



Facultad de Ciencias Económicas, ICADE

**CREACIÓN DE UN BONO ELÉCTRICO SOSTENIBLE: LOS
BENEFICIOS DE LAS ENERGÍAS RENOVABLES AL ALCANCE
DE TODOS**

MADRID | abril de 2020

ÍNDICE

1.	INTRODUCCIÓN	4
2.	PRECIOS DEL SISTEMA POOL	6
2.1.	DEMANDA.....	6
2.1.1.	MÉTODO NAÏVE.....	11
2.1.2.	MODELO HOLT WINTERS.....	12
2.1.3.	MODELO ARIMA.....	13
2.1.4.	MODELOS DE REGRESIÓN DINÁMICOS: ERRORES ARIMA	17
i.	SELECCIÓN DE VARIABLES	17
ii.	REGRESIÓN LINEAL	23
iii.	VARIABLES PARA LA PREDICCIÓN.....	24
iv.	MODELO DINÁMICO.....	26
2.2.	OFERTA.....	29
2.2.1.	ANÁLISIS INTRODUCTORIO	29
2.2.2.	PROYECCIÓN DE OFERTA POR TECNOLOGÍAS	31
2.3.	MODELIZACIÓN DE PRECIOS.....	41
3.	ESTUDIO DE LA TECNOLOGÍA	48
3.1.	SELECCIÓN DE AEROGENERADOR	48
3.2.	ESTIMACIÓN MWh	50
3.2.1.	CAPACITY FACTOR MEDIO DEL PARQUE EÓLICO ESPAÑOL ...	50
3.2.2.	MODELO RENEWABLE NINJA PARA ESTIMACIÓN DE CAPACITY FACTORS.....	51
4.	DISEÑO DEL BONO	54
4.1.	INSTRUMENTO JURÍDICO Y HORIZONTE TEMPORAL.....	54
4.2.	LOS ELEMENTOS DE LA INVERSIÓN.....	55
4.3.	BONOS.....	58
4.3.1.	BONO G128 4.5	58
4.3.2.	BONO G145 4.5	63
4.3.3.	BONO G128 4.5 CON ESTUDIO DE LOCALIZACIÓN	67
5.	CONCLUSIÓN	73
6.	REFERENCIAS	76

1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo busca crear y comercializar un nuevo instrumento financiero para acercar al pequeño inversor la oportunidad de participar en la transformación de generación de electricidad.

El siglo XXI tiene por delante dos retos principales. El primero, la digitalización y aplicación de la tecnología a todos los ámbitos de manera masiva. El segundo, transformar tanto los patrones de consumo como el modelo de generación y distribución de energía, para cubrir la electrificación de nuestra economía y hacerla más accesible y sostenible. Hoy, de esta transformación energética muchos participan meramente como receptores a título de consumidor beneficiado, pero esto puede cambiar. Es evidente que un sector como el de la generación eléctrica contiene numerosas barreras de entrada principalmente legales y de capital, por ser muy intensivo en este factor. Sin embargo, podemos configurar un instrumento financiero que acerque a los inversores minoristas los beneficios financieros de esta remodelación con un doble beneficio: por un lado, el que recibirían los inversores de manera sencilla y del que hoy todavía no pueden participar, y por otro, el evidente aumento de capacidad inversora que conllevaría esta congregación de capital.

Precisamente en línea con los dos retos del siglo, vamos a conjugar tecnología y estudio de la evolución del mercado eléctrico en España, utilizando a lo largo de todo este camino, numerosas herramientas de Data Analysis, principalmente con el uso del lenguaje R.

La metodología que desarrollemos pretende centrarse en la energía eólica, pues es uno de los métodos de generación más maduros en el mercado. No obstante, esta aproximación puede utilizarse para distintos tipos de tecnologías e incluso, llegado el punto, para extrapolarla también a otros países.

Así las cosas, este trabajo pretende primero, analizar las condiciones del mercado eléctrico de generación. Para ello, analizaremos los distintos componentes que influyen en la casación de precios del mercado OMIE, como son la demanda y el mix de oferta, entendido como aquella composición heterogénea de distintas fuentes de generación divididas por tecnologías.

La demanda la acotaremos en todo el trabajo al sistema peninsular. Una vez conseguido este objetivo, modelizaremos los precios del Mercado Diario para 2020 y 2021, con el fin de analizar la viabilidad de las condiciones de aquí a un futuro cercano. Si de este análisis pudiéramos inferir que las condiciones futuras serán propicias para desarrollar nuestro proyecto, entonces pasaremos al caso concreto, estimando un cuadro de rentabilidades, en un emplazamiento óptimo con un tipo de turbina específica. Escogemos un horizonte temporal corto de 2 años pues buscamos ver si las condiciones son favorables en ese periodo de tiempo pensando en que el bono comercializado se haría por plazos de vencimiento bianuales. En un estudio más avanzado, procedería ampliar nuestro horizonte temporal y hacer modelos horarios, lo cual, por su amplitud, no cabrá en este texto.

Una vez realizado nuestro estudio, construiremos un bono con idea de ser posteriormente comercializado al inversor minorista. Si tras recorrer el camino, obtenemos unas rentabilidades estimadas atractivas, esto posibilitaría abrir un nuevo horizonte de

inversión, ecológico, sostenible, socialmente responsable y accesible. Actualmente, la gran mayoría del mercado inversor minorista cree en el valor de la inversión sostenible y esto vendría a responder tal necesidad. Asimismo, mejoraría también el precio para los consumidores finales de electricidad de suerte que esta tecnología produce electricidad barata. Igualmente, podríamos estar ante un nuevo modelo de negocio para empresas tradicionales de distribución de energía, pues ello aportaría un nuevo producto que ampliaría las posibilidades del mercado eléctrico, dando la oportunidad de hacer partícipes directos de la transformación que tenemos por delante, a un mayor colectivo.

Por último, el trabajo pretende cambiar la perspectiva de búsqueda de localización óptima para la producción de electricidad a través de aerogeneradores. No buscaremos lugares con vientos máximos y sostenidos, sino aquellos que produzcan cuando la energía sea más cara, para poder capturar un mayor valor y relajar los precios para el consumidor. En suma, usaremos la teoría de Price Capture, modelizando el valor del viento, para estudiar localizaciones óptimas. Nuestros molinos capturarán más margen de rentabilidad cuando los precios del mercado mayorista den precios €/MWh más caros. Así, el emplazamiento óptimo responderá al punto geográfico en que la función de beneficio marginal (analizando numerosos puntos) es 0, lo cual se traduce en que, tanto vender a un precio ligeramente superior (vender más cantidades en meses más caros dando la media ponderada total de precio superior) como vender más cantidad de MW, se traduciría en una disminución del beneficio. Utilizaremos el término “capacity factor” a lo largo del trabajo para referirnos a la eficiencia de los generadores, pues es la relación entre la potencia nominal y la verdaderamente empleada.

2. PRECIOS DEL SISTEMA POOL

Merece la pena hacer un pequeño resumen del funcionamiento del mercado que pretendemos estudiar.

El sistema eléctrico de generación español tras la aprobación de la Ley de Ordenación del Sistema Eléctrico Nacional (LOSEN) de 1998 que liberalizó el sector eléctrico, ha venido funcionando a través de un mercado mayorista o sistema de pool. Las Leyes 54/1997 y 24/2013 del Sector Eléctrico, regulan el funcionamiento del mercado diario.

OMIE es el operador del mercado eléctrico del sistema peninsular (denominado MIBEL) que se encarga de los servicios de organización, procesamiento de órdenes y casación de oferta y demanda para establecimiento de precio horario. Además, garantiza la transparencia en la actividad de los mercados y pone a disposición del público, información que va desde los operadores del mercado hasta las liquidaciones realizadas. Dentro de los mercados de electricidad que gestiona OMIE, podemos encontrar varios tipos, pues existen distintas necesidades de cobertura de demanda que se articulan con mercados independientes, con el fin de garantizar una planificación en la capacidad de distribución y la ininterrumpibilidad del suministro. El funcionamiento del Mercado Diario que representa en torno al 80¹% del volumen total transado, se basa en la oferta horaria de energía para la jornada siguiente que es cuando se produce la entrega. Vendedores y compradores hacen ofertas para cada una de las horas mediante un sistema de subastas. Por el contrario, es en el Mercado Intradiario donde productores y vendedores pueden ajustar la planificación del Mercado Diario. No entraremos a comentar el Mercado Intradiario Continuo.

Por todo ello, demanda (vía pujas de compra) y oferta (vía pujas de venta) configuran en última instancia el precio del MWh de la energía, y es por eso por lo que comenzaremos analizando estos componentes.

2.1. DEMANDA

España ha venido aumentando su demanda eléctrica de manera evidente entre los años 1990 y 2007. Ello se debe a numerosos factores² entre los cuales debemos resaltar el crecimiento económico, el auge del sector servicios, el aumento de la población, la progresiva electrificación de nuestra economía y un incremento en el consumo del sector residencial que representa aproximadamente el 25% del total demandado³ y que hoy en día, tiene una demanda más elástica con respecto al nivel de renta. Sin embargo, este paradigma cambió completamente en 2008 cuando entramos en una década rodeada de incógnitas por la crisis financiera, así como otros factores que dieron pie a cambios drásticos en la demanda de electricidad.

¹ Informes del sistema eléctrico español de años 2017, 2018 y 2019. Red Eléctrica de España.

² Antolin, F. (1988). Electricidad y crecimiento económico. Los inicios de la electricidad en España. *Revista De Historia Económica / Journal of Iberian and Latin American Economic History*, 6(3), 635-655. doi:10.1017/S0212610900000938

³ Romero-Jordán, D., del Río, P., & Peñasco, C. (2014). Household electricity demand in Spanish regions. Public policy implications. *Public Policy Implications* (June 18, 2014). IEB Working Paper, (2014/24).

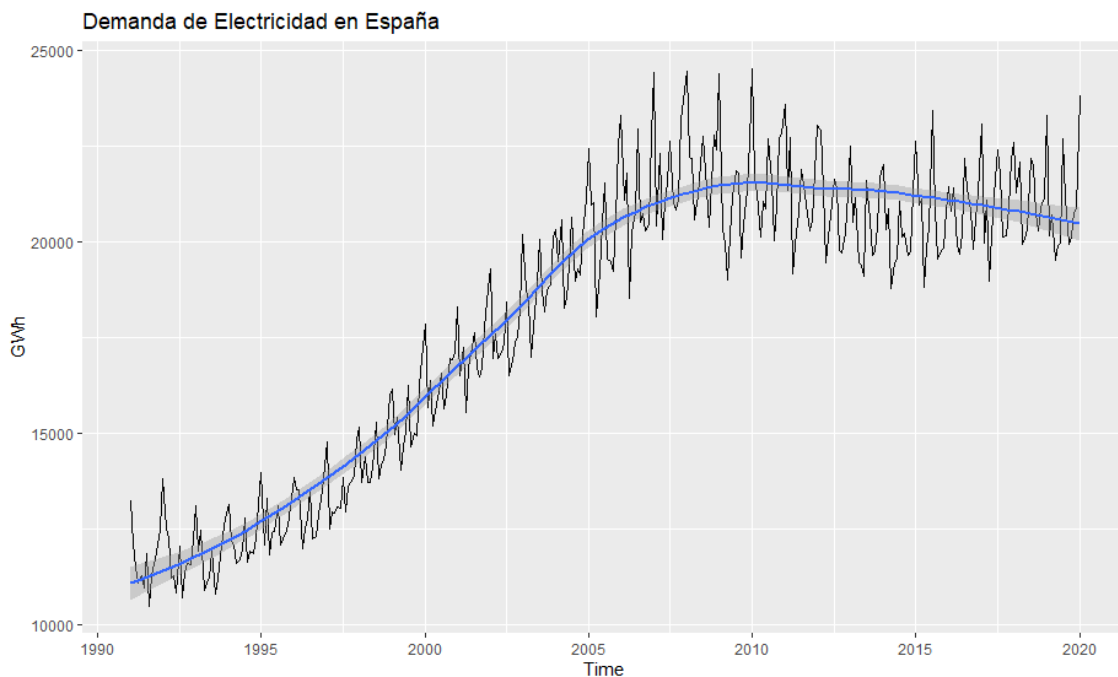
Antes de comenzar a predecir demanda de electricidad futura, vamos a realizar un EDA (Exploratory Data Analysis) sobre nuestro conjunto de datos⁴.

Estamos ante una serie de tipo temporal, pues representa una medición de valores ordenados cronológicamente. Tiene su origen en 1991 y frecuencia mensual. Seguidamente mostramos sus propiedades elementales en la *tabla 1* y su representación gráfica en la *gráfica 1*:

Tabla 1

Min.	1 st Qu.	Median	Mean	3 rd Qu.	Max.
10478	14104	18000	19496	20966	24527

Gráfica 1



Si queremos hacer un análisis más detallado de la serie temporal, debemos dividirla en sus diferentes componentes. Para ello, utilizamos la función `decompose()` en R. La varianza es cambiante y aumenta conforme avanza la tendencia de la serie como vemos en la gráfica anterior entre 1995 y 2020. Así, estamos ante una serie multiplicativa y cumplirá:

$$Y_t = T_t S_t e_t$$

Donde:

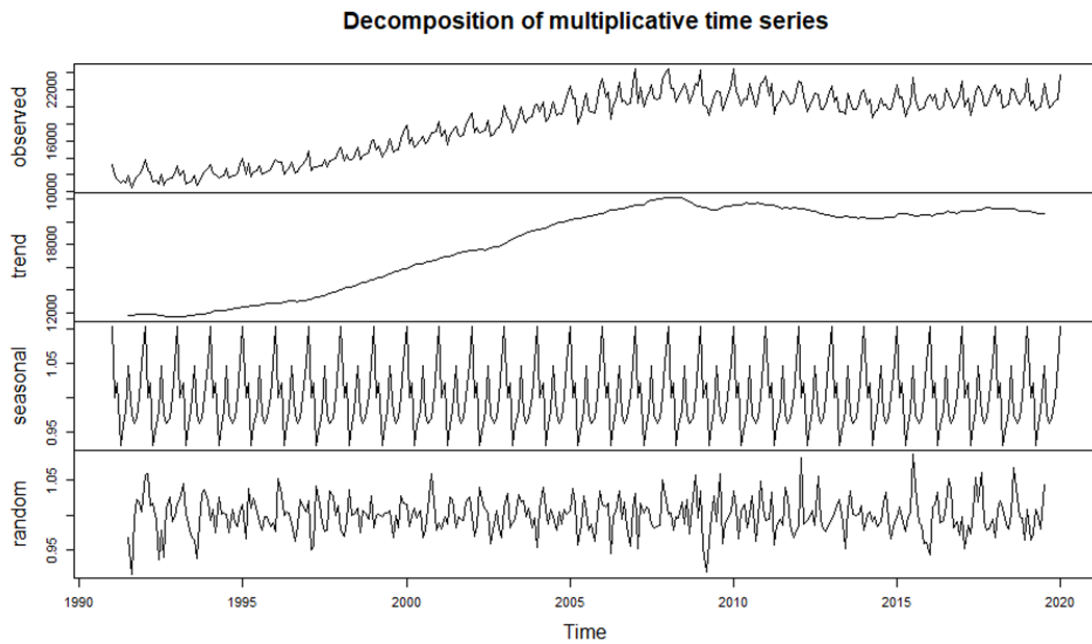
T_t es la tendencia definida como la existencia de un crecimiento o decrecimiento a largo plazo en la serie.

⁴ Dataset de creación propia utilizando <https://www.ree.es/es/datos/aldia>

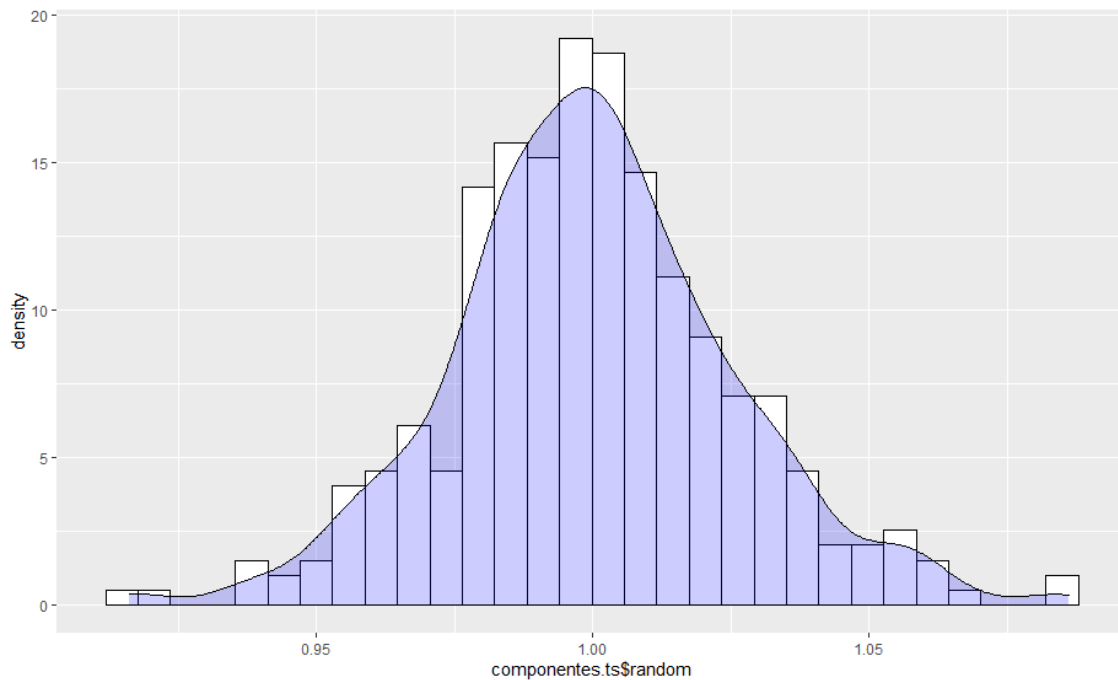
S_t es la estacionliadad, que representa el patrón que afecta a la serie temporal de manera constante por períodos de tiempo recurrentes.

e_t se refiere a el componente aleatorio que no se cubre por las dos variables anteriores con media 0, varianza constante, incorrelacionada (ruido blanco) y que sigue una distribución normal. Mostramos la descomposición en la *gráfica 2* y la distribución del elemento aleatorio en nuestra serie para ratificar lo expuesto, en la *gráfica 3*.

Gráfica 2



Gráfica 3



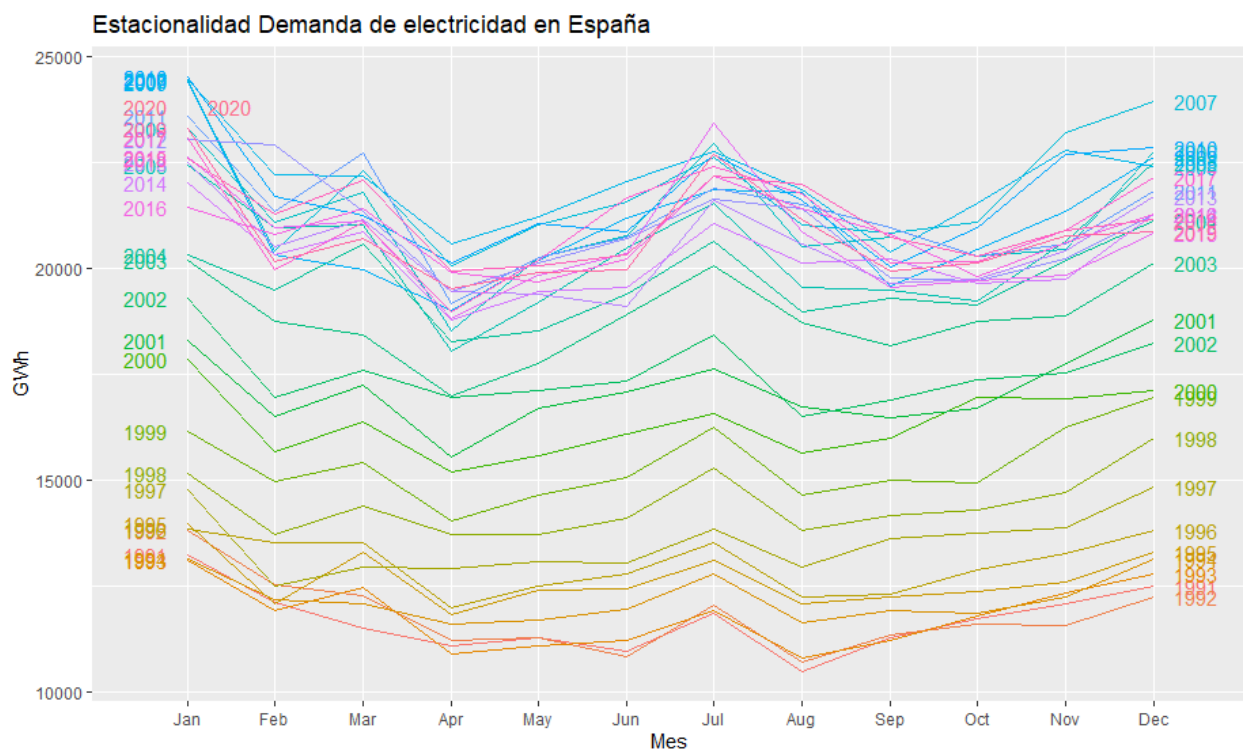
Por ejemplo, para julio del año 2019 la descomposición muestra que:

Observación	Tendencia	Estacionalidad	Componente Aleatorio
22697.67 MWh	20783.41	1.046	1.043

Como vemos, la serie presenta una tendencia evidente, que se divide en dos tramos claramente diferenciados, hasta diciembre de 2007 que alcanzó tendencialmente el pico con 22188GWh con un crecimiento ininterrumpido, y desde entonces hasta ahora que ha pasado a ser cambiante y poco clara. Hay un elemento estacional claro. Asimismo, podemos concluir que nuestra serie no es estacionaria al tener media y varianza no constantes.

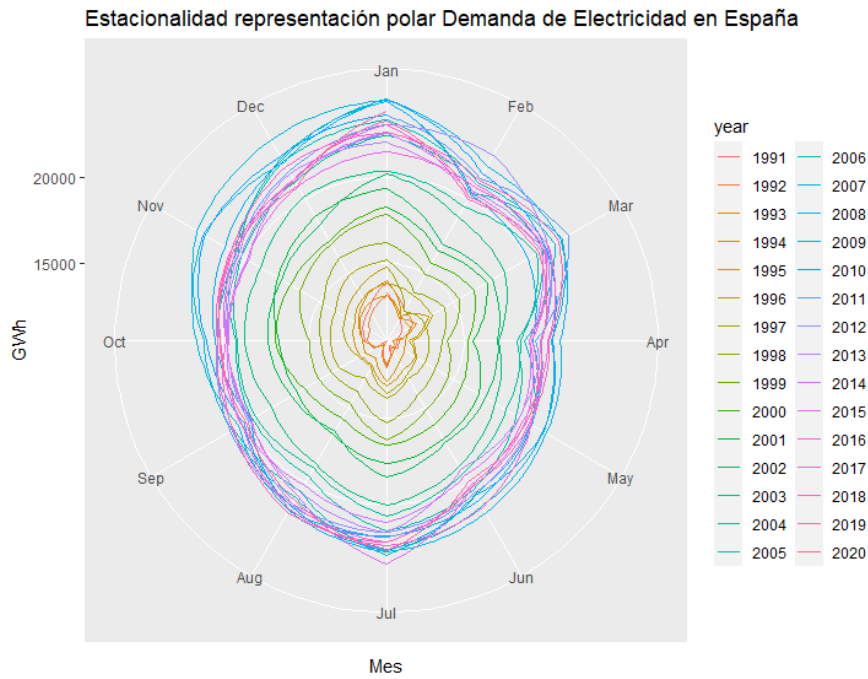
A continuación, vamos a representar la estacionalidad de la demanda utilizando el paquete Ggplot para poder sacar más conclusiones⁵. *Gráficas 4 a 6.*

Gráfica 4

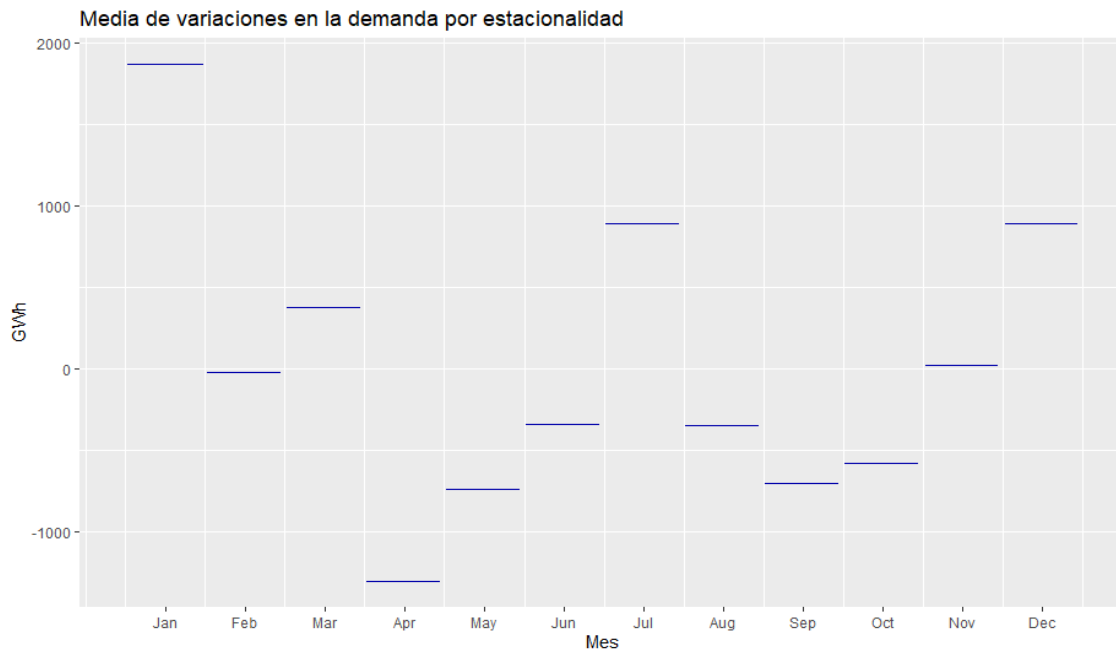


⁵ Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018) Forecasting: principles and practice, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia. OTexts.com/fpp2. Accessed on 15/02/2020

Gráfica 5



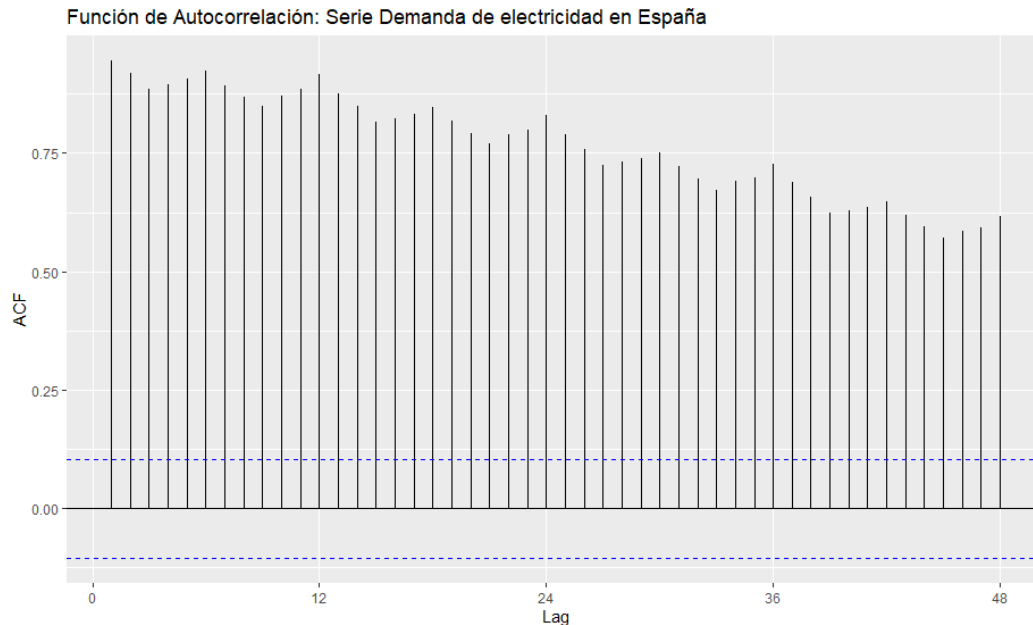
Gráfica 6



Primero, aquellos meses donde se consume más se corresponden con los que tienen temperaturas más extremas, tanto por frío como por calor. Segundo, podemos especular que parte de ello puede deberse a que en verano en nuestro país viven 20 millones de personas más por consecuencia del turismo. Un componente estacional claro nos ayuda a poder tener más control sobre nuestra predicción, simplificando los problemas que en la modelización nos pudiéramos encontrar. Tercero, vemos como abril es el mes que estacionalmente menos demanda requiere. Esto puede deberse tanto al clima, como a las vacaciones por Semana Santa que afectan a todo el territorio, sin que suela acarrear una gran ola de turismo internacional.

Finalmente, si observamos los coeficientes de autocorrelación entre las variables separadas por meses, vemos que aquellas más cercanas en el tiempo tienen correlaciones mayores entre ellas. No obstante, aquellas que reproducen el patrón estacional presentan mayor correlación que otras más cercanas en el tiempo o de orden k menor. Así lo evidencian los picos y valles que se aprecian en la *gráfica 7*.

Gráfica 7

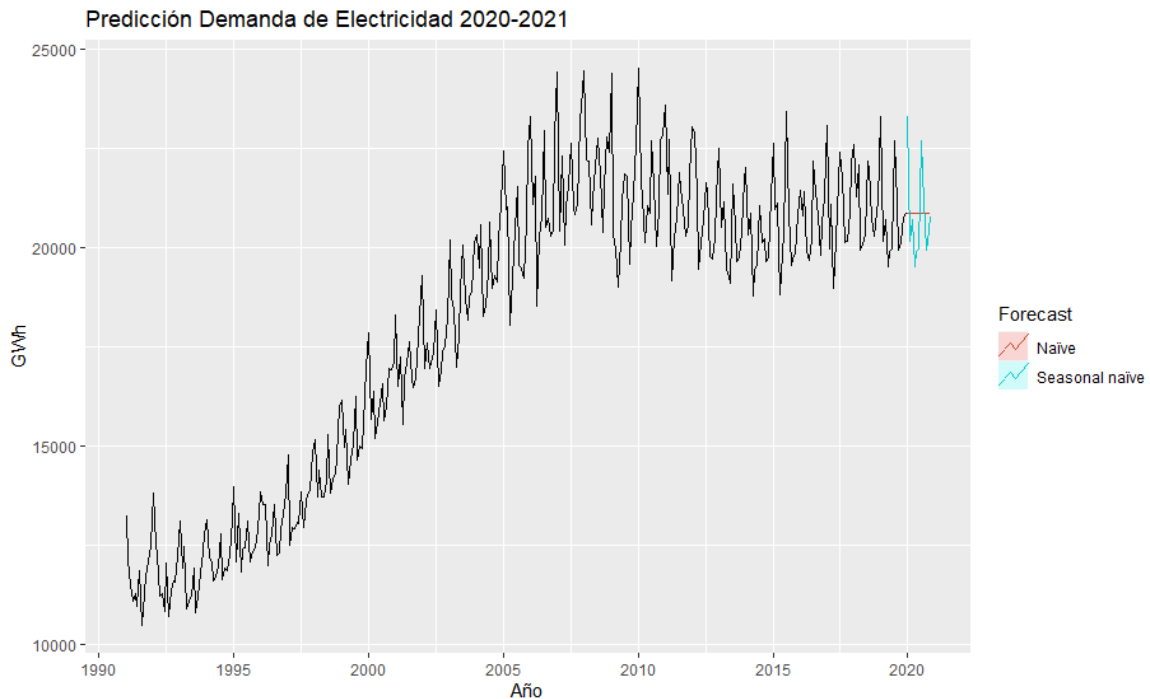


Ahora, una vez hemos estudiado las características de nuestra serie temporal, vamos a utilizar distintos modelos para generar predicciones. De entrada, cabe señalar que conocemos la complejidad que la modelización de la demanda eléctrica comporta. Nuestro objetivo es dar una estimación razonable en términos mensuales y utilizaremos distintos métodos para poder hacer una aproximación más fundada a la hora de diseñar nuestros bonos.

2.1.1. MÉTODO NAÏVE

Esta predicción es simple y no la utilizaremos. Básicamente asume que el valor futuro será el mismo que la última muestra del periodo estacional o su media. A continuación, lo representamos en la *gráfica 8*.

Gráfica 8



2.1.2. MODELO HOLT WINTERS

El modelo de Holt Winters pertenece a la metodología de suavizado exponencial dentro de los métodos de descomposición, ya que da más peso a las observaciones más cercanas en el tiempo, decayendo exponencialmente el de las más lejanas⁶. El modelo utiliza esta técnica para cada uno de los componentes en que se divide nuestra serie, a saber, nivel, tendencia y estacionalidad, por lo que en consecuencia tiene 3 parámetros: Alpha, gamma y beta⁷. Debemos tener en cuenta si nuestra serie es de tipo aditivo o multiplicativo, cuestión que hemos abordado ya. Esta clase de modelo se utiliza en series temporales cortas porque consigue capturar muy bien los cambios de tendencia y no necesita un gran número de datos. Se representa como:

$$Y[t+h] = (a[t] + hb[t]) \times s[t-p+1+(h-1) \bmod p].$$

Donde:

$$a[t] = \alpha(Y[t]/s[t-p]) + (1-\alpha)(a[t-1] + b[t-1])$$

$$b[t] = \beta(a[t] - a[t-1]) + (1-\beta)b[t-1]$$

$$s[t] = \gamma(Y[t]/a[t]) + (1-\gamma)s[t-p]$$

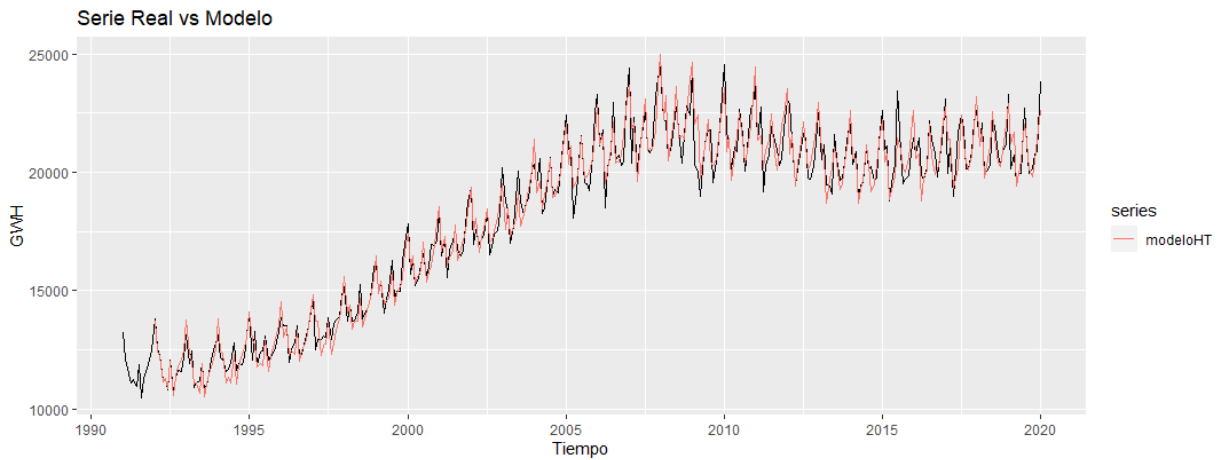
En la siguiente gráfica podemos ver como se ha comportado el modelo frente a la serie real (gráfica 9) y seguidamente, la predicción que realiza para 2020 y 2021 gráfica 10,

⁶ Arroyo, J.L. Machine Learning II, Series temporales (2020). Universidad Pontificia de Comillas.

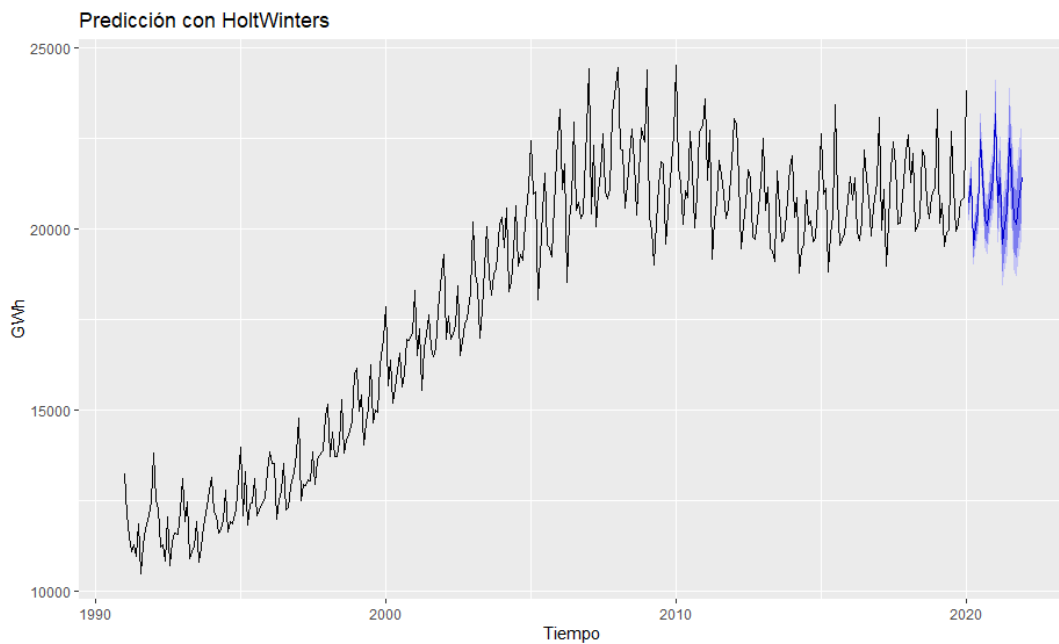
⁷ Guerrero, J. F. J., Fernández, R. S., & Abad, J. C. G. (2006). La capacidad predictiva en los métodos Box-Jenkins y Holt-Winters: una aplicación al sector turístico. Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa, 15(3), 185-198.

dando el punto predicho, y dos intervalos de confianza sombreados en azules distintos, del 80 y 95%.

Gráfica 9



Gráfica 10



2.1.3. MODELO ARIMA

Este tipo de modelo, integra los procesos de autorregresores y medias móviles para series que además tienen tendencia, por lo que hay que integrarlas con el fin de lograr una serie estacionaria. Por partes, los modelos autorregresores utilizan una combinación lineal de los valores pasados de la propia serie para predecir los futuros, de ahí, el término “auto” con orden p . Son relativamente flexibles y recogen distintos tipos de patrones. Responden a la forma:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \epsilon_t$$

Los modelos de media móvil, por el contrario, no utilizan la regresión de valores pasados, sino que utilizan la media ponderada de los errores de predicciones sobre valores pasados

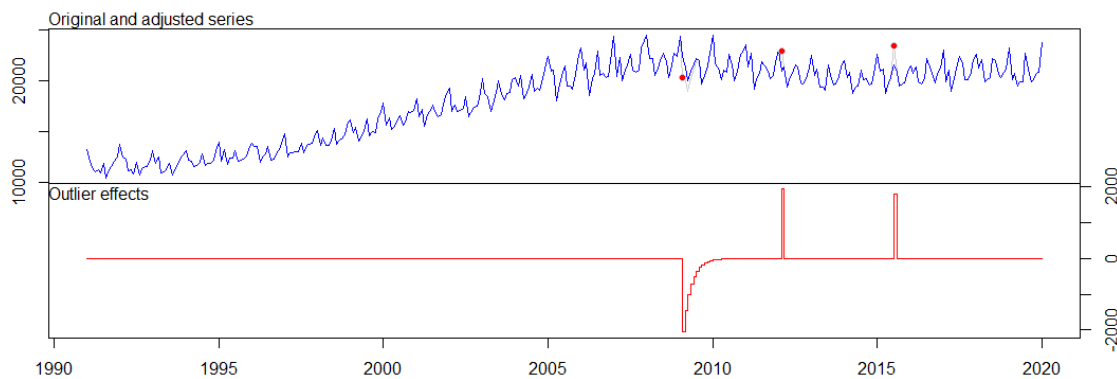
con un modelo similar al de la regresión con coeficientes decrecientes. Miden la innovación que ha habido en el proceso y es por eso por lo que requieren series más largas. Tienen la forma:

$$y_t = c + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_t$$

Como hemos venido señalando, nuestra serie además de tener tendencia tiene estacionalidad. Para estos casos usamos un ARIMA para modelizar cada uno de los componentes. ARIMA (P, D, Q) para la estacionalidad y ARIMA (p, d, q) para la parte regular donde, P/p es el orden del proceso autorregresivo, D/d el número de diferencias que son necesarias para que el proceso sea estacionario y Q/q representa el orden del proceso de medias móviles.

Antes de comenzar a programar nuestro modelo, he analizado los outliers que nuestra serie pudiera tener para ver cuál era el efecto, la distancia que tenían con respecto al periodo que queríamos predecir y si aportan información útil o no derivado de un cambio de nivel. Los representamos en la *gráfica 11*.

Gráfica 11



Como vemos tan solo tenemos 3 outliers en la serie de 350 entradas y se encuentran alejados del periodo que queremos predecir. Así, tras haber probado la realización del modelo con y sin outliers, he decidido no eliminarlos.

Hemos realizado un estudio preliminar sobre las transformaciones que teníamos que hacer a nuestra serie antes de aplicar el modelo. Las más utilizadas son las transformaciones logarítmicas y el Box-Cox para la heterocedasticidad. Aplicando las funciones en R de Box-Cox hemos utilizado una lambda de 0.1327. Utilizando la función `auto.arima()`⁸ evitamos tener que hacer diferencias manuales sobre la serie, analizar las FAS y FAP (funciones de autocorrelación simple y parcial). Tan solo tendremos que ver la significación de nuestros coeficientes y en caso de no serlo, probar otros modelos cambiándolos, contraponiendo los AICc resultantes. Obtenemos el modelo con coeficientes presentados en la *tabla 2*:

⁸ Hyndman, RJ and Khandakar, Y (2008) "Automatic time series forecasting: The forecast package for R", *Journal of Statistical Software*, 26(3).
Wang, X, Smith, KA, Hyndman, RJ (2006) "Characteristic-based clustering for time series data", *Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(3), 335-364.)

Tabla 2

```

Coefficients:
      ma1      ma2      sma1
-0.6153 -0.1348 -0.7320
s.e.   0.0564   0.0530   0.0455

sigma^2 estimated as 0.01132:  log likelihood=272.71
AIC=-537.41  AICc=-537.29  BIC=-522.14

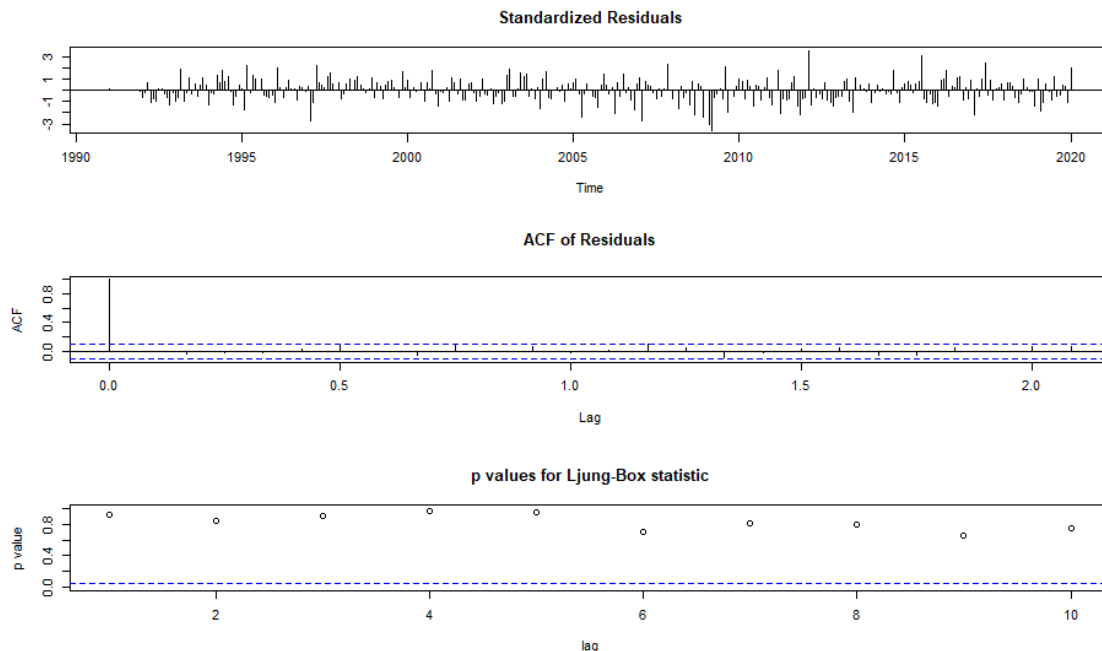
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1  -0.615297   0.056381 -10.913 < 2e-16 ***
ma2  -0.134821   0.052975  -2.545  0.01093 *
sma1 -0.731972   0.045493 -16.090 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

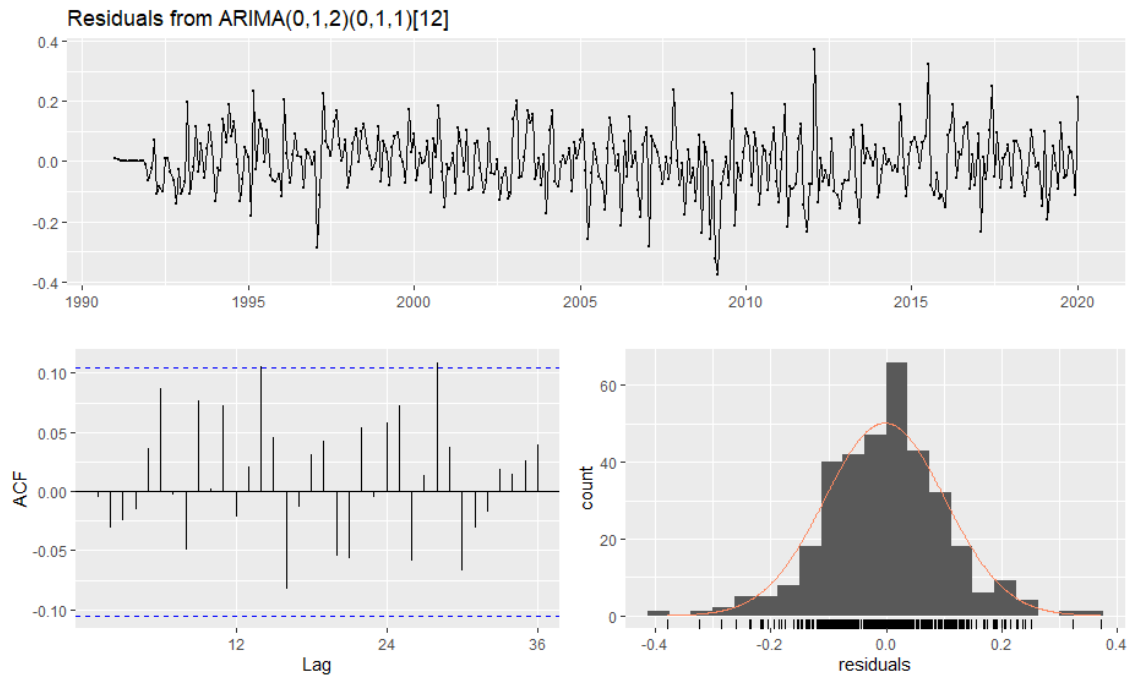
Los coeficientes nos dan un p valor extraordinariamente bajo para el coeficiente de media movil estacional y regular, y una significación más baja para el caso del segundo coeficiente de la media movil regular. Dentro de los test que la funcion `tsdiag()` realiza en R (*gráfica 12*), vemos como la funcion de autocorrelación simple no muestra indicios de que los restos corren ya que ninguno es significativo y el Ljung-Box es aceptablemente bueno al dar p valores altos.

Gráfica 12



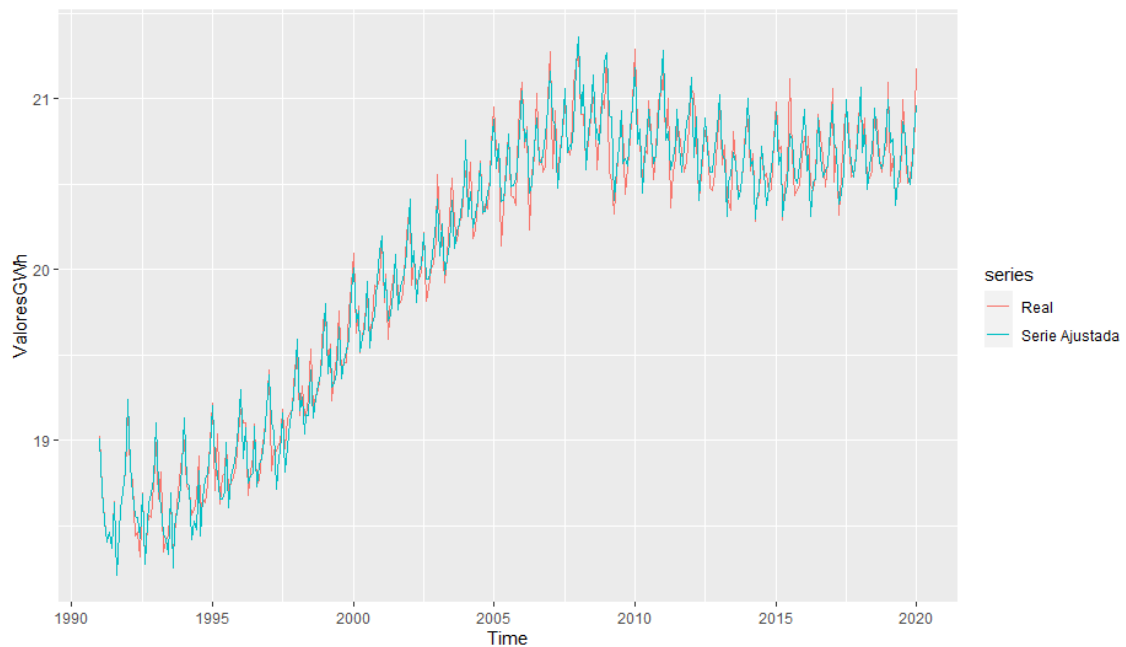
Los restos analizados (*gráfica 13*) muestran una distribución normal con media cero y los coeficientes de autocorrelación parecen ser todos no significativos por lo que hemos conseguido que los residuos se comporten como ruido blanco.

Gráfica 13



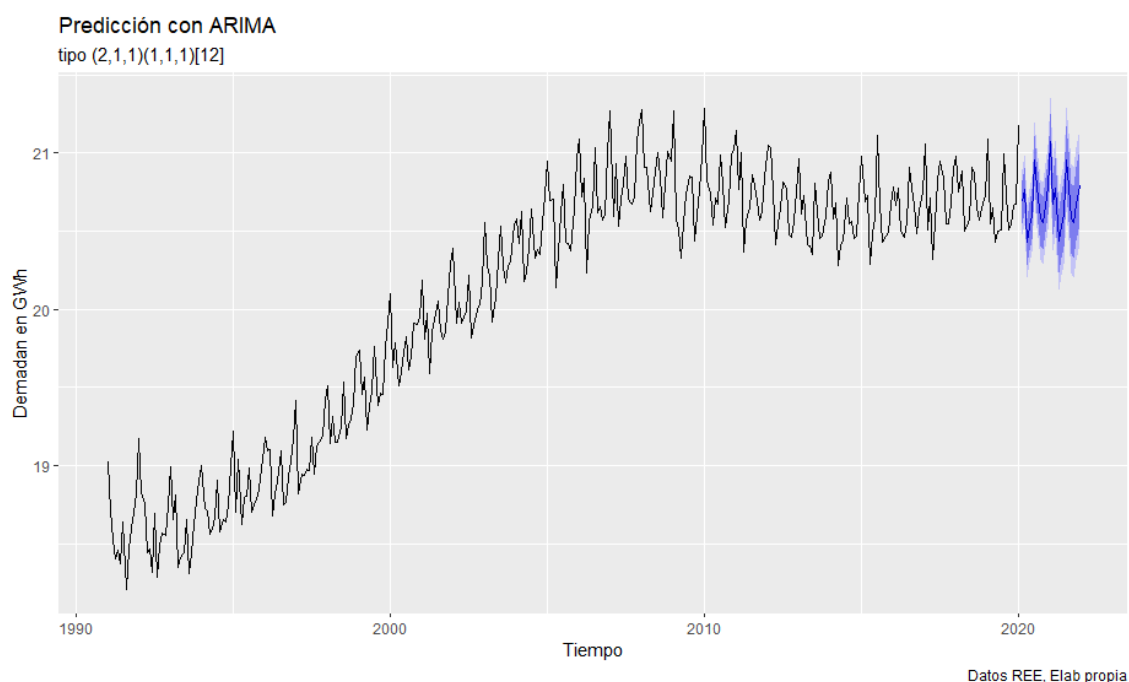
Seguidamente, mostramos la predicción de nuestro modelo frente a la serie real (gráfica 14) y vemos que se comporta bastante bien aunque con problemas en los valores límite y outliers.

Gráfica 14



Predecimos los siguientes valores para los próximos dos años. Están representados en distintos tonos de azules los intervalos de confianza del 80% y 95% en la gráfica 15.

Gráfica 15



2.1.4. MODELOS DE REGRESIÓN DINÁMICOS: ERRORES ARIMA

Podemos combinar los modelos ARIMA y de regresión lineal a través del comando `xreg` en R. La técnica del modelo que vamos a utilizar realiza una regresión lineal corriente modelizando los residuos con un modelo ARIMA, como el que hemos usado anteriormente. Esta clase de modelos son muy utilizados especialmente en aquellas series temporales con estacionalidad fuerte y con variables conocidas que afectan como es el caso de la demanda eléctrica. Hemos cogido únicamente los datos a partir de 2010 con frecuencia mensual por dos motivos: el primero porque la serie cambia drásticamente desde 2008 como hemos señalado ya, y el segundo, porque algunas de las variables que eran más significativas, se han publicado a partir de ese año.

i. SELECCIÓN DE VARIABLES

Al no pretender hacer un modelo explicativo, no entraremos a estudiar en detalle que variables afectan más a la demanda de electricidad. Nos basaremos en varias publicaciones para ello. Así, las variables que a priori consideramos relevantes para la regresión fueron las siguientes:

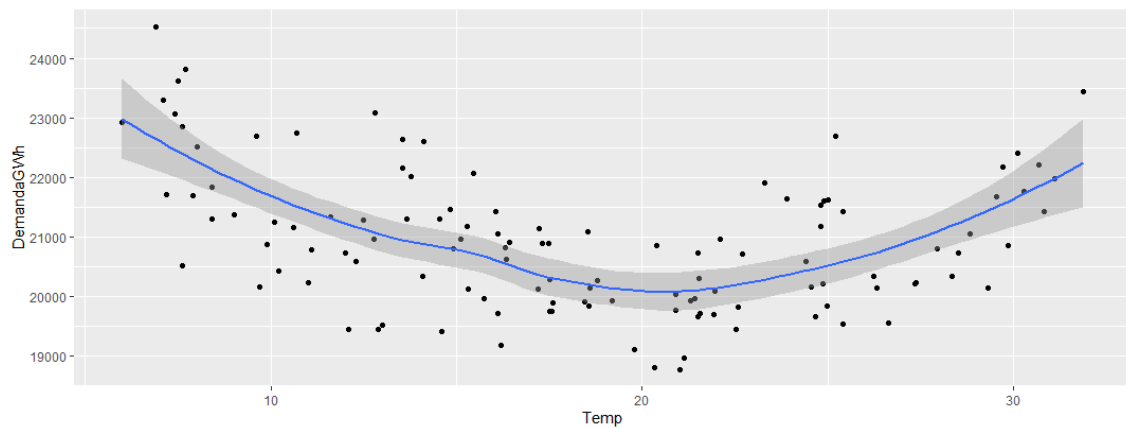
Temperatura media: en primer lugar, escogí las temperaturas medias mensuales⁹ de acuerdo con numerosos estudios que señalan la fuerte correlación existente entre la temperatura y el consumo de electricidad¹⁰. Sin embargo, tras medir su correlación, nos encontramos que existía una correlación evidente en valores fríos y calurosos, pero no en los templados (*gráfica 16*). Esto parece tener a todas luces relación en que es menos necesario el consumo de energía cuando la temperatura es templada tanto por necesidad

⁹ Departamento de Producción Área de Climatología y Aplicaciones Operativas. Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino. Aemet. Informes Climatológicos mensuales (121). http://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/vigilancia_clima/resumenes

¹⁰ (Por todos) G. Martín-Rodríguez, J.J. Cáceres-Hernández / Economic Modelling 22 (2005) 551–569.

residencial como industrial, como así lo evidencian numerosos informes¹¹. La calefacción y la refrigeración son componentes intensivos en electricidad y ello hace que, a valores más extremos en términos de temperatura, supongan un auge en la demanda.

Gráfica 16

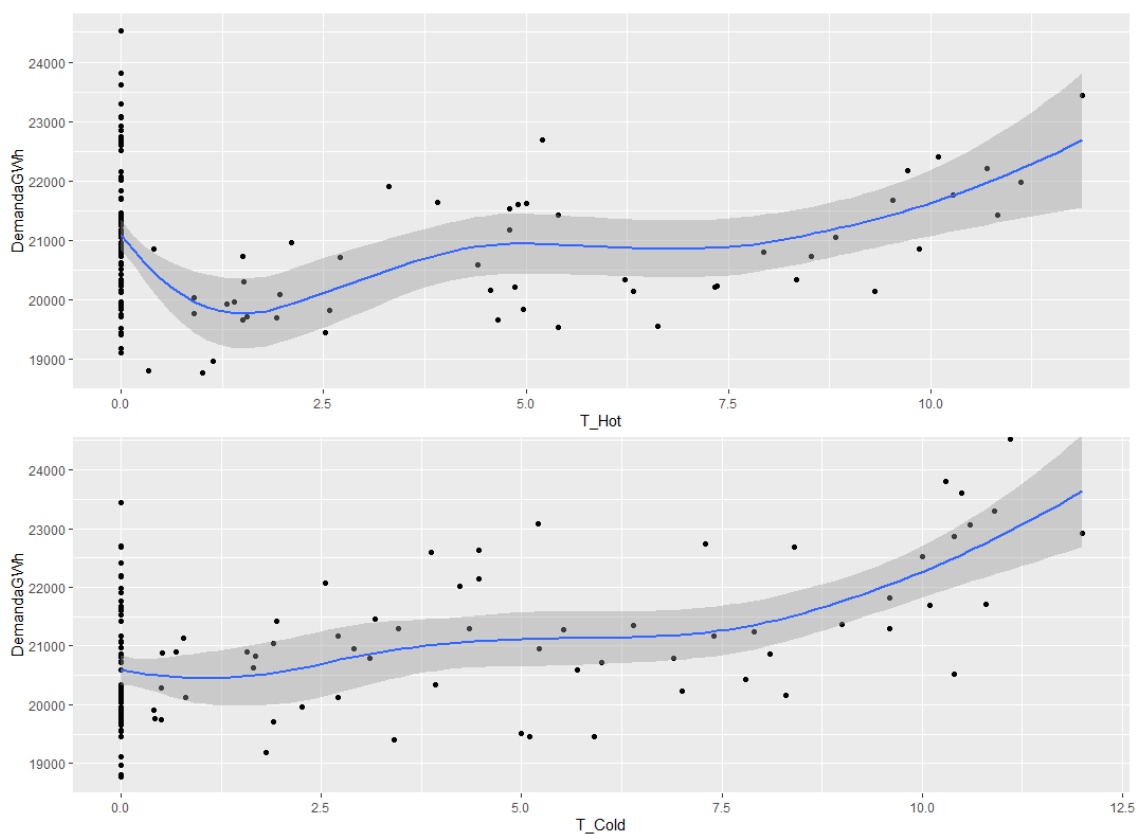


Como consecuencia de lo anterior, generamos dos variables distintas para las temperaturas por calor y las temperaturas frías denominadas T_Hot y T_Cold, que miden la diferencia de grados en valor absoluto, con respecto al intervalo templado de 18 a 21 grados, que tenía correlación nula como hemos visto.

Ahora T_Hot y T_Cold, ambas, muestran una correlación variada (*gráfica 17*) aunque mayormente positiva. Recordamos, la diferencia de grados centígrados está calculada en su valor absoluto:

¹¹ Por todos, Canelo, J. R., & Espasa, A. (1995). Modelización del efecto temperatura en el consumo de electricidad: un ejercicio de búsqueda de especificación en relaciones dinámicas no lineales.

Gráfica 17



Variación PIB y variación de PIB per cápita¹². El desarrollo económico y el aumento de la demografía, en términos generales, lleva aparejado un consiguiente aumento en la demanda de electricidad. Sobre el desarrollo económico, los últimos años esta tesis ha sido puesta en entredicho¹³ ya que, por un lado, las economías se han ido “terciarizando”, es decir, orientando más al sector servicios, siendo un ámbito mucho menos intensivo en electricidad. Por otro lado, el consumo es cada vez más eficiente, eficiencia que se ve incrementada en períodos donde la economía tiene ciclos expansivos y permite invertir en bienes de capital. A estos últimos años tenemos que sumar igualmente que el precio de la electricidad no ha sido demasiado competitivo, por lo que agentes del sector industrial han migrado hacia opciones más económicas.

Además, las tendencias demográficas que solían ser ascendentes en periodo de bonanza económica han ido diluyéndose como evidencia el desplome de la tasa de natalidad. Hemos integrado el factor demográfico con el PIB per cápita pues es la relación entre el PIB y el número de habitantes.

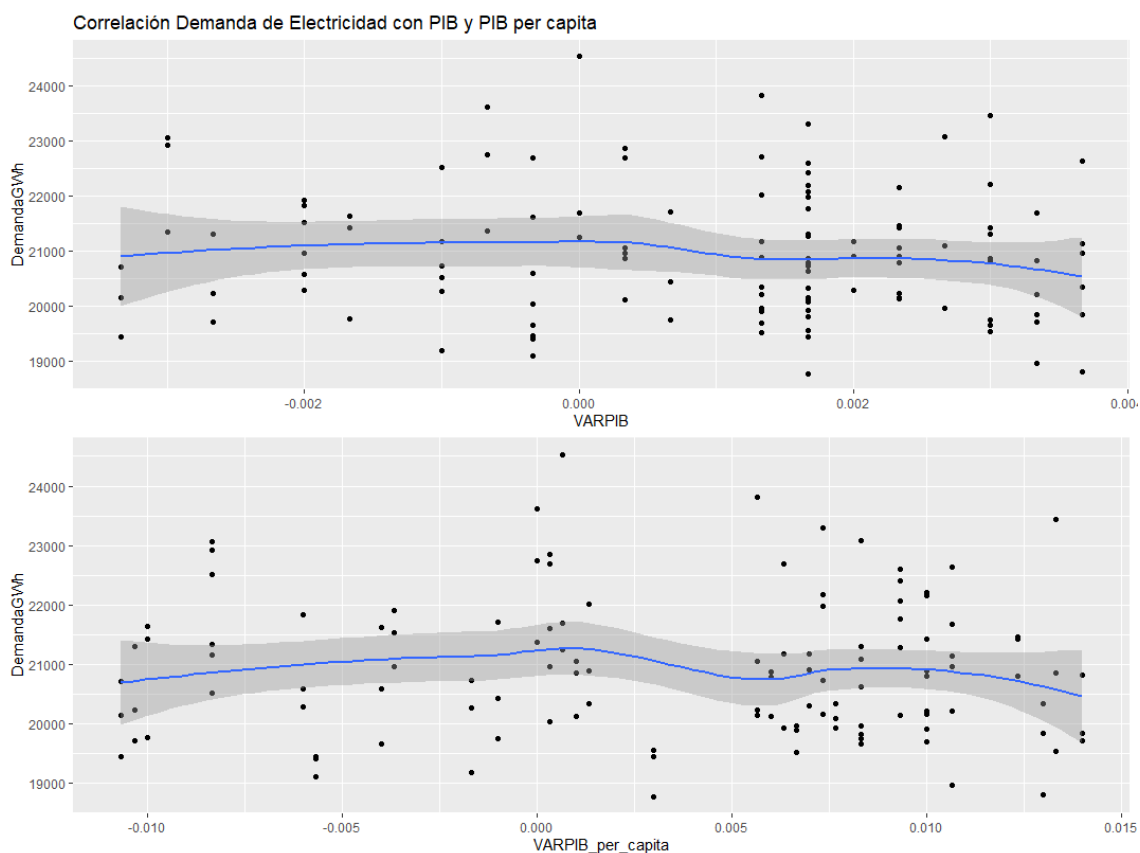
Estos datos no están disponibles para frecuencias mensuales así que hemos cogido la frecuencia mínima que era trimestral y asumido que existía linealidad entre los tres meses que aglutinaba.

¹² <https://www.bde.es/webbde/es/estadis/infoest/indeco.html> Web oficial del Banco de España. Última consulta: 18/04/2020

¹³ Red Eléctrica de España (REE) con la colaboración del Centro de Predicción económica (CEPREDE). Demanda eléctrica y actividad económica: ¿Cambio de paradigma? Febrero 2019. Madrid

Aun con todo, todavía guardan relación muy tímida en algunos tramos, pero evidente en otros, como mostramos en la *gráfica 18*.

Gráfica 18



Índices IRE Industria y Servicios. Red Eléctrica de España (REE) de conformidad con el Real Decreto 1110/2007 de 24 de agosto por el que se aprueba el reglamento unificado de puntos de medida del sistema eléctrico español y del Procedimiento de Operación 10.5 aprobado por la Secretaría de Estado de la energía del 18 de noviembre de 2009, ha generado un índice que recoge la evolución del consumo dentro de aquellos consumidores con más de 450 kW contratados, esto es, de las grandes y medianas empresas.

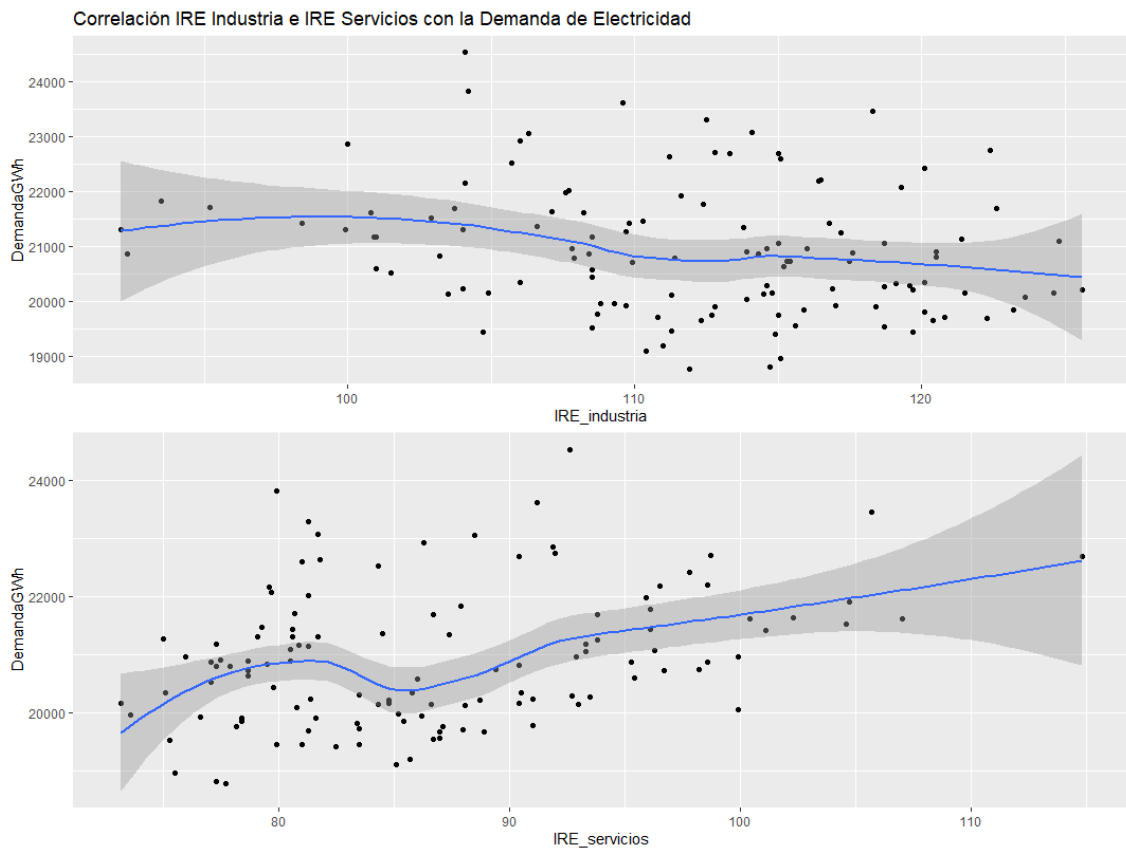
El índice permite saber tan solo 3 semanas después del final de cada mes, el comportamiento del sector servicios e industria y es hoy una referencia dentro de los proxys del comportamiento de la demanda eléctrica en función del sector económico. Para su cálculo, se da primero un análisis de la volatilidad, se seleccionan los centros de consumo vigentes de baja volatilidad, se da una estimación del consumo total con el estimador Horvitz-Thompson y se proyecta el índice sobre la base del año 2010 con (100 puntos)¹⁴.

Asimismo, también podemos ver índices IRE corregidos, donde se expresan las variaciones una vez los datos han sido contrastados; en nuestro caso, también los hemos utilizado, aunque por su similitud con el IRE estándar no lo representaremos. A

¹⁴ REE. Nota metodológica de publicación del índice IRE de consumo eléctrico de grandes consumidores. 2014.

continuación (*gráfica 19*), vemos como se relacionan ambos índices con la demanda de electricidad.

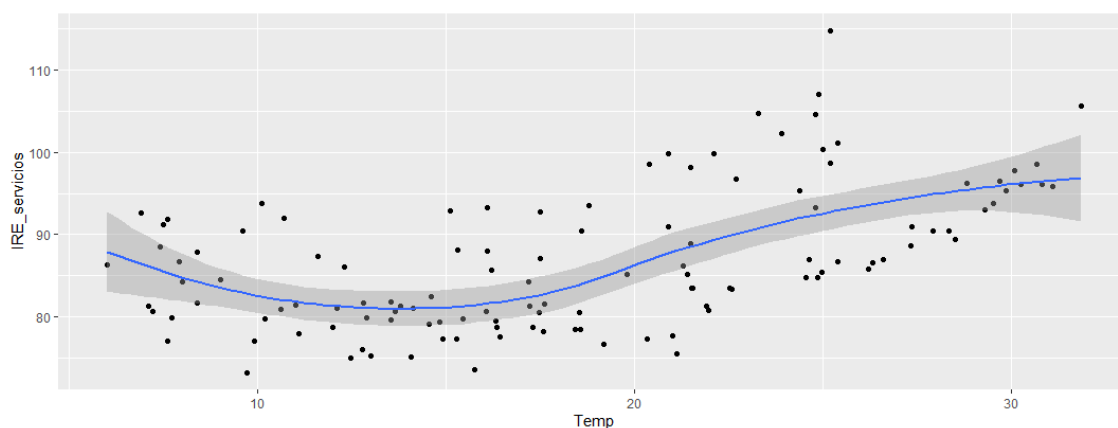
Gráfica 19



Parece evidente que IRE servicios, es decir, el conjunto de grandes contratantes del sector servicios tiene una correlación más fuerte con la demanda que el sector industrial. Sin embargo, como hemos descubierto, el sector servicios tiene un incremento de actividad muy significativo en la temporada alta de turismo en España, que se solapa con el efecto de tener 20 millones de habitantes más en nuestro país y unas temperaturas que conllevan per se un mayor consumo eléctrico en línea de lo que hemos venido señalando avalado con publicaciones de relevancia. Así, si atendemos al *gráfica 20* vemos como a temperaturas más altas, IRE servicios más intensivos. Ambas variables pues, se refieren a un fenómeno que afecta muy significativamente a la demanda de electricidad¹⁵.

¹⁵ Kaboli, S. H. A., Fallahpour, A., Selvaraj, J., & Rahim, N. A. (2017). Long-term electrical energy consumption formulating and forecasting via optimized gene expression programming. *Energy*, 126, 144-164.

Gráfica 20

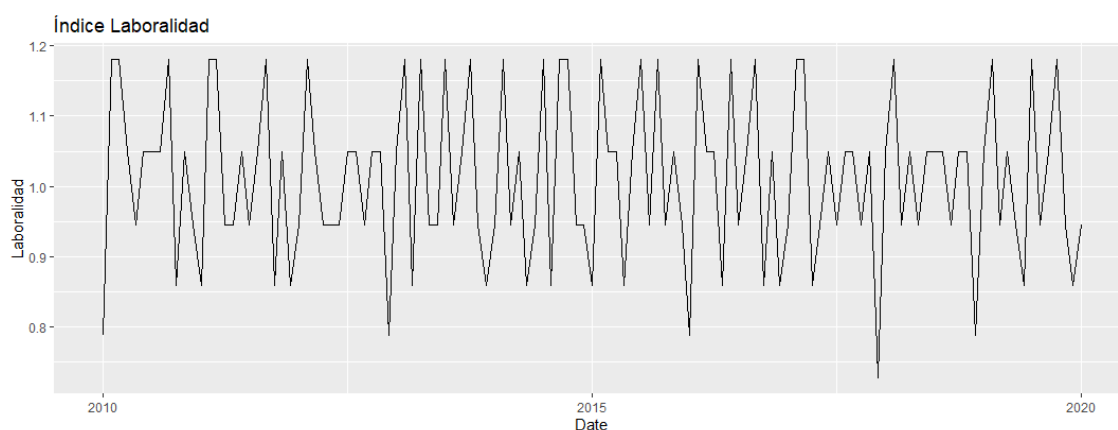


Laboralidad. Siendo la actividad económica una de las variables que afectan más al consumo eléctrico como muestran numerosos estudios ya citados, debemos tener en cuenta, que hay meses donde por la concurrencia de días festivos se trabaja menos que otros. Además, una de las ventajas de esta variable es que es fácil de predecir. Así las cosas, he generado un índice que recoge los festivos nacionales y fines de semana (los festivos locales y autonómicos los he excluido por dos motivos: primero, porque se suelen repartir a lo largo de distintos meses rebajando el agravio comparativo y segundo, por los pocos días que representan en comparación con el cómputo total). Lo he calculado de la siguiente manera:

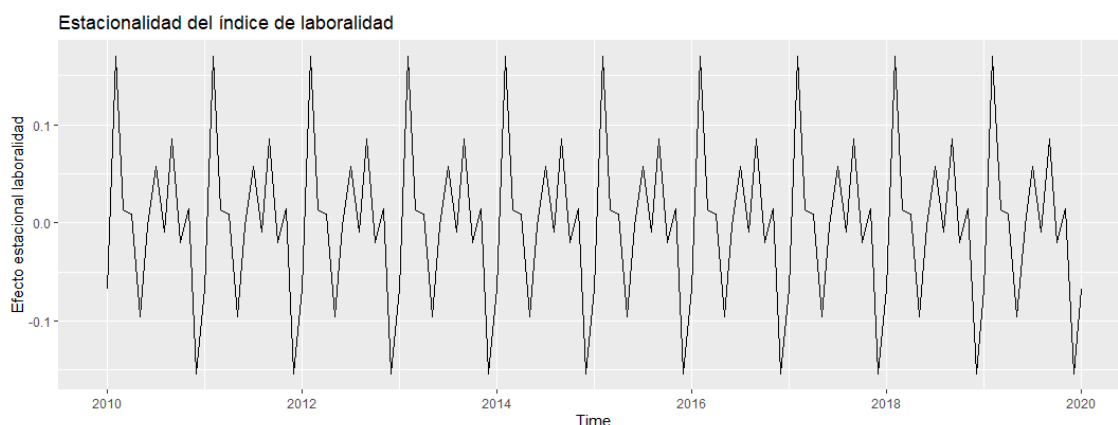
$$Laboralidad = \frac{\text{Media de festivos por mes}}{\text{Festivos del mes } n}$$

Elegimos la media de festivos por mes para evitar el efecto de aquellos meses que tienen más días y más festivos, sobre los que menos. Mostramos cómo se comporta y su efecto estacional que lógicamente es muy fuerte en la *gráfica 21* y *22*.

Gráfica 21



Gráfica 22



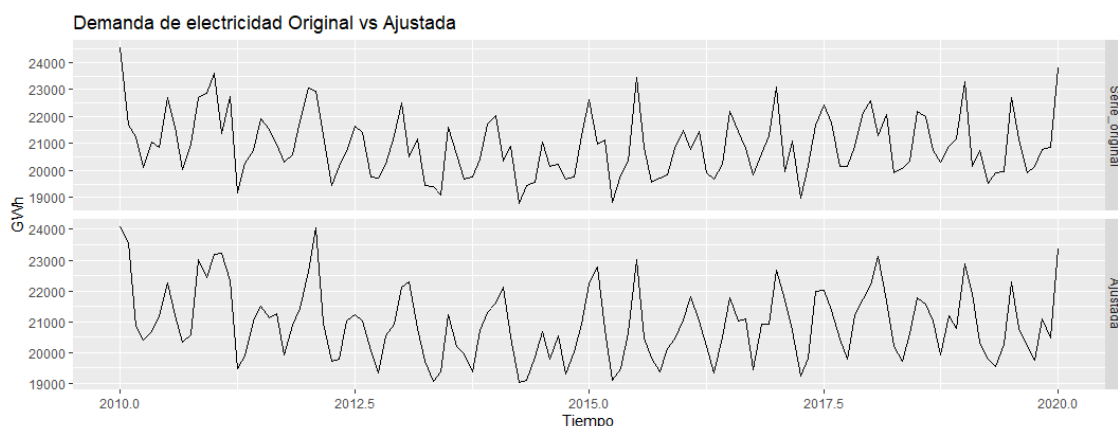
Ajuste Días. Como hemos avanzado ya antes, el hecho de que existan meses que tienen más días que otros, lleva a que se consuma más electricidad sin que ello obedezca a una razón que nos interese. Por eso, hemos creado un índice denominado Ajuste Días que omite este efecto con el beneficio adicional de que es constante para las predicciones futuras. Lo calculamos de la siguiente manera:

$$\text{Ajuste Días} = \frac{\text{Media de dias al mes}}{\text{Días al mes } n}$$

En esta ocasión no parece que tenga sentido representar el índice en sí mismo. Lo que sí es interesante es el efecto de este ajuste en la representación de la serie original (gráfica 23), para ver, en qué medida, el efecto por número de días tiene repercusión. Se ve claramente que los picos se suavizan y que nos da una serie más coherente con la estacionalidad.

Por ejemplo, tiene más sentido que los meses de junio y julio se parezcan más en términos de demanda por las condiciones similares que tienen en temperaturas o turismo, que lo que muestra la serie original, y por eso, se ve más suavizado una vez ajustado.

Gráfica 23



ii. REGRESIÓN LINEAL

Tras haber identificado las variables que podrían afectar a la demanda de electricidad, hemos probado varios modelos de regresión lineal simple, antes de integrarlo en el

ARIMA. El mejor modelo es el mostrado en la *tabla 3*. Las variables que más significación tienen y que por lo tanto contribuyen más, entre los datos que tenemos, para la predicción de la demanda son T_Cold, VAR PIB per cápita, Ajuste Días e IRE Servicios.

Tabla 3

```
Call:
lm(formula = DemandaGWh ~ T_Cold + VARPIB_per_capita + AjusteDias +
    IRE_servicios, data = fdata)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1738.27  -476.71  -12.32   507.58  1424.51

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   19932.062   2635.473    7.563 1.01e-11 ***
T_Cold         280.690    19.590   14.328 < 2e-16 ***
VARPIB_per_capita 72046.571  9900.650    7.277 4.37e-11 ***
AjusteDias     -8073.483   2282.248   -3.538 0.000582 ***
IRE_servicios    92.852     8.848   10.495 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 662.9 on 116 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6878,    Adjusted R-squared:  0.6771
F-statistic: 63.9 on 4 and 116 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Es posible que como hemos adelantado antes, la variable IRE Servicios ya integre el efecto de las temperaturas calurosas o incluso la laboralidad. Desde luego, es una cuestión plausible que tan solo podemos dejar enunciada porque su estudio escapa al ámbito de nuestro trabajo. El R cuadrado ajustado nos muestra que somos capaces de capturar la varianza del sesenta y siete por cien de los cambios en la demanda, lo cual para un análisis explicativo sería del todo insuficiente; no obstante, para nuestro trabajo nos da, de entre todas las variables, una selección de aquellas que pueden ser más útiles para la predicción.

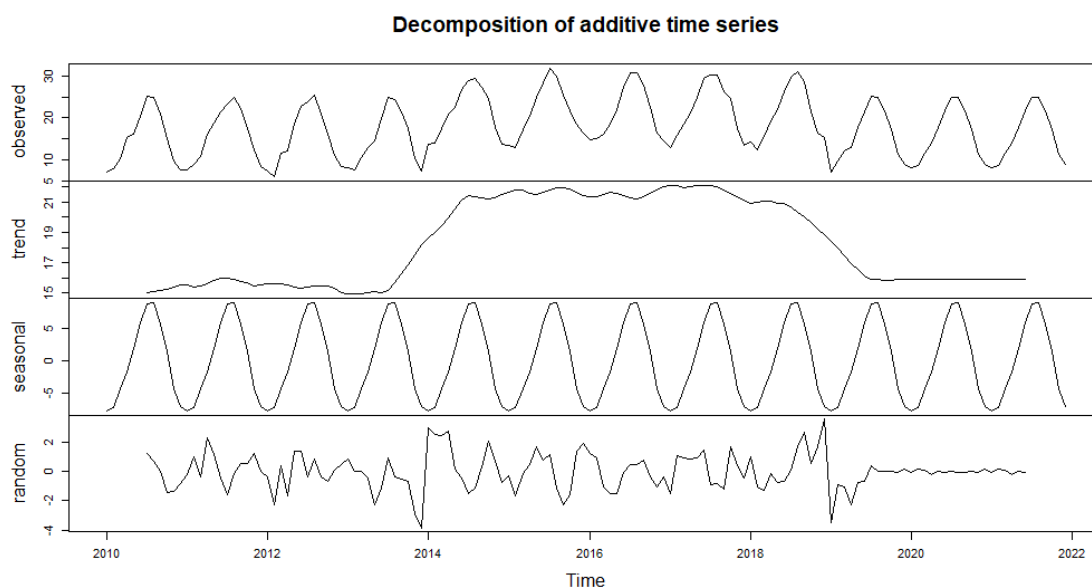
iii. VARIABLES PARA LA PREDICCIÓN

Ahora vamos a generar el modelo con esta misma regresión lineal, pero modelizando los restos con ARIMA. Para ello, vamos a basarnos en las predicciones de nuestras variables, que son:

T_Cold: se prevé un aumento de las temperaturas cercanos a la media décima anual para el mundo¹⁶. Hemos tenido en consideración este dato, integrándolo en la tendencia de España tras haber descompuesto la serie, respetando así la estacionalidad que tan relevante es en el caso de las temperaturas. El resultado es fantástico pues la serie parece plausible del todo como se muestra en la *gráfica 24*.

¹⁶ Organización Meteorológica Mundial (OMM), portavoz autorizado de las Naciones Unidas sobre el tiempo, el clima y el agua. Comunicado de prensa de 10 de marzo de 2020. New York y Ginebra. Sitio web: www.public.wmo.int

Gráfica 24



Ajuste Días: hemos prolongado el índice en base al calendario oficial de este año y el siguiente.

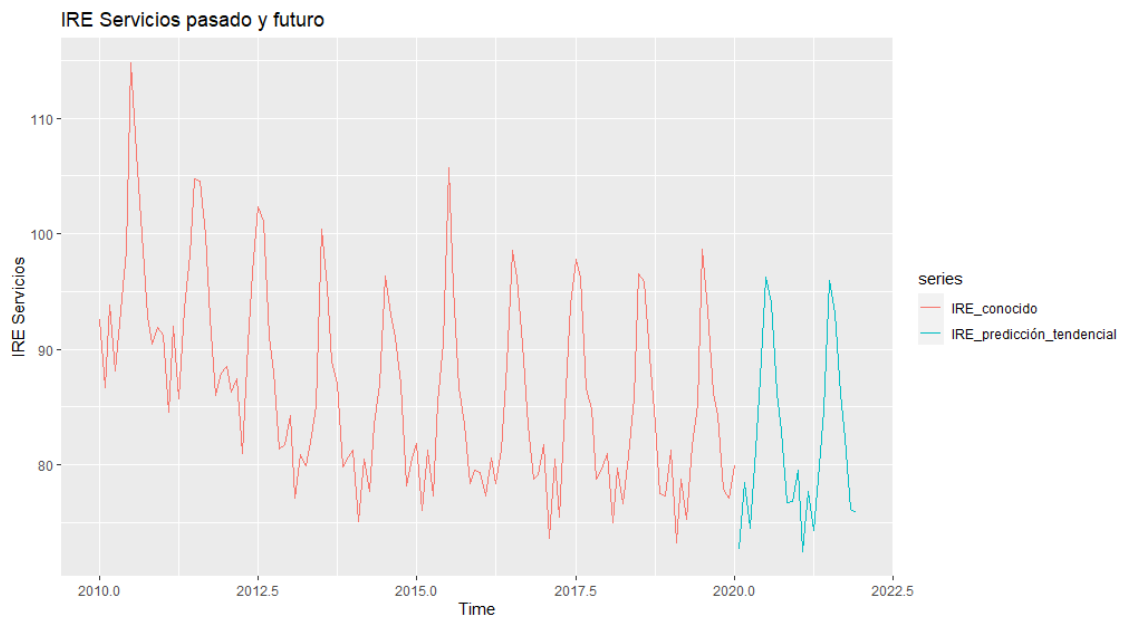
VAR PIB per cápita: mantenemos las previsiones tanto de población¹⁷ como de PIB que se daban para España en febrero. Recordamos que la tasa de crecimiento prevista era del 1,6% en 2020 y del 1,8% en 2021 según el FMI y BBVA Research¹⁸.

IRE Servicios: mantenemos igualmente la tendencia que mostraba, haciendo una predicción de tipo serie temporal usando ARIMA, en la que por reiteración no nos detendremos. Se muestra en la *gráfica 25*.

¹⁷ Instituto Nacional de Estadística (INE). <https://www.ine.es/>

¹⁸ BBVA Research <https://www.bbva.com/publicaciones/situacion-espana-primer-trimestre-2020/>
15 de enero de 2020. Última consulta: 03/02/2020.

Gráfica 25



iv. MODELO DINÁMICO

Tras hacer la transformación por concurrencia de heterocedasticidad y no eliminar outliers por motivos expuestos para el ARIMA simple, hemos integrado las variables encontrándonos con que la variable Ajuste Días no es significativa y que su eliminación reporta un modelo con AICc más alto, con lo que la hemos eliminado. El modelo resultante se muestra en la *tabla 4*:

Tabla 4

```

Regression with ARIMA(2,0,0)(0,1,2)[12] errors

Coefficients:
      ar1      ar2      sma1      sma2      drift      xreg1
 0.2161 -0.2085 -1.1042  0.7215 17.1133  64.5150
s.e.  0.1041  0.1066  0.1597  0.2452  2.1048 18.5661
      xreg2      xreg3
-14283.791  179.8739
s.e.  4171.853  8.5486

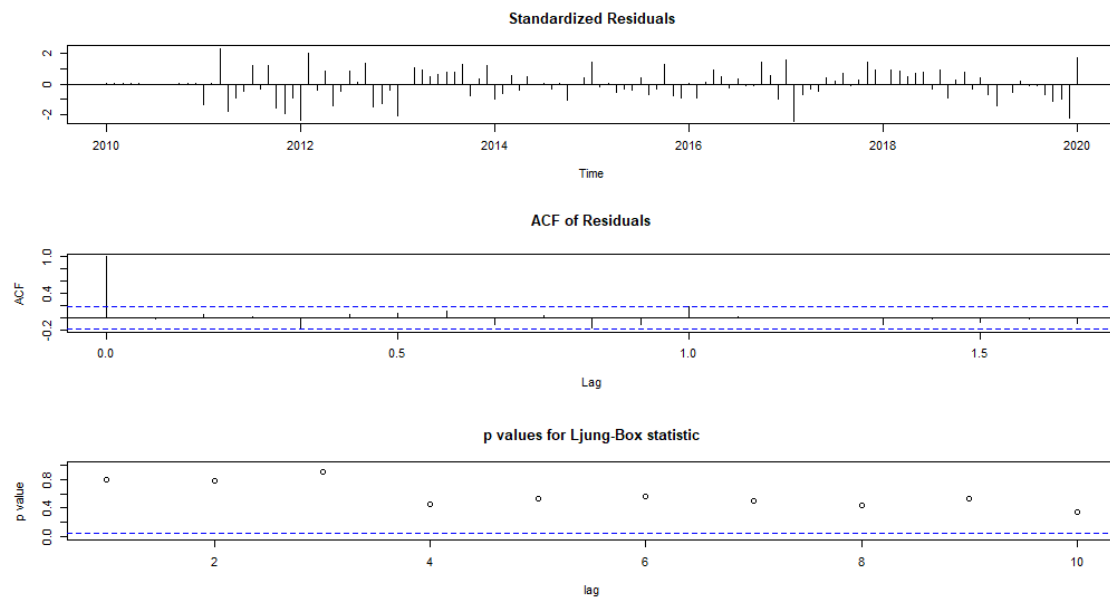
sigma^2 estimated as 142480:  log likelihood=-808.99
AIC=1635.98  AICc=1637.8  BIC=1660.2

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1  2.1613e-01 1.0406e-01  2.0771 0.0377966 *
ar2 -2.0850e-01 1.0664e-01 -1.9552 0.0505548 .
sma1 -1.1042e+00 1.5971e-01 -6.9138 4.720e-12 ***
sma2  7.2148e-01 2.4515e-01  2.9430 0.0032507 **
drift  1.7113e+01 2.1048e+00  8.1306 4.272e-16 ***
xreg1  6.4515e+01 1.8566e+01  3.4749 0.0005111 ***
xreg2 -1.4284e+04 4.1719e+03 -3.4238 0.0006174 ***
xreg3  1.7987e+02 8.5486e+00 21.0413 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:
0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
    
```

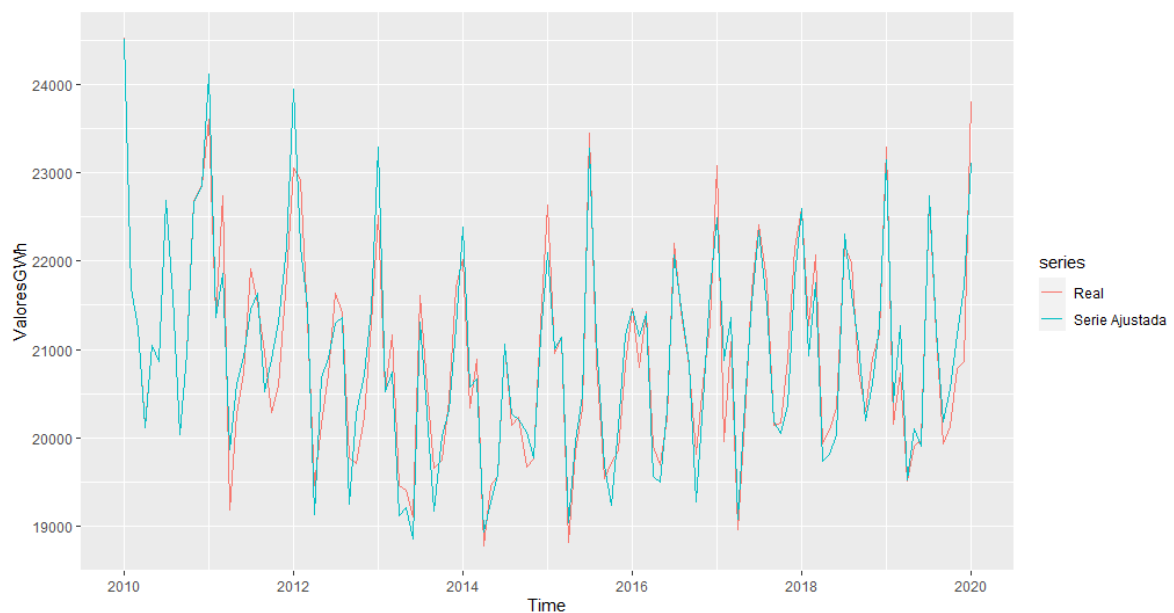
Los coeficientes que hemos obtenido en el Xreg son todos significativos y obtenemos un AICc mejor. Asimismo, en los restos que mostramos en la *gráfica 26*, no tenemos ningun coeficiente de autocorrelación significativo y encontramos un Ljung Box aceptable con p valores altos, lo que prueba la hipótesis nula de que las autocorrelaciones son iguales a cero para el numero de retardos mostrado. Aunque no lo representemos, los restos siguen una distribución normal con media 0 y parecen ruido blanco. Parece pues un modelo aceptable para la predicción.

Gráfica 26

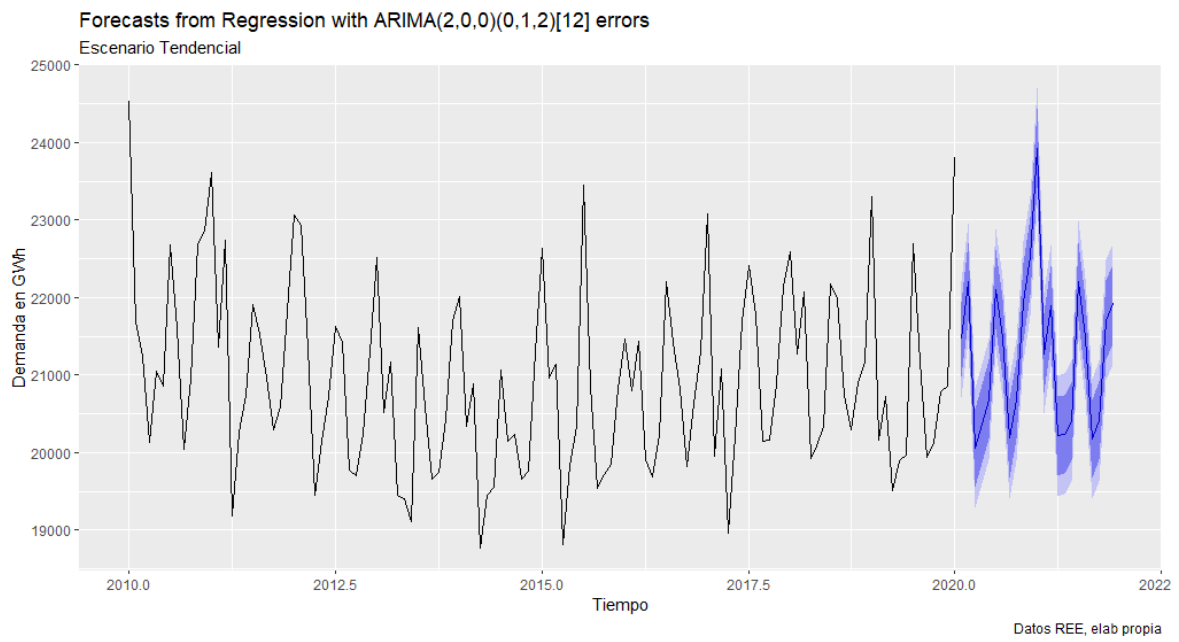


Para este modelo, con objeto de ser breve, tan solo expondré su previsión pues el análisis de su bondad es igual a los ya realizados. Podemos ver en la *gráfica 27* como se ajusta el modelo a la serie original y en la *gráfica 28*, los valores predichos.

Gráfica 27



Gráfica 28



Este es el modelo más completo que hemos generado para la predicción de la demanda de electricidad y por ello, serán los valores que utilizemos.

2.2. OFERTA

2.2.1. ANÁLISIS INTRODUCTORIO

Vamos a hacer un somero análisis de la evolución en la estructura de generación de electricidad en España, dando unas breves notas para contextualizar los datos que vamos a manejar. Primero cubriremos la potencia instalada y posteriormente el conjunto de cobertura de demanda por tecnología.

Al igual que la demanda, la estructura de potencia instalada ha cambiado de sobremanera durante los últimos 30 años. Los principales cambios se han dado sobre tecnologías de producción que suponían grandes emisiones de CO₂.

A grandes rasgos podemos decir que, siendo la demanda cada vez más elástica y volátil, como hemos podido ver en el epígrafe anterior, España se ha sumado a la tendencia internacional de aumentar la capacidad instalada general. En cifras, el sistema peninsular tenía 50,594 MWh instalados en el año 2000, 96,131 en 2010 y 105,090 en 2020. No obstante, cada tipo de tecnología se ha comportado de manera muy distinta, como vemos seguidamente.

La combustión de fuel y gas ha quedado progresivamente relegada a un segundo plano desde los 90, reduciéndose al abastecimiento del enlace con las islas Baleares. Sin embargo, en el año 2012 por la instalación del proyecto Rómulo¹⁹ para cubrir el enlace, la potencia fuel se desinstaló por completo.

El carbón ha visto reducida su capacidad desde un 20% sobre el total a tan solo la mitad. Similar trayectoria ha seguido la nuclear que ha pasado de un 15% a tan solo un 7%, principalmente por el desmantelamiento de la central José Cabrera, el cese definitivo de Santa María de Garoña y una congelación en la inversión en comparación con otras tecnologías.

Asimismo, en la década de los 2000 en adelante, comenzó una gran inversión en ciclo combinado apoyada por un plan de estímulos. Ello llevó a que nos situáramos en una sobrecapacidad instalada de esta tecnología que debido al auge de las energías renovables está siendo desplazada. Tras la supresión del pago por disponibilidad de las centrales en el 2017, uno de sus principales estímulos, ha comenzado una desescalada de ciclo combinado, que fue tan popular por su eficiencia hace 20 años. El “capacity factor” o porcentaje efectivo de utilización sobre el total instalado ronda hoy el 15%, como consecuencia de una mala planificación energética.

Con respecto a las renovables hay que señalar que la potencia instalada se ha abierto paso de sobre manera en el mix de producción, alcanzando más de un 30% del total instalado. La maduración de la tecnología y la estructura de los mercados mayoristas de electricidad han marcado la guía para la consecución de esta cifra.

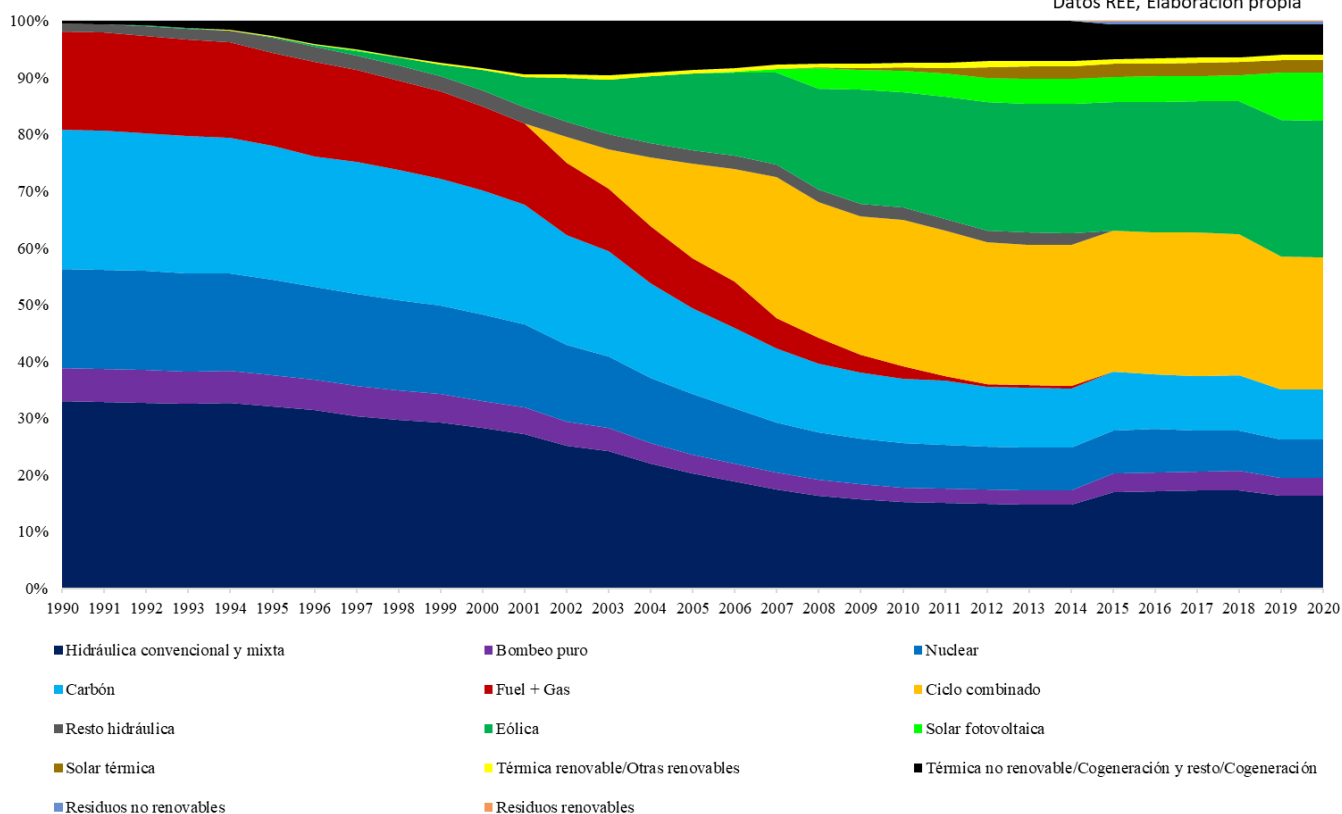
Para la exposición de potencia instalada atender al *gráfica 29*.

¹⁹<https://www.ree.es/es/actividades/proyectos-singulares/interconexion-peninsula-baleares>
consulta: 02/04/2020

Gráfica 29

Potencia Instalada por tecnología

Datos REE, Elaboración propia

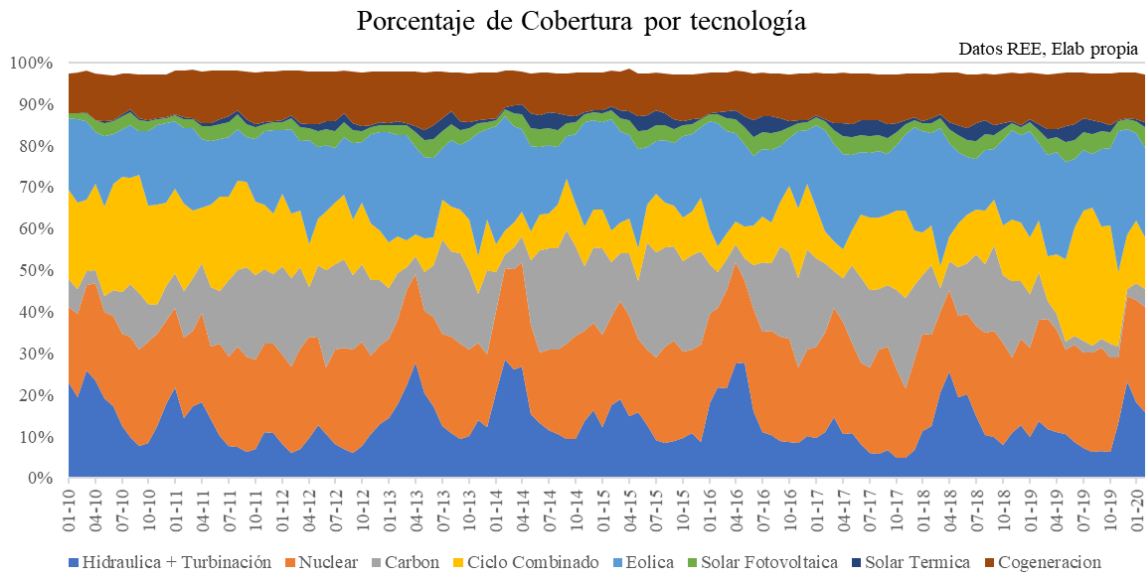


Sin embargo, tenemos que entender que la estructura de generación no se basa únicamente en la estructura de la demanda sino en las limitaciones estacionarias que esta y cada tecnología tienen. Pese al auge de las renovables, no puede obviarse que su suministro es intermitente y así, debe complementarse con tecnología de generación continua.

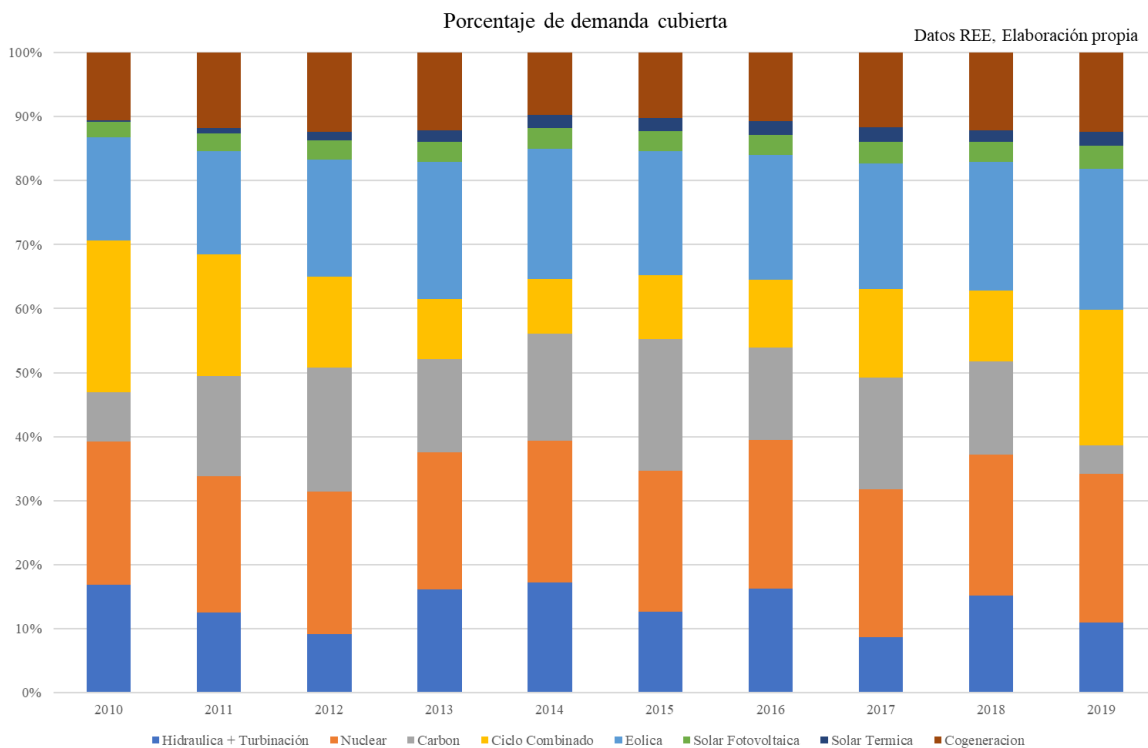
Las energías renovables han cubierto el 39.3% del consumo en 2019 y la tecnología eólica por sí misma, compite hoy con la nuclear por liderar la contribución de generación. Las fluctuaciones de cobertura en carbón y ciclo combinado, se basan fundamentalmente en el precio de sus materias primas y en la necesidad económica de disponer de energía más competitiva. Se puede apreciar que ciclo combinado y carbón cubren un porcentaje estabilizado de la demanda actual, en torno al 20-30%, y lo que fluctúa es la ponderación de cada una de ellas. Por último, es interesante ver el claro factor estacional que tienen tanto la hidráulica como la tecnología nuclear simplemente porque se encuentran muy expuestas al volumen de agua embalsada, y por ende, a las precipitaciones, por necesidad para la refrigeración en las nucleares y como materia prima directa para la hidráulica. Es normal que en época de precipitaciones más abundantes se aprecien picos en el porcentaje de cobertura de estos dos tipos. En la *gráfica 30* y *31* mostramos el porcentaje de cobertura mensual desde 2010 para ver como se comportan las tecnologías entre ellas.

Es importante conocer el comportamiento de cada tecnología para poder entender mejor el mercado mayorista de electricidad y así, poder obrar en consecuencia en caso de llegar a ser parte de él.

Gráfica 30



Gráfica 31



2.2.2. PROYECCIÓN DE OFERTA POR TECNOLOGÍAS

Con el fin de poder modelizar los precios medios mensuales del mercado diario, tenemos ya realizado el examen de uno de sus componentes como es la demanda, y ahora, corresponde proyectar el otro, a saber, la oferta.

Me he basado en el Borrador de Plan Nacional integrado de energía y clima 2021-2030²⁰. En él, se recoge la proyección objetiva y tendencial que seguirá el mix de oferta los próximos años. Podemos ver el resumen tendencial en la *tabla 5* y objetivo en la *tabla 6*.

Tabla 5

Parque de generación del Escenario Tendencial (MW)				
Años	2015	2020	2025	2030
Eólica (terrestre y marina)	22.925	28.033	33.033	38.033
Solar fotovoltaica	4.854	8.921	13.921	18.921
Solar termoeléctrica	2.300	2.303	2.303	2.303
Hidráulica	14.104	14.109	14.109	14.109
Bombeo Mixto	2.687	2.687	2.687	2.687
Bombeo Puro	3.337	3.337	3.337	3.337
Biogás	223	211	211	211
Biomasa	677	613	613	613
Carbón	11.311	7.897	2.165	2.165
Ciclo combinado	26.612	26.612	26.612	26.612
Cogeneración	6.143	5.239	4.373	2.470
Fuel y Fuel/Gas (Territorios No Peninsulares)	3.708	3.708	3.708	3.708
Residuos y otros	893	610	470	341
Nuclear	7.399	7.399	7.399	7.399
Total	107.173	111.679	114.940	122.909

Fuente: Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, 2019

Tabla 6

Parque de generación del Escenario Objetivo (MW)				
Años	2015	2020	2025	2030
Eólica (terrestre y marina)	22.925	28.033	40.633	50.333
Solar fotovoltaica	4.854	9.071	21.713	39.181
Solar termoeléctrica	2.300	2.303	4.803	7.303
Hidráulica	14.104	14.109	14.359	14.609
Bombeo Mixto	2.687	2.687	2.687	2.687
Bombeo Puro	3.337	3.337	4.212	6.837
Biogás	223	211	241	241
Otras renovables	0	0	40	80
Biomasa	677	613	815	1.408
Carbón	11.311	7.897	2.165	0
Ciclo combinado	26.612	26.612	26.612	26.612
Cogeneración	6.143	5.239	4.373	3.670
Fuel y Fuel/Gas (Territorios No Peninsulares)	3.708	3.708	2.781	1.854
Residuos y otros	893	610	470	341
Nuclear	7.399	7.399	7.399	3.181
Almacenamiento	0	0	500	2.500
Total	107.173	111.829	133.802	160.837

Fuente: Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, 2019

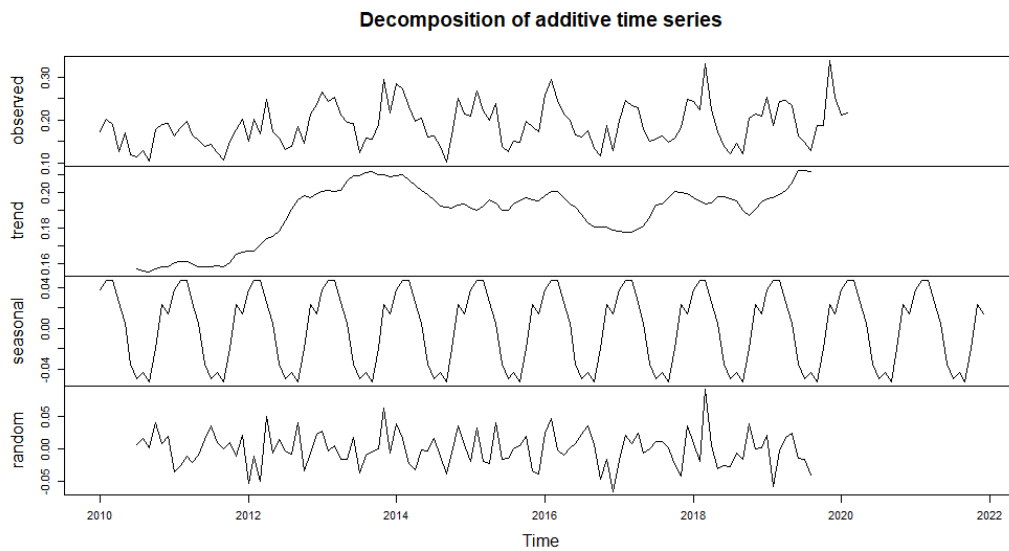
Para realizar nuestra proyección, hemos decidido coger el escenario tendencial ya que no creemos que, en un escenario de incertidumbre, como la generada por la crisis actual, los patrones inversionistas vayan a ser muy expansivos. Por eso, y porque nuestro horizonte temporal es a corto plazo, recogemos el escenario tendencial que integra los planes de instalación ya aprobados para los próximos años.

²⁰ IDAE. Ministerio de transición ecológica y reto demográfico. Borrador de Plan Nacional integrado de energía y clima 2021-2030. Actualizado el 20 de 2020. <https://www.idae.es/informacion-y-publicaciones/plan-nacional-integrado-de-energia-y-clima-pniec-2021-2030>

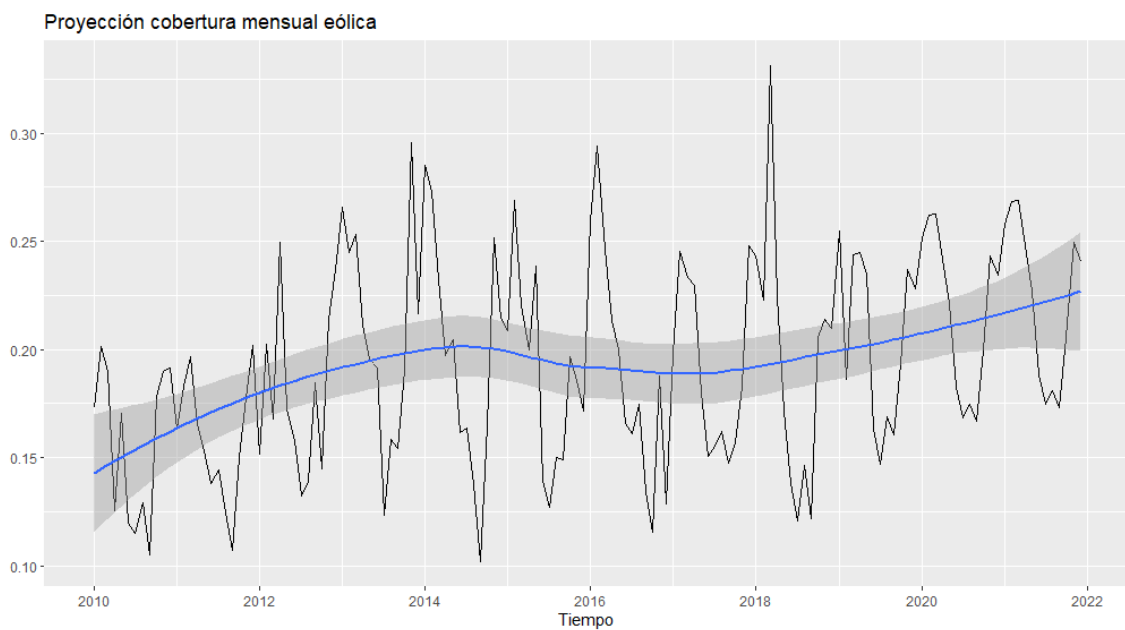
Como hemos venido haciendo, sería un error si integráramos estas previsiones en cada tipo de oferta obviando el patrón estacional de cada tecnología, máxime, si afecta tan sustancialmente al precio como lo hace. Por todo ello, vamos a hacer una proyección individualizada, utilizando la función `ts` y `decompose()` de R, identificando cada tipo de serie, si aditiva o multiplicativa, e integrando las previsiones del informe a su tendencia, contrastando sus conclusiones. A continuación, mostramos el resultado para cada tipo de tecnología de generación.

La serie de cobertura por generación eólica muestra una descomposición recogida en la *gráfica 32*. Una vez replicada la tendencia del informe, la proyección resultante se muestra en la *gráfica 33*.

Gráfica 32



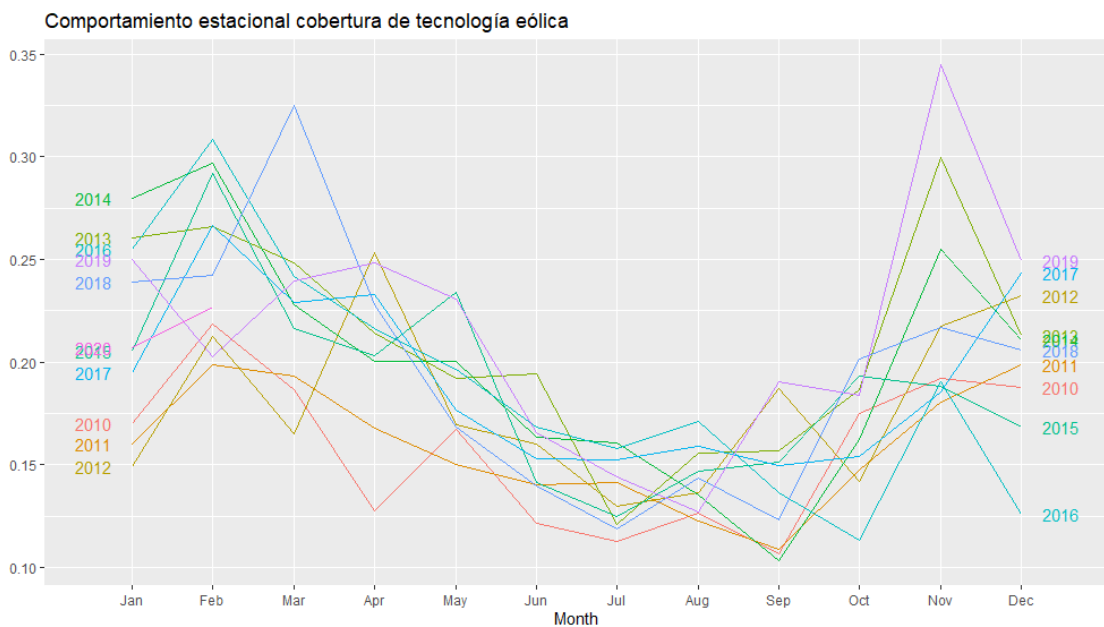
Gráfica 33

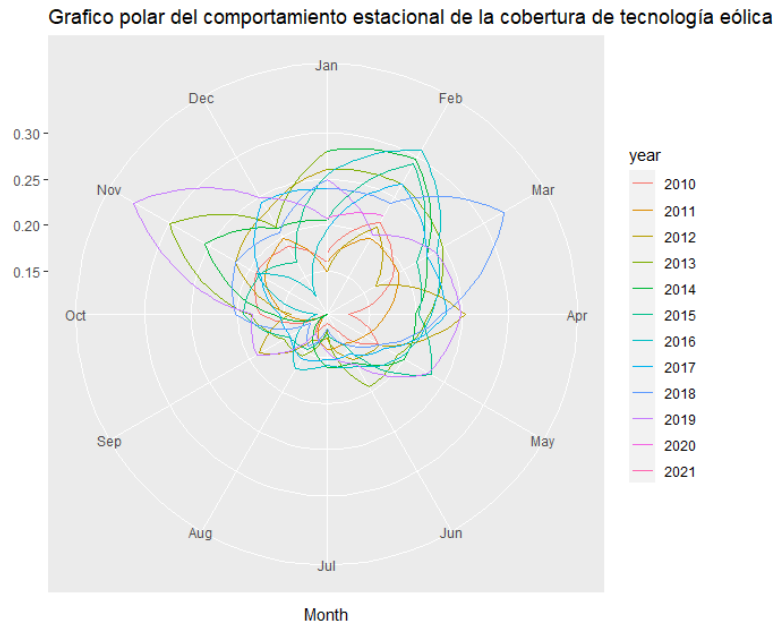


Como vemos, el resultado es bastante bueno ya que respetamos los elementos estructurales de la serie hasta el punto en que cuesta reconocer la proyección de la serie real. Realizaremos el mismo procedimiento para el resto de las tecnologías.

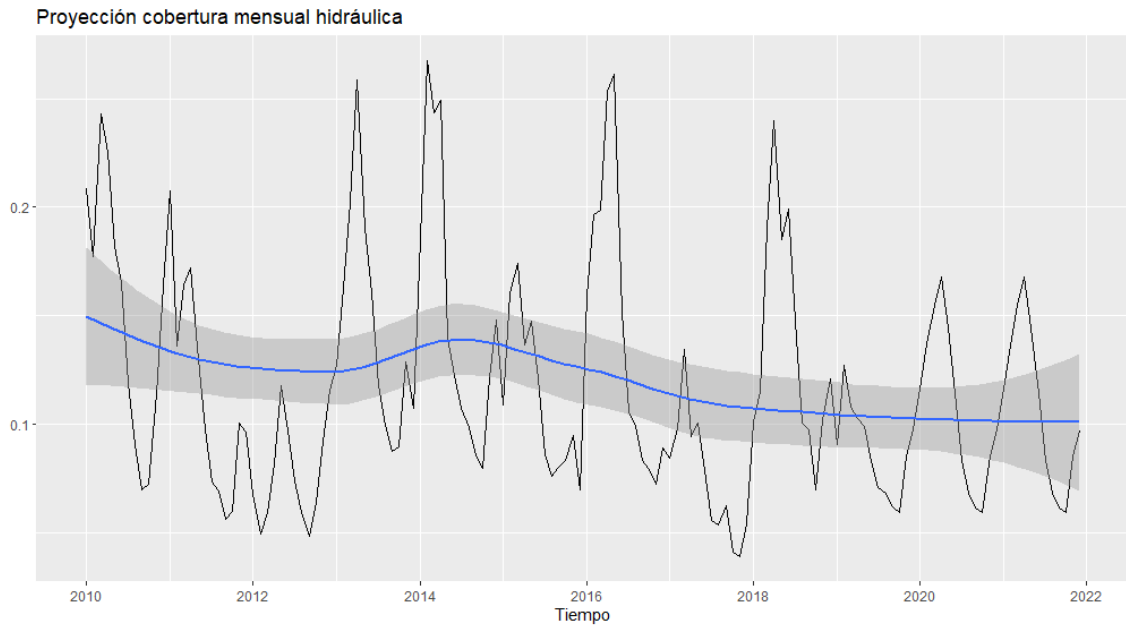
Como en nuestro caso, además, queremos indexar el bono que diseñemos a los ingresos, en otras palabras, “cupones” que vayan generando mensualmente los aerogeneradores, la cantidad de MWh mensual generada y el precio, ambos, son muy relevantes. Un estudio preliminar de los MWh generados nos lleva a dirigir nuestra atención al comportamiento estacional de los molinos (*gráfica 34 y 35*). De momento basta con ver que podemos dividir el año productivo de un aerogenerador en dos temporadas: una de alta producción que va desde octubre hasta abril, y otra de baja generación, entre abril y septiembre. Noviembre y febrero suelen ser meses de producción máxima. Este análisis posteriormente nos será de utilidad a la hora de estudiar el capacity factor medio de los molinos.

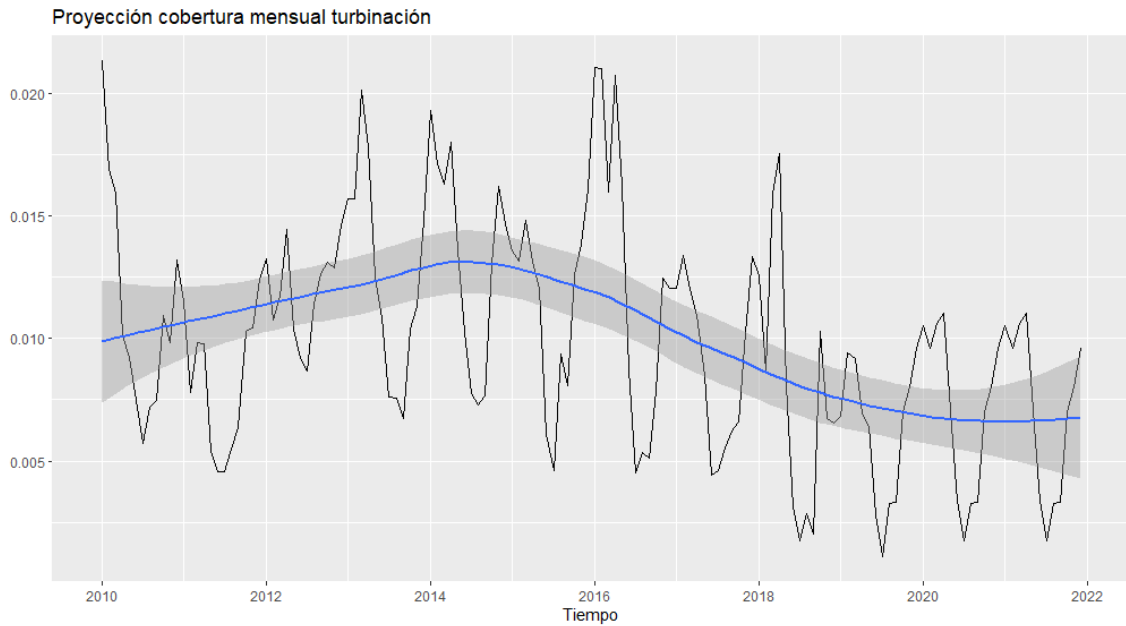
Gráfica 34



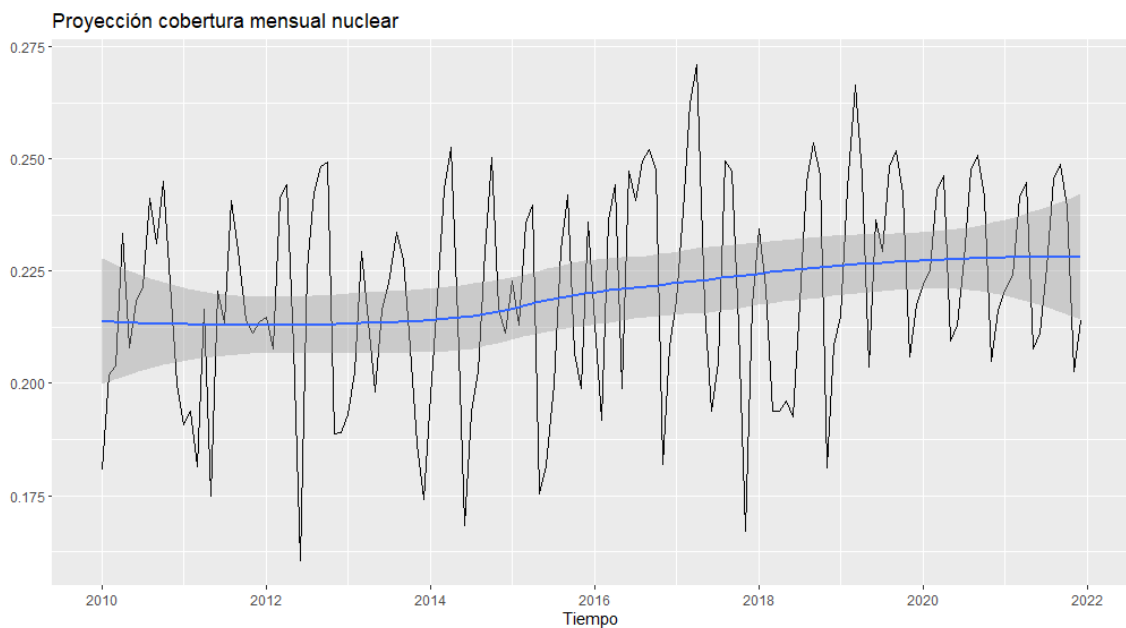


Hemos hecho más hincapié en el estudio del comportamiento de la tecnología eólica, y ahora, en aras de la eficiencia, tan solo mostraremos el comportamiento de cada tecnología con la estimación ya integrada.



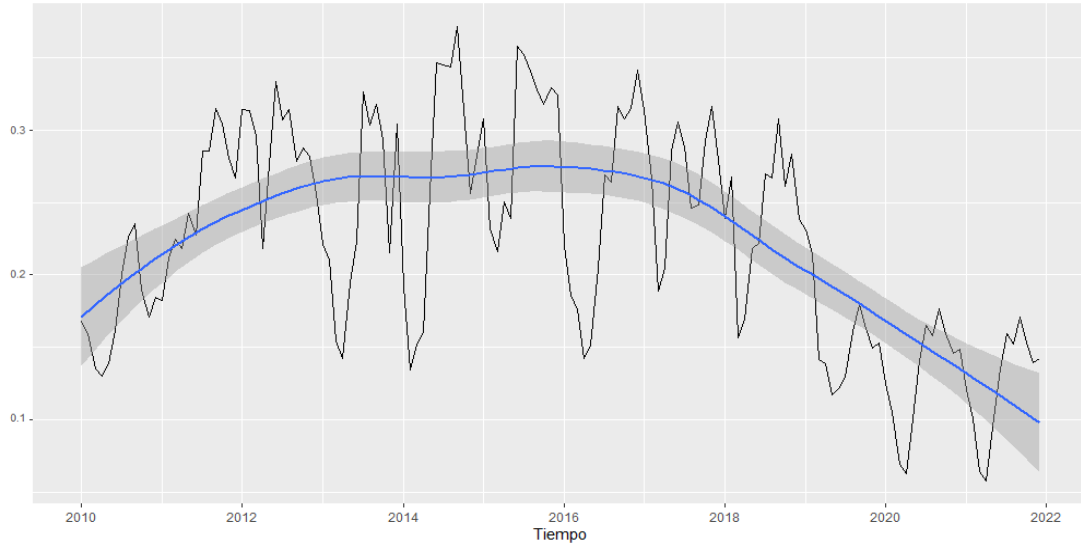


Sobre la cobertura mensual de la tecnología nuclear, claramente se muestra la dependencia de las precipitaciones que adelantábamos antes y un aumento de su capacity factor, ya que, en años de aumento de demanda, están cubriendo más porcentaje.

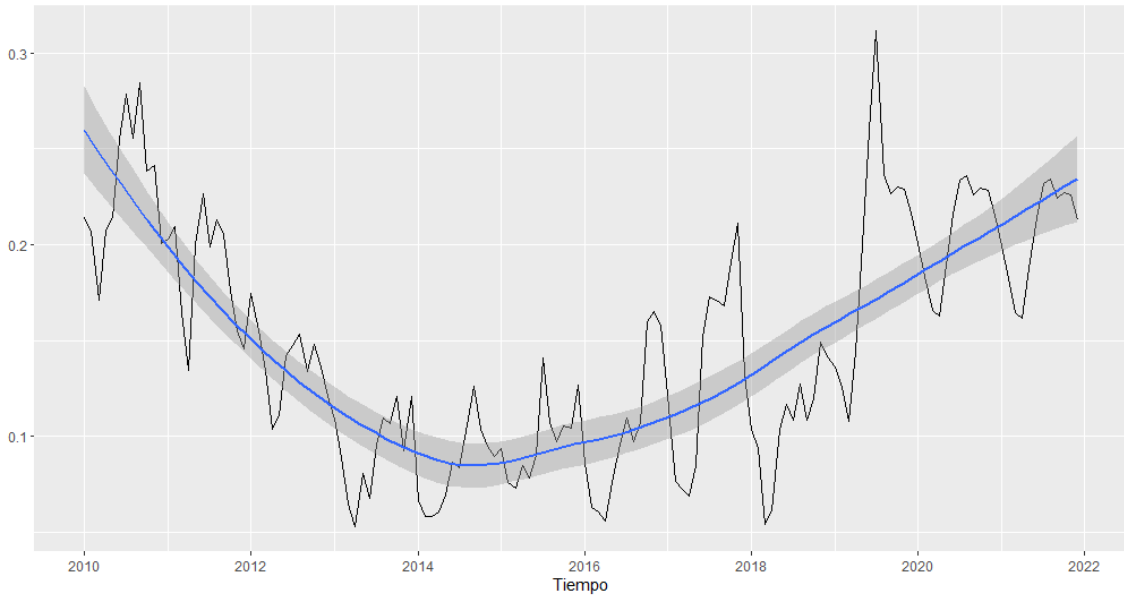


Sobre el comportamiento de la tecnología por carbón tan solo señalaremos que se puede apreciar el claro descenso en su uso tras el auge en entre los años 2012 y 2016 debido al descenso de la generación hidráulica como consecuencia de ser años más cálidos y secos (nos remitimos a la *gráfica 24* para ver el intervalo de temperaturas más altas) así como por los bajos precios del carbón con respecto al gas, sustitutivo natural. Ello se evidencia si interpretamos ambos comportamientos de manera conjunta.

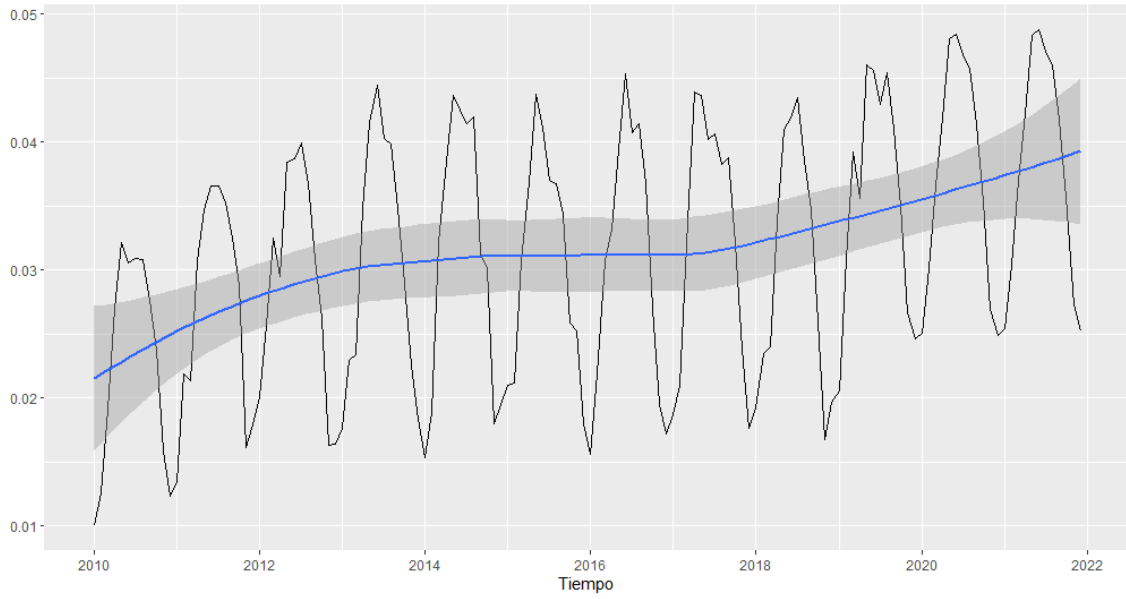
Proyección cobertura mensual carbón



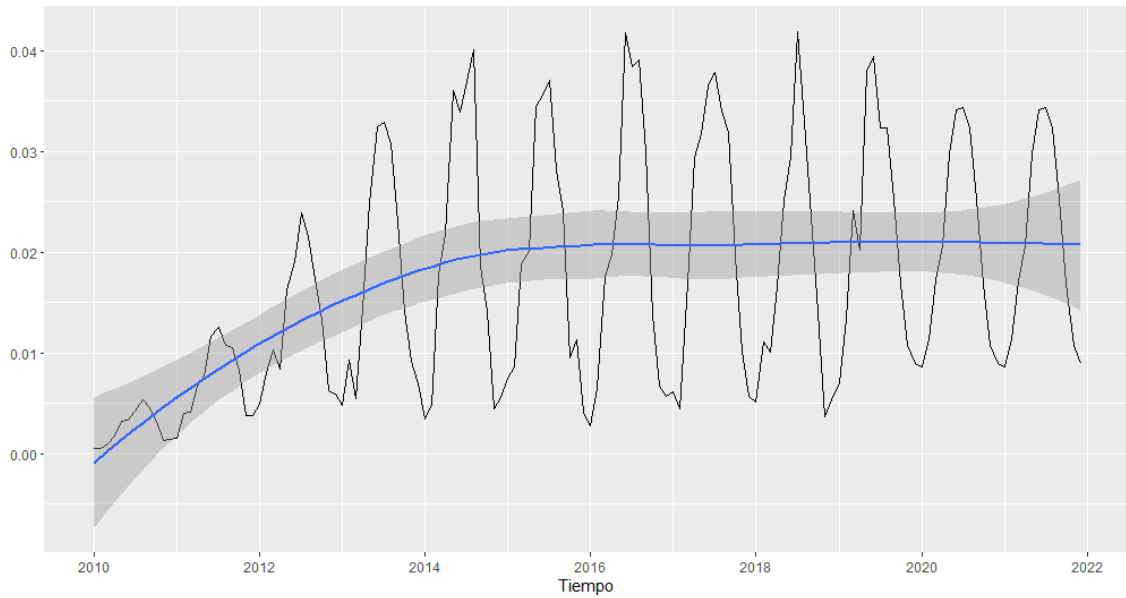
Proyección cobertura mensual ciclo combinado



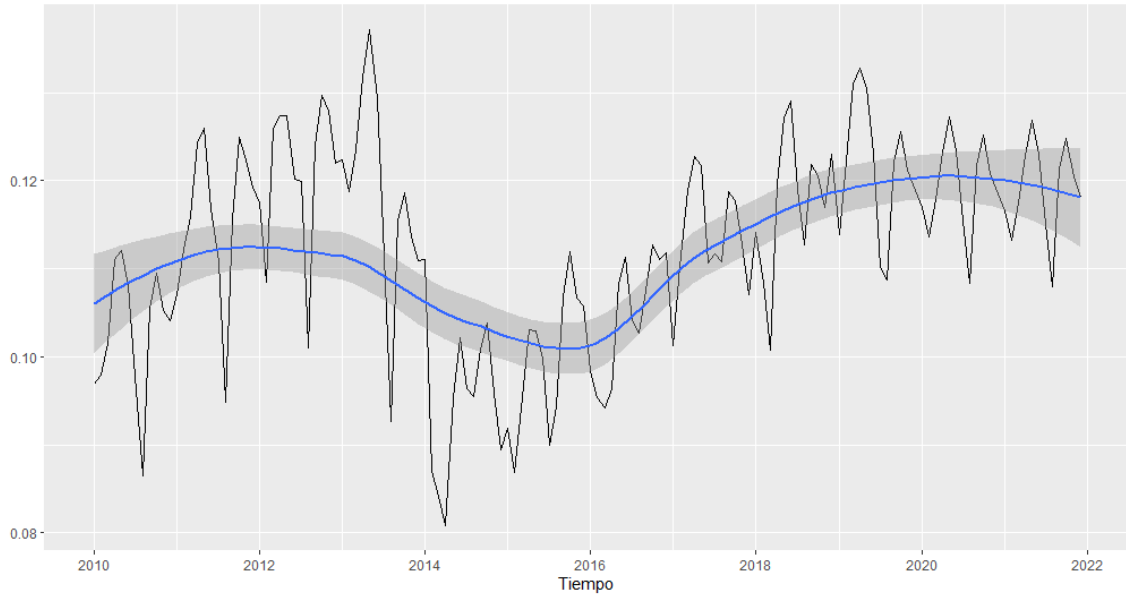
Proyección cobertura mensual solar fotovoltaica



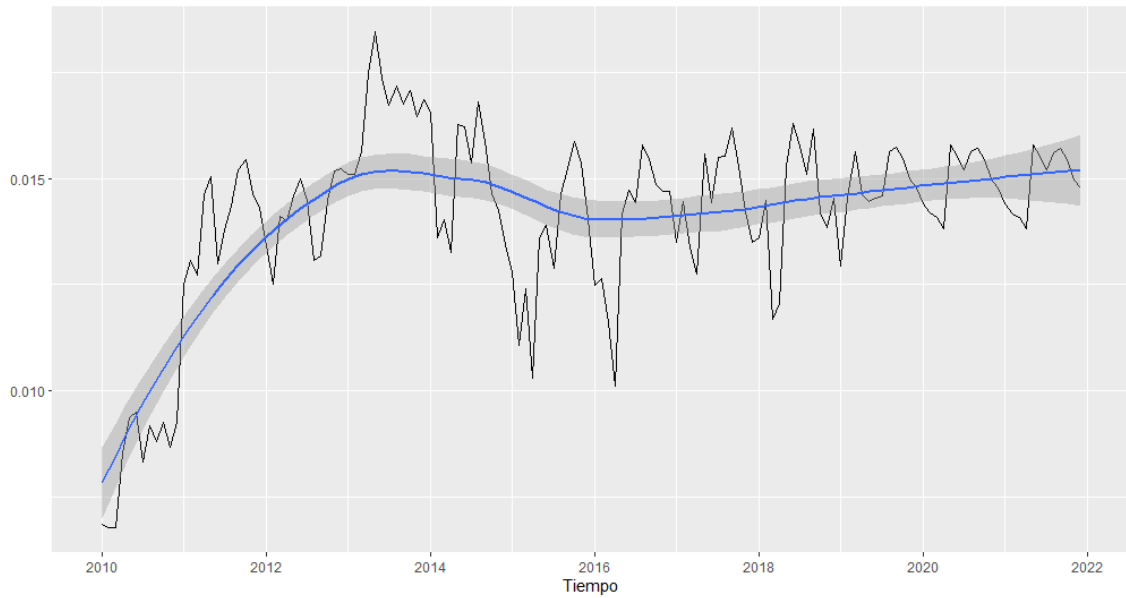
Proyección cobertura mensual solar térmica



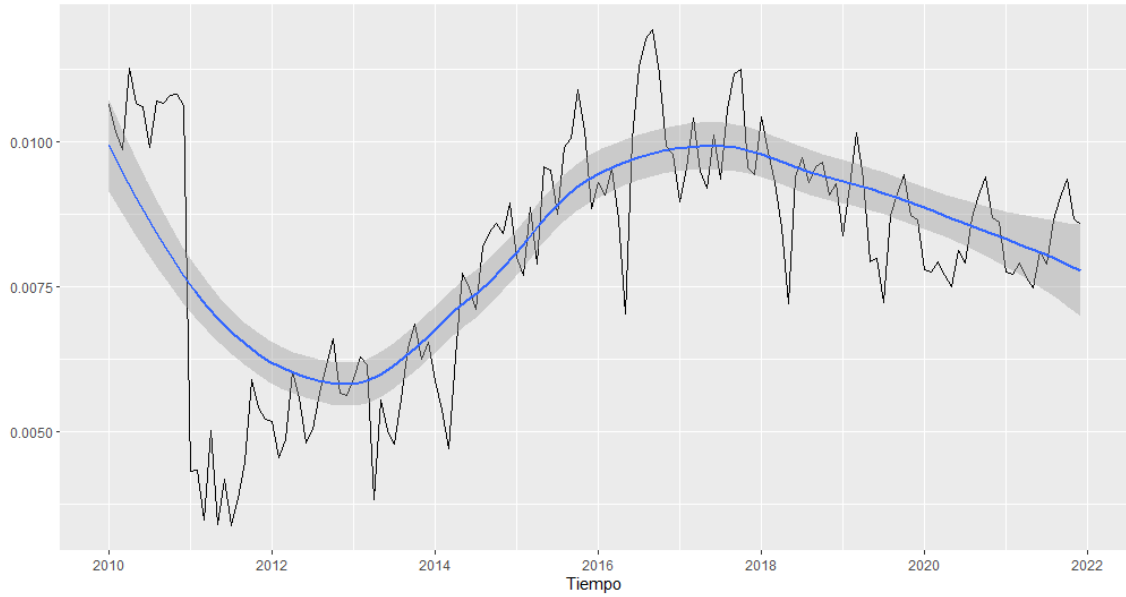
Proyección cobertura mensual cogeneración



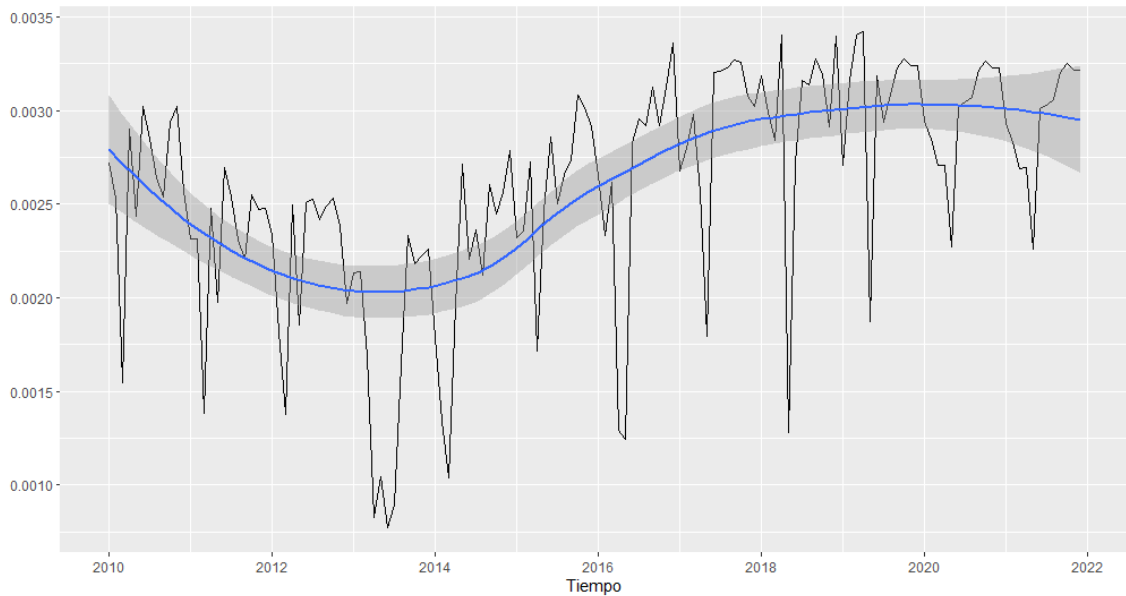
Proyección cobertura mensual otras renovables



Proyección cobertura mensual residuos no renovables



Proyección cobertura mensual residuos renovables



En suma, estos serán los valores que utilizemos para la oferta en función de su tecnología.

2.3. MODELIZACIÓN DE PRECIOS

Hemos llegado por fin al punto en el podemos dar nuestra predicción de los precios como parte del estudio del entorno que queremos hacer. De entrada, hay que señalar que el método que parecía más exhaustivo para estimar los precios era deconstruir la composición de las curvas de casación horarias, obteniendo a qué precios medios ofertaba cada tipo de tecnología su unidad de oferta. Así, conseguiríamos los coeficientes medios mensuales de cada tecnología y podríamos ponerlos en relación con las estructuras de oferta mensuales. Con todo ello, tan solo necesitaríamos aplicar los coeficientes obtenidos ponderándolos por el mix energético que hemos predicho para obtener la predicción de precios. No obstante, nos hemos encontrado varios problemas para ello: primero, que, al tratarse de una subasta secreta para garantizar la máxima competencia, no tenemos datos más que con 90 días de retardo y, segundo, que había que cruzar los códigos de los identificadores con sus actividades, labor que requería investigar a qué actividad de producción se dedicaba cada actor. Dejamos enunciada la propuesta para poder profundizar en el futuro sobre ella.

La alternativa que hemos empleado es comenzar con la regresión lineal, utilizando tanto la demanda como las proyecciones de mix de oferta, de suerte que son los dos elementos que marcan el precio en las curvas de casación, para poder dar un valor a cada uno de ellos, a través de los coeficientes del modelo y contrastarlo con la prelación de las tecnologías en el mercado. Los precios los damos en €/MWh.

Otros modelos más complejos como los RNA o Random Forest no funcionaban bien en frecuencias mensuales pues no tenían el gran número de datos necesarios para su uso. Pues bien, el primer modelo al que llegamos es mostrado en *tabla 7*:

Tabla 7

```
Call:
lm(formula = Precio.Mercado.diario ~ Demanda.Gwh + pSolar_Fotovoltaica +
    pEolica + pTurbinacion + Carbon + Cogeneracion + Residuos_Renovables,
    data = df)

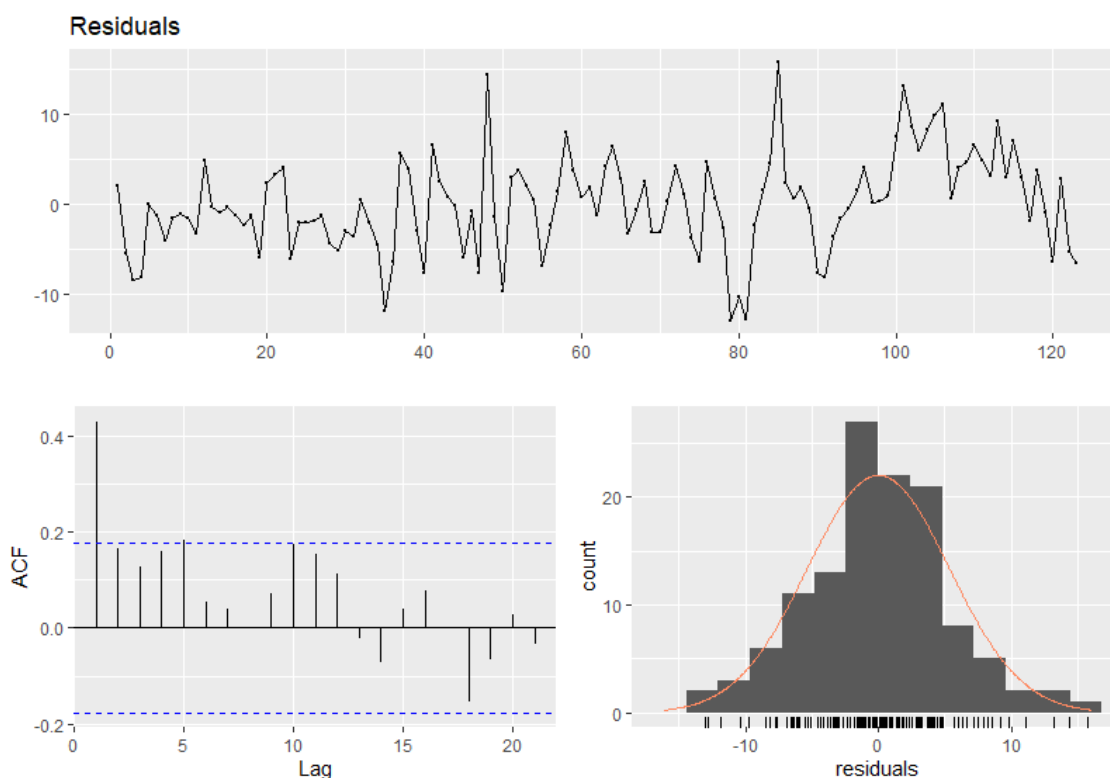
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-13.0604  -3.1276  -0.0858   3.2172  15.7859

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      4.738e+01  1.431e+01   3.312  0.00124 **
Demanda.Gwh     -1.235e-03  5.162e-04  -2.392  0.01838 *
pSolar_Fotovoltaica -2.112e+02  8.519e+01  -2.479  0.01463 *
pEolica          4.264e+01  1.472e+01   2.896  0.00453 **
pTurbinacion    -1.225e+03  1.752e+02  -6.990 1.91e-10 ***
Carbon           4.504e-03  3.674e-04  12.257 < 2e-16 ***
Cogeneracion     6.804e-03  2.132e-03   3.192  0.00182 **
Residuos_Renovables 1.500e-01  5.151e-02   2.912  0.00432 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.516 on 115 degrees of freedom
(21 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.7383,    Adjusted R-squared:  0.7224
F-statistic: 46.36 on 7 and 115 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Los restos muestran las siguientes características (*gráfica 36*):

Gráfica 36



De entrada, encontramos varios problemas que podemos solucionar para conseguir una predicción de los precios: primero, los residuos muestran un comportamiento indeseado, pues existe correlación entre los errores y su comportamiento, como puede apreciarse, dista de ser ruido blanco; segundo, la variable Demanda.GWh es poco significativa. Por ello, hemos dado un paso más.

Hemos generado una variable a partir de la Demanda que integra tres elementos importantes que, de ser recogidos, aun haciéndolo de manera simplificada, pueden marcar la diferencia.

La variable que proponemos es Generación que se refiere al producto mensual del mix energético peninsular. Esta variable difiere en la demanda por los saldos internacionales, el enlace de Peninsula con Islas Baleares²¹ y por bombeos para turbinación.

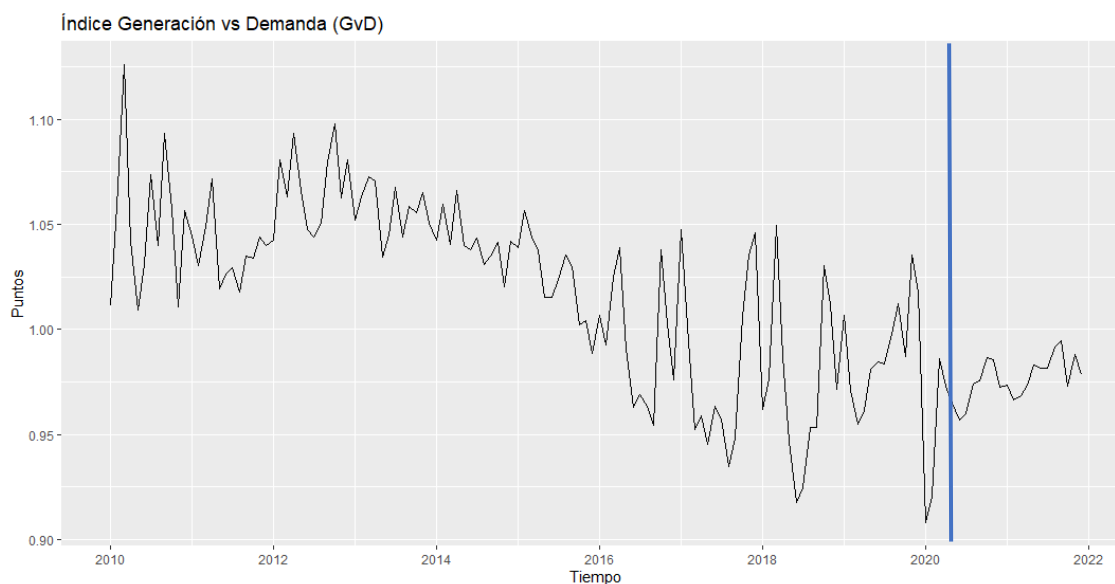
Asimismo, en los últimos años los saldos de turbinación y el resultante del enlace del proyecto Rómulo, han ido estabilizándose. En contraposición, los intercambios internacionales han mostrado un comportamiento más cambiante y volátil. Así las cosas, al no existir informes que den un valor orientativo de cómo estas partidas pueden diferir, hemos generado un índice que contrapone ambos valores, demanda y generación para ver cómo se comportan entre ellas.

$$\text{Índice de Generación vs Demanda (GvD)} = \frac{\text{Generación (MWh)}}{\text{Demanda final b.c.(MWh)}}$$

²¹ Cit 19.

Gráfica del Índice (gráfica 37):

Gráfica 37



La estimación de serie temporal, en concreto, ha sido realizada con ARIMA, por lo que, por no ser repetitivo en la metodología, no entraré en más detalle. Sabemos que la predicción podría mejorarse mucho, ya que pierde gran parte de la volatilidad que venía manifestando con respecto al pasado. Sin embargo, tan solo buscamos ver si la variable puede ser de utilidad para nuestra predicción, no un análisis profundo de ella que daría lugar a todo un trabajo.

Sobre el índice, tan solo apuntar que como se puede apreciar, antes generábamos más de lo que demandábamos, ahora menos, por lo que algunos meses, estamos en déficit eléctrico. La dependencia energética de España es bastante alta en comparación con la media de la Unión Europea²², y también lo es en términos eléctricos si lo comparamos con las cifras de hace diez años. El principal cambio se debe como anticipábamos, según datos de REE, a la partida de saldos en los intercambios internacionales, donde hemos pasado de tener una balanza exportadora, a importadora para cubrir el déficit eléctrico.

Con todo, el empleo del índice para llegar a la variable de Generación nos da el modelo mostrado en la *tabla 8*.

²² Isbell, P. (2006). La dependencia energética y los intereses de España. Boletín Elcano, (79), 7. Red Eléctrica de España. Hacer posible la transición energética Red Eléctrica y la integración de renovables. Abril 2019. https://www.ree.es/sites/default/files/11_PUBLICACIONES/Documentos/Transicion_Energetica.pdf

Tabla 8

```
Call:
lm(formula = Precio.Mercado.diario ~ pTurbinacion + Carbon +
  Cogeneracion + Residuos_Renovables + pEolica + Generacion +
  pSolar_Fotovoltaica + pEolica, data = df)

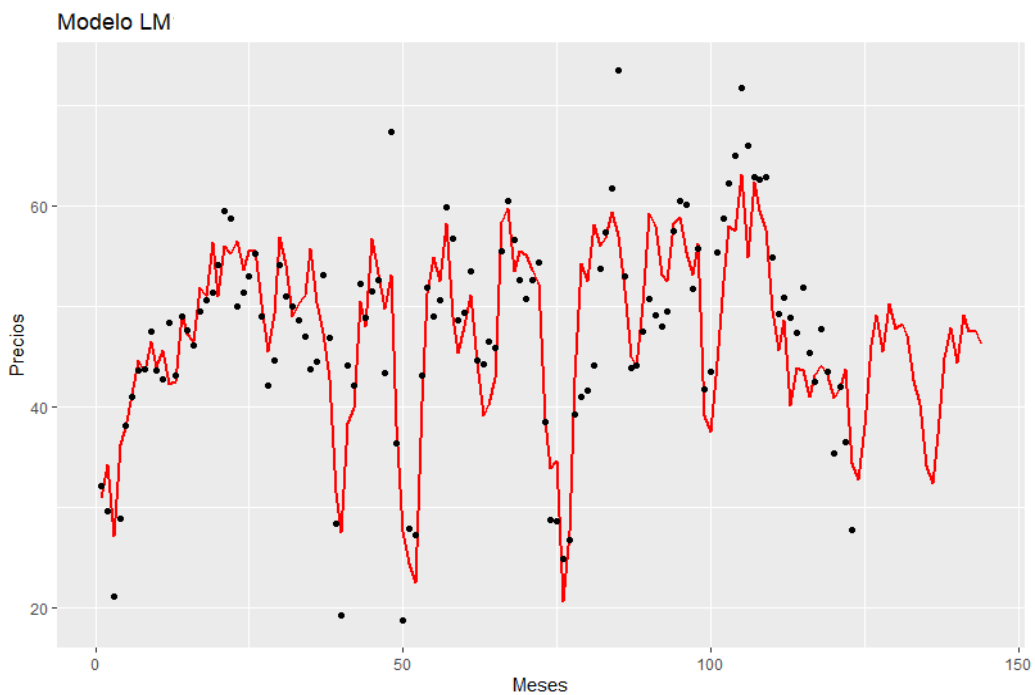
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-14.0415  -2.9591   0.2186   3.2303  16.5600

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    5.014e+01  1.214e+01   4.132 6.85e-05 ***
pTurbinacion  -1.085e+03  1.701e+02  -6.378 3.88e-09 ***
Carbon          4.706e-03  3.635e-04  12.949 < 2e-16 ***
Cogeneracion    8.160e-03  2.133e-03   3.825 0.000213 ***
Residuos_Renovables 1.344e-01  4.953e-02   2.714 0.007674 **
pEolica         3.860e+01  1.437e+01   2.687 0.008280 **
Generacion     -1.488e-03  4.171e-04  -3.568 0.000526 ***
pSolar_Fotovoltaica -2.293e+02  8.150e+01  -2.813 0.005767 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.363 on 115 degrees of freedom
(21 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.7527,    Adjusted R-squared:  0.7376
F-statistic:    50 on 7 and 115 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

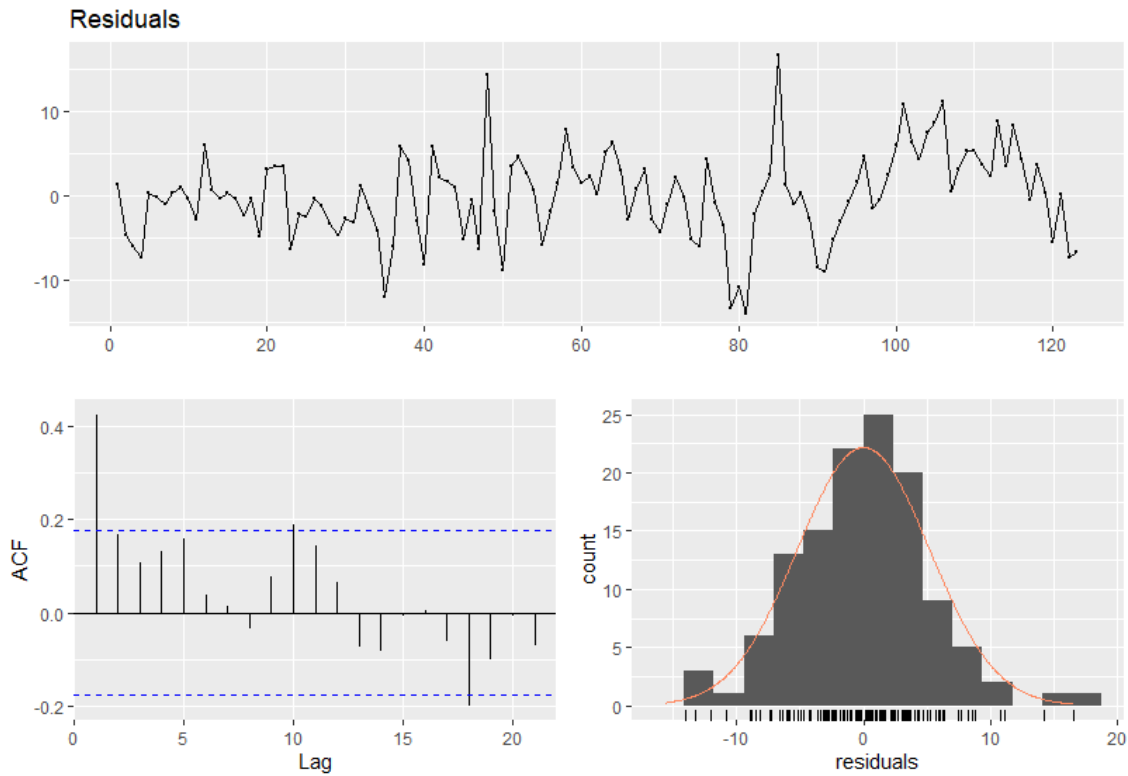
Ahora, sí, hemos conseguido mejorar nuestra herramienta de predicción, no solo por la mayor significación de un valor tan trascendental en las curvas de casación como es la variable de generación sino porque hemos conseguido elevar el R cuadrado. Además, como mostramos en la *gráfica 38*, el modelo se comporta relativamente bien capturando gran parte de las variaciones que nos dan una predicción fundamentada.

Gráfica 38



Sin embargo, los restos siguen sugiriendo que existe algún problema. Ello se debe principalmente a que los residuos correlan entre sí en algunos puntos y que continúan distando del comportamiento de ruido blanco, como se puede ver en la *gráfica 39*.

Gráfica 39



Realizamos pues un último ajuste acudiendo nuevamente a la regresión lineal con restos modelizados con ARIMA. Para ello, después de hacer el ajuste por heterocedasticidad con Box Cox, comencé valorando un ARIMA de orden regular (1, 0, 0) pues un auto regresivo bajo iba a tener mejor impacto en la serie por la extensión que queremos predecir. Sin embargo, la comparación de los AICc nos determinó que un arima sugerido por `auto.arima()` de orden (1, 0, 2) era el óptimo para nuestros restos. El modelo en cuestión (*tabla 9*), dio un diagnóstico de errores como el que se muestra en la *gráfica 40*.

Tabla 9

```

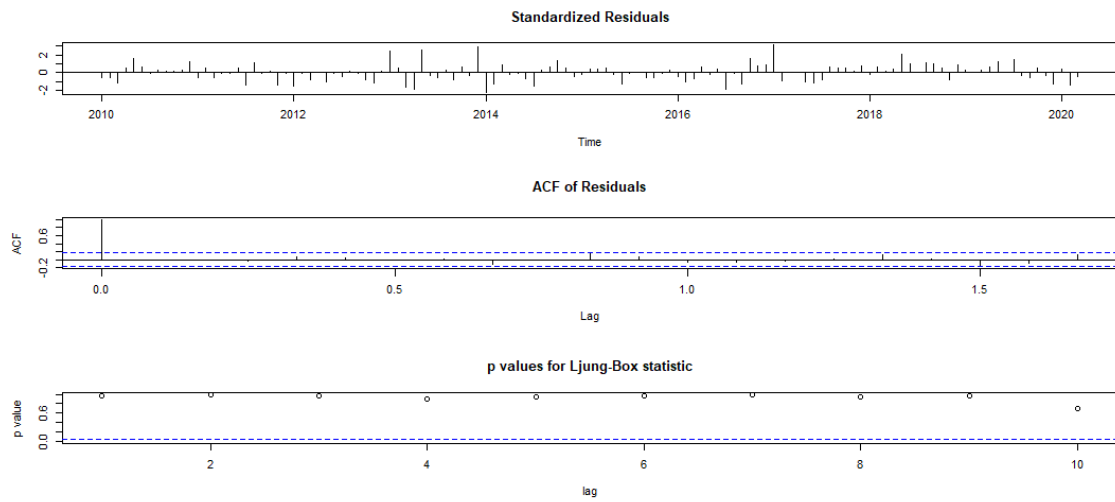
Regression with ARIMA(1,0,2) errors

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2  intercept      xreg1
      0.932 -0.3421 -0.1947    23.3983  -234.992
s.e.    0.044  0.1082  0.0950    10.2882   189.871
      xreg2  xreg3  xreg4    xreg5  xreg6  xreg7
      6e-03  0.0076  0.0956   16.9518  -8e-04  -20.1648
s.e.    6e-04  0.0027  0.0413   13.8633  4e-04   84.6025

sigma^2 estimated as 19.78:  log likelihood=-352.81
AIC=729.62  AICc=732.46  BIC=763.37

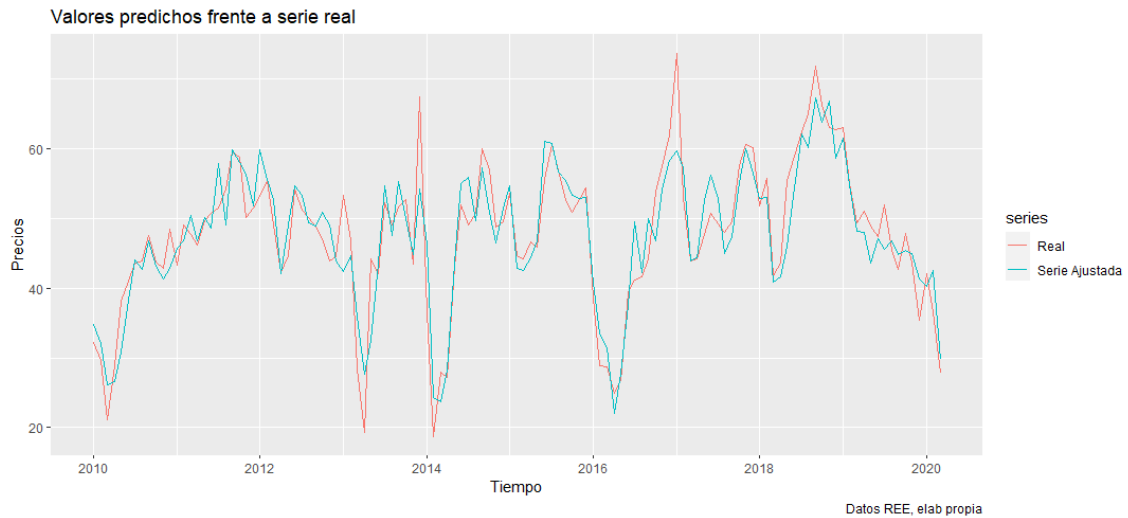
```

Gráfica 40

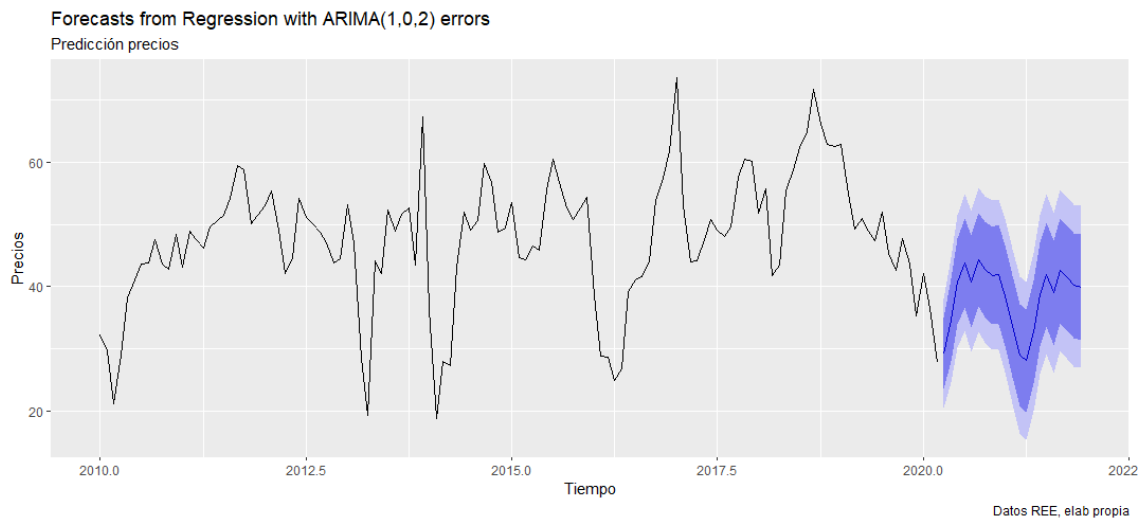


Como vemos aunque la distribución de los errores no indica que el modelo todavía se podría mejorar, hemos conseguido minimizar las correlaciones entre los retardos, con lo que es aceptable para realizar nuestra predicción de precios. El comportamiento del modelo frente a la serie real se muestra en la *gráfica 41* y los precios predichos en la *gráfica 42*.

Gráfica 41



Gráfica 42



Los intervalos de confianza son relativamente amplios, en comparación con lo que un análisis explicativo toleraría. Aun con todo, concentra la estimación de precio con un intervalo de confianza del 80% en una volatilidad contenida en 25€, lo cual, reduce notablemente las fluctuaciones que la serie presenta entre los 20€ y 60€. La predicción de precios que obtenemos pueden utilizarse con sus intervalos de confianza para posteriormente acotar las rentabilidades que obtengamos, justificarlas y sobre todo ser conscientes de las limitaciones de esta primera aproximación. La metodología empleada deja enunciados muchos apartados en los que somos conscientes que podemos mejorar, pero cumple con las expectativas que del análisis preliminar del entorno cabría esperar.

3. ESTUDIO DE LA TECNOLOGÍA

Una vez tenemos una predicción de precios medios mensuales, nos corresponde dar una estimación de las cantidades, es decir, los MWh que se producirán en términos medios.

La generación de electricidad es un continuo, y para su medición, no teniendo todas las tecnologías de generación las mismas características, se utiliza el MWh generado, pues no en todos los momentos se está generando la misma cantidad de energía. Los precios que hemos estimado están por ello en €/MWh y nuestra estimación de la energía producida será, consecuentemente, en MWh medios producidos.

A continuación, mostramos dos metodologías distintas para calcular los MWh producidos en abstracto, con su correspondiente análisis de localización, no sin antes elegir nuestro modelo de aerogenerador sobre el que vamos a realizar nuestros cálculos.

3.1. SELECCIÓN DE AEROGENERADOR

Para la selección de nuestro modelo nos hemos basado en distintos criterios.

El primero, el fabricante. Para ello hemos consultado la cuota de mercado que tienen las principales proveedoras. Los datos de Bloomberg (BNEF) han revelado que Vestas tiene el liderazgo con 10,1 GW instalados en 2018 que supone un 22% de cuota de mercado, seguido de Goldwind, GE y Siemens Gamesa.

Segundo, de entre todas ellas vamos a coger un aerogenerador que no tenga una potencia nominal muy alta, esto es, de más de 5 MW. Las potencias altas tienen vientos mínimos más exigentes lo cual restringe de sobremanera las localizaciones de estos modelos, por lo que no escogeremos una gran potencia nominal para ser más conservadores en nuestro planteamiento.

Tercero, tampoco escogeremos turbinas de lanzamiento reciente, con el objetivo de tener para esta primera aproximación, un mayor número de datos sobre su rendimiento.

Cuarto, nos hemos basado en la potencia nominal de algunos de los parques eólicos que se han inaugurado recientemente en España y que se adaptan a sus vientos, observando además qué fabricantes están contratando las empresas de generación eléctrica líderes del sector. Así agentes relevantes como Iberdrola han utilizado turbinas de 4.5 MW²³.

Por todo ello, hemos seleccionado la turbina de Siemens Gamesa G128 4500. Somos conscientes de que existen modelos de la misma potencia mejorados que el mismo fabricante ha lanzado ya al mercado, pero queremos respetar los objetivos de prudencia en el análisis y la información, como señalábamos. Así, las nuevas turbinas necesariamente tienen que ser mejores, pues este modelo es de 2009.

Sus características son:

- Diámetro de 128 con un área de barrido total de 12.868 m²
- Capacity factor mostrado en curva en la *gráfica 43*²⁴.
- Tensión de 690 voltios.

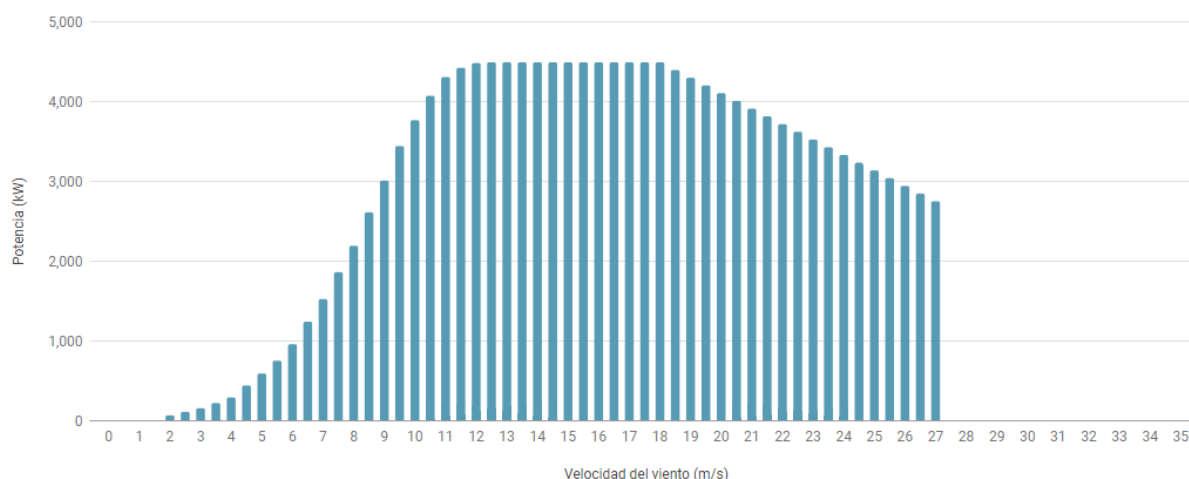
²³ <https://www.expansion.com/empresas/energia/2020/02/10/5e413950468aeb167e8b45f3.html>

²⁴ https://www.thewindpower.net/turbine_es_81_gamesa_g128-4500.php

- Frecuencia de 50-60 Hz.
- Altura variable de 81, 120 y 140m.
- Clases de vientos IIB, de entre 7,5 y 8,5 m/s de velocidad media anual, lo cual lo sitúa en un ámbito flexible en comparación con turbinas más específicas (*Gráfica 43*).

Gráfica 43

Curva de potencia



Más adelante en nuestro estudio contrastaremos esta turbina con el nuevo modelo SG 4.5-145, de 4,5 MW²⁵, cuyas características se recogen a continuación:

- La curva de potencia es la dada para SG 2.6 114 con los ajustes de potencia nominal y mejora en eficiencia que da el fabricante Siemens Gamesa y que recogemos en sus informes²⁶.
- Un área de barrido de 16.513 m² con diámetro de 145m.
- Tensión de 690 V AC.
- Frecuencia de 50 – 60 Hz.
- Clases de vientos IIB.
- Altura de 90, 102.5 y 127.5 m.
- Año de lanzamiento: 2018.

²⁵<https://www.siemensgamesa.com/-/media/siemensgamesa/downloads/es/products-and-services/onshore/brochures/siemens-gamesa-onshore-wind-turbine-sg-4-5-145-es.pdf>

²⁶<https://www.siemensgamesa.com/-/media/siemensgamesa/downloads/en/products-and-services/onshore/brochures/siemens-gamesa-onshore-wind-turbine-sg-2-1-114-en.pdf>
<https://www.siemensgamesa.com/es-es/-/media/siemensgamesa/downloads/es/products-and-services/onshore/brochures/siemens-gamesa-onshore-wind-turbine-sg-2-6-114-es.pdf>
<https://www.siemensgamesa.com/es-es/-/media/siemensgamesa/downloads/es/products-and-services/onshore/brochures/siemens-gamesa-onshore-wind-turbine-sg-3-4-132-es.pdf>

3.2. ESTIMACIÓN MWh

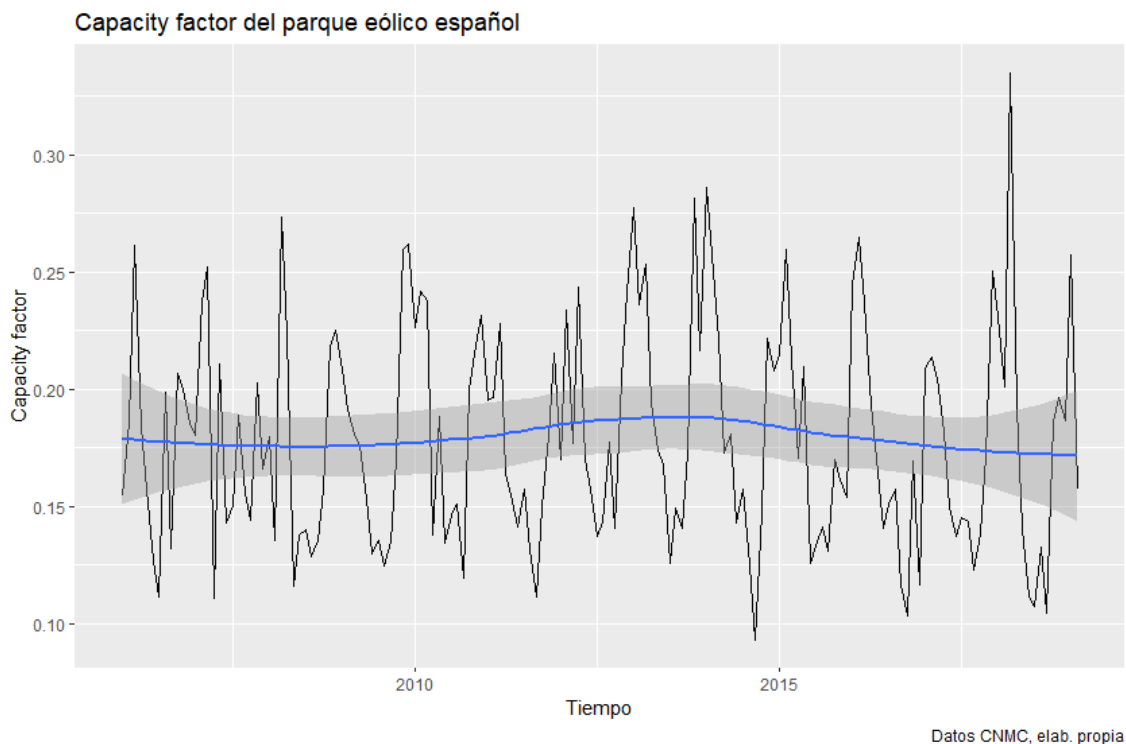
3.2.1. CAPACITY FACTOR MEDIO DEL PARQUE EÓLICO ESPAÑOL

Comencemos dando unos valores de producción en abstracto. Sin hacer una propuesta de localización concreta, vamos a estimar qué porcentaje de utilización tendrá nuestro molino.

Para ello, vamos a utilizar el capacity factor medio mensual español. Usamos esta medida porque nos da una perspectiva mensual, salvaguardando la tan importante estacionalidad que habíamos estudiado ya para el caso de generación de electricidad eólica, con esos dos períodos contrastados de alta y baja generación. Hemos utilizado los datos proporcionados por la CNMC²⁷, cogiendo la relación entre la venta efectiva de energía mensual frente al nominal de potencia instala como se muestra seguidamente en la ecuación y la *gráfica 44*:

$$\text{Capacity factor español} = \frac{\text{Energía vendida (GWh)}}{\text{Potencia Instalada (MW)}}$$

Gráfica 44



Vamos a asumir la media de los últimos 5 años para evitar basarnos únicamente en un buen o mal año. Esta estimación asume que nuestro molino no va a batir el mercado, pero tampoco dar un rendimiento por debajo de la media. Como aproximación inicial es idónea. Los modelos lanzados al mercado más recientemente o en los próximos años, tendrán factores de capacidad mejores. Los valores obtenidos los mostramos en la *tabla 10*, evidenciando en la escala de colores las temporadas alta y baja comentada:

²⁷ https://www.cnmc.es/listado/informes_energia

Tabla 10

Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio
23.708%	23.955%	24.187%	18.210%	17.040%	13.172%
Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
13.892%	14.001%	11.357%	14.918%	18.423%	18.320%

Somos conscientes de que el método utilizado imputa a los molinos, una pérdida de energía por transporte en red, que reduce su eficiencia de manera artificiosa. No obstante, en aras de la prudencia, preferimos computarlo de esta forma y no especulando sobre qué porcentaje de la pérdida se debe al transporte exclusivamente o a los molinos.

Los denominados capacity factors han evolucionado de sobremanera los últimos años siendo cada vez más altos por la evolución de la eficiencia en la tecnología de generación eólica. Con la selección de aerogeneradores hemos pretendido recoger este hecho para poder predecir la rentabilidad de nuestros bonos también con tecnología más reciente.

3.2.2. MODELO RENEWABLE NINJA PARA ESTIMACIÓN DE CAPACITY FACTORS

Es posible poder cruzar datos meteorológicos con curvas de potencia para poder llegar a modelizar los capacity factor de un tipo concreto de aerogenerador en localizaciones específicas. Una de las primeras motivaciones para utilizar esta aproximación por nuestra parte fue originado por la publicación del dataset ERA5 en formato grid que permite a través de R obtener datos históricos climáticos de manera sencilla. Nuestra intención era emplear los vectores horarios (\vec{u}, \vec{v}) de viento ERA5, y a través de sus módulos, cruzarlos con las curvas de potencias de los aerogeneradores en cuestión para acabar calculando los capacity factors del generador en una localización específica. Sin embargo, por la complejidad que comportaba además de escapar al objeto del trabajo, hemos acudido al modelo desarrollado por Renewable Ninja (RN) pues nos ofrece directamente esa información.

RN es una herramienta desarrollada por el Imperial College de Londres y la ETH de Zürich y estima la cantidad de energía que se puede generar a través de una instalación eólica en una localización concreta. Sus desarrolladores son Iain Staffell y Stefan Pfenninger²⁸.

Hemos dejado citada la publicación en que nos hemos basado para seleccionar la herramienta en cuestión, ya que tan solo haremos un breve resumen de su funcionamiento.

Se han considerado los conjuntos de datos de reanálisis climáticos como un método para poder llegar a simular la producción de energía eólica. Los conjuntos de datos por reanálisis son un modelo ajustado con datos de observaciones históricas de varios parámetros meteorológicos estimados con cobertura global en un ámbito temporal de varias décadas.

Los análisis más recientes combinan un sistema de asimilación de observaciones con modelos de flujos atmosféricos para obtener una inferencia del estado meteorológico

²⁸ Staffell, I., & Pfenninger, S. (2016). Using bias-corrected reanalysis to simulate current and future wind power output. *Energy*, 114, 1224-1239.

global. Se emplea para ello todo tipo de observaciones históricas dadas por satélites, observatorios...

Para RN se han considerado varios bancos de datos meteorológicos, entre los cuales se encuentra MERRA y MERRA 2. El Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications (MERRA), es un dataset desarrollado por la NASA que utiliza el GEOS-5 (una base de datos anterior). Su comienzo es de 1979 y ha sido desarrollada hasta febrero de 2016. Se utilizaban áreas rectangulares de $0.5^\circ \times 0.66^\circ$ con más de 70 valores medidos.

Uno de los problemas que se encontró en la técnica de reanálisis para estimar las curvas de potencia, es la necesidad de calibrar y hacer control de calidad de los datos meteorológicos antes de su uso, ya que las mediciones no estaban hechas en las condiciones en las que los aerogeneradores se iban a instalar. Los autores se refieren específicamente a la disparidad entre la altura topográfica de las mediciones y la real de los molinos como ejemplo de ello.

RN se basa para convertir los datos meteorológicos en capacity factors en el modelo de Virtual Wind Farm (VWF)²⁹. Este modelo, muy brevemente, coge las mediciones de velocidades de viento en alturas de 2, 10 y 50 metros del punto dado por MERRA, para acabar integrándolas en las curvas de potencia ofrecidas por los fabricantes. El proceso tiene 4 estadios: primero, obtener los vientos horarios que dan los puntos medidos por MERRA, segundo, coger esas velocidades en los puntos con instalaciones eólicas, tercero, aplicar la altura del generador a los datos de los vientos MERRA y cuarto, convertir la distribución de viento en capacity factor, utilizando la curva de potencia dada por el fabricante.

Sobre todo ello, se aplican finalmente varias correcciones de sesgo entre las cuales se encuentran:

- Sesgo de medición de la velocidad del viento: los autores lo corrigen calculando un error sistemático obtenido como el coeficiente resultante de contraponer los datos observados contra los datos simulados.
- Para la validación horaria se han usado observaciones de esas frecuencias y contrapuestas al modelo. En el caso de España, se ha realizado entre el periodo de 2007 a 2014 con datos dados por REE.
- La validación mensual se realiza contraponiendo las mediciones de VWF contra la base de datos Entso-E.
- Las variaciones del capacity factor interanuales y su sesgo nacional. Para el primero, han creado un coeficiente de desviación entre el estimado y el histórico con errores RMS (root mean square) siendo la incertidumbre la desviación estándar que tiene. Así, conocen en qué medida los capacity factors han variado a lo largo de los años y consecuentemente, en qué porcentaje han errado para poder corregirlo. Para el segundo, se separa el tratamiento de los datos en zonas geográficas que tienen condiciones distintas; por ejemplo, los países

²⁹ Staffell I, Green R. How does wind farm performance decline with age? *Renew Energy* 2014; 66:775-86.

mediterráneos tienen menos variación intermensual en los capacity factors que los países del norte.

Así las cosas, las implicaciones de las nuevas posibilidades que han abierto bancos de datos como estos son infinitas en el campo financiero. Hemos tenido acceso a la información en cuestión a través de la API (interfaz de aplicación) de Renewable.Ninja utilizando el lenguaje R. Veremos a la hora de escoger el emplazamiento en cuestión, cómo utilizamos la teoría del Price Capture ya enunciada.

4. DISEÑO DEL BONO

4.1. INSTRUMENTO JURÍDICO Y HORIZONTE TEMPORAL

Antes de comenzar con el análisis de los elementos que comporta la inversión, tenemos que abordar el marco legal general que emplearemos para articular toda la estructura. Al principio, pensábamos que el uso de una sociedad limitada cubriría bien las veces de un bono, pues los inversionistas adquirirían bonos que, en puridad, serían participaciones sociales. Sería después cuando para el pago de los cupones, tan solo tendríamos que hacer repartos de dividendos mensuales. Todo ello se recogería en los estatutos.

Sin embargo, como veremos al llegar al análisis de la amortización fiscal, es financieramente deseable llegar a bases imponibles negativas a la hora del cálculo de las liquidaciones del impuesto de sociedad, haciendo uso de la facultad que la ley recoge. El problema que nos encontramos es que la Ley de Sociedades de Capital³⁰ restringe el reparto de dividendos cuando el beneficio ha sido negativo, máxime si es continuado, con objeto de evitar la descapitalización de la sociedad, y así, podríamos encontrarnos trabados nuestros pagos de cupones.

Por todo ello, nuestra aproximación será la emisión de verdaderos bonos a dos años con las rentabilidades que estimemos a continuación. Estudiaremos también como gestionaremos el término de la vida del bono.

El horizonte temporal que planteamos son dos años por varios motivos. El primero, porque queremos comercializar un instrumento financiero destinado al inversor minorista. Esta clase de inversores los perfilamos con unas necesidades de capital más intensas que los inversores profesionales, que pueden hacer que los horizontes temporales tengan que ser más cortos o por lo menos flexibles. Pensamos por ejemplos en familias que quieren invertir algo de dinero pero que se encuentran preocupadas de que vayan a necesitar liquidez en un plazo relativamente más corto.

Segundo, porque la predicción que mejoraríamos todavía más sería mucho más valiosa si se hiciera sobre términos temporales más cortos. Así, se podría integrar un mayor número de inversores debido a que el riesgo ha sido estudiado con más seguridad y, consiguientemente, pueden tomarse decisiones más informadas que interesan en el mundo financiero.

Tercero, nos es interesante también poder reajustar los bonos cada dos años con el fin de reordenar nuestra inversión, ajustando las posibles carencias que pudiéramos encontrar, por un lado, pero, además, permitiéndonos avanzar en el proyecto, profundizando en él, instalando más aerogeneradores y vendiendo en consecuencia, más bonos. La capacidad de reordenación no debe ser entendida como una debilidad sino todo lo contrario, como una capacidad de generar información más valiosa que beneficia a los inversores, a nosotros y al medio ambiente, ya que cuanto más demanda tenga nuestro producto financiero, menos emisiones en la generación de electricidad.

³⁰ Real Decreto Legislativo 1/2010, de 2 de julio, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Sociedades de Capital.

Por último, tenemos que abordar la cuestión de cómo gestionar la posible salida de capital. El bono inyecta liquidez en la empresa, liquidez que necesita para continuar pagando las obligaciones financieras que implementar la inversión ha acarreado. Al vencimiento del bono hay que reintegrar juntamente con el bono, el capital inicial.

Evidentemente nos interesa poder contar con el capital el máximo tiempo posible si además lo hacemos previéndolo. Para fomentar esta opción comercializaremos bonos a distintos horizontes temporales siendo el principal el de dos, pero pudiendo hacerse su vencimiento fijo, esto es, cuando acabe el periodo de esos dos años, o, por el contrario, prolongable, ya totalmente flexible, ya por un horizonte temporal superior. El hecho de exponerse durante una mayor cantidad de tiempo tiene que ser incentivado en concepto de rentabilidad. Por eso, el margen que nos corresponda será menor para estos casos en el momento de su contratación, aumentando la rentabilidad del inversor, y permitiéndonos gestionar mejor las necesidades de capital del proyecto, comercializando bonos que cumplan mejor con el apetito de cada inversión. Cuando demos distintos bonos, integraremos estas opciones.

4.2. LOS ELEMENTOS DE LA INVERSIÓN

Ahora, para el diseño del bono, es fundamental tener una estimación de los distintos componentes que acabarán configurando la inversión. Comencemos con el coste.

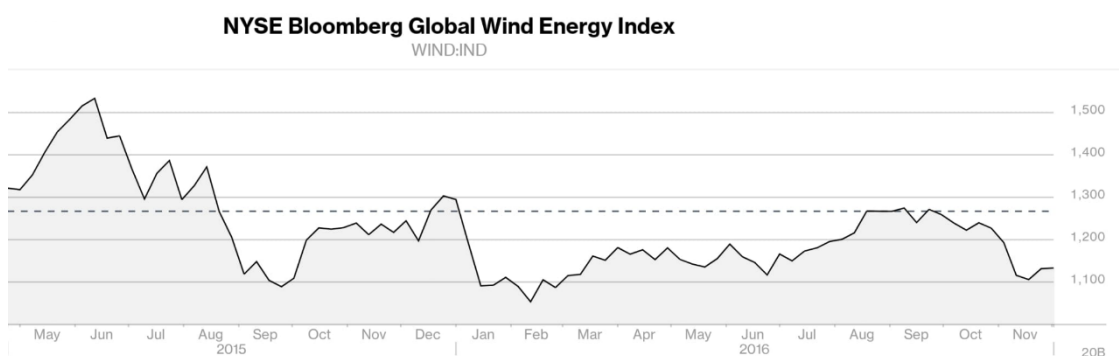
La tecnología eólica ha venido reduciendo su coste en los últimos años de sobremanera en comparación con otras formas de generación. Por ejemplo, mientras que la generación por ciclo combinado lo ha reducido en un 32%, la tecnología eólica ha conseguido recortarlo un 70% lo cual, la ha desplazado desde el cuarto puesto de tecnologías más caras en 2009 al séptimo en 2019³¹.

Nuestra inversión se analiza para cada unidad de aerogenerador, pero no se limita a ella. El objetivo es llegar a implantar un parque eólico a partir del estudio unitario que estamos realizando aquí.

Para la estimación del coste hemos dividido sus componentes en coste de capital que es básicamente todo nuestro coste fijo, y coste variable. Nos encontramos ante un mercado donde conseguir los datos es especialmente difícil ya que, al ser los pedidos por encargo, el precio no está disponible en los datos publicados por ningún fabricante.

Sobre el coste fijo nos hemos basado en los índices generados por Bloomberg, en concreto, NYSE Bloomberg Global Wind Energy Index que ha venido cotizando como se muestra en la *gráfica 45*.

³¹Lazard's Leverlized Costo of Energy Analysis – Version 13.0. Lazard Asset Management. 2019.



Hemos complementado esta estimación con los datos dados por Lazard en el informe que hemos citado ya. Muestra un intervalo de coste de capital de entre 1100 a 1500\$ por kw instalado.

Siendo nuestro primer modelo escogido, un aerogenerador del año 2009, tenemos que recoger la depreciación tecnológica que el precio de hoy integraría, reduciéndolo. Lazard estima la vida útil económica del molino en 20 años, con una pérdida de valor lineal. Asumiremos las mismas condiciones para nuestra inversión.

Sobre el coste variable, Lazard da una estimación que todos los costes totales actuales se distribuyen a razón de entre 54\$ a 28\$ por MWh. Para el primer caso estamos hablando de 43\$ para coste de capital y 11\$ para coste fijo de operación y mantenimiento por MWh, y de 22\$ y 6\$.

El índice de Bloomberg contiene el coste fijo de operación y mantenimiento, ya que suele contratarse un servicio a tal fin con la propia empresa a la que se le ha adquirido el aerogenerador, y así, se integran los cánones pagados por ese servicio continuado en el coste de capital. Para nuestro caso, hemos configurado una dotación del 4% anual con objeto de cubrir las posibles reparaciones y coste de mantenimiento que pudiera exceder los servicios integrados anteriormente descritos. La dotación será lineal de suerte que los primeros años siendo el aerogenerador nuevo, es presumible que requiera menos mantenimiento que lo que necesitará los últimos años de vida útil. La linealidad en la dotación se ajusta perfectamente a este presupuesto, ya que de manera natural se ahorrará más de lo estrictamente necesario durante los primeros años, para poder cubrir con garantía los problemas del futuro.

El coste real de establecer una central de generación eólica renovable, en pocas palabras, son los tipos de interés. En ese sentido, para nuestra inversión, hemos decidido apalancarnos, replicando la estructura de capital propuesta de Lazard con un 40% de recursos propios y un 60% de deuda.

Al tratarse del diseño de un vehículo inversor a través de un bono, no necesitamos saber el coste de los recursos propios o la rentabilidad exigida por los inversores, pues es lo que vamos a ofrecer.

Sobre el coste de la deuda, hemos asumido un 8% anual, pagadero mensual en línea de lo expuesto nuevamente por Lazard. Es evidente que con los tipos de interés actuales y con las repetidas inyecciones de liquidez de los bancos centrales, el tipo que podríamos conseguir podría ser inferior, pero preferimos nuevamente, ser conservadores.

Por último, tenemos que abordar la cuestión de las amortizaciones como un beneficio fiscal y económico que es muy relevante a la hora de calcular los flujos de caja. La explicación de nuestra asunción requiere de una argumentación más profunda.

Las amortizaciones son deducibles fiscalmente, lo cual, comporta en un ahorro de salida de flujo de caja deseable en toda inversión. Sin embargo, existen dos ámbitos distintos en los que se puede amortizar, la amortización contable y la fiscal. Existe libertad de amortización contable, lo cual repercute en que exista la facultad de dotar una previsión que considere la devaluación de mi bien en la contabilidad de manera rápida. Este hecho tiene las limitaciones que las amortizaciones fiscales establezcan para el impuesto de sociedades. Así, si amortizo todo el bien al principio, posteriormente tendré que compensar los siguientes ejercicios fiscales con los límites que las normas del impuesto de sociedades me permita. Esta es la opción más deseable pues me ahorra la máxima salida de flujo de caja cuanto antes en el tiempo.

En nuestro caso, estamos ante unas necesidades ciertamente distintas. Es verdad que podríamos conseguir el máximo ahorro de flujo de caja cuanto antes en el tiempo, pero ello estaría sacrificando la continuidad de la rentabilidad que nos gustaría preservar. Nos referimos al hecho de que si amortizamos el máximo al principio serían los primeros inversionistas los que se verían directamente beneficiados por ello, pero no los que entran más adelante en el tiempo. Para garantizarlo tendríamos que hacer un cálculo fiscal que desborda el objetivo de este trabajo.

Si amortizamos la cantidad que es fiscalmente deducible, entonces no procedería un ajuste de la base imponible del impuesto en la liquidación, sosteniendo así durante más tiempo el impacto en el ahorro de la salida de flujo de caja.

Reiteramos que conocemos que no es la opción más ventajosa fiscalmente, pero de cara a sostener y distribuir más en el tiempo un beneficio fiscal, ello nos interesa de suerte que nuestra inversión no quiere penalizar a los inversores en el bono más alejados en el tiempo con respecto a los iniciales.

Así las cosas, hemos considerado lo establecido en las tablas de amortizaciones fiscales recogida en el Real Decreto 634/2015, de 10 de julio, por el que se aprueba el Reglamento del Impuesto sobre Sociedades, la Ley 27/2014, de 27 de noviembre, del Impuesto sobre Sociedades y la Resolución Vinculante de Dirección General de Tributos, V4296-16 de 06 de octubre de 2016.

La letra a) del apartado 1 del artículo 12 de la citada ley, se refiere a las centrales renovables y establece un coeficiente lineal máximo del 7% anual y un período de años máximo de 30 años de amortización. Por lo que es exactamente, así como, continuando con nuestro razonamiento, hemos configurado las amortizaciones.

El tipo fiscal utilizado será el recogido por la citada legislación de manera genérica del 25%, ello sin tener en cuenta las posibles deducciones y exenciones que adicionalmente una empresa de este tipo pudiera tener.

Dejamos enunciado asimismo que, en estadios futuros del proyecto, la amortización fiscal deberá hacerse empleando el método que hemos expuesto de amortización más rápida, realizando una dotación que reparta a lo largo del tiempo el beneficio financiero que de

ello se derive. También enunciamos que tal vez sería interesante dejar esa dotación afecta a los últimos años de vida útil del aerogenerador, cuando su eficiencia decaiga, para poder sostener una mayor rentabilidad. Barajamos también la posibilidad de que la amortización se utilice para hacer un cambio de generador por uno más puntero llegado el momento en el que quede obsoleto en términos tecnológicos o haya un cambio legal que recomiende hacerlo, garantizando el pago de cupones.

Con todo, calcularemos los flujos de caja resultantes de la generación para los próximos 2 años, partiendo del EBITDA al que le restaremos el pago de la cuota de deuda (amortización más intereses) y le sumaremos el beneficio de la amortización fiscalmente deducible. Para los pagos de los cupones, nos es relevante el flujo de caja, no el beneficio.

4.3. BONOS

4.3.1. BONO G128 4.5

El primer bono que planteamos es el dado por el aerogenerador G128 4.5 MW, para un factor de capacidad medio del parque eólico español.

El coste total de aerogenerador asciende a 2,475,000 € que será financiado con 990,000€ de recursos propios y 1,485,000€ de deuda. El coste ha sido calculado en línea de lo expuesto, utilizando los indicadores de Bloomberg y Lazard con una depreciación asumida de la tecnología en términos económicos de 20 años. Seguidamente (*tabla 11*), mostramos la amortización lineal de la deuda pensada para un plazo de 20 años, y que integramos en el bono.

Tabla 11

	Año 0	Año 1	Año 2	Año 20
Remanente por pagar	1,485,000.00 €	1,410,750.00 €	1,336,500.00 €	- €
Intereses	118,800.00 €	112,860.00 €	106,920.00 €	- €
Amortización	29,700.00 €	35,640.00 €	41,580.00 €	148,500.00 €
Cuota total anual	148,500.00 €	148,500.00 €	148,500.00 €	148,500.00 €

Siendo este el coste, el plan es comercializar 990 bonos de 1000€ de principal por cada aerogenerador instalado.

Los valores que mostramos en la *tabla 12*, se resumen en las siguientes cifras:

- En 2020, se prevé un flujo de caja de 122,449.97 €, que supone una rentabilidad del 12.37% sobre el capital aportado.
- En 2021, se cifra en 113,502.58€, que da un total del 11.46% de rentabilidad.
- La TIR total de la inversión es de 12.66%.
- La duración es de 1.7 años, periodo en el que se recuperaría la inversión. Damos esta medida para que conozcamos cuándo se da la recuperación del capital invertido en el bono con nuestras cifras. Es además una herramienta fundamental para el riesgo de variación de tipos de interés que, en nuestro caso, se daría si, por ejemplo, el aerogenerador se espera que genere más o menos en mitad del periodo, variando las condiciones originarias de la inversión.

- La media de cupones generados mensuales es del 0.99%. oscilando entre el 1.62% al 0.57%.

Tabla 12

	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20
Capacity Factor	24%	24%	24%	18%	17%	13%
Precios	42.06 €	36.54 €	27.74 €	29.22 €	34.59 €	40.82 €
Generacion media hora	1.07 MWh	1.08 MWh	1.09 MWh	0.82 MWh	0.77 MWh	0.59 MWh
Generacion total mensual	793.74 MW	724.41 MW	809.79 MW	590.01 MW	570.49 MW	426.76 MW
Ingreso	33,385 €	26,470 €	22,464 €	17,239 €	19,733 €	17,419 €
Costes de mantenimiento	(1,335) €	(1,059) €	(899) €	(690) €	(789) €	(697) €
EBITDA	32,049 €	25,411 €	21,565 €	16,549 €	18,944 €	16,722 €
Depreciacion	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €
EBIT	17,612 €	10,974 €	7,128 €	2,112 €	4,507 €	2,284 €
Deuda (Amort+Int)	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €
EBT	5,237 €	(1,401) €	(5,247) €	(10,263) €	(7,868) €	(10,091) €
Beneficio/pago fiscal	1,309 €	(350) €	(1,312) €	(2,566) €	(1,967) €	(2,523) €
Beneficio	5,237 €	(1,401) €	(5,247) €	(10,263) €	(7,868) €	(10,091) €
FCN	18,365 €	13,386 €	10,502 €	6,740 €	8,536 €	6,870 €
Rentabilidad mensual	1.86%	1.35%	1.06%	0.68%	0.86%	0.69%

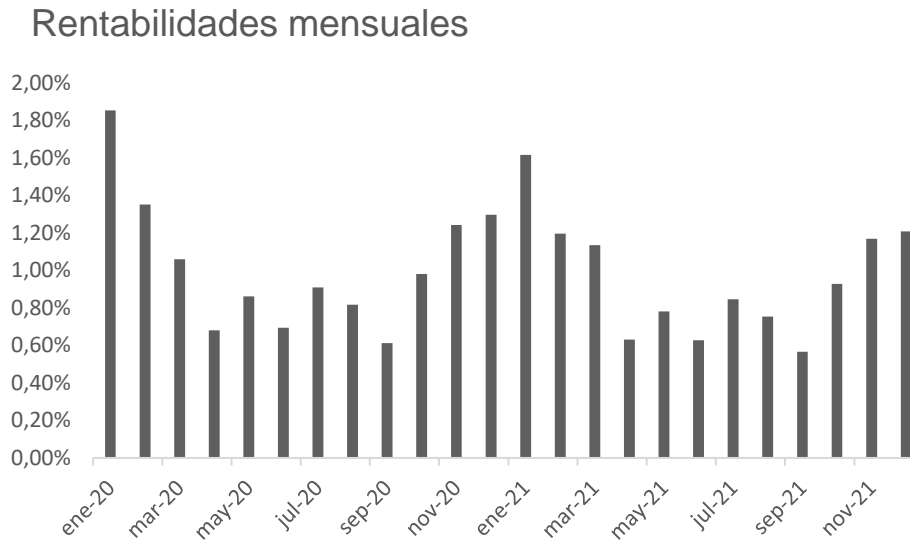
	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
Capacity Factor	14%	14%	11%	15%	18%	18%
Precios	43.85 €	40.79 €	44.32 €	42.79 €	41.83 €	41.95 €
Generacion media hora	0.63 MWh	0.63 MWh	0.51 MWh	0.67 MWh	0.83 MWh	0.82 MWh
Generacion total mensual	465.09 MW	468.76 MW	367.96 MW	499.46 MW	596.92 MW	613.37 MW
Ingreso	20,396 €	19,119 €	16,308 €	21,369 €	24,969 €	25,730 €
Costes de mantenimiento	(816) €	(765) €	(652) €	(855) €	(999) €	(1,029) €
EBITDA	19,580 €	18,354 €	15,656 €	20,515 €	23,970 €	24,701 €
Depreciacion	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €
EBIT	5,142 €	3,916 €	1,219 €	6,077 €	9,533 €	10,264 €
Deuda (Amort+Int)	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €
EBT	(7,233) €	(8,459) €	(11,156) €	(6,298) €	(2,842) €	(2,111) €
Beneficio/pago fiscal	(1,808) €	(2,115) €	(2,789) €	(1,574) €	(711) €	(528) €
Beneficio	(7,233) €	(8,459) €	(11,156) €	(6,298) €	(2,842) €	(2,111) €
FCN	9,013 €	8,094 €	6,070 €	9,714 €	12,306 €	12,854 €
Rentabilidad mensual	0.91%	0.82%	0.61%	0.98%	1.24%	1.30%

	ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21
Capacity Factor	24%	24%	24%	18%	17%	13%
Precios	37.93 €	33.60 €	28.99 €	28.06 €	32.67 €	38.67 €
Generacion media hora	1.07 MWh	1.08 MWh	1.09 MWh	0.82 MWh	0.77 MWh	0.59 MWh
Generacion total mensual	793.74 MW	724.41 MW	809.79 MW	590.01 MW	570.49 MW	426.76 MW
Ingreso	30,105 €	24,343 €	23,477 €	16,555 €	18,638 €	16,503 €
Costes de mantenimiento	(1,204) €	(974) €	(939) €	(662) €	(746) €	(660) €
EBITDA	28,901 €	23,370 €	22,538 €	15,893 €	17,893 €	15,843 €
Depreciacion	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €
EBIT	14,463 €	8,932 €	8,101 €	1,455 €	3,455 €	1,405 €
Deuda (Amort+Int)	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €
EBT	2,088 €	(3,443) €	(4,274) €	(10,920) €	(8,920) €	(10,970) €
Beneficio/pago fiscal	522 €	(861) €	(1,069) €	(2,730) €	(2,230) €	(2,742) €
Beneficio	2,088 €	(3,443) €	(4,274) €	(10,920) €	(8,920) €	(10,970) €
FCN	16,004 €	11,855 €	11,232 €	6,248 €	7,748 €	6,210 €
Rentabilidad mensual	1.62%	1.20%	1.13%	0.63%	0.78%	0.63%

	jul-21	ago-21	sep-21	oct-21	nov-21	dic-21
Capacity Factor	14%	14%	11%	15%	18%	18%
Precios	41.96 €	38.96 €	42.55 €	41.35 €	40.15 €	39.94 €
Generacion media hora	0.63 MWh	0.63 MWh	0.51 MWh	0.67 MWh	0.83 MWh	0.82 MWh
Generacion total mensual	465.09 MW	468.76 MW	367.96 MW	499.46 MW	596.92 MW	613.37 MW
Ingreso	19,514 €	18,261 €	15,658 €	20,652 €	23,967 €	24,500 €
Costes de mantenimiento	(781) €	(730) €	(626) €	(826) €	(959) €	(980) €
EBITDA	18,733 €	17,531 €	15,032 €	19,826 €	23,008 €	23,520 €
Depreciacion	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €	(14,438) €
EBIT	4,296 €	3,093 €	594 €	5,388 €	8,571 €	9,083 €
Deuda (Amort+Int)	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €	(12,375) €
EBT	(8,079) €	(9,282) €	(11,781) €	(6,987) €	(3,804) €	(3,292) €
Beneficio/pago fiscal	(2,020) €	(2,320) €	(2,945) €	(1,747) €	(951) €	(823) €
Beneficio	(8,079) €	(9,282) €	(11,781) €	(6,987) €	(3,804) €	(3,292) €
FCN	8,378 €	7,476 €	5,602 €	9,198 €	11,584 €	11,968 €
Rentabilidad mensual	0.85%	0.76%	0.57%	0.93%	1.17%	1.21%

Sobre las cifras dadas hay que matizar que se trata del rendimiento general que va a tener el proyecto por cada unidad instalada. La rentabilidad replica como era de esperar, el patrón estacional de la propia tecnología como se ve en la *gráfica 46*.

Gráfica 46



A la comercialización de los bonos, ahora, habrá que aplicarles una aminoración con el fin de que podamos capturar nuestro margen.

Nuestro diferencial puede establecerse de tres formas. La primera, recortando puntos de rentabilidad por cupón de lo que efectivamente produzca el molino. La segunda, puede articularse igualmente emitiendo menos bonos del total, pero de un principal mayor, con lo que nos correspondería parte de lo que facture el generador tal y como si tuviéramos bonos en propiedad. La tercera, es una hibridación de ambas.

Para nuestros márgenes en este estadio del proyecto asumiremos la primera de las opciones, por ser más sencilla y gráfica que las anteriores.

El margen general que proponemos se encuentra entre el 3% y el 6% de los flujos de caja. Voy a asumir el 3%.

Proponemos la comercialización de la siguiente forma:

Bono a tipo variable. Este bono se diseña para aquel inversor que tiene un perfil un poco más agresivo. A su comercialización se le da una estimación de cupones (a los que ya hemos realizado nuestro descuento de márgenes) advirtiéndole que pueden llegar a variar completamente. El principal asciende a un total de 1000€ y se devolvería a los 2 años, fecha de vencimiento, con los cupones estimados que se muestran en las *tablas 13 y 14*:

Tabla 13

ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
1.56%	1.05%	0.76%	0.38%	0.56%	0.39%	0.61%	0.52%	0.31%	0.68%	0.94%	1.00%

Tabla 14

ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21	jul-21	ago-21	sep-21	oct-21	nov-21	dic-21
1.32%	0.90%	0.83%	0.33%	0.48%	0.33%	0.55%	0.46%	0.27%	0.63%	0.87%	0.91%

La estimación inicial da un 8.69% de TIR, aunque evidentemente es variable.

Bono a tipo fijo. El bono en cuestión tendría el mismo principal con vencimiento en 2 años, pero al ser de tipo fijo tendríamos que recortar más los cupones, ya que estaríamos asumiendo más riesgo por nuestra parte. Por ello, si además tenemos en cuenta el factor de la estacionalidad que nos obligaría a tener que prever la financiación de la temporada de menor producción, ofrecemos un 0.35% mensual. La TIR es de un 4.28%.

Bono variable con vencimiento 5 años. Con el fin de que, al vencimiento, no nos encontremos con una descapitalización por tener que reintegrar la totalidad de los principales como ya hemos señalado, vamos a ofrecer una bonificación sobre el bono de tipo variable de vencimiento en 2 años al que le añadiremos 10 puntos básicos más de rentabilidad ofrecida que a los anteriores. Además, esta bonificación aplicará también los siguientes años, con lo que existe el incentivo de no irse a un plazo de 5 años. El término de 5 años es propositivo y tendríamos que concretarlo en el futuro, pero creemos que el hecho de que sea un número impar hace que se complemente bien con los bonos a dos años, porque distribuye el riesgo de descapitalización a lo largo de distintos años por repartir los vencimientos. La TIR de la inversión es del 10% sobre la estimación que damos para los dos primeros años.

Bono fijo con vencimiento a 5 años. Aplica todo el razonamiento expuesto antes. El tipo fijo a cinco años se establecería en 0.45%. No podemos incrementarlo en la misma cuantía porque asegurar el comportamiento del mercado a más plazo también comporta asumir más riesgo por nuestra parte. En suma, aunque tengamos que retribuir más el bono, tampoco puede ser tanto como para obviar la garantía que nos exige hacerlo durante más años. Estaríamos ante una obligación con TIR 5.54% los dos primeros años. Lo damos en estos términos para poder compararlo con los demás.

Por último, vamos a recoger en un cuadro de sensibilidades (*tabla 15*) las distintas tasas internas de retorno que tendría nuestro proyecto para diferentes escenarios de apalancamiento, capacity factor y coste de capital.

Tabla 15

Coste capital/RRPP	40%	50%	60%	Cap factor
1100 \$/kw	16.97%	15.06%	13.81%	20% más
1300 \$/kw	12.99%	11.92%	11.21%	
1500 \$/kw	10.15%	9.67%	9.35%	
1100 \$/kw	12.66%	11.66%	11.00%	Esperado
1300 \$/kw	9.45%	9.11%	8.89%	
1500 \$/kw	7.36%	7.28%	7.16%	
1100 \$/kw	8.51%	8.36%	8.26%	20% menos
1300 \$/kw	6.03%	6.37%	6.60%	
1500 \$/kw	4.24%	4.94%	5.41%	

4.3.2. BONO G145 4.5

Seguidamente pasaremos a plantear un bono con tecnología de reciente lanzamiento, lo cual garantiza una mayor eficiencia y posibilidades, en consecuencia, de batir el capacity medio del parque eólico español.

Este aerogenerador está siendo utilizado en los parques eólicos de reciente apertura como los construidos por Iberdrola este año en el complejo Herrera (Burgos) a los que hemos hecho mención.

Su curva de potencia puede inferirse de las mejoras en eficiencia que ha publicado el fabricante sobre otros modelos. Siendo además un modelo lanzado en 2018, las mejoras tecnológicas permitirán presumiblemente batir al mercado. Asumiremos un precio más caro ya que la depreciación tecnológica es mucho menor.

Muy someramente, los aerogeneradores dependen de la eficiencia del modelo, la densidad del aire, el área barrido por sus aspas y la velocidad del viento dentro de las velocidades de corte³². Esta puede calcularse con una distribución de vientos donde diferentes velocidades soplan por porcentajes de tiempo distintos.

La potencia eléctrica generada por un molino viene determinada por:

$$P = \eta \frac{1}{2} \rho A v^3$$

Donde:

η : es el coeficiente de potencia con un valor máximo determinado por el límite de Betz de valor 0.59. En la práctica a esta limitación también tendremos que sumarle las pérdidas de energía por eficiencia del transformador, alternador, hélice...

ρ : es la densidad del aire. 1.225 kg/m³ a nivel del mar a 15°C.

A: es el área de barrido.

v: es la velocidad del viento. Suele expresarse a través de una distribución de velocidades por tiempos.

En nuestro caso, se anuncia por parte del fabricante que la mejora con respecto al modelo 2.6 114 en términos de eficiencia es del 30% superior, que después fue incluso aumentada en el 28% con el modelo 3.4 132 que es en el que posteriormente se ha basado el diseño. Además, el incremento del área de barrido es de un 21% superior. Evidentemente no podemos asumir que el incremento en la eficiencia sea constante en todos los tramos de la curva de potencia, menos, si cabe, sabiendo que la potencia nominal es inferior, pero ahora mismo carecemos de más datos. Sabemos que el grueso de la energía se genera en los tramos mejorados publicados por el fabricante (cita 29). Ello reduce el error de nuestra asunción, por lo que finalmente decidimos integrar las mejoras en todos los tramos de la curva. Integrando la información en la fórmula de curva de potencia llegamos a la siguiente conclusión:

³² www.infoeolica.com Última consulta: 13/04/2020

$$P_0 = \eta_0 \frac{1}{2} \rho A_0 v^3$$

$$P_1 = \eta_1 \frac{1}{2} \rho A_1 v^3$$

$$\text{Si } \eta_1 = 1.664\eta_0 \text{ y}$$

$$P_1 = (1.664\eta_0) \frac{1}{2} \rho (1.21A_0) v^3$$

$$P_1 = 2.01 \eta_0 \frac{1}{2} \rho A_0 v^3 = 2.01P_0$$

El resultado es un aumento del 100%. Lazard estima un capacity factor medio del 38% anual para molinos de tecnología actual. Nuestra cifra resulta en un promedio anual del 35.37%. El punto de partida parece, en suma, razonable, y ahora cabe mostrar el bono resultante.

El coste total de la inversión en esta ocasión es de 4,143,150 € aplicando los indicadores de Lazard y Bloomberg. De este total, vamos a volver a hacer la fundamentación en una estructura de capital de 40% de recursos propios y el 60% de deuda, aunque igualmente mostraremos un cuadro de sensibilidades. Los recursos propios ascienden entonces a 1,657,260.00 €, lo que permite la emisión de 1657 bonos. La deuda es de 2,485,890 € y se amortiza como mostramos en la *tabla 16*:

Tabla 16

	Año 0	Año 1	Año 2	Año 20
Remanente	2,485,890.00 €	2,436,172.20 €	2,382,476.98 €	- €
Intereses	198,871.20 €	194,893.78 €	190,598.16 €	- €
Amortización	49,717.80 €	53,695.22 €	57,990.84 €	248,589.00 €
Cuota	248,589.00 €	248,589.00 €	248,589.00 €	248,589.00 €

El bono en cifras se muestra en la *tabla 17*:

Tabla 17

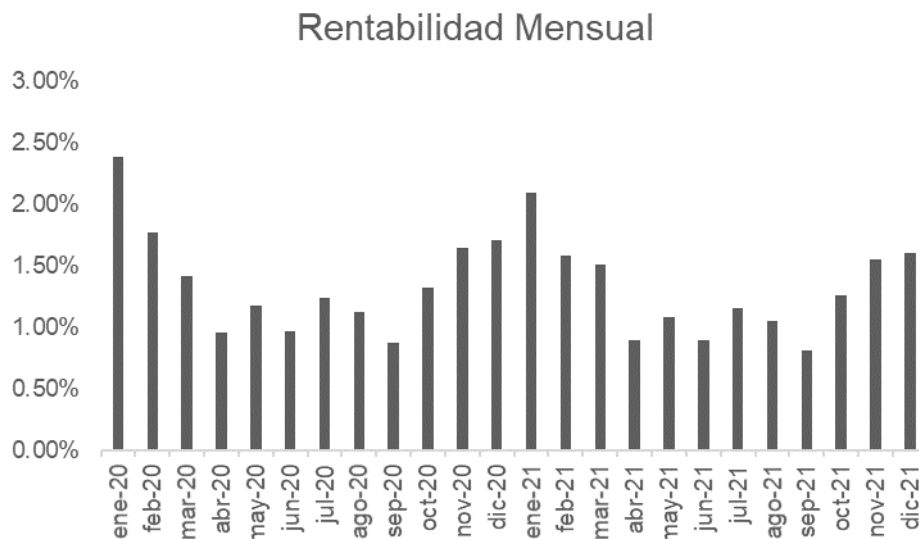
	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20
Capacity Factor	48%	48%	49%	37%	34%	26%
Precios	42.06 €	36.54 €	27.74 €	29.22 €	34.59 €	40.82 €
Generacion media hora	2.14 MWh	2.17 MWh	2.19 MWh	1.65 MWh	1.54 MWh	1.19 MWh
Generacion total mensual	1595.42 MW	1456.06 MW	1627.68 MW	1185.92 MW	1146.68 MW	857.79 MW
Ingreso	67,103 €	53,204 €	45,152 €	34,650 €	39,664 €	35,012 €
Costes de mantenimiento	(1,678) €	(1,330) €	(1,129) €	(866) €	(992) €	(875) €
EBITDA	65,426 €	51,874 €	44,023 €	33,784 €	38,673 €	34,136 €
Depreciacion	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €
EBIT	41,257 €	27,706 €	19,855 €	9,616 €	14,504 €	9,968 €
Deuda (Amort+Int)	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €
EBT	20,542 €	6,990 €	(861) €	(11,100) €	(6,212) €	(10,748) €
Beneficio/pago fiscal	5,135 €	1,748 €	(215) €	(2,775) €	(1,553) €	(2,687) €
Beneficio	20,542 €	6,990 €	(861) €	(11,100) €	(6,212) €	(10,748) €
FCN	39,575 €	29,411 €	23,523 €	15,843 €	19,510 €	16,108 €
Rentabilidad mensual	2.39%	1.77%	1.42%	0.96%	1.18%	0.97%
	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20
Capacity Factor	28%	28%	23%	30%	37%	37%
Precios	43.85 €	40.79 €	44.32 €	42.79 €	41.83 €	41.95 €
Generacion media hora	1.26 MWh	1.27 MWh	1.03 MWh	1.35 MWh	1.67 MWh	1.66 MWh
Generacion total mensual	934.84 MW	942.21 MW	739.60 MW	1003.92 MW	1199.81 MW	1232.86 MW
Ingreso	40,995 €	38,428 €	32,780 €	42,953 €	50,188 €	51,718 €
Costes de mantenimiento	(1,025) €	(961) €	(819) €	(1,074) €	(1,255) €	(1,293) €
EBITDA	39,970 €	37,468 €	31,960 €	41,879 €	48,933 €	50,425 €
Depreciacion	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €
EBIT	15,802 €	13,299 €	7,792 €	17,710 €	24,765 €	26,256 €
Deuda (Amort+Int)	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €
EBT	(4,914) €	(7,416) €	(12,924) €	(3,005) €	4,049 €	5,541 €
Beneficio/pago fiscal	(1,228) €	(1,854) €	(3,231) €	(751) €	1,012 €	1,385 €
Beneficio	(4,914) €	(7,416) €	(12,924) €	(3,005) €	4,049 €	5,541 €
FCN	20,483 €	18,606 €	14,476 €	21,914 €	27,205 €	28,324 €
Rentabilidad mensual	1.24%	1.12%	0.87%	1.32%	1.64%	1.71%
	ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21
Capacity Factor	48%	48%	49%	37%	34%	26%
Precios	37.93 €	33.60 €	28.99 €	28.06 €	32.67 €	38.67 €
Generacion media hora	2.14 MWh	2.17 MWh	2.19 MWh	1.65 MWh	1.54 MWh	1.19 MWh
Generacion total mensual	1595.42 MW	1456.06 MW	1627.68 MW	1185.92 MW	1146.68 MW	857.79 MW
Ingreso	60,511 €	48,930 €	47,189 €	33,275 €	37,462 €	33,171 €
Costes de mantenimiento	(1,513) €	(1,223) €	(1,180) €	(832) €	(937) €	(829) €
EBITDA	58,998 €	47,707 €	46,009 €	32,443 €	36,526 €	32,342 €
Depreciacion	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €
EBIT	34,829 €	23,538 €	21,841 €	8,275 €	12,358 €	8,174 €
Deuda (Amort+Int)	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €
EBT	14,114 €	2,823 €	1,125 €	(12,441) €	(8,358) €	(12,542) €
Beneficio/pago fiscal	3,528 €	706 €	281 €	(3,110) €	(2,090) €	(3,136) €
Beneficio	14,114 €	2,823 €	1,125 €	(12,441) €	(8,358) €	(12,542) €
FCN	34,754 €	26,285 €	25,012 €	14,838 €	17,900 €	14,762 €
Rentabilidad mensual	2.10%	1.59%	1.51%	0.90%	1.08%	0.89%
	ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21
Capacity Factor	28%	28%	23%	30%	37%	37%
Precios	41.96 €	38.96 €	42.55 €	41.35 €	40.15 €	39.94 €
Generacion media hora	1.26 MWh	1.27 MWh	1.03 MWh	1.35 MWh	1.67 MWh	1.66 MWh
Generacion total mensual	934.84 MW	942.21 MW	739.60 MW	1003.92 MW	1199.81 MW	1232.86 MW
Ingreso	39,223 €	36,705 €	31,473 €	41,511 €	48,173 €	49,246 €
Costes de mantenimiento	(981) €	(918) €	(787) €	(1,038) €	(1,204) €	(1,231) €
EBITDA	38,242 €	35,788 €	30,686 €	40,473 €	46,969 €	48,015 €
Depreciacion	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €	(24,168) €
EBIT	14,074 €	11,619 €	6,518 €	16,304 €	22,801 €	23,846 €
Deuda (Amort+Int)	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €	(20,716) €
EBT	(6,642) €	(9,097) €	(14,198) €	(4,411) €	2,085 €	3,130 €
Beneficio/pago fiscal	(1,660) €	(2,274) €	(3,549) €	(1,103) €	521 €	783 €
Beneficio	(6,642) €	(9,097) €	(14,198) €	(4,411) €	2,085 €	3,130 €
FCN	19,187 €	17,346 €	13,520 €	20,860 €	25,732 €	26,516 €
Rentabilidad mensual	1.16%	1.05%	0.82%	1.26%	1.55%	1.60%

La inversión sobre la que se sostiene el bono se define en las siguientes cifras:

- La rentabilidad para el año 2020 se sitúa en 16.59%, con un flujo total de caja generado por valor de 274,977 €.
- La rentabilidad para 2021 es del 15.49% con un flujo de caja generado de 256,711.46 €.
- La TIR de la inversión asciende al 17.40%.
- La duración es de 1.63 años.
- La media de rentabilidad de los cupones es de 1.34% con un valor mínimo de 0.82% y máximo de 2.39%.

La rentabilidad mensual dada por los flujos de caja netos del molino, que plasma el patrón estacional de la tecnología eólica, se muestra en la *gráfica 47*:

Gráfica 47



Vamos a continuar con la clasificación anterior de los bonos:

Bono a tipo variable. En este caso, podemos permitirnos retener un diferencial mayor debido a la mayor rentabilidad que la propia inversión comporta. Así, hemos cogido 50 puntos básicos de la estimación de cupones mensuales y los flujos de caja para el inversor son los mostrados en la tabla:

ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
1.89%	1.27%	0.92%	0.46%	0.68%	0.47%	0.74%	0.62%	0.37%	0.82%	1.14%	1.21%

ene-21	feb-21	mar-21	abr-21	may-21	jun-21	jul-21	ago-21	sep-21	oct-21	nov-21	dic-21
1.60%	1.09%	1.01%	0.40%	0.58%	0.39%	0.66%	0.55%	0.32%	0.76%	1.05%	1.10%

Reiteramos que al ser tipo variable estas tan solo son las estimaciones originales sobre las que puede haber fluctuaciones. El bono tiene vencimiento a dos años. La TIR esperada de la inversión es de 13.73%.

Bono a tipo fijo. Para este bono hemos cogido el cupón pagadero mensual de 0.45% y vencimiento a dos años. La razón de que sea en 10 puntos más elevada que el anterior

bono a tipo fijo se basa en que el margen de rentabilidad que tiene la inversión subyacente es también mayor. La TIR de este bono es de 5.54%.

Bono a tipo variable a 5 años. Como hemos expuesto ya antes, para evitar la descapitalización del proyecto es deseable emitir bonos con vencimientos dispares, que distribuyan la obligación de reintegrar principales. En este caso, tanto por el interés que guardamos para contar con este tipo de aportaciones como por el riesgo que comporta el depositar el dinero en un instrumento financiero durante más tiempo, la rentabilidad del cupón va a estar bonificada en 15 puntos básicos más que el bono variable que se mantendrá también cuando se den las nuevas estimaciones en el año tercero. No es necesario que demos los cupones puesto que tienen base en los mostrados para el bono variable. La TIR de la inversión es de 12.59%.

Bono a tipo fijo a 5 años. Por las mismas razones a que obedecía la comercialización del bono anterior, creamos el bono a tipo fijo con vencimiento a 5 años, dirigido a un perfil inversionista más conservador en la asunción de riesgo. El tipo fijo es del 0.55% mensual. La TIR los dos primeros años es de 6.8%. La tasa la mostramos para dos años con el objetivo de que sea comparable con los demás bonos, amén que puede ser calculada fácilmente por el inversor.

Seguidamente mostramos un cuadro de sensibilidades de TIR (*tabla 18*) con distintas estructuras de capital, coste de la inversión y factores de capacidad:

Tabla 18

Precio / RRPP	40%	50%	60%	Cap factor
1100 \$/kw	18.70%	16.41%	14.91%	20% más
1300 \$/kw	14.37%	13.01%	12.11%	
1500 \$/kw	11.31%	10.58%	10.11%	
1100 \$/kw	17.40%	15.40%	14.09%	Esperado
1300 \$/kw	13.34%	12.20%	11.44%	
1500 \$/kw	10.45%	9.90%	9.54%	
1100 \$/kw	9.54%	9.18%	8.94%	20% menos
1300 \$/kw	7.17%	7.05%	6.87%	
1500 \$/kw	4.95%	5.51%	5.89%	

En términos generales cabe señalar que la inversión es más sensible a los cambios de precio que a la estructura de capital porque en la escala trazada tenemos más variaciones porcentuales para los precios, por ser más susceptibles de cambio, que para la estructura de capital. Lógicamente con un apalancamiento mayor nos exponemos en mayor medida, como se puede apreciar, tanto positiva como negativamente a obtener un capacity factor distinto del esperado.

4.3.3. BONO G128 4.5 CON ESTUDIO DE LOCALIZACIÓN

Para el diseño de este bono hemos comenzado estimando los capacity factor con el modelo RN al que nos hemos referido antes.

Queremos aplicar una de las máximas microeconómicas que reza que el punto más eficiente es aquel en el que precio y cantidad en una función de beneficio, tienen marginalidad nula. Esto es, tenemos que buscar el punto en la curva de la función de beneficios donde el beneficio marginal sea 0, es decir, donde vender una unidad adicional, sea en precio sea en unidades, no nos reportaría en más beneficios sino en menos.

En nuestro caso, no podemos aplicar lo planteado directamente ya que venderemos lo que el aerogenerador produzca por fuerza. Lo que sí planteamos es hacer dependiente la localización de la central renovable de la búsqueda marginal de beneficio cero.

Podemos encontrar un emplazamiento donde se generen menos MW pero que ello comporte un mayor beneficio por estar produciéndolos en momentos en los que el precio es más caro y, por ende, tiene más margen que podemos capturar. Es esta la idea que traemos a colación para el diseño del bono.

El objetivo es realizar una función de beneficio que se corresponde con los ingresos de suerte que es una asunción razonable el que nuestros costes no dependan de la localización más allá del intervalo de coste de capital que hemos venido utilizando. Así el ingreso se representa en la función:

$$B(x) = p_1f_1 + p_2f_2 + \dots + p_nf_n - C_t$$

Siendo p el precio para ese mes, f el capacity factor medio del periodo correspondiente y C_t representa el coste total de la inversión que asumimos como no variable (ya hemos visto cómo la partida de coste es esencialmente el coste de capital, lo cual la hace muy poco susceptible de cambiar en función del emplazamiento).

Con esta función ya definida, tendremos que buscar aquel punto que maximice el beneficio que será el emplazamiento donde, buscando un lugar donde se produciría más estaríamos teniendo menos beneficio porque lo haría a costa de hacerlo a un precio más reducido, y aquel en que, si buscáramos capturar precios más altos, lo haríamos a costa de producir una menor cantidad que repercutiría en un menor nivel de beneficio en conjunto. Queremos encontrar la correcta ponderación de los dos factores, precio y MW.

Es muy probable que esos puntos óptimos, en términos generales, sean aquellos que correlacionen negativamente con la mayoría de las centrales renovables, de suerte que el precio se ve muy influenciado a la baja por la entrada en el mercado mayorista de este tipo de tecnología como consecuencia del método de casación y subastas. Así, cuando la potencia instalada renovable produce menos, sería interesante que nuestro aerogenerador produjera más, aprovechándose de la oportunidad.

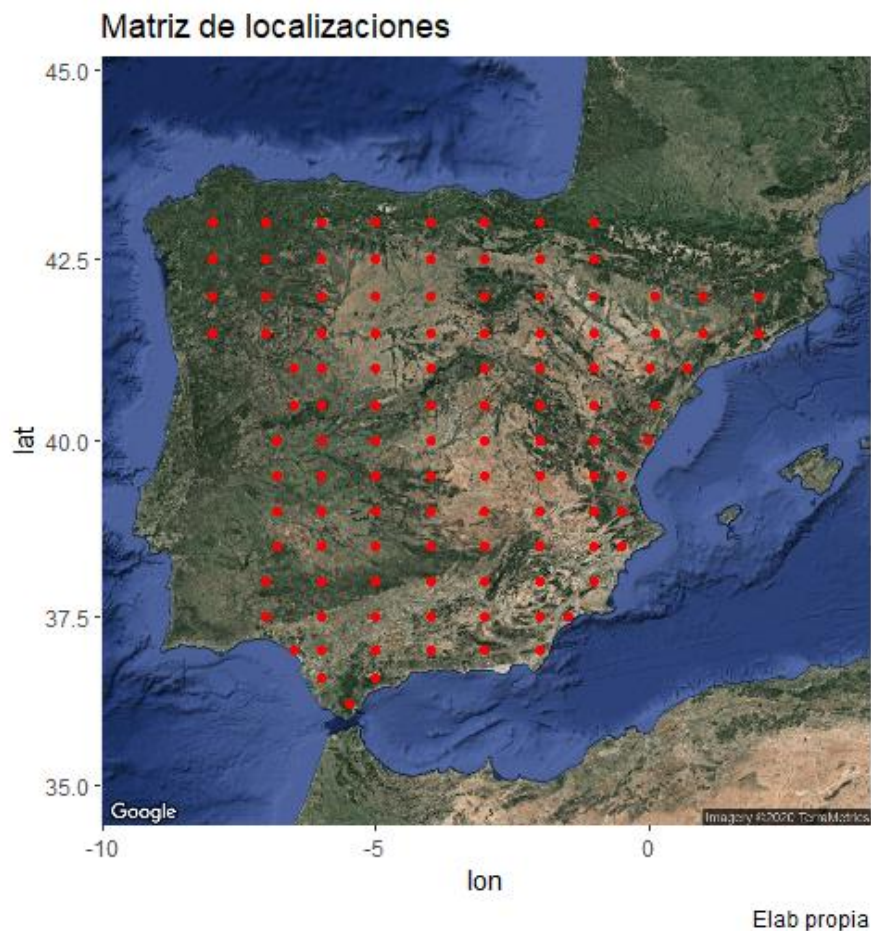
Dicho esto, realizaremos una matriz de localizaciones sobre el mapa y utilizaremos los capacity factors para que multiplicándolo por los precios encontremos el punto en que se maximice, no el factor de capacidad, sino la función de beneficio esperado.

Esta aproximación es útil para el inversor, sí, pero también para el consumidor final que verá reducido el precio de la electricidad si se garantiza suministro eólico también cuando la energía es más cara.

La API (interfaz de aplicación) tiene un límite de descarga de datos que nos ha hecho tener que reducir el área estudiada y el modelo no es lo suficientemente preciso como para emplazar directamente el aerogenerador. Aun con todo, nos es útil para probar la idea que tenemos y plantearnos en un futuro utilizar modelos más valiosos.

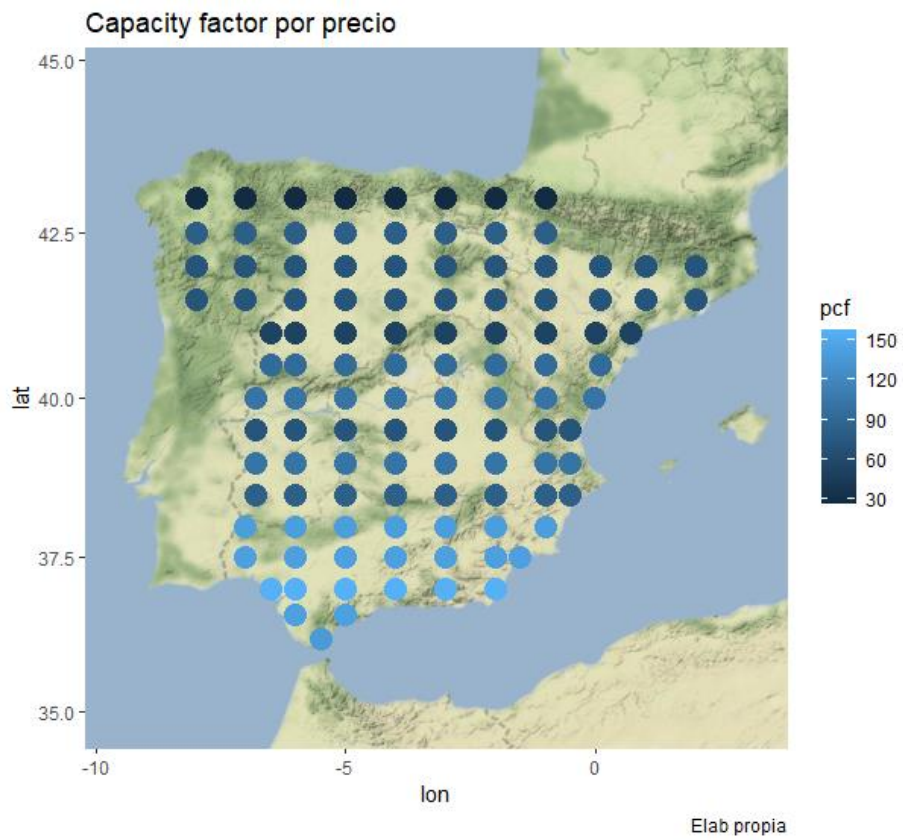
Primero comenzamos haciendo un grid de localizaciones, peinando de manera genérica todo España en busca de los capacity factor que nuestro generador tendría en cada emplazamiento. Hemos utilizado el paquete ggplot y en concreto, ggmap en R para representar nuestra metodología. Hemos hecho tantas mediciones como se muestra en el *Mapa 1*.

Mapa 1

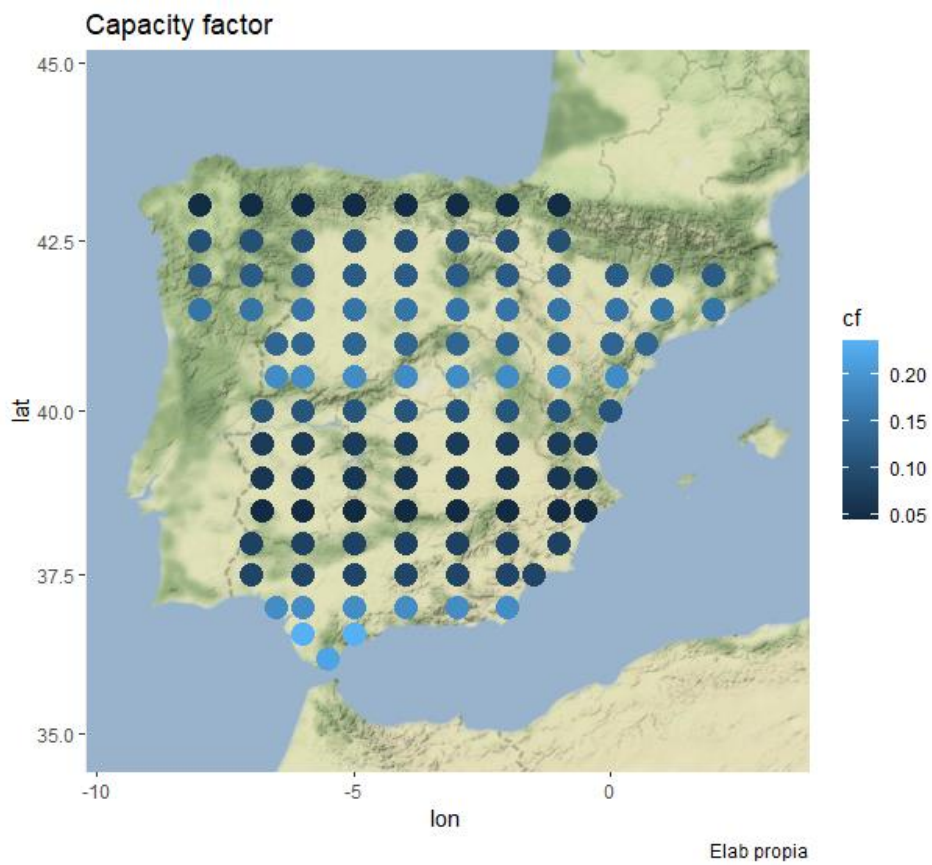


Seguidamente ponderamos cada capacity factor de las localizaciones por los precios y comparamos las áreas que son más eficientes desde ambas perspectivas. Para ello hemos utilizado las funciones de ggplot y ggmap nuevamente. Mostramos cada representación por separado y después, su comparativa en los *mapas 2, 3, y 4*.

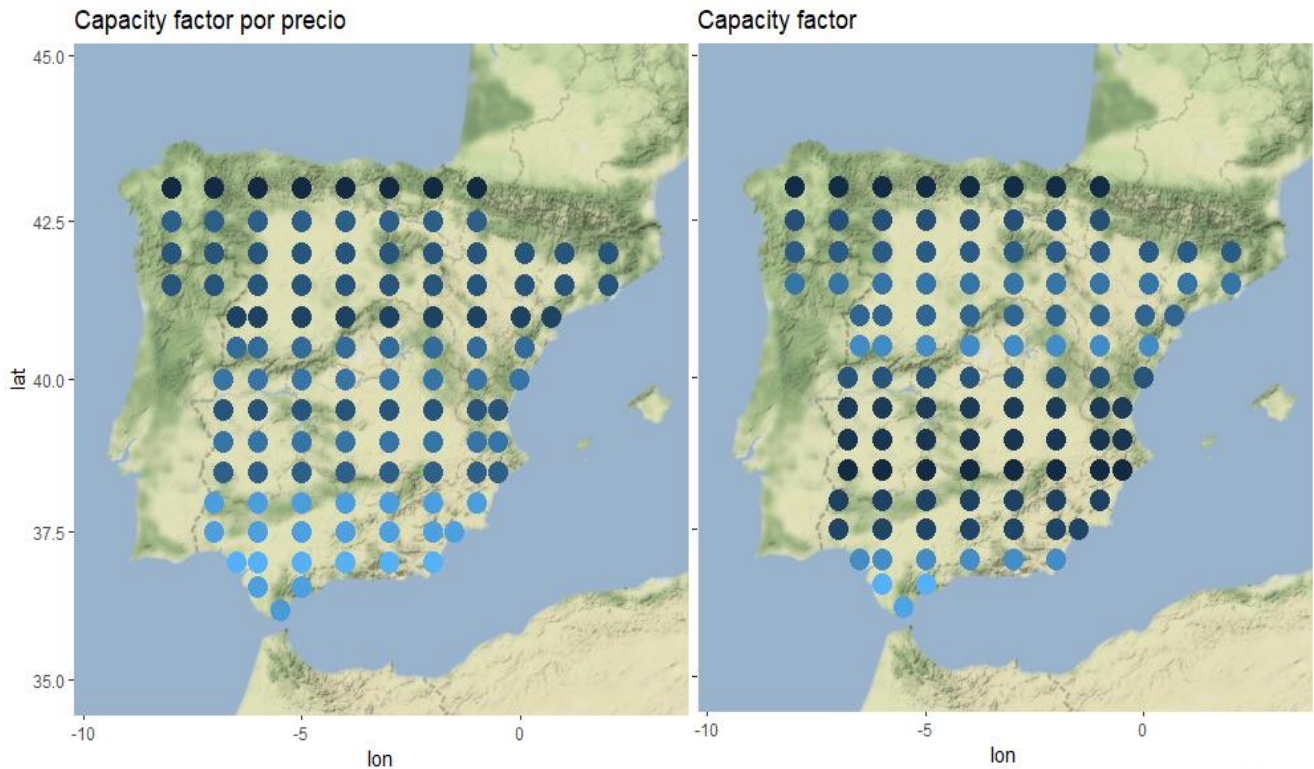
Mapa 2



Mapa 3



Mapa 4



Elab propia

De todo ello podemos sacar unas conclusiones muy valiosas. Como enunciábamos en un inicio, si consideramos el emplazamiento dado en función de los capacity factor y los precios, obtenemos localizaciones idóneas distintas a las que obtendríamos si tan solo nos basamos en la eficiencia técnica.

Se ve claramente que, aunque el centro peninsular tiene capacity factors mayores, tiene un interés económico menor desde la perspectiva de precios ponderados por los capacity factors. El noreste peninsular es también algo menos valioso a ojos de nuestro análisis que el estrictamente técnico. Asimismo, vemos como el sur peninsular es más valioso desde nuestra métrica ya que producen más cuando los precios de los vientos son más altos.



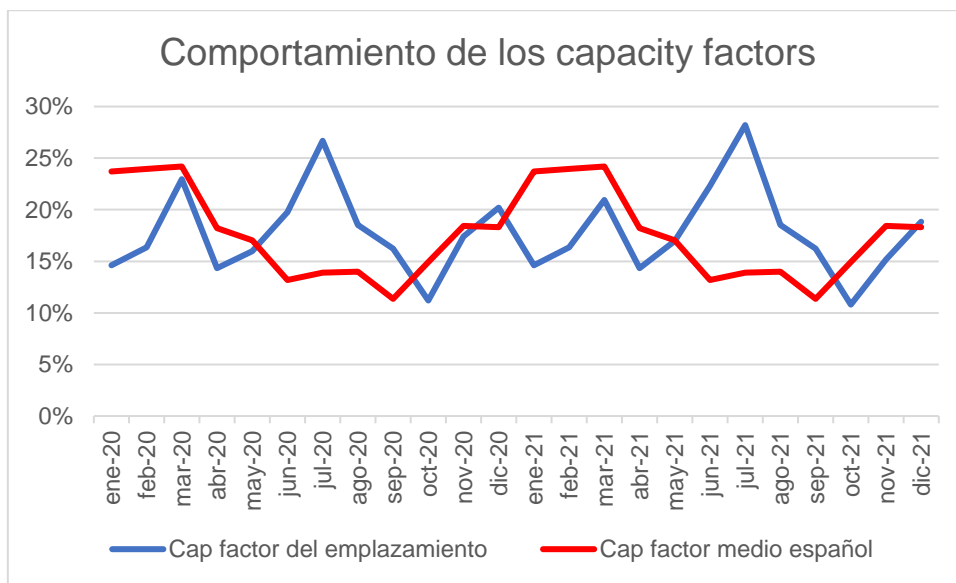
Elab propia

Para acabar de ver el impacto de esta consideración vamos a escoger el punto mostrado en el mapa por ser uno de los que mayores capacity factor-precio nos reporta, dando la TIR que nuestra inversión produciría en estas condiciones sin entrar al diseño de su bono correspondiente pues sería similar mecanismo al analizado antes.

La TIR de nuestra inversión sería ahora de 12.81% en comparación con el 12.66% que nos dio en primer lugar. Puede no parecer demasiado, pero debemos tener en cuenta que esto es un análisis preliminar y que la evidencia de que hemos encontrado un método para batir el mercado es fundada.

Efectivamente, corroboramos lo que enunciábamos antes, pues hemos dado con un emplazamiento que correla negativamente con el capacity factor medio de España, siendo un lugar donde se produce más intensivamente cuando la energía es más cara. Ello se debe en parte, como veíamos en el análisis de la oferta, a que cuanto menos energía renovable entra en el pool, más cara es la electricidad. Mostramos los dos capacity factors contrapuestos en la *gráfica 48*.

Gráfica 48



5. CONCLUSIÓN

Las principales conclusiones de este trabajo pueden dividirse en sus tres contribuciones fundamentales.

Primero, hemos desarrollado un método que recoge de principio a fin, los pasos que debemos seguir para poder estimar la rentabilidad que una inversión en generación renovable podría darnos, entendiendo el funcionamiento del mercado eléctrico en su conjunto.

Este camino ha comenzado prediciendo el primer componente en las curvas de casación de OMIE, la demanda. Tras realizar un estudio introductorio, hemos tenido oportunidad de aplicar distintos modelos empleando el lenguaje R, argumentando los beneficios y perjuicios que cada uno de ellos reportaba. Para poder llegar a este punto, hemos tenido que realizar un interesante trabajo de recopilación de datos, utilizando de numerosas API's, construcción y tratamiento de nuestros datasets.

Sabemos la complejidad que comporta dar una estimación explicativa y muy fundada de la demanda eléctrica y nuestra intención siempre ha sido otra. Queríamos predecir de manera relativamente bien fundamentada los valores que la demanda eléctrica podía adoptar en los próximos dos años, para poder acotar consiguientemente el error en la estimación de nuestros precios. En el transcurso de su modelización, hemos tenido que hacer uso de variables propiamente diseñadas que ayudaban a recoger de una manera más sencilla, un gran conjunto de datos. Hablamos, por ejemplo, del índice de Generación vs Demanda creado para recoger los saldos de intercambios internacionales, los diferenciales por bombeo en turbinación y los saldos producidos por el enlace entre la península y las islas Baleares.

El análisis ha continuado por la oferta, en la que hemos tenido ocasión de detenernos también para entender muy someramente su comportamiento pasado y parte de las tendencias futuras. La representación gráfica y las funciones que R ponía a nuestra disposición permitían poder llegar a conclusiones valiosas que han servido no solo para predecir el mix de oferta que tanto afecta a los precios, sino también para entender el funcionamiento de la tecnología eólica más en detalle.

Ello nos ha llevado a poder, por ejemplo, proponer más modelos que los exclusivamente utilizados. Entre ellos, encontramos aquel que, mediante el cruce de los identificadores de cada productor en los datos de las subastas del mercado diario, pretendía obtener los coeficientes que ponderaban el porcentaje de cobertura por cada tipo de tecnología sabiendo los precios. Conseguiríamos así, los precios medios mensuales a los que ofertaba cada tipo de tecnología en las ventas casada.

En este punto, hemos podido ya realizar nuestras primeras predicciones de precios. A tal fin, hemos descartado varias aproximaciones iniciales como las regresiones lineales para llegar a formas más completas de predicción, como lo era la regresión con restos explicados por ARIMAs. El resultado han sido unos precios que replicaban en gran medida la fluctuación que habían mostrado en el pasado, lo cual reduce la incertidumbre de nuestra inversión.

Con los precios hemos podido diseñar nuestros bonos, escogiendo primero de manera fundamentada los aerogeneradores que íbamos a utilizar. Sabíamos que para poder continuar con nuestro análisis y llegar a un bono concreto, tendríamos que comprender los factores técnicos, si bien de una manera superficial, que implicaban la generación eólica.

Para la estimación de los elementos de la inversión hemos realizado desde estudios puramente legales como el de los máximos fiscalmente deducibles por amortizaciones, a estrictamente financieros, utilizando los índices que Lazard y Bloomberg han desarrollado.

El resultado es que hemos podido dar para aerogeneradores concretos, una estimación de rentabilidades relativamente acotadas, mostrando la sensibilidad de sus comportamientos en relación con diferentes variables.

El primer bono lo hemos estimado recopilando los datos del parque eólico español para poder crear un índice de eficiencia. Para el segundo, hemos replicado las características dadas por el fabricante, integrando los cambios en la ecuación de la potencia eléctrica de un aerogenerador, nuevamente, teniendo que hacer uso de numerosas herramientas de Data Analysis.

Esta metodología es valiosa en sí misma, ya que no se reduce únicamente al sector de la generación renovable eólica en España, sino que, los datos recopilados y las herramientas utilizadas, nos permiten poder extrapolarla tanto a distintas tecnologías de generación como incluso, a otros países. El estudio reúne el conocimiento técnico necesario para poder llevar las implicaciones económicas a su mayor exponente. Sabemos que la aproximación podría ser mucho más detallada, empleando modelos fundamentales, reduciendo la frecuencia a aproximaciones horarias, previéndonos de datasets más completos... Este trabajo sirve para poder decir que esos siguientes pasos, tiene sentido que se den.

La segunda conclusión es que nuestro estudio ha determinado que la creación de un bono eléctrico sostenible, indexado a un aerogenerador, no solo es posible, sino que, de hecho, es, a priori, altamente rentable. Hemos dado TIR's que iban desde un 5 a un 19 por cien de rentabilidad.

Además, hemos creado un vehículo a partir del estudio inicial, que se adapta a las necesidades de distintos perfiles inversionistas, ya que del estudio de dos generadores hemos sido capaces de crear 4 bonos con tipos y vencimientos distintos para cada uno. Hay muchas incógnitas que hemos abordado con la información que teníamos en relación con, por ejemplo, cuadrar eficientemente los vencimientos para evitar la descapitalización o una caída del capacity factor de nuestros generadores. En esta primera aproximación hemos planteado qué retos plantearían estos bonos y propuestas para abordarlos, teniéndolos siempre presentes de cara a valorar las rentabilidades.

El bono propuesto genera numerosos beneficios y este estudio sirve para reafirmarnos en la voluntad de querer llevarlos a término. En primer lugar, es beneficioso para los inversores minoristas, pero no debemos quedarnos únicamente en este punto. Que la sociedad tenga este bono para poder contribuir al reto de la adaptación medioambiental en generación de energía, posibilita una transición más rápida y concienciada donde todos

los actores sociales pueden participar directamente en ella y en los beneficios que se deriven. El bono, así, perfila al inversor contemporáneo, que no busca únicamente maximizar sus beneficios sino también, hacerlo de una manera socialmente responsable y en ese sentido, este instrumento permite contribuir a la reducción de emisión de gases de efecto invernadero, generalizando los beneficios para el disfrute de más actores. En suma, accesibilidad, sostenibilidad y rentabilidad son sus tres notas definitorias.

Asimismo, no solo debe entenderse como un bono al uso, sino que podría ser empleado para que, a través de su comercialización, rebajara el coste de la luz de muchos hogares. Si las facturas de electricidad suben, los márgenes que en el sistema pool pueda ganar la energía renovable eólica a través de nuestros bonos, puede aliviar este hecho.

Es interesante igualmente entender el funcionamiento del bono desde la estabilidad y seguridad de su inversión, lo cual perfila nuevos inversores más adversos al riesgo. La electricidad es hoy un bien de primera necesidad y la generación renovable, por la estructura del mercado actual y su eficiencia, constituyen verdaderos bastiones financieros a explotar. En pocas palabras, el viento siempre acaba soplando y siempre necesitaremos energía más limpia y barata.

Por último, planteamos que todo lo dicho en esta segunda conclusión pueda ser entendido como un elemento que innove el mercado de generación de electricidad en su conjunto. Hoy día son las empresas tradicionales del sector eléctrico las que participan directamente de él, pero también podría abrir una nueva oportunidad comercial utilizando estos bonos.

La tercera conclusión es quizá la más interesante para continuar estudiando. Hemos querido replantear la toma de decisión de localización de los aerogeneradores, transponiendo el criterio únicamente técnico, a una conjunción entre este y el financiero. Para ello nos hemos basado en la teoría de Prices Capture que se sintetiza en la búsqueda de beneficio marginal nulo.

Ello nos ha permitido ver la diferencia entre los lugares técnicamente más eficientes frente a los financieramente más interesantes. Los beneficios de esta aproximación son muchos.

Primero, con ello se abren nuevas posibilidades al hacer económicamente rentables lugares que técnicamente no lo eran, habilitando nuevos emplazamientos que podría ser utilizados para incrementar la potencia instalada eólica, o para reducir el coste de oportunidad de un emplazamiento, por ejemplo, natural, al tener más entre los que elegir.

Además, esta aproximación es la más rentable tanto para los inversores que verían incrementada su rentabilidad, como para el consumidor final. Sencillamente, estos lugares tienen condiciones de vientos tendentes a correlar negativamente con la generación renovable por ponderar que los precios capturados sean superiores y así, la instalación garantizaría un suministro más continuado de energía limpia y barata.

Con todo, pensamos que el trabajo actual representa un ciclo completo en la aproximación para la creación de un bono financiero sostenible. Sin embargo, su valía se encuentra en que no es un punto de llegada sino de partida y estamos hoy, más convencido de su necesidad y viabilidad que cuando comenzamos este trabajo.

6. REFERENCIAS

- 1) Antolin, F. (1988). Electricidad y crecimiento economico. Los inicios de la electricidad en España. *Revista De Historia Económica / Journal of Iberian and Latin American Economic History*, 6(3), 635-655. doi:10.1017/S0212610900000938
- 2) Romero-Jordán, D., del Río, P., & Peñasco, C. (2014). Household electricity demand in Spanish regions. Public policy implications. *Public Policy Implications* (June 18, 2014). IEB Working Paper, (2014/24)
- 3) Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018) *Forecasting: principles and practice*, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia. OTexts.com/fpp2. Accessed on 15/02/2020
- 4) Arroyo, J.L. *Machine Learning II, Series temporales* (2020). Universidad Pontificia de Comillas.
- 5) Guerrero, J. F. J., Fernández, R. S., & Abad, J. C. G. (2006). La capacidad predictiva en los métodos Box-Jenkins y Holt-Winters: una aplicación al sector turístico. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 15(3), 185-198.
- 6) Hyndman, RJ and Khandakar, Y (2008) "Automatic time series forecasting: The forecast package for R", *Journal of Statistical Software*, 26(3).
- 7) Wang, X, Smith, KA, Hyndman, RJ (2006) "Characteristic-based clustering for time series data", *Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(3), 335-364.)
- 8) G. Martín-Rodríguez, J.J. Cáceres-Hernández / *Economic Modelling* 22 (2005) 551–569.
- 9) Cancelo, J. R., & Espasa, A. (1995). Modelización del efecto temperatura en el consumo de electricidad: un ejercicio de búsqueda de especificación en relaciones dinámicas no lineales
- 10) Kaboli, S. H. A., Fallahpour, A., Selvaraj, J., & Rahim, N. A. (2017). Long-term electrical energy consumption formulating and forecasting via optimized gene expression programming. *Energy*, 126, 144-164.
- 11) IDAE. Ministerio de transición ecológica y reto demográfico. Borrador de Plan Nacional integrado de energía y clima 2021-2030. Actualizado el 20 de 2020. <https://www.idae.es/informacion-y-publicaciones/plan-nacional-integrado-de-energia-y-clima-pniec-2021-2030>
- 12) Isbell, P. (2006). La dependencia energética y los intereses de España. *Boletín Elcano*, (79), 7.
- 13) Red Eléctrica de España. Hacer posible la transición energética Red Eléctrica y la integración de renovables. Abril 2019.
- 14) Staffell, I., & Pfenninger, S. (2016). Using bias-corrected reanalysis to simulate current and future wind power output. *Energy*, 114, 1224-1239
- 15) Staffell I, Green R. How does wind farm performance decline with age? *Renew Energy* 2014; 66:775-86.
- 16) Lazard's Leverlized Costo of Energy Analysis – Version 13.0. Lazard Asset Management. 2019