



## **Deep Price Forecast:**

Predicción de precio eléctrico usando  
Redes Recurrentes

Clara Godoy Morales

Máster en Deep Learning e Inteligencia Artificial

(2019-2020)

# 1 Introducción

El trabajo que se describe a continuación es el Trabajo de Fin de Máster del Máster en Deep Learning e Inteligencia Artificial de Kschool. En él se realiza una predicción del precio eléctrico de España con Redes Recurrentes.

Las predicciones de precio, se usan de manera directa o indirecta en la gran mayoría de sectores del país. Para una toma de decisiones óptima en muchos aspectos, la energía es clave. Pero la predicción del precio eléctrico es sobre todo útil para Generadoras de energía, Gestoras energéticas, traders en general y Comercializadoras. Las variaciones del precio eléctrico real respecto al esperado marcan diferencias de millones de euros cada día para todos ellos.

Dadas las características que tiene el mercado eléctrico en nuestro podemos hablar de tres tipos de predicciones:

- **Predicción a corto plazo:** se caracteriza por tener horizontes de 1 a 7 días, con previsiones horarias y diarias son usadas en general por comercializadoras y generadores de electricidad y van a mercado diario.
- **Predicciones a medio plazo:** caracterizadas por tener un horizonte de más o menos 12 días, se usan para tomar decisiones operativas y de gestión de riesgo, son usadas por gestoras y comercializadoras para optimizar carteras.
- **Predicciones a largo plazo:** estas tienen de 5 a 20 años, son usadas para toma de decisiones de inversión. Obviamente dependen de cómo progresa la regulación, la actividad económica y los mercados internacionales. Normalmente es usada como input de otras variables como valoración de inversiones y medición de riesgo de mercado.

En este trabajo vamos a tratar las predicciones a corto plazo, ya que se realizan predicciones de 6 a 12 h.

La predicción de precio eléctrico está basada en el uso de series temporales como predictores, el análisis de series temporales suele hacerse a través de métodos estadísticos, pero estos tienen una serie de limitaciones:

- Necesitan series de datos completas para entrenar, si se pierde algún valor se pueden generar malos resultados en el modelo, A pesar de que hay formas de solucionarlo, son complejas
- Normalmente se trabaja con series de datos univariados y es bastante complejo trabajar con series multivariados.
- Es extremadamente sensible a valores perdidos

Los métodos de deep learning son capaces de hacer frente a los desafíos mencionados:

- No son sensibles a la falta de valor
- Facilidad para incorporar variables exógenas (se aplica tanto al conjunto de datos

- univariados como al conjunto de datos multivariados)
- Captura las interacciones de características no lineales
- Extracción automática de características

En este trabajo se explican tanto el proceso de obtención de datos y su posterior procesamiento para poder dar los datos de entrada correctamente a los modelos, como el proceso de estudio de diferentes modelos y métodos para llegar al modelo que mejor se ajusta, finalizando con cómo reproducir lo realizado y cómo ejecutar la APP de predicción.

## 2 Descripción de los datos

Cuando se fija el precio del mercado diario, algunos de los factores que más afectan son:

- **La demanda de electricidad:** El consumo total de energía para todos los fines. Cuanto mayor sea la demanda de electricidad, mayor será el Precio de Mercado
- **Generación de energía renovable:** La energía renovable tiene prioridad en la red eléctrica y por lo tanto siempre está en primer lugar en el orden de mérito. Cuanto mayor sea la generación de energía renovable, menor será el Precio de Mercado
- **Fecha y hora:** El Precio de Mercado se incrementará en verano e invierno, además los valores máximos suelen tener lugar a primera hora de la mañana y a última hora de la tarde.

Una vez conocidos los datos condicionantes, estos se han extraído de REE (Red Eléctrica Española), un grupo empresarial multinacional de origen español que opera en el mercado eléctrico internacional como operador del sistema eléctrico, los cuales proporcionan un servicio API REST a ESIOS (Sistema de Información del Operador del Sistema Español), mediante el cual se puede descargar toda la información del sistema. La documentación oficial del API REST de ESIOS está disponible [aquí](#).

Para acceder al sistema, es necesario solicitar un token por correo electrónico. La información sobre cómo solicitar el token está disponible [aquí](#).

Para obtener la información se ha desarrollado el fichero `esios.py`. En él se puede utilizar la función `save_indicators_table` para comprobar la lista de todos los indicadores. Los indicadores usados en este caso son:

Nombre del indicador	Identificador	Alias
Previsión diaria de la demanda eléctrica peninsular	460	demand
Previsión de la producción eólica nacional peninsular	541	wind
Generación prevista Solar	10034	solar
Precio medio horario componente mercado diario	805	price

Tabla 1 indicadores API ESIOs

Los datos disponibles son del 01-01-2014 hasta el presente. Los datos históricos utilizados son del 01-01-2014 al 25-08-2020

De esta manera, la información puede ser descargada a través del servicio REST API. Dado que el Precio del Mercado Eléctrico es un valor que se actualiza cada hora, para desarrollar el modelo es necesario que el resto de los parámetros mantengan la misma escala, por lo que el script está configurado para realizar la descarga de datos de los indicadores anteriormente mencionados con frecuencia horaria.

Para obtener la información de ESIOs es necesario ejecutar el archivo `Get_Data.ipynb` de Jupyter Notebook. Una vez ejecutado el archivo se generará un archivo `Data.csv`.

En ese archivo se realiza un primer procesamiento de los datos, quitando duplicados y NaNs y haciendo un estudio de outliers. En ese estudio se han revisado variable a variable los outliers que pudieran tener y si tenían decidir si eran suficientemente significativos como para tener que tratarlos o no:

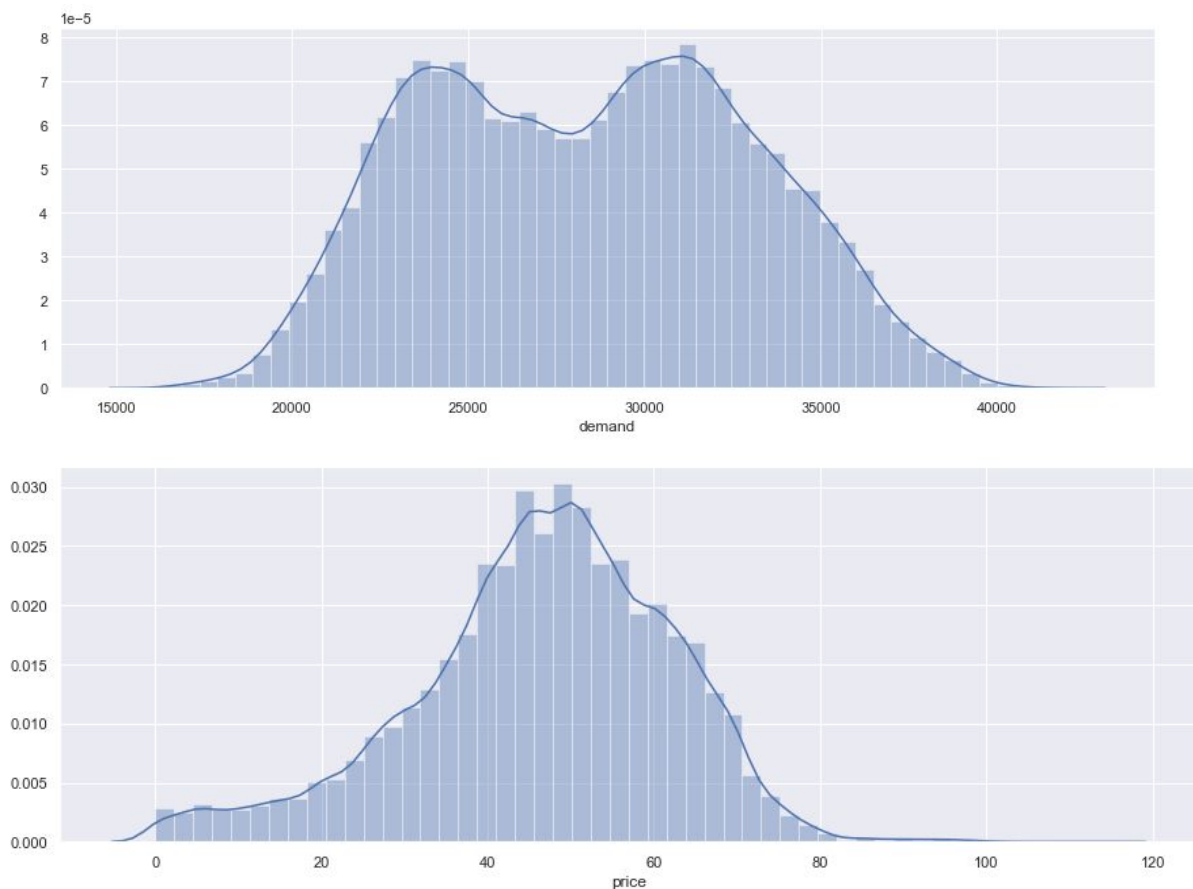


Imagen 1 Outliers demanda y precio

El estudio se puede resumir en:

Variable	demand	solar	wind	price
Outliers	0	403	506	1609
%	0	0.70%	0.88%	2.81%

Tabla 2 Porcentaje de outliers respecto total de datos

Al ser valores en tanto por ciento, respecto el total de datos, tan pequeños no se ha considerado necesario hacer nada con ellos y se usa el dataset tal cual.

Se genera un archivo con toda la información recuperada de la API, este tiene la estructura siguiente:

Date	Demand	Wind	Solar	Price
TimeStamp	Value	Value	Value	Value

Tabla 3 Aspecto de fichero final del dataset

### 3 Metodología

Para esta parte se ha realizado un estudio con diferentes configuraciones y métodos. En ambas usamos ventanas de tiempo para entrenar y predecir.

Dado un tiempo específico, digamos que quieres predecir el precio 6 horas en el futuro. Para hacer esta predicción, eliges usar 5 días de observaciones. Así, crearías una ventana con las últimas 120(5x24) observaciones para entrenar el modelo. Muchas de estas configuraciones son posibles, lo que hace que este conjunto de datos sea bueno para experimentar.

Se desarrolla una función para cada metodología, esta devuelve las ventanas de tiempo descritas anteriormente para que el modelo se entrene. El parámetro `history_size` es el tamaño de la ventana de información pasada. El `target_size` es cuán lejos en el futuro necesita el modelo aprender a predecir. Este `target_size` se aplica al conjunto de datos para obtener la etiqueta que necesita ser predicha.

Por supuesto antes de esto se ha cargado el fichero `Data.csv` con todo el histórico y se ha normalizado. A continuación se describen las distintas metodologías con diferentes configuraciones:

## 3.1 Series temporales univariadas

Primero probamos a entrenar un modelo usando una sola variable, la que queremos predecir, el precio, y el modelo lo usará para hacer predicciones de ese valor en el futuro.

### 3.1.1 Baseline

Antes de construir un modelo entrenable sería bueno tener un baseline de rendimiento como punto de comparación con los últimos modelos más complicados.

Dado un punto de entrada, el método de línea de base mira toda la historia y predice que el siguiente punto será el promedio de las últimas 20 observaciones. Esta simple línea de base se conoce como la media móvil (MA).

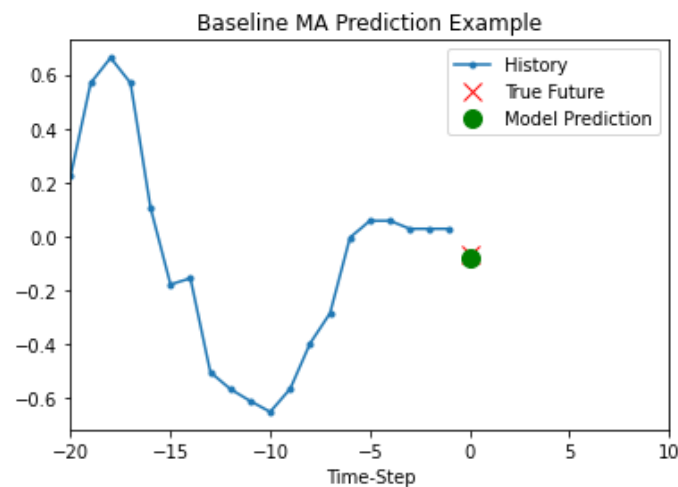


Imagen 2 Predicción con MA

Para poder comparar también creamos el WMA (Media Móvil Ponderada), una versión elegante del MA, en la que los últimos datos tienen más peso que los primeros.

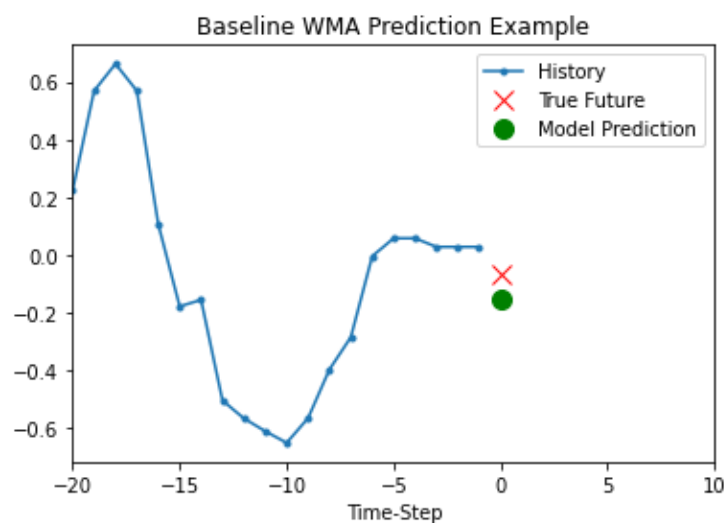


Imagen 3 Predicción con WMA

### 3.1.2 Red Neuronal Recurrente

Una vez calculadas unas baselines, comenzamos con la primera red neuronal, esta sigue tratando datos univariados y es una Red Neuronal Recurrente (RNN).

Una RNN es un tipo de red neural bien adaptada a los datos de series temporales. Las RNNs procesan una serie temporal paso a paso, manteniendo un estado interno en cada uno. Un importante argumento constructor para todas las capas RNN de Keras es el argumento `return_sequences`. Este parámetro puede configurarse de dos maneras:

Si es `False` (el valor por defecto), la capa sólo devuelve la salida del último paso temporal, dando al modelo tiempo para calentar su estado interno antes de hacer una sola predicción:

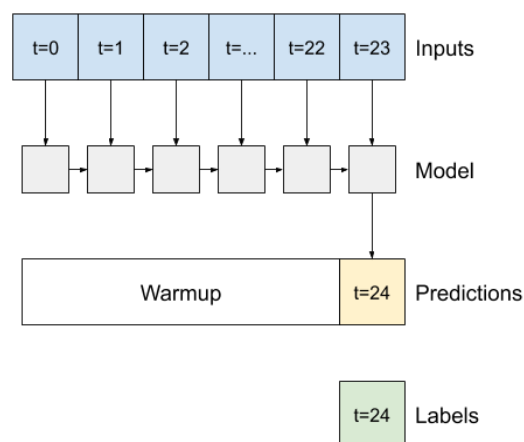


Imagen 4 Esquema red sin retorno de secuencias

Si es `True` la capa devuelve una salida para cada entrada. Esto es útil para apilar capas RNN y entrenar un modelo en múltiples pasos de tiempo simultáneamente.

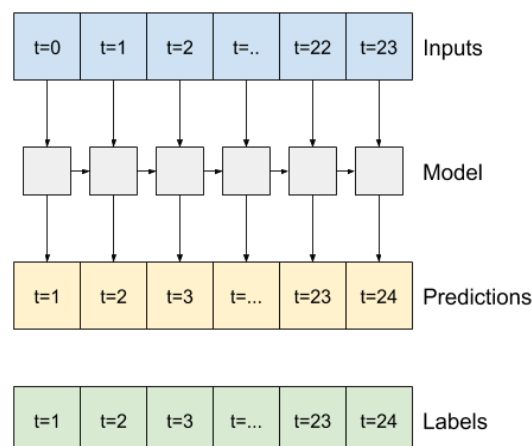


Imagen 5 Esquema red con retorno de secuencias

En este caso para los datos univariables hemos montado una LSTM (Long Short Term Memory) muy sencilla con `return_sequences` a `False`. La configuración es la siguiente:

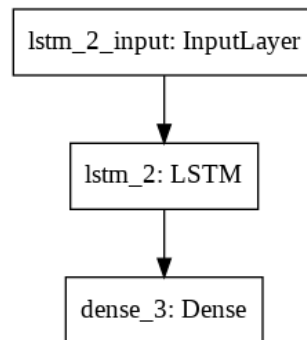


Imagen 5 Esquema red RNN univariable

## 3.2 Series temporales multivariable

El conjunto de datos original contiene 5 características que son las que se utilizan ahora. Es esencial incluir las fechas ya que el precio de la electricidad tiene una clara periodicidad diaria y anual.

El problema es que en nuestro dataset la fecha es un string, algo que la red no entiende, un enfoque simple para convertirlo en una señal utilizable es usar `sin` y `cos` para convertir la hora en señales claras de "Hora del día" y "Hora del año":

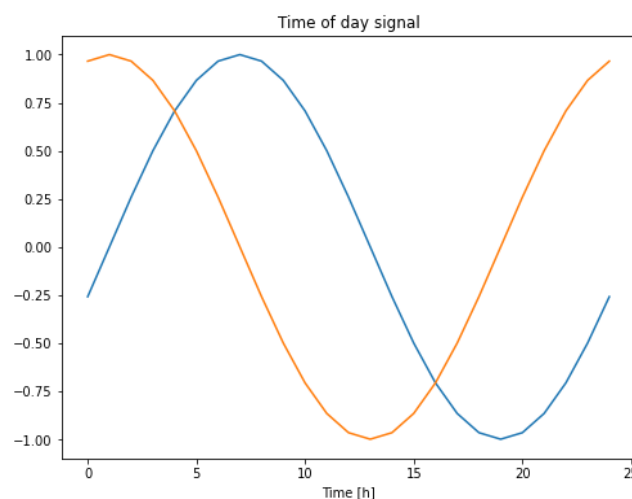


Imagen 6 Representación de señal diaria en sen cos

Tras incluir las nuevas columnas el dataset queda:

Demand	Wind	Solar	Price	Day sin	Day cos	Year sin	Year cos
Value	Value	Value	Value	Value	Value	Value	Value

Tabla 4 Aspecto del dataset final



Tras esto normalizamos el conjunto de datos utilizando la media y la desviación estándar.

### 3.2.1 Modelo de un solo paso

En una configuración de un solo paso, el modelo aprende a predecir un solo punto en el futuro basado en alguna historia proporcionada.

Como se mencionaba anteriormente una función realiza la misma tarea de ventana que la creada para los datos univariados sin embargo, aquí muestrea la observación pasada basada en el tamaño del paso dado. En este caso ese paso es 1.

En la red se muestran datos de los últimos cinco (5) días, es decir, 120 observaciones que se muestrean cada hora y representan la historia de los últimos cinco días. Para el modelo de predicción de un solo paso, la etiqueta de un datapoint es el precio a 12 horas en el futuro.

En este caso se vuelve a usar una RNN con la siguiente configuración:

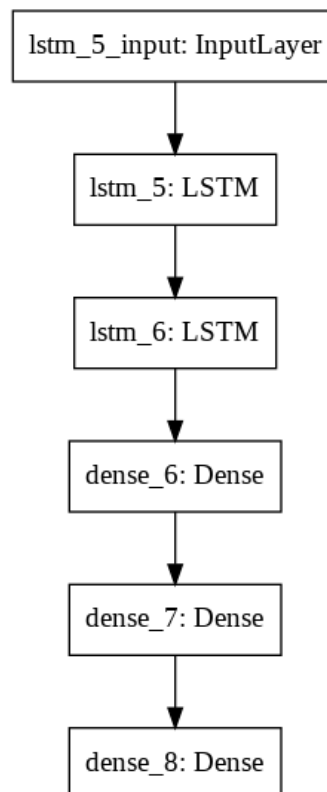


Imagen 7 Esquema red RNN multivariable de un paso

### 3.2.2 Modelo de múltiples pasos

En un modelo de predicción de múltiples pasos, dada una historia pasada, el modelo necesita aprender a predecir un rango de valores futuros. Así, a diferencia de un modelo de un solo paso, en el que sólo se predice un único punto futuro, un modelo de varios pasos predice una secuencia del futuro.

Para el modelo de múltiples pasos, los datos de entrenamiento consisten de nuevo en registros de los últimos cinco días muestreados cada hora. Sin embargo, en este caso, el modelo necesita aprender a predecir el precio para las próximas 12 horas. Para esta tarea, el conjunto de datos debe prepararse en consecuencia, por lo que el primer paso es simplemente crearlo de nuevo, pero con una ventana objetivo diferente.

En este caso se vuelve a usar una RNN con la siguiente configuración:

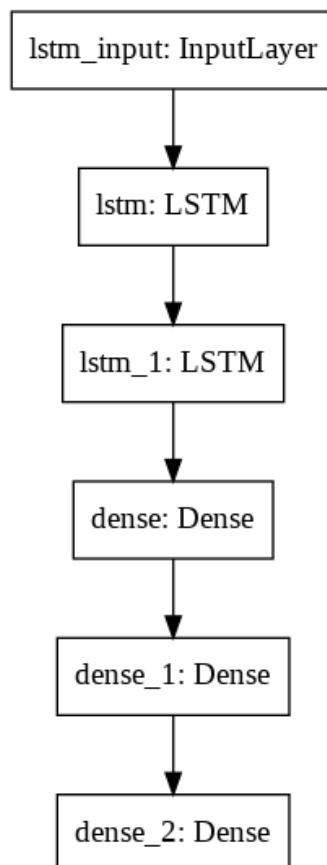


Imagen 8 Esquema red RNN multivariable de un paso

Este será el modelo elegido para hacer las predicciones de la APP al ser el que mejores resultados aporta. Se ha cambiado la configuración inicial de la ventana para mejorar las predicciones a 360 observaciones (15 días) y 6 h de predicción

### 3.3 Aplicación para generar las predicciones

Una vez elegido el modelo con el que vamos a realizar las predicciones, se ha creado un script `deep_price.py` en el que se toma la fecha del día de ejecución y los 20 días anteriores para hacer la predicción, se hace el procesado de los datos, se carga el modelo multivariable y se predicen las últimas 12h, finalmente a través de `steamlit` generamos un gráfico de predicciones.

## 4 Resumen de los resultados

Para evaluar los resultados hemos obtenido de cada modelo una comparativa con el baseline del MAE evaluando las predicciones con los datos de validación, se muestran las predicciones gráficamente también:

### RNN univariable para un único paso:

- MAE para baseline MA 0.320
- MAE para baseline WMA 0.2884
- MAE para LSTM 0.0961

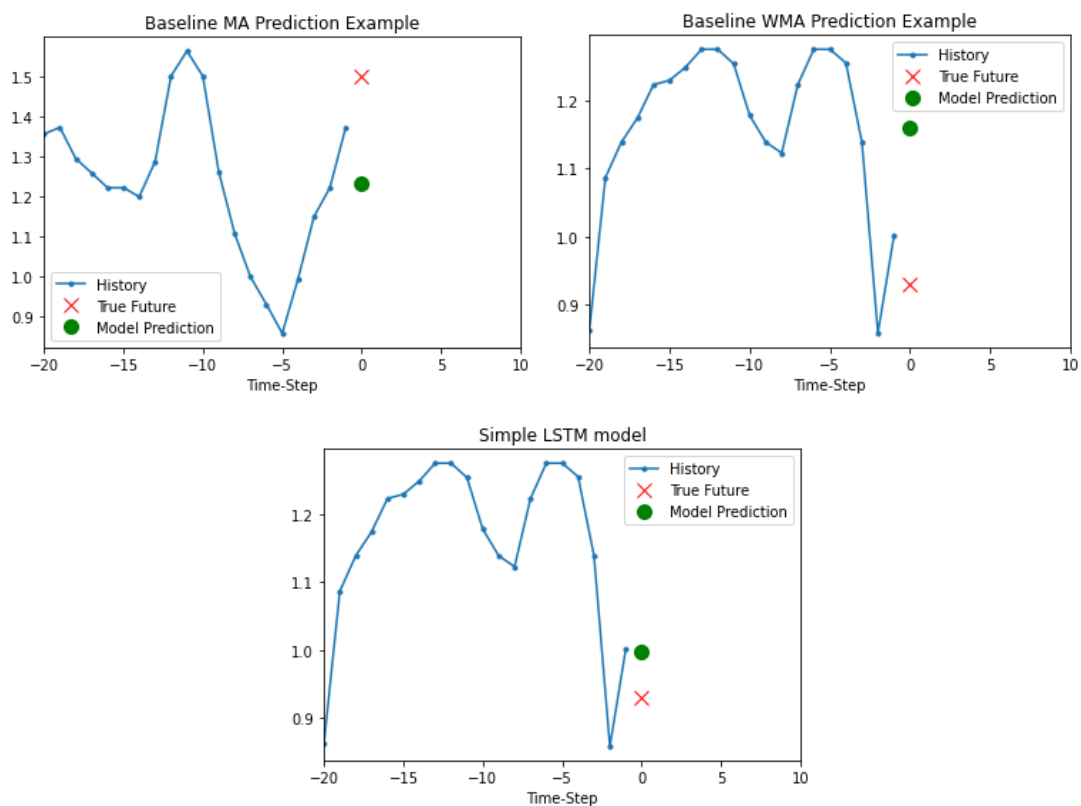


Imagen 9 Predicciones univariables de un paso

Se muestra una clara mejora con la RNN en este caso, siendo el MAE de 0.0961 frente a los 0.32 de MA y los 0.288 del WMA.

### RNN multivariable para un único paso:

- MAE para baseline MA 0.7907
- MAE para baseline WMA 0.8452
- MAE para LSTM 0.3105

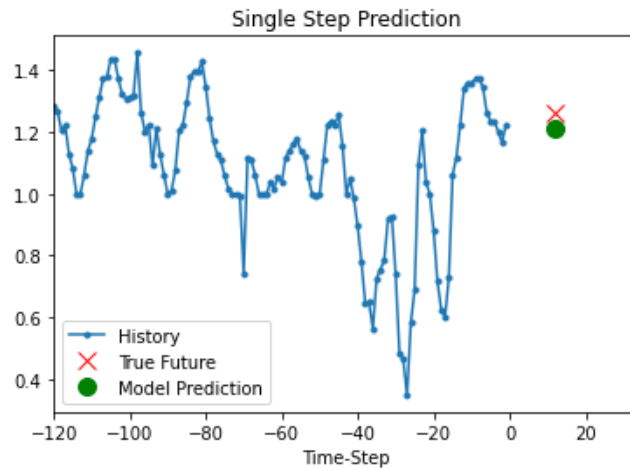


Imagen 10 Predicciones multivariantes de un paso

Se muestra una clara mejora con la RNN en este caso, siendo el MAE de 0.3105 frente a los 0.7907 de MA y los 0.8452 del WMA.

**RNN multivariable con 12 predicciones:** al tener más de una predicción no se puede calcular el MA y el WMA

- MAE para LSTM 0.2307

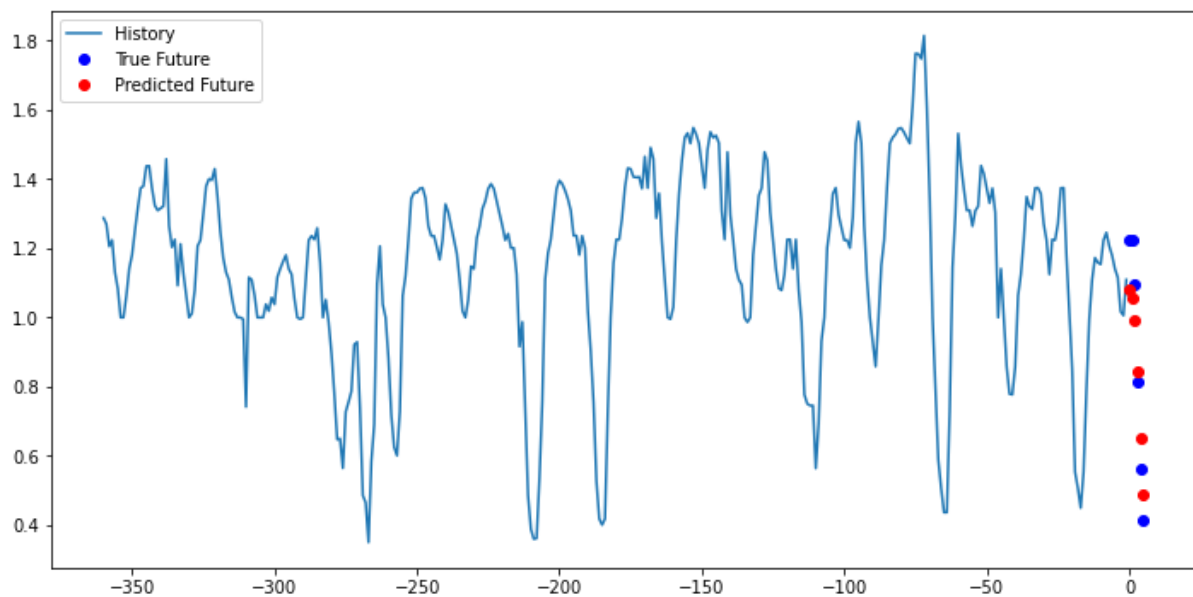
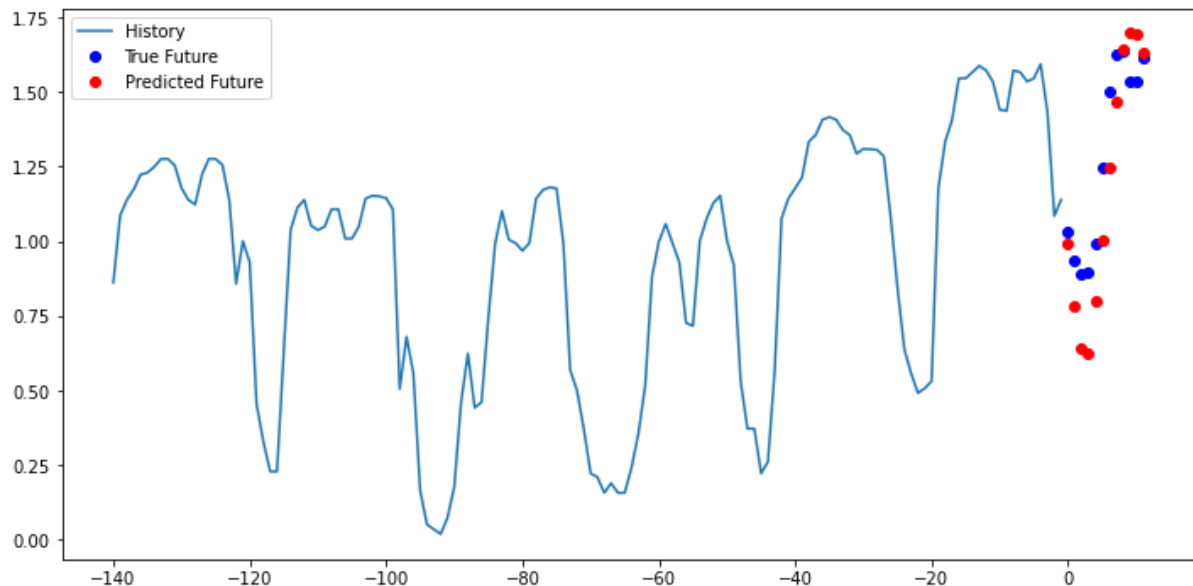


Imagen 11 Predicciones multivariantes de 12 pasos

Se ve una clara mejora respecto a la RNN multivariable de un solo paso en el MAE además de estar prediciendo 12 h en vez de una

Además de estas configuraciones se ha mejorado el modelo RNN multivariable con 12 predicciones modificando la ventana de predicción a 144 observaciones (5.8 días), teniendo esta un MAE de 0.2290:



Finalmente el modelo de esta última red es el que se ha guardado para hacer las predicciones en la app.

## 5 Conclusiones

Para predecir series temporales las RNN funcionan realmente bien, siendo una predicción como la del precio eléctrico, la mejor configuración tanto por cantidad de predicciones como resultado en MAE es la multivariable con distintos pasos.

Aún así el modelo puede ser mejorado con distintas configuraciones que no han sido probadas, puede avanzarse mucho más en la predicción modificando la ventana, incluyendo más histórico y modificando la red con distintas capas.

## 6 Manual de usuario

Para poder ejecutar la APP `deep_price` es necesario tener lo siguiente instalado:

- TensorFlow2 : importante que sea el 2 ya que las transformaciones de tensores a numpy solo se pueden hacer con esa versión

```
> pip install tensorflow
```

- Streamlit

```
> pip install streamlit
```

- Pandas
- Numpy
- Matplotlib.pyplot

Ahora ya solo es necesario descargarse el repositorio de GitHub [deep\\_price\\_forecast](#) y ejecutar en la terminal:

```
> streamlit run deep_price.py
```

Se abrirá una pestaña en tu navegador con la predicción de las próximas 12h del precio eléctrico en España.

Si además quieres reentrenar el modelo solo tienes que:

- **Generar el dataset:** para eso tendrás que solicitar un token a REE como indiqué en la introducción y cambiar la fecha de fin a una más actual si quieres entrenar con más datos. Para ello ejecuta:

```
> jupyter-notebook Get_data.ipynb
```

- **Ejecutar el modelo:** como yo no cuento con ordenadores con GPU todo el código está generado para que ejecute en CPU, por lo que no tiene requerimientos de máquina. Para ello ejecuta:

```
> jupyter-notebook model_deep_price.ipynb
```

- **Ejecutar la APP:** como el modelo se guarda automáticamente en la misma carpeta en la que lo busca la app tan solo hay que volver a ejecutar:

```
> streamlit run deep_price.py
```