

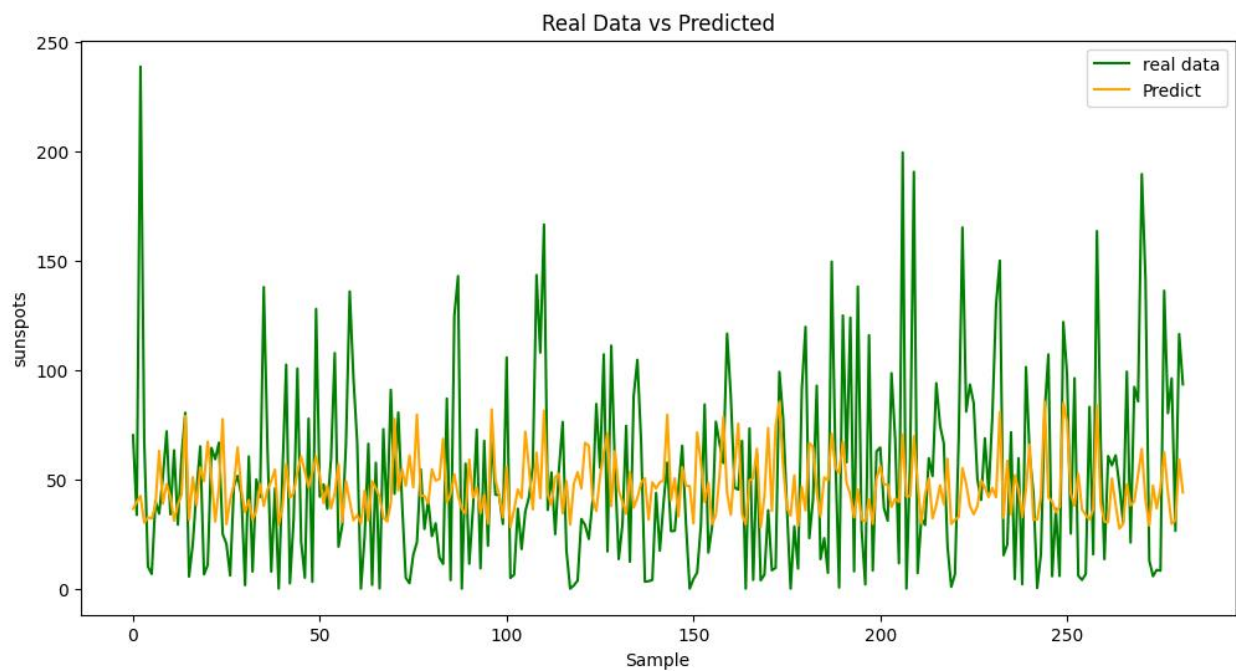
LAB 3 DEEP LEARNING

Feed Forward NN (Simple Network):

Al realizar las pruebas con la red Simple de FFNN nos dio valores sumamente altos de perdida, lo que nos dice que el promedio de los errores en las predicciones y los valores reales son de esta magnitud. Esto nos muestra una alta cantidad de valores atípicos en los resultados

Esta arquitectura tuvo muchas dificultades para realizar las predicciones y puede ser ocasionado por la falta de complejidad de la arquitectura como su nombre lo indica. Red Simple.

Loss Value: 1759.9415283203125

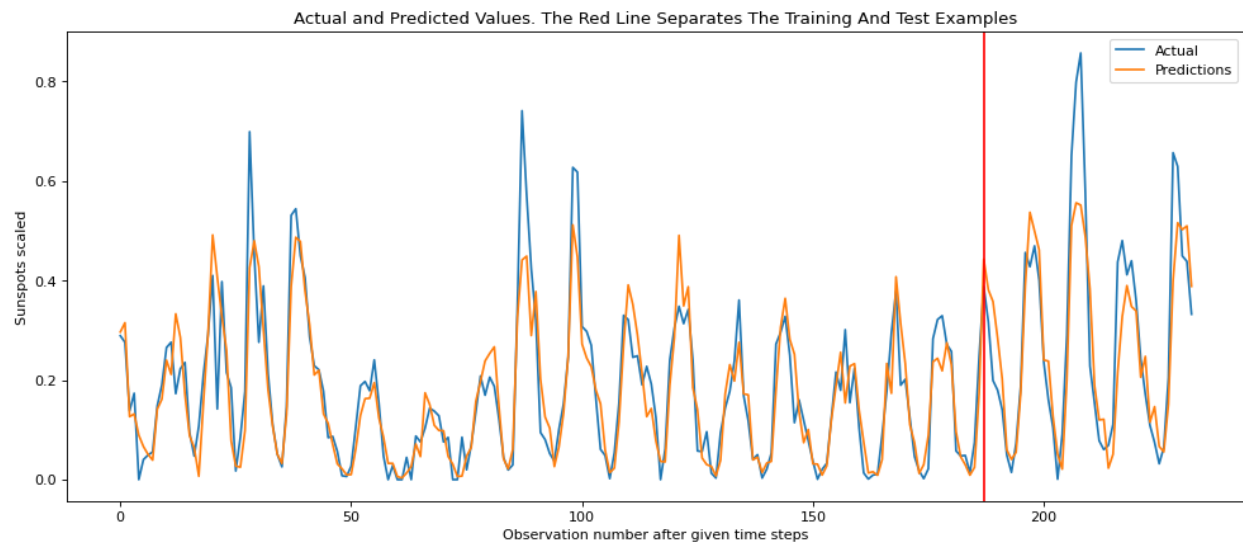


RNN:

Al realizar las pruebas con RNN nos dio valores de perdida significativamente mejores que Feed Forward, este tuvo el valor de perdida más bajo de las pruebas y es el que mejor pudo aprender y predecir.

Dado que esta arquitectura cuenta con una complejidad mucho mas alta por ser recurrente aprende más rápido ya que cuenta con memoria de los eventos anteriores y con esto mejora en cada epoch.

Loss Value: 0.0045

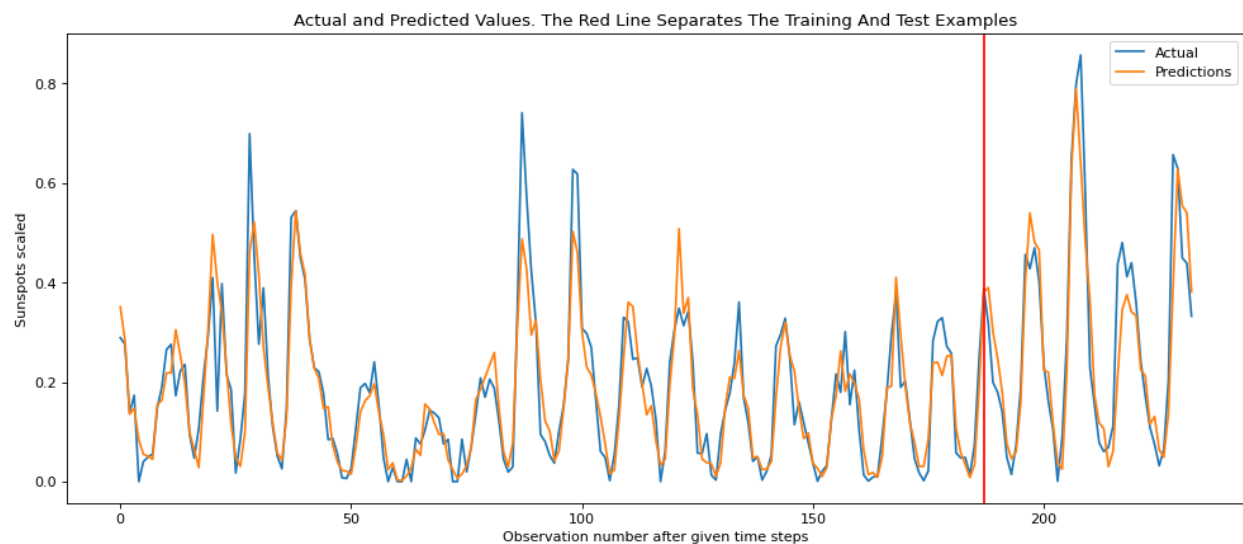


LSTM:

Al realizar las pruebas con LSTM nos dio mejores valores que Feed Forward pero no mejores que Recurrent NN que cuenta con memoria de los eventos anteriores y la diferencia con LSTM es que tiene una memoria a corto plazo por lo que no toma en cuenta todos los eventos anteriores que le ayudan a realizar mejores predicciones aunque el resultado tampoco fue malo.

Dado que esta arquitectura también cuenta con su nivel de complejidad de recurrencia a corto plazo obtuvo mejores resultados con un valor de pérdida relativamente bajo, pero no el mejor.

Loss Value: 0.0413



Al realizar las pruebas que comparaban los modelos de red neuronal Feed Forward, RNN y LSTM para predecir la cantidad de manchas solares, la RNN fue la que mejor se desempeñó en general. Las métricas de rendimiento de la RNN fueron más bajas que las de los otros modelos, lo que indica que las predicciones de la RNN fueron más precisas en promedio.

Además, la RNN se adaptó mejor a la tendencia de los datos reales que los otros modelos, incluso cuando se comparaban visualmente las predicciones con los datos reales. Aunque todos los modelos presentaron problemas de generalización, la RNN mostró una tendencia de pérdida más consistente y estable. Las RNN

Eduardo Ramirez 19946

Pablo Escobar 20936

están diseñadas teóricamente para capturar patrones temporales y manejar secuencias de datos. Por lo tanto, son ideales para predecir series temporales como la cantidad de manchas solares. En base a tanto la teoría como el rendimiento observado, la RNN parece ser la opción más adecuada para este caso. Sin embargo, aún hay espacio para mejorar su rendimiento.