	0.9648	0.9647938294750231

Tabla 2: Resultados obtenidos

2.3. Matriz de confusión.

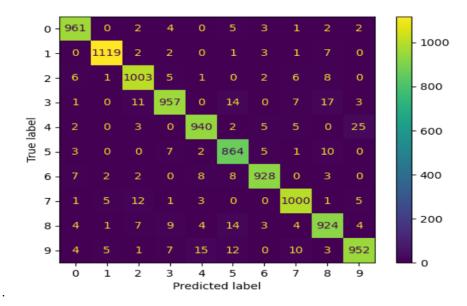


Figura 1: Matriz de Confusión.

2.4. Imágenes de los dígitos clasificados.

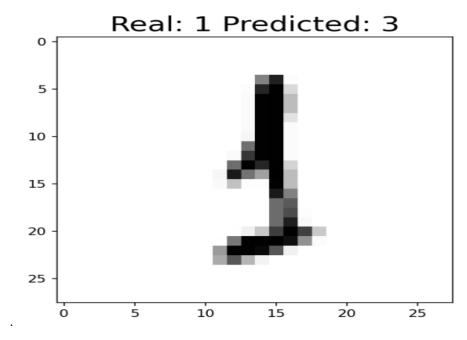


Figura 2: Real vs Predicted

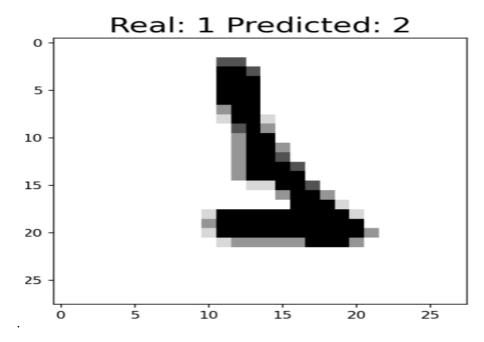


Figura 3: Real vs Predicted

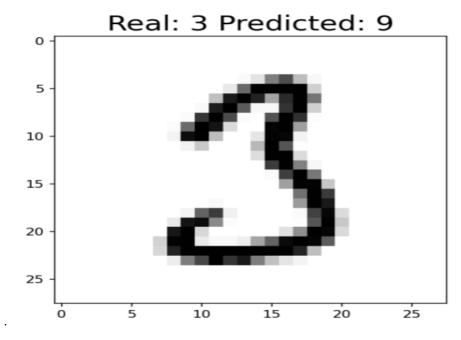


Figura 4: Real vs Predicted

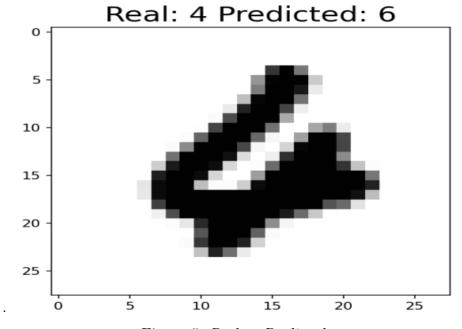


Figura 5: Real vs Predicted

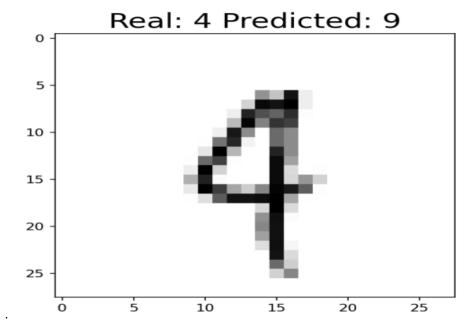


Figura 6: Real vs Predicted

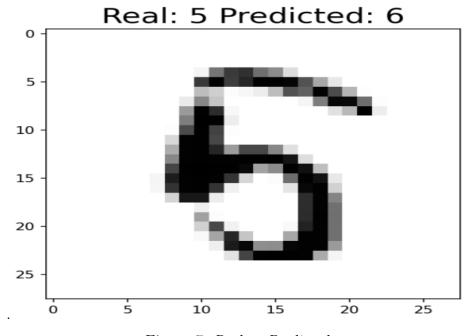


Figura 7: Real vs Predicted

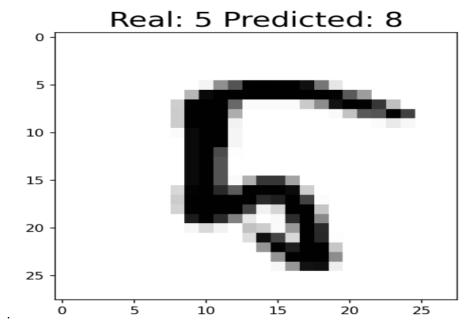


Figura 8: Real vs Predicted

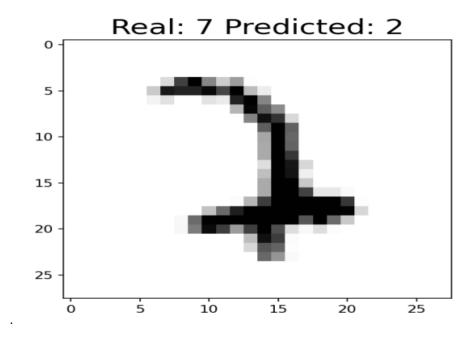


Figura 9: Real vs Predicted

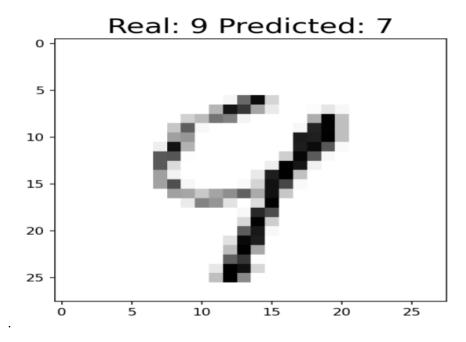


Figura 10: Real vs Predicted

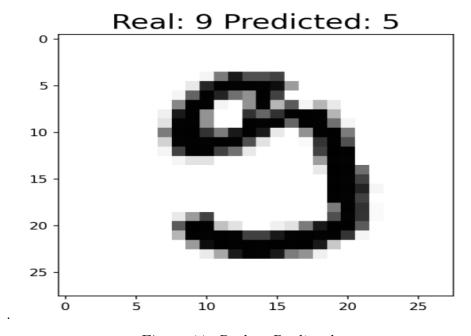


Figura 11: Real vs Predicted

3. Conclusiones.

Las redes neuronales convolucionales son redes neuronales multicapa que son realmente buenas para obtener las características de los datos. Funcionan bien con imágenes y no necesitan mucho procesamiento previo. Utilizando convoluciones y agrupación para reducir una imagen a sus características básicas, puede identificar las imágenes correctamente.

Es más fácil entrenar modelos de CNN con menos parámetros iniciales que con otros tipos de redes neuronales. No necesitará un gran número de capas ocultas porque las convoluciones podrán manejar una gran cantidad de descubrimiento de capas ocultas para usted. Una de las cosas interesantes de estas, es el número de problemas complejos a los que pueden aplicarse.

Referencias

[Abu-Mostafa] Abu-Mostafa, Y. S. Learning From Data: A Short Course. Recuperado de: https://work.caltech.edu/lectures.html. Fecha de consulta: 20/03/2022.

[Scikit-Learn] Scikit-Learn. Linear model: Api reference. https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html#module-sklearn.linear_model. Fecha de consulta: 20/03/2022.