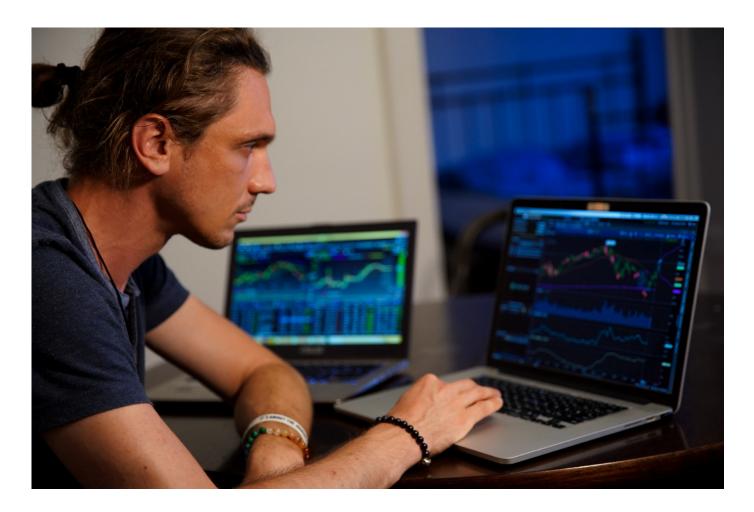


Forecasting con Prophet.

Caso práctico prediciendo del consumo eléctrico en España.



Uno de nuestros mayores intereses es leer el futuro, saber qué va a suceder antes de que ocurra. Si somos capaces de predecir el futuro, podemos actuar en consecuencia y prepararnos para afrontarlo de la mejor manera posible.



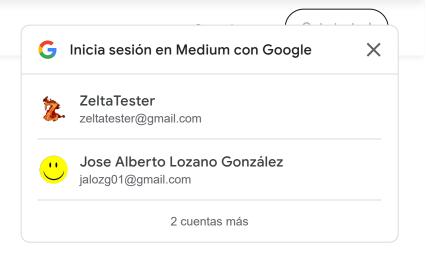






¿Qué vamos a hacer?

- 1. Exploración de los datos.
- 2. Medias móviles.
- 3. Modelos disponibles.
- 4. Prophet.
- 5. Validación del modelo.
- 6. Conclusión.



Exploración de los datos

PD: Para la visualización de series temporales es muy recomendable el uso de gráficas interactivas. Para más detalles, no dudes en mirar este magnífico post [1].

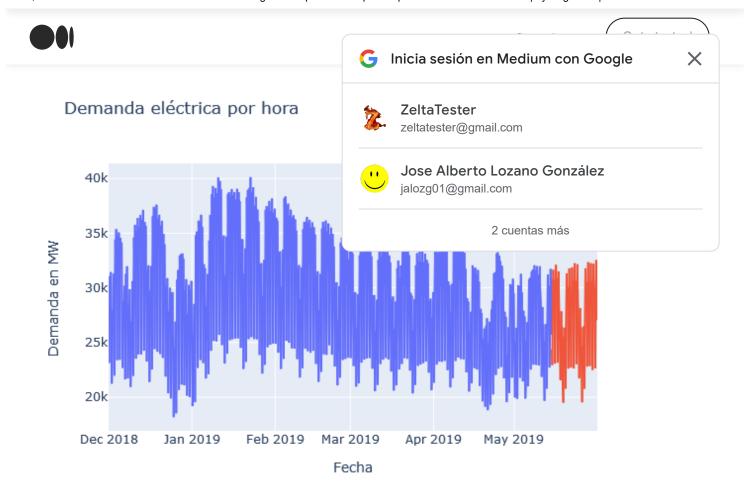
Dado que esto es un ejemplo, lo que haremos será separar nuestros datos en entrenamiento y test. A partir del 15 de mayo de 2019 será nuestro test dataset, el cual quedará al margen del análisis y solo se utilizará al final para validar las predicciones hechas a partir del train dataset.

Por tanto nuestros datos quedarán de la siguiente manera:









A simple vista vemos que hay momentos claros en los que el consumo eléctrico presenta una caída considerable, pero ya nos centraremos en eso más adelante. Para más detalles podemos hacer zoom sobre nuestros datos:



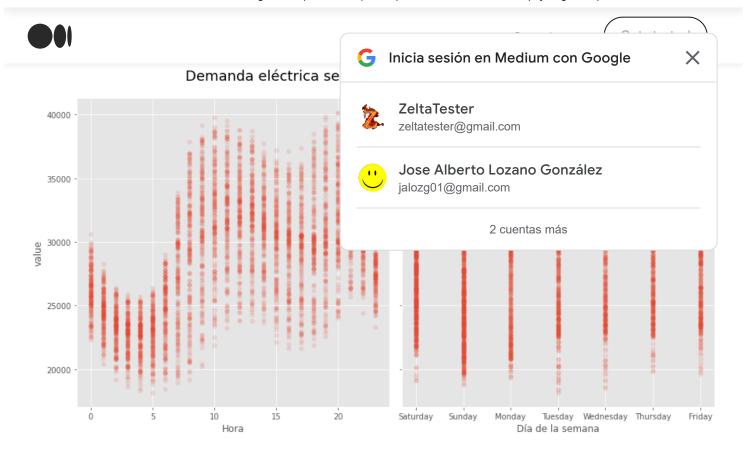


Zoom sobre la serie temporal

En la gráfica anterior hemos marcado con líneas negras el comienzo de cada lunes. Cada "montaña" corresponde al consumo en un día. Parece que la demanda electrica tiene una componente estacional semanal y otra diaria (esto se puede comprobar viendo las autocorrelaciones).

En la siguiente gráfica observamos que durante los días laborales hay una mayor demanda de eléctricidad, mientras que esta cae durante el fin de semana. Además, vemos que los propios días también presentan un patrón en su comportamiento. El consumo es mínimo durante las horas de madrugada hasta que empieza a subir a las 6:00 a medida que la gente se despierta, y se ve una mayor demanda entorno a las 10:00 y las 20:00.





Medias móviles

En el estudio de las series temporales, el uso de las medias móviles es uno de los principales recursos para filtrar el ruido y crear una curva suave a partir de una curva que de otra manera sería ruidosa. Esto nos ayuda a identificar un comportamiento más a largo plazo.

Las medias móviles visualizan el valor medio durante un período de tiempo especificado. Sin embargo, existen varios tipos de medias móviles en función de la importancia que se le asigna a cada valor.

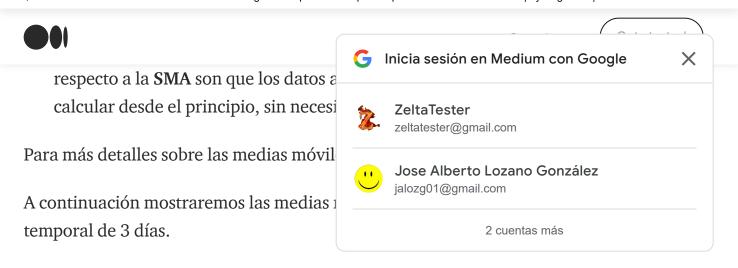
Las más utilizadas son:

• **Media movil simple (SMA)**: Considera que todos los valores tienen la misma importancia y calcula la media aritmética para los *n* momentos previos.

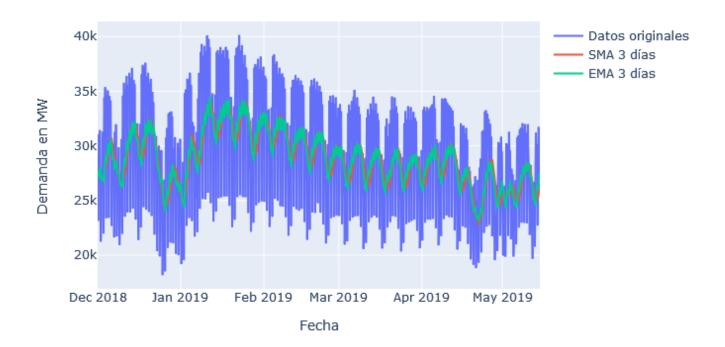








Medias moviles con ventana de 3 días



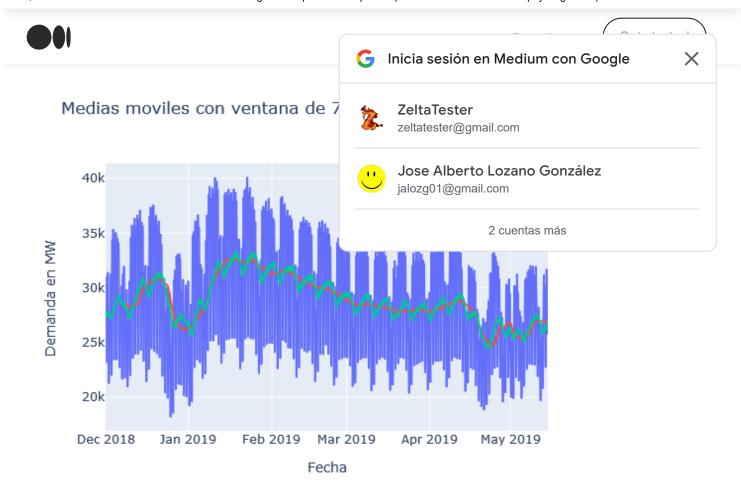
En este caso parece que hemos tomado una ventana de tiempo demasiado pequeña y se conserva bastante ruido.

Esta vez usaremos una ventana temporal de 7 días. Ampliando esta ventana conseguiremos que las medias móviles nos muestren cómo evoluciona la demanda media.









Ahora sí que vemos un comportamiento a largo plazo mucho más informativo. Se pueden ver caídas llamativas del consumo eléctrico medio tanto a finales de diciembre como a mediados de abril y principios de mayo.

Haciendo zoom de los datos sobre esos periodos vemos que las caídas coinciden con festivos muy señalados en España:

- A finales de diciembre: Navidad y año nuevo.
- A mediados de abril: Semana santa, siendo jueves santo y viernes santo los días 18 y 19 de abril.
- Principios de mayo: El día primero de mayo, que en 2019 cayó en miércoles.



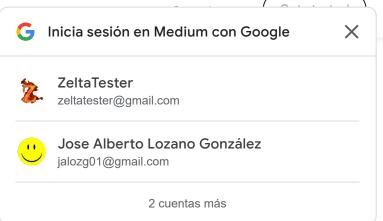






técnicas de autoregresión, tales como AR

Posteriormente, con el auge del machine Se puede convertir en un problema de ap features engineering y entonces aplicar n random forest. [3]



En este caso nos decantaremos por Prophet, una herramienta desarrollada por Facebook con el objetivo de hacer lo más fácil posible el análisis de series temporales. Permite encontrar automáticamente la estacionalidad, tendencia y ofrece parámetros fáciles de entender sin necesidad de tener un amplio conocimiento y experiencia con series temporales. Si te interesa como funciona y las matemáticas que hay detrás podrás verlo aquí.

Prophet

Prophet presenta un modelo aditivo con las siguientes componentes:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$$

Siendo:

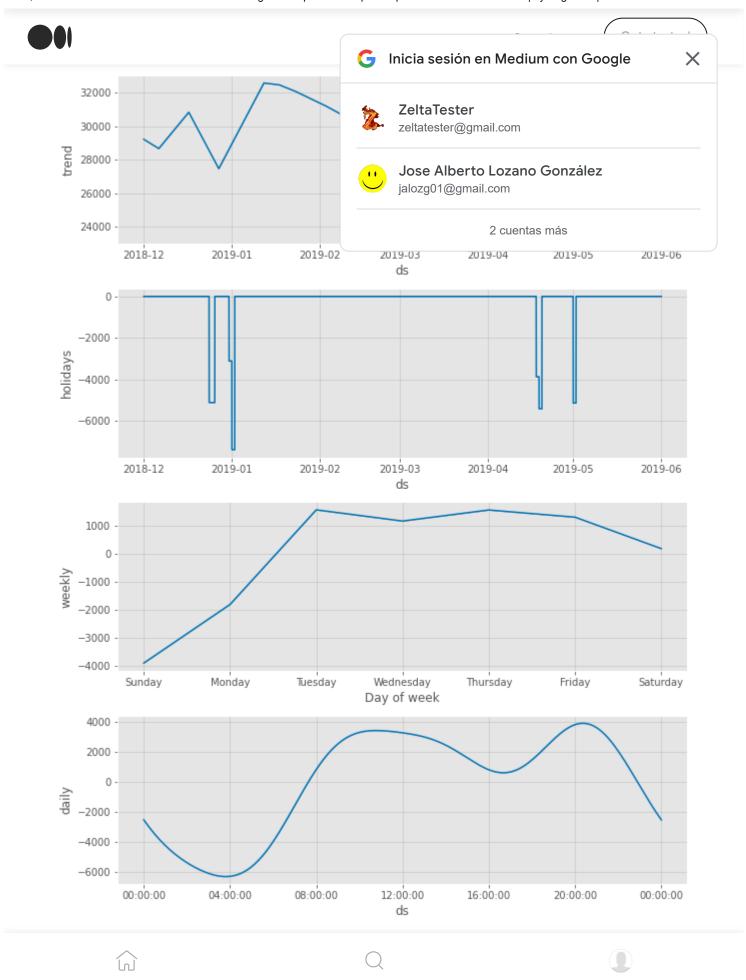
- g(t): Que modeliza la tendencia del modelo, la cual describe el comportamiento a largo plazo.
- s(t): Que modeliza la estacionalidad del modelo mediante series de Fourier.
- h(t): Que modeliza el efecto de las vacaciones o eventos que tienen impacto en nuestra serie (Black Friday, Navidad, etc)
- ϵ_t : Que representa el término del error irreducible.

Ajustaremos el modelo con los datos de entrenamiento y veremos las componentes que el







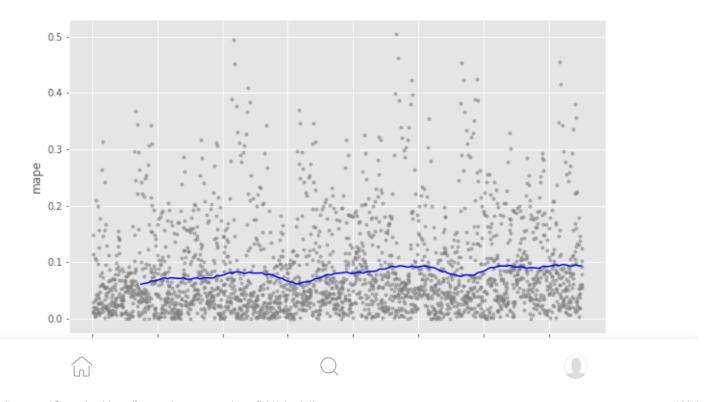


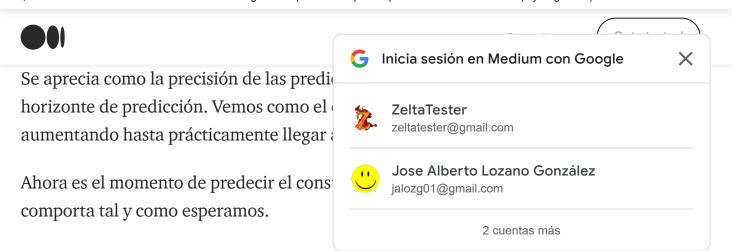


Validación del modelo

Ahora es el momento de ver como de bien funciona nuestro modelo. Para ello haremos un cross validation tal y como se describe en la documentación de Prophet [4].

Observaremos el porcentaje medio de error absoluto (MAPE) sobre el horizonte de predicción para determinar como de fiable esperamos que sea nuestra predicción. Usamos esta medida en lugar del error cuadrático medio (MSE) por su fácil interpretación.





Predicción de la demanda entre los días 15 y 31 de mayo



Vemos como la predicción se ajusta bastante bien a nuestros datos, con un MAPE del 5%. Llegados a este punto, damos por concluido el análisis.

Podrás ver el código completo en mi GitHub.



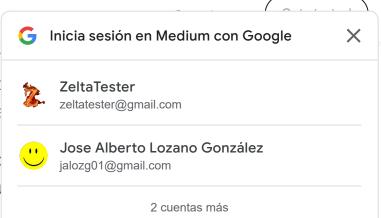






funcionamiento de Prophet, ya que para conjunto de datos mayor (con nuestro co estacionalidad anual o utilizar la informa

La versatilidad de Prophet permite pronc problemas de series temporales, por lo qu tener en cuenta.



Referencias

Implementing Moving Averages in Python

Basics of Moving Averages followed by a simple Python implementation.

towardsdatascience.com

Predicting the 'Future' with Facebook's Prophet

Forecasting Medium's future 'Views' using Facebook's Prophet Library

towardsdatascience.com

Forecasting Wars: Classical Forecasting Methods vs Machine Learning

Who will win?

towardsdatascience.com







