



**Universitat de les
Illes Balears**

Facultat de Ciències

Memòria del Treball de Fi de Grau

Anàlisi de l'impacte de les condicions atmosfèriques sobre el consum energètic a les instal·lacions esportives

Sonia Alhama Gil

Grau de Física

Any acadèmic 2013-14

DNI de l'alumne: 43166679A

Treball tutelat per Víctor Homar Santaner
Departament de Física



S'autoritza la Universitat a incloure el meu treball en el Repositori Institucional per a la seva consulta en accés obert i difusió en línia, amb finalitats exclusivament acadèmiques i d'investigació

Paraules clau del treball:
consum energètic, variables atmosfèriques, predicció

Índice

1. Introducción	4
1.1. Motivación para la realización de este trabajo de fin de grado	4
1.2. Instalaciones deportivas	4
2. Análisis preliminar de datos de consumo	6
2.1. Datos disponibles	6
2.2. Cálculo de correlaciones entre consumo y variables atmosféricas	6
2.3. Ajuste multilineal del consumo energético observado	11
3. Análisis estadístico avanzado de datos de consumo	14
3.1. Repetición del ajuste multilineal	14
3.2. Análisis por componentes principales	17
3.3. Comparación de los dos ajustes obtenidos	19
4. Predicción del consumo energético en las próximas décadas	22
4.1. Modelos climáticos	22
4.2. Predicción del consumo energético	23
4.3. Resultados de la predicción	24
5. Conclusiones	30

1. Introducción

En este trabajo de fin de grado se presenta un estudio del impacto de las condiciones atmosféricas sobre el consumo energético de las instalaciones deportivas del campus de la UIB, con el fin de poder diseñar un modelo de predicción de consumo a partir de proyecciones climáticas. Todas las operaciones realizadas y los gráficos mostrados para visualizar los resultados, se llevan a cabo usando el software estadístico y gráfico R.

El trabajo está estructurado en las siguientes secciones:

1. Un primer análisis de los datos en el que se estudia la relación entre consumo energético y variables atmosféricas.
2. Mejoras de este análisis y determinación de dos posibles modelos que expliquen el consumo a partir de variables atmosféricas.
3. Uso de uno de estos modelos para predecir el consumo energético en las próximas décadas.

1.1. Motivación para la realización de este trabajo de fin de grado

La primera idea sobre la realización de un trabajo de estas características surgió desde la dirección de las instalaciones deportivas, al evidenciar lo mucho que influye la temperatura en el consumo energético. A partir de ahí, se propuso profundizar en esta dependencia e investigar si algún otro parámetro también tiene una contribución importante y, si era posible, realizar algún modelo para predecir el consumo.

Hoy en día, estudios de estas características son muy interesantes ya que somos más conscientes de la importancia que tienen los aspectos relacionados con la energía: su coste, su eficiencia y el cambio hacia el uso de cada vez más energías renovables.

En cuanto a mi propia motivación para realizar este trabajo de fin de grado destaca el hecho de que los resultados de este estudio vayan a ser de utilidad para los responsables de las instalaciones deportivas.

1.2. Instalaciones deportivas

En esta sección expondremos las diversas fuentes de energía que se usan en las instalaciones deportivas y el procedimiento usado para, por ejemplo, calentar el agua de la piscina, con el objetivo de entender mejor los valores de consumo de energía mensuales de los que dispondremos.

La principal fuente de energía usada actualmente es un suministro térmico proporcionado por la empresa Sampol, desde su central en el Parc Bit. Consiste en un tubo de agua que llega a las instalaciones a aproximadamente 80°C . Las otras fuentes de energía de las que se dispone son dos calderas de gasóleo y un conjunto de paneles solares. Estas tres fuentes de energía se usan durante un proceso que se lleva a cabo en dos partes: circuito primario y circuito secundario.

En el circuito primario se comprueba que el suministro térmico esté a 80°C . Por diversos motivos técnicos, este suministro puede llegar a una temperatura inferior, en cuyo caso, se calienta usando las calderas. Si el suministro térmico llega a menos de 74°C se enciende la primera caldera, mientras que si llega a menos de 64°C también entra en funcionamiento la segunda caldera, aunque este último hecho apenas ocurre. Cuando se ha conseguido llegar a la temperatura óptima, el suministro pasa al circuito secundario.

En el circuito secundario se llevan a cabo tres procesos: se calienta el agua de la piscina, el agua sanitaria y la calefacción de la sala de la piscina y de los vestuarios.

El proceso para calentar el agua de la piscina está activo durante las 24 horas del día y es el responsable de la mayor parte del consumo energético. En primer lugar, el agua pasa por diversos filtros, después se comprueba su temperatura, pasa por un intercambiador de placas y por último vuelve a la piscina. Si en el control de temperatura el agua está a menos de 28°C se activa el intercambiador de placas, donde el suministro térmico le aporta el calor necesario.

El agua sanitaria se calienta hasta los 60°C . En primer lugar se calienta con la energía procedente

de las placas solares, pero como esto normalmente no es suficiente para alcanzar la temperatura deseada (sólo suele bastar en agosto), seguidamente pasa por otro intercambiador de placas en el que el suministro térmico le aporta calor.

Por último, el suministro térmico también se usa para la calefacción de la sala de la piscina y de todos los vestuarios. Para ello, el suministro térmico calienta unos radiadores por los que se hace pasar el aire procedente de las diferentes salas. El aire vuelve a las salas ya calentado después de haber pasado por dos radiadores, uno de inspiración y otro de expiración.

Hay que destacar varios hechos que ocurren frecuentemente y que afectan al nivel del agua de la piscina y por lo tanto, al proceso de calentamiento del agua. El primero es que tres veces por semana se limpian los filtros, lo que implica que se pierden entre 1000 y 2000 litros de agua cada vez. Otro hecho es que cuando las analíticas del agua de la piscina muestran un alto nivel de cloro residual, la manera de solucionarlo es quitando parte del agua, con lo que se vuelven a perder una gran cantidad de litros. Por último, también se pierde agua en la piscina debido a los usuarios.

Cada vez que disminuye el nivel del agua se tiene que introducir agua nueva que, al estar a una temperatura bastante inferior a la de la piscina, implica un aporte extra de energía.

2. Análisis preliminar de datos de consumo

2.1. Datos disponibles

Desde las instalaciones deportivas nos han facilitado diversos datos mensuales: consumo energético, litros de agua gastados y número de usuarios que han hecho uso de las instalaciones. El consumo energético total es el procedente del suministro térmico, en kWh, y de la cantidad de litros de gasóleo usados al mes. A partir de los litros de gasóleo se calcula el consumo equivalente en kWh multiplicándolos por el poder calorífico del gasóleo, por su densidad y por el rendimiento de la instalación, obteniendo una relación de 9.012 kWh por cada litro de gasóleo.

Como dato de consumo energético mensual usaremos la suma de ambos consumos desde enero del año 2000 a diciembre del año 2013 (figura 1). Observando la serie de datos, nos damos cuenta de que hay siete meses para los cuales no tenemos datos de consumo: julio y agosto de 2001, diciembre de 2003 y junio, julio, agosto y septiembre de 2004. Para poder trabajar con esta serie de datos en R necesitamos que todos los datos estén disponibles, por lo que decidimos rellenar los datos faltantes con la media de consumo de esos meses. Por ejemplo, hacemos la media del consumo energético de todos los meses de julio que tenemos disponibles y usamos ese valor como dato de julio de 2001 y de 2004.

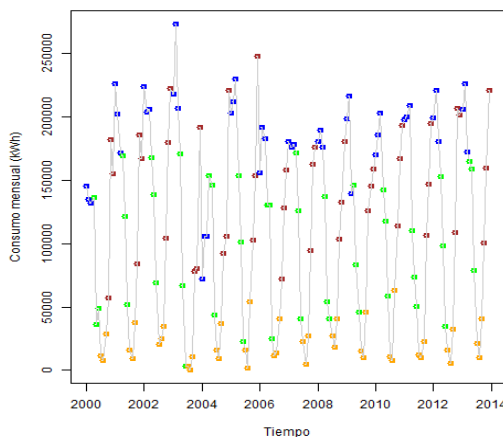


Figura 1: Serie temporal del consumo energético mensual

Índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño

Por otra parte, necesitamos datos sobre diversas variables atmosféricas. Usaremos datos facilitados por ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts), en concreto datos de reanálisis climático ERA-Interim. El reanálisis climático consiste en una descripción numérica del clima reciente obtenida al combinar observaciones y modelos. ERA-Interim es un reanálisis atmosférico global desde 1979 que se produce con un sistema lanzado en 2006 y que, en resumen, nos proporcionará datos diarios y medias mensuales de muchas variables a diversas horas del día que necesitamos para hacer nuestro estudio.

2.2. Cálculo de correlaciones entre consumo y variables atmosféricas

En esta sección hacemos un análisis de diversas variables atmosféricas para determinar cuáles de ellas están más correlacionadas con el consumo y, en principio, serán de mayor utilidad a la hora de obtener un ajuste multilíneal que explique el consumo observado durante estos últimos años.

En primer lugar, nos descargamos datos de medias mensuales de varias variables a las 00UTC y a las 12UTC, del punto más cercano a la localización de las instalaciones deportivas. Las variables con las que empezaremos el estudio son las siguientes: temperatura del aire a 2 metros, temperatura del aire en superficie, temperatura del subsuelo para varios niveles, velocidad del

viento a 10 metros, fracción de cobertura de nubes altas, medias, bajas y total, flujo de calor superficial sensible y precipitación total acumulada. Además, utilizaremos datos de temperatura del punto de rocío a 2 metros (T_d) para poder calcular la humedad relativa usando las siguientes relaciones:

$$HUR = e/e^*$$

$$e = 6,112 \exp \left[\frac{17,67}{243,5/T_d + 1} \right]$$

$$e^* = 6,112 \exp \left[\frac{17,67 \cdot T}{T + 243,5} \right]$$

Los resultados obtenidos a partir de las variables a las 0h y a las 12h son muy similares, por lo que continuaremos el análisis únicamente con los datos a las 12h, ya que en ese momento las instalaciones deportivas están en uso.

En la siguiente tabla podemos ver los valores obtenidos de correlación entre consumo y cada variable:

	Variable	Índice de correlación
t2m:	Temperatura a 2 m (°C)	-0.928
stl1:	Temperatura subsuelo 0-0.07m (°C)	-0.888
stl2:	Temperatura subsuelo 0.07-0.28m (°C)	-0.886
skt:	Temperatura en superficie (°C)	-0.886
si10:	Velocidad del viento a 10 m (m/s)	0.798
tcc:	Cobertura de nubes total (0-1)	0.630
mcc:	Cobertura de nubes medias (0-1)	0.617
hcc:	Cobertura de nubes altas (0-1)	0.488
lcc:	Cobertura de nubes bajas (0-1)	0.454
sshf:	Flujo de calor sensible superficial (J/m^2)	-0.410
tp:	Precipitación total (m)	0.362
hur:	Humedad relativa a 2 m (0-1)	0.188

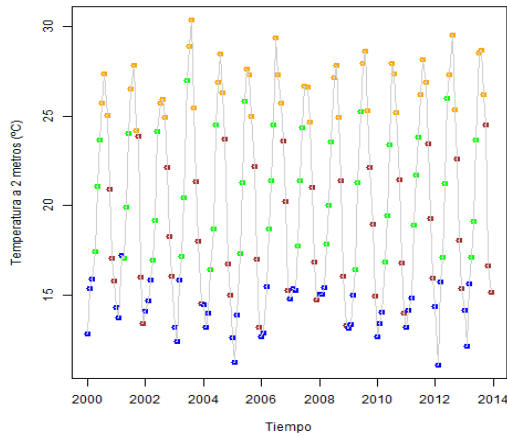
Las variables más correlacionadas con el consumo son las cuatro diferentes temperaturas consideradas, que al tener un índice de correlación negativo, indican que a mayor temperatura, menor consumo. De todas formas, hay que tener en cuenta que los datos de estas cuatro variables son muy similares, así que probablemente sólo continuaremos el estudio con la temperatura a 2 metros. La siguiente variable más correlacionada con el consumo es la velocidad del viento a 10 metros, con un índice de correlación de +0.8, por lo que a mayor velocidad del viento, mayor consumo. Las demás variables tienen índices de correlación inferiores a 0.7, por lo que no está del todo clara su influencia en el consumo. En próximas secciones tendremos que acabar de decidir si algunas de estas variables son, en efecto, útiles.

En la figura 2, mostramos los gráficos de la temperatura a 2 metros y de la humedad relativa, junto a su correspondiente correlación con el consumo, ya que son las variables con mayor y menor índice de correlación respectivamente.

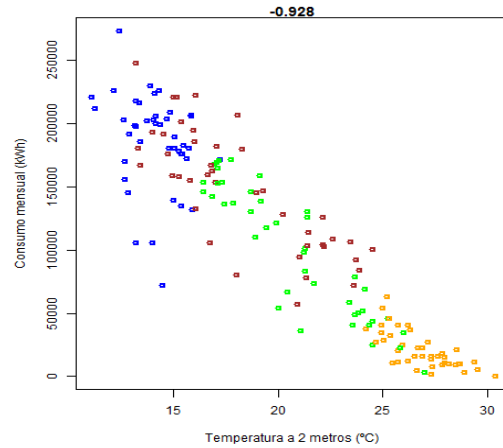
En la figura 2(a) se representa la temperatura media mensual a 2 metros de 2000 a 2013. Se ve claramente la periodicidad de la variable, correspondiente a las estaciones del año. Se aprecia muy fácilmente como las temperaturas más altas se registran en verano y las más bajas en invierno. En la figura 2(b) se representa el consumo respecto a la temperatura a 2 metros. La dependencia entre ambas variables es clara, aunque pueden verse varios puntos más dispersos, sobre todo en meses de invierno. A la hora de hacer el ajuste para modelar el consumo observado, será probable que para estos puntos se produzca un error considerable.

En la figura 2(c) se representa la humedad relativa. Esta variable presenta muchas oscilaciones en las que no se consigue apreciar una periodicidad clara, como en el caso de la temperatura. Y

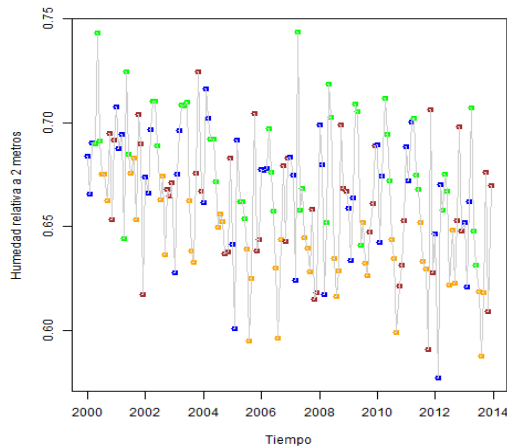
por último, en la figura 2(d) queda reflejada la dispersión de los puntos, por lo que el índice de correlación es de tan solo +0.2.



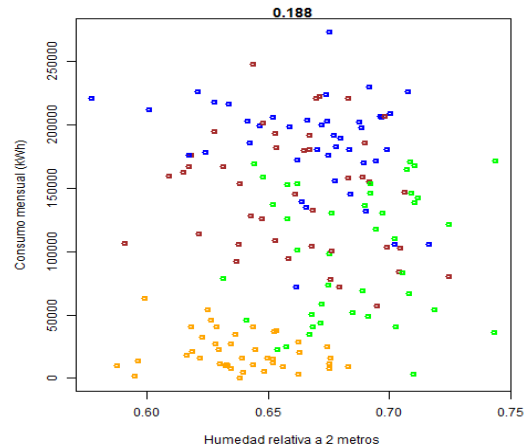
(a) Serie temporal: temperatura a 2m



(b) Scatterplot: temperatura a 2m y consumo



(c) Serie temporal: humedad relativa



(d) Scatterplot: humedad relativa y consumo

Figura 2: Dos ejemplos de variables y su correlación con el consumo energético
Índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño

Dado que, como podíamos prever, la variable más correlacionada con el consumo es la temperatura mensual media a 2 metros, vamos a estudiar más a fondo esta variable analizando la temperatura mensual máxima y mínima, la desviación estándar y la varianza intramensual. Para ello nos descargamos los datos diarios de temperatura a 2 metros a las 12h y calculamos las cuatro variables mencionadas. Las correlaciones obtenidas en este caso son:

	Variable	Índice de correlación
t2mmin:	Temperatura mínima mensual	-0.902
t2mmax:	Temperatura máxima mensual	-0.904
t2mvar:	Varianza de la temperatura mensual	0.352
t2msd:	Desviación estándar de la temperatura mensual	0.395

La temperatura máxima y mínima vuelven a tener un índice de correlación muy elevado, al igual que las demás temperaturas anteriormente consideradas. Habrá que analizar si estas dos nuevas variables nos aportan otra información o si bastará considerar la temperatura a 2 metros. En cuanto a la varianza y la desviación estándar intramensual, no podemos asegurar su importancia a la hora de explicar el consumo debido al bajo índice de correlación que presentan.

Después de observar que tanto el consumo energético como muchas de las variables atmosféricas presentan una periodicidad que se corresponde con las estaciones del año, y con la intención de que los resultados no estén tan determinados por las estaciones, procedemos a descomponer las series temporales de las variables. Por ejemplo, en la imagen 3 podemos ver la descomposición realizada para la temperatura en superficie. En ella se representa en primer lugar la variable observada, en segundo lugar la tendencia, seguidamente la componente estacional (que es totalmente periódica), y por último se representa lo que queda al restar la componente tendencia y la componente estacional a la variable observada.

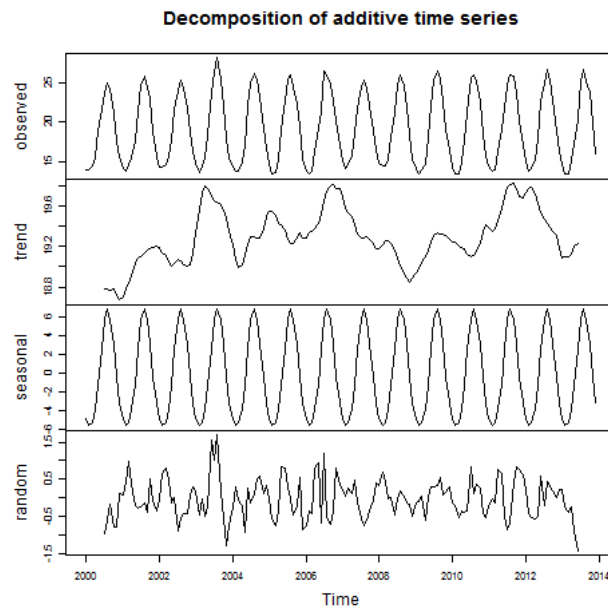


Figura 3: Descomposición de la serie temporal de la temperatura en superficie

La operación que queremos hacer es quitar la parte estacional a la variable observada. Como en la descomposición realizada la componente estacional está centrada en cero, le sumaremos la media de la tendencia para así desplazarla al valor que en realidad tendría y poder restarla a la variable observada. En ambos gráficos de la figura 4, podemos ver el resultado para la temperatura en superficie. Comparando los gráficos (a) y (b) quedan claras las pequeñas diferencias que presenta la temperatura con respecto a la componente estacional.

Realizamos este cambio con todas las variables atmosféricas y también con el consumo energético. Podemos calcular ahora las correlaciones entre consumo no estacional y parámetros no estacionales, obteniendo los siguientes resultados:

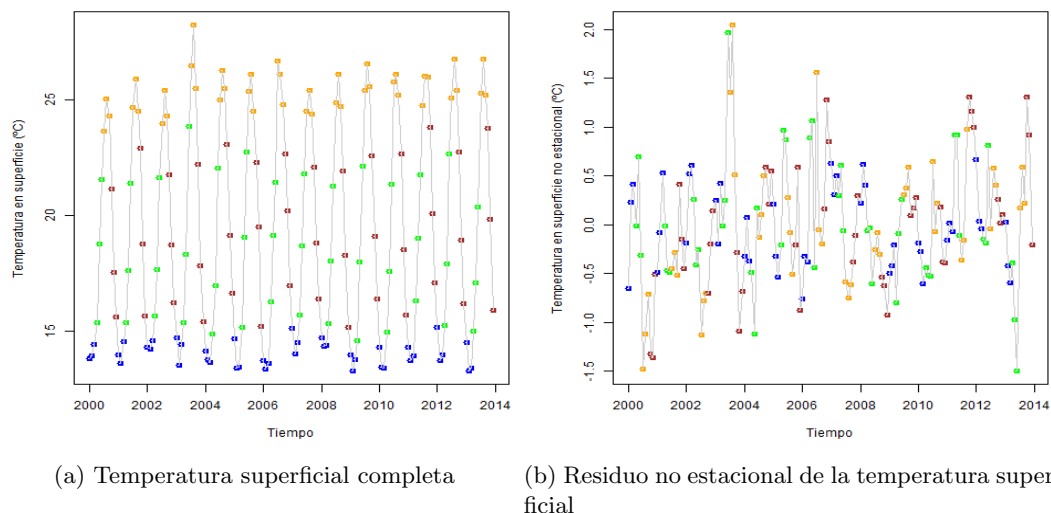


Figura 4: Ejemplo de desestacionalización de las variables
Índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño

Variable no estacional	Índice de correlación
Temperatura a 2 m (°C)	-0.255
Temperatura subsuelo 0-0.07m (°C)	-0.165
Temperatura subsuelo 0.07-0.28m (°C)	-0.156
Temperatura en superficie (°C)	-0.156
Velocidad del viento a 10 m (m/s)	0.250
Cobertura de nubes total (0-1)	-0.004
Cobertura de nubes medias (0-1)	0.242
Cobertura de nubes altas (0-1)	-0.062
Cobertura de nubes bajas (0-1)	-0.084
Flujo de calor sensible superficial (J/m^2)	-0.190
Precipitación total (m)	0.098
Humedad relativa a 2 m (0-1)	-0.222
Temperatura mínima (°C)	-0.229
Temperatura máxima (°C)	-0.058
Varianza temperatura intramensual	0.212
Desviación estándar temperatura intramensual	0.234

Hemos obtenido unos valores de correlación mucho menores que en el caso del tratamiento de las variables completas. Aun así, no descartamos algunas de estas variables no estacionales a la hora de realizar el ajuste multilineal porque al centrarnos en una escala menor puede que nos aporten información útil.

Por último, en esta sección también realizamos los anteriores análisis a los datos que tenemos de litros de agua gastados y de usuarios mensuales de las instalaciones. Aunque son dos variables no atmosféricas y que no tendremos a disposición a la hora de hacer predicciones, puede que sean de ayuda para explicar el consumo observado. Las correlaciones obtenidas para estas variables son:

Variable	Índice de correlación
Litros de agua usados	0.291
Litros de agua usados (no estacional)	0.068
Número de usuarios	0.598
Número de usuarios (no estacional)	0.008

Ninguna de estas variables destaca por tener un índice de correlación alto. La mayor correlación la encontramos ente el consumo y el número de usuarios, pero seguramente se debe a que el número de usuarios presenta una gran estacionalidad, al igual que el consumo. Del mismo modo que otras variables tratadas en esta sección, tendremos que asegurarnos de la utilidad de estas variables cuando realicemos el ajuste para modelar el consumo.

2.3. Ajuste multilíneal del consumo energético observado

El tratamiento de datos inicial finaliza con el cálculo de un ajuste multilíneal que modele el consumo energético observado. Deberemos encontrar la combinación de variables que generen el mejor ajuste, que principalmente estará caracterizado por el menor error residual estándar.

A modo de ejemplo, mostraremos una tabla con información proporcionada por R al realizar un ajuste multilíneal usando las siguientes variables: temperatura a 2 metros, velocidad del viento a 10 metros, fracción de cobertura de nubes total, humedad relativa y precipitación acumulada.

Variabes	Pr	Error 1 (kWh)	Error 2 (kWh)	R^2
t2m	xxx	29060	21073	0.955
si10	xxx			
tcc				
hur	xxx			
tp				

El error 1 es el error residual estándar, calculado de la siguiente manera:

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_{obs_i} - C_{ajuste_i})^2}{n - variables}}$$

El error 2 es la media de los residuos en valor absoluto, que calculamos con la siguiente expresión:

$$\frac{\sum_{i=1}^n |C_{obs_i} - C_{ajuste_i}|}{n}$$

La columna P_r corresponde al valor p. Este valor nos da una idea sobre si la variable es estadísticamente significativa y nos indica la probabilidad de haber fallado el signo de su coeficiente. De este modo, un valor p de 0.01 querrá decir que la probabilidad de haber acertado la tendencia de la variable es de un 99%. Por lo tanto, las variables que tengan un valor p bajo, en principio nos ofrecerán mayor confianza que las variables con un valor p alto, para las cuales el signo de su coeficiente habrá sido prácticamente determinado al azar.

Los símbolos usados para indicar el rango en el que se encuentra el valor p son los siguientes:

Símbolo	Rango del valor p
xxx	0 - 0.001
xx	0.001 - 0.01
x	0.01 - 0.05
.	0.05 - 0.1
	0.1 - 1

Para otros ajustes a parte del mostrado anteriormente, se intentarán reducir los errores, pero aunque pueden parecer valores muy altos, no lo son tanto si tenemos en cuenta que el consumo varía de 351.47 kWh a 272856.3 kWh. Por otra parte, también se intentará aumentar el valor del coeficiente de determinación y que las variables usadas en el ajuste finalmente elegido sean estadísticamente significativas.

Calculamos entonces diferentes ajustes y, tras varias pruebas, llegamos a la conclusión de que el mejor ajuste es el siguiente:

$$C = -8618 \cdot t2m + 17984 \cdot si10 + 295687 \cdot hur$$

Variables	Pr	Error 1 (kWh)	Error 2 (kWh)	R^2
t2m	xxx	29050	21248	0.954
si10	xxx			
hur	xxx			

Podemos apreciar que no se han conseguido reducir los errores, pero este hecho no ha sido posible en ninguno de los otros ajustes probados.

También probamos ajustes para describir el consumo no estacional en función de variables no estacionales. En esos casos se obtuvo un error muy similar al de los ajustes con los parámetros completos y, dado que al quitar la estacionalidad nos estamos centrando en unos rangos de consumo muy inferiores, estos ajustes no sirven de ayuda al incluir un error tan elevado.

Además, destacamos varios aspectos sobre los ajustes:

En primer lugar, habíamos tratado muchas variables temperatura y al final sólo hemos usado la temperatura a 2 metros. Esto es debido a que, como ya comentamos, esas distintas variables temperatura son muy similares, están muy correlacionadas entre sí, y por lo tanto, al usar más de una en un mismo ajuste no estamos añadiendo nueva información, sino que añadimos ruido. El otro aspecto a destacar es que la humedad relativa ha resultado ser un parámetro importante, mientras que en las correlaciones calculadas en la sección anterior entre consumo y variables habíamos obtenido un índice de correlación de tan sólo 0.2. Esto es debido a que la humedad relativa explica parte del consumo que no explica la temperatura, que es claramente estacional. Por lo tanto, la información obtenida a través de la humedad relativa contribuye a aumentar la fracción de varianza explicada por el modelo.

Todos estos aspectos sobre la correlación que existe entre las diferentes variables tratadas se solucionarán en futuras secciones en las que realizaremos un análisis por componentes principales.

Por último, vamos a representar gráficamente el ajuste obtenido junto a los valores de consumo energético observados (figura 5). Como hay varios valores del ajuste en el que se predice un consumo negativo, y eso evidentemente no es posible, los substituiremos por el mínimo consumo observado.

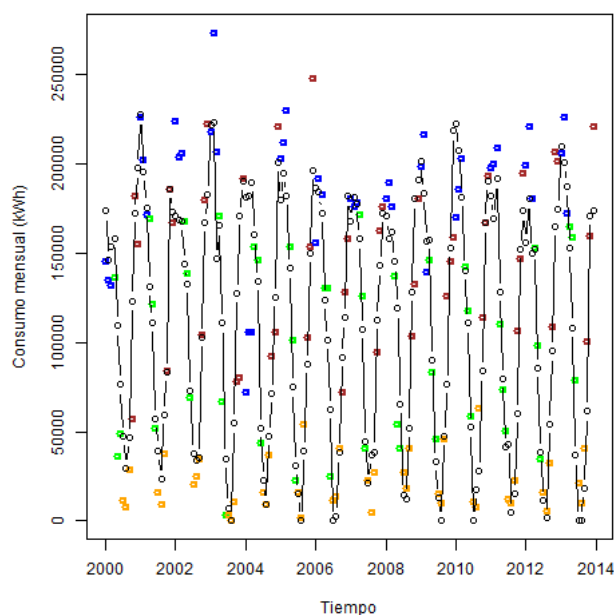


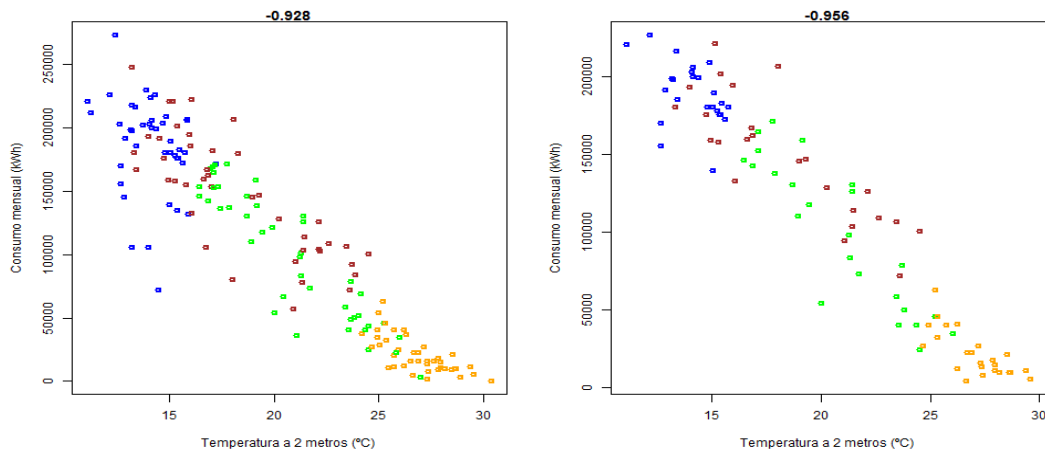
Figura 5: Representación del ajuste que modela el consumo observado de 2000 a 2013
 Puntos de colores: valores de consumo mensual observados (índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño)
 Línea y puntos de color negro: valores de consumo obtenidos a partir del ajuste multilínea que modela estadísticamente el consumo

En el gráfico de la figura 5, vemos zonas en las que el ajuste predice bastante bien el consumo observado, pero destacan varios puntos en los que se comete un gran error. Estos puntos se concentran sobre todo durante los primeros años, destacando más en los meses de otoño e invierno. Tras comentar con el responsable de mantenimiento de las instalaciones deportivas nuestra incapacidad para describir esos valores de consumo, nos comunica que los datos de esos primeros años no son del todo fiables. Antes del año 2005 no se llevaba un control tan minucioso como actualmente, hecho que quedó de manifiesto, por ejemplo, al ver que faltaban varios datos de consumo.

Por este motivo, a partir de este momento decidimos usar sólo los datos de consumo que tenemos a partir del año 2006. Estaremos trabajando aproximadamente con la mitad de valores, pero nos aseguraremos de que realmente son fiables.

3. Análisis estadístico avanzado de datos de consumo

En este segundo tratamiento de datos usaremos sólo los valores de consumo observado a partir de 2006. Para poder justificar aún más el motivo de esta decisión, mostraremos la correlación entre consumo y temperatura a 2 metros para los dos periodos considerados. En la figura 6(a) volvemos a ver el gráfico que ya mostramos en una sección previa, en el que se representa el consumo respecto a la temperatura de 2000 a 2013. En ella destaca la dispersión de varios puntos en los meses de invierno y otoño. A su lado, en la figura 6(b) puede verse la diferencia al tratar los datos de 2006 a 2013. La dispersión se ha reducido notablemente y el índice de correlación ha aumentado, pasando de -0.928 a -0.956 .



(a) Temperatura a 2m vs. consumo 2000-2013 (b) Temperatura a 2m vs. consumo 2006-2013

Figura 6: Mejoras en la correlación entre consumo y temperatura a 2m usando datos a partir de 2006

Índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño

En las próximas secciones, por lo tanto, se usarán los datos de consumo de 2006 a 2013, lo que supondrá la repetición del ajuste multilineal obtenido previamente. Además, se realizará otro tipo de ajuste para solucionar los aspectos comentados sobre la correlación entre las diferentes variables consideradas.

3.1. Repetición del ajuste multilineal

Vamos a volver a realizar el ajuste multilineal usando en este caso los valores de consumo energético desde enero de 2006 hasta diciembre de 2013. En este caso vamos a mostrar una tabla con las características de varios de los ajustes probados para poder ver las diferencias entre ellos:

	Variables	Pr	Error 1 (kWh)	Error 2 (kWh)	R^2
1	t2m	xxx	96710	86738	0.487
2	t2m si10	xxx xxx	33770	27220	0.938
3	t2m si10 tcc	xxx xxx .	33320	25997	0.940
4	t2m si10 sshf	xxx xxx	33660	27137	0.939
5	t2m si10 tp	xxx xxx x	33200	26629	0.941
6	t2m si10 hur	xxx xxx xxx	23950	18097	0.969
7	t2m si10 hur tp	xxx xxx xxx .	23590	17623	0.970
8	t2m si10 hur t2mmin	xxx xxx xxx	24070	18061	0.969
9	t2m si10 hur agua usuarios	xxx xxx xxx xx .	21450	17001	0.976
10	t2m si10 hur agua	xxx xxx xxx xxx	21690	17362	0.975

Sabemos que el consumo energético depende fuertemente de la temperatura, pero el primer ajuste hace evidente que sólo este parámetro no es suficiente para explicar el consumo. En el segundo ajuste, al incluir otra variable importante como es el viento, vemos que hemos conseguido una mejoría importante: los errores se reducen a la tercera parte y el coeficiente de determinación prácticamente se duplica.

En los próximos ajustes incluimos otras variables para ver si contribuyen positivamente. En el sexto ajuste es en el que usamos la variable humedad relativa y se vuelve a apreciar una reducción importante de los errores (10000 kWh menos). Este es el ajuste que elegimos anteriormente, al considerar el consumo de 2000 a 2013. Recordamos que en ese anterior ajuste obtuvimos un error residual estándar de 29050 kWh, mientras que usando datos a partir de 2006 este error pasa a ser de 23950 kWh, por lo tanto vemos como en efecto el ajuste ha mejorado al usar datos más fiables.

Seguimos con las pruebas para ver si alguna otra combinación mejora el ajuste de forma notable. Añadimos la variable precipitación ya que de las variables usadas en los ajustes anteriores es la que tiene un valor p menor. Vemos en el ajuste 7 como mejoran ligeramente los errores, pero no lo suficiente como para incluirla en el ajuste ya que en esta ocasión, el valor p ha aumentado, es aún menos estadísticamente significativa. En su lugar, en el ajuste 8 incluimos la variable temperatura mínima mensual, para evidenciar lo comentado en el apartado anterior

sobre la correlación entre las variables usadas. Está claro que la temperatura mínima está muy correlacionada con la temperatura media, y por lo tanto en este ajuste no añade información nueva.

En los dos últimos ajustes usamos los datos de litros de agua gastados y número de usuarios de las instalaciones. Se vuelve a reducir un poco el error, en 2000 kWh. Vuelve a llamar la atención, que la variable litros de agua gastados sea una variable importante en el ajuste del consumo a pesar de tener un índice de correlación bajo, como ya pasó con la humedad relativa. Como ya explicamos, este hecho se debe a que el agua explica una parte del consumo que no es posible explicar a partir de las demás variables. Aunque se mejoren los errores, no usaremos estos dos ajustes para predecir el consumo en el futuro, ya que no tenemos ninguna predicción sobre la evolución de estas dos variables, aunque es interesante ver su contribución a la explicación del consumo energético durante estos últimos años.

De los ajustes probados, decidimos que el mejor para modelar el consumo energético observado es el ajuste a partir de la temperatura a 2 metros, la velocidad del viento a 10 metros y la humedad relativa, también a 2 metros. El motivo de esta decisión es que obtenemos unos errores bajos y un coeficiente de determinación elevado usando tres variables con valor p muy reducido. Dicho ajuste tiene la siguiente expresión:

$$C = -8744 \cdot t2m + 14899 \cdot si10 + 329638 \cdot hur$$

En la figura 7 se representan los valores de consumo obtenidos a partir del ajuste junto a los valores de consumo observados. Como se vuelven a predecir algunos valores de consumo negativos, les asignamos el mínimo consumo observado, que en este caso es de 4506 kWh. En el gráfico podemos apreciar la diferencia entre el ajuste realizado y el consumo real observado, de la que ya teníamos una idea general a partir del error residual estándar. En próximas secciones analizaremos mejor este ajuste.

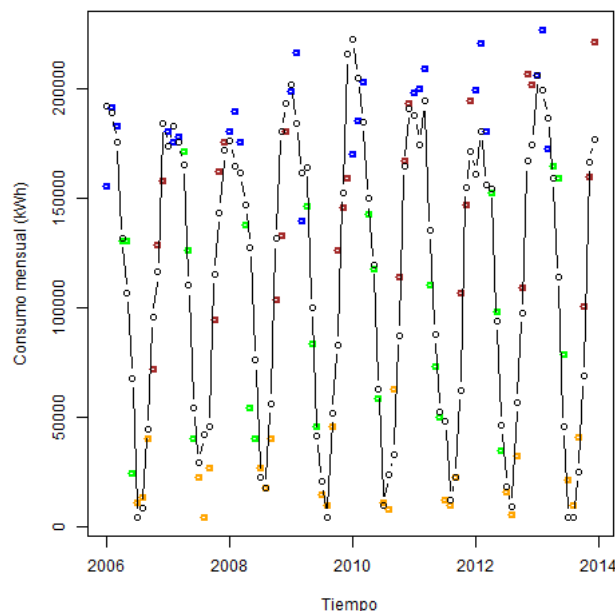


Figura 7: Representación del ajuste que modela el consumo observado de 2006 a 2013
Puntos de colores: valores de consumo mensual observados (índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño)
Línea y puntos de color negro: valores de consumo obtenidos a partir del ajuste multilínea para modelar estadísticamente el consumo de 2006 a 2013

3.2. Análisis por componentes principales

En la parte del trabajo realizada hasta ahora, ha sido evidente la correlación que existe entre muchas de las variables consideradas. Para evitar esta repetición de la información, realizaremos un análisis por componentes principales.

El objetivo de un análisis por componentes principales es reducir el número de variables, resaltando que la mayor cantidad de la información está relacionada con la mayor varianza, es decir, cuanto mayor sea la variabilidad de los datos, más información aportarán.

El análisis por componentes principales forma un nuevo sistema de coordenadas en el cual la mayor varianza del conjunto de datos estará capturada por el primer eje, la segunda mayor varianza por el segundo eje y así sucesivamente. La transformación que lleva de las antiguas coordenadas a las nuevas coordenadas es una transformación lineal que reduce la dimensionalidad de los datos.

Dichas combinaciones lineales, llamadas componentes principales, serán nuestras nuevas variables. Habrá tantas componentes principales como variables iniciales consideradas, pero como las componentes principales se forman de manera ordenada según la porción de varianza que recogen, podremos explicar el 80-90 % de la varianza del sistema considerando únicamente, por ejemplo, las tres primeras componentes principales. Así, además de usar menos variables, eliminamos redundancias y ruidos.

Procedemos a realizar el análisis por componentes principales usando R. Las variables que incluiremos en el análisis son las siguientes: temperatura a 2 metros, temperatura en superficie, humedad relativa, velocidad del viento a 10 metros, fracción de cobertura de nubes total, flujo de calor superficial sensible y precipitación. El motivo por el cual usamos estas variables es muy simple: son las variables para las cuales disponemos de proyecciones climáticas y que, por lo tanto, podremos usar en próximas secciones en las que intentaremos predecir el consumo energético de las próximas décadas.

Para realizar el análisis, primero tenemos que escalar las variables restándoles su media y posteriormente dividiéndolas por su desviación estándar. Esto se realiza para que los resultados no vengan condicionados por las unidades de cada variable, ya que por ejemplo, no existe una relación a priori entre 1°C y 1m/s.

Tras realizar el análisis, R nos proporciona diferente información, como por ejemplo la importancia de cada componente, que viene resumida en la siguiente tabla:

	pc1	pc2	pc3	pc4	pc5	pc6	pc7
Desviación estándar	1.9629	1.2265	0.9364	0.54939	0.53101	0.41952	0.07671
Proporción de varianza	0.5504	0.2149	0.1253	0.04312	0.04028	0.02514	0.00084
Proporción acumulada	0.5504	0.7653	0.8906	0.93374	0.97402	0.99916	1.00000

En esta tabla se indica para cada una de las siete componentes principales su desviación estándar, su porción de varianza y la porción de varianza acumulada. De este modo, con la primera componente principal explicamos el 55 % de la varianza del sistema, con las dos primeras explicamos el 77 %, con las tres primeras el 89 %, etc.

También podemos ver la importancia de cada componente en la figura 8.

Decidimos quedarnos con las tres primeras componentes principales ya que explican casi el 90 % de la varianza del sistema y así pasamos de tener siete variables a tener sólo tres. Los valores de las componentes nos los proporciona automáticamente R, pero para tener una idea de cómo es la combinación lineal, mostramos la expresión de la primera componente principal:

$$PC1 = 0,472 \cdot t2m + 0,423 \cdot skt - 0,195 \cdot hur - 0,451 \cdot si10 - 0,431 \cdot tcc + 0,261 \cdot sshf - 0,320 \cdot tp$$

Una vez decidido que mantenemos las tres primeras componentes principales, realizamos un ajuste multilíneal con estas tres variables y con un término independiente que en este caso necesitamos incluir. Podemos ver la información de este ajuste en la siguiente tabla:

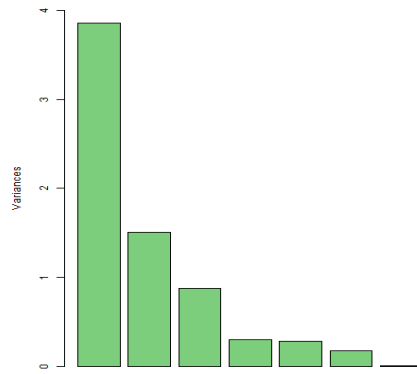


Figura 8: Componentes principales

Variables	Pr	Error 1 (kWh)	Error 2 (kWh)	R^2
PC1	xxx			0.904
PC2	xx	22190	16451	
PC3	xxx			
Término independiente	xxx			

Los dos errores son inferiores a los errores del anterior ajuste multilineal simple, hecho que nos indica que este ajuste es mejor, pero por otro lado, obtenemos un valor de R^2 menor. En la siguiente sección haremos una mejor comparativa de los dos ajustes.

Para finalizar este apartado, mostramos la expresión del consumo y la representación del ajuste del consumo junto con el consumo energético observado:

$$C = 114487 - 32008 \cdot pc1 + 5145 \cdot pc2 - 24414 \cdot pc3$$

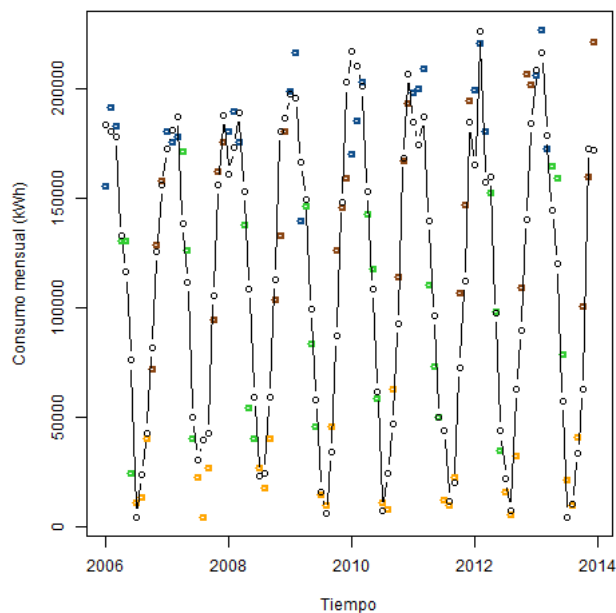


Figura 9: Representación del ajuste por componentes principales para modelar el consumo de 2006 a 2013

Puntos de colores: valores de consumo mensual observados (índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño)

Línea y puntos de color negro: valores de consumo obtenidos a partir del ajuste por componentes principales

Con este último gráfico de la figura 9, podemos apreciar como el ajuste con componentes principales predice mejor el consumo observado en los meses de invierno de 2012 y 2013.

3.3. Comparación de los dos ajustes obtenidos

En esta sección vamos a comparar los dos ajustes multilineales obtenidos con el fin de elegir cuál de ellos usaremos para la predicción de consumo de las próximas décadas.

El ajuste multilineal simple lo realizamos con las siguientes variables físicas: temperatura a 2 metros, velocidad del viento a 10 metros y humedad relativa a 2 metros. Una gran ventaja de este tipo de ajustes es que podemos interpretar la relación entre cada variable y el consumo modelado. Recordamos la expresión del ajuste:

$$C = -8744 \cdot t2m + 14899 \cdot si10 + 329638 \cdot hur$$

A partir del signo del coeficiente de cada variable podemos afirmar que un aumento de la temperatura contribuye a la disminución del consumo energético, mientras que un aumento de la velocidad del viento y de la humedad relativa contribuye al aumento del consumo.

En efecto, la temperatura influye en la transferencia de calor tanto por conducción como por convección, de manera que a mayor diferencia de temperatura, la transferencia de calor aumenta. Cuando la temperatura exterior es baja, la diferencia con respecto a la temperatura del agua de la piscina y del aire de las salas es mayor, se pierde calor hacia el exterior y, por lo tanto, hay que aportar energía para mantener la temperatura adecuada en las instalaciones.

El viento, por su parte, influye en la transferencia de calor por convección a través del coeficiente h . En este caso, a mayor velocidad del viento se produce una mayor pérdida de calor, que volverá a implicar un mayor aporte de energía para mantener la temperatura en las instalaciones.

Conducción - Ley de Fourier:

$$\frac{dQ}{dt} = \frac{k A}{x} \Delta T$$

donde k =conductividad térmica del material, A =área de contacto, ΔT =diferencia de temperatura y x =grosor del material

Convección - Ley del enfriamiento de Newton:

$$\frac{dQ}{dt} = h A \Delta T$$

donde h es el coeficiente de transferencia de calor por convección que depende de la velocidad del fluido y de otros parámetros como la viscosidad, el calor específico y el régimen del fluido.

Por otro lado, realizamos un ajuste multilineal a partir de las tres primeras componentes principales del sistema formado por las siguientes variables: temperatura a 2 metros, temperatura en superficie, velocidad del viento a 10 metros, humedad relativa a 2 metros, flujo de calor superficial sensible, fracción de cobertura de nubes y precipitación. El ajuste que obtuvimos es el siguiente:

$$C = 114487 - 32008 \cdot pc1 + 5145 \cdot pc2 - 24414 \cdot pc3$$

En este caso no podemos interpretar cada coeficiente porque las variables son las componentes principales. Aun así, a partir de la combinación lineal de variables que forma cada componente principal podemos llegar a hacer un estudio parecido al anterior. Recordamos la forma de la primera componente principal:

$$PC1 = 0,472 \cdot t2m + 0,423 \cdot skt - 0,195 \cdot hur - 0,451 \cdot si10 - 0,431 \cdot tcc + 0,261 \cdot sshf - 0,320 \cdot tp$$

Para la primera componente principal, y junto con su coeficiente de regresión negativo, podemos ver como el aumento de la temperatura a 2 metros, de la temperatura en superficie y

del flujo de calor sensible ayudan a reducir el consumo, mientras que el aumento de la humedad relativa, de la velocidad del viento, de la precipitación y de la cobertura de nubes contribuyen al aumento del consumo energético.

Pasamos ahora a analizar el error que comete cada ajuste en la predicción del consumo observado. En la figura 10 se muestra el error para cada ajuste.

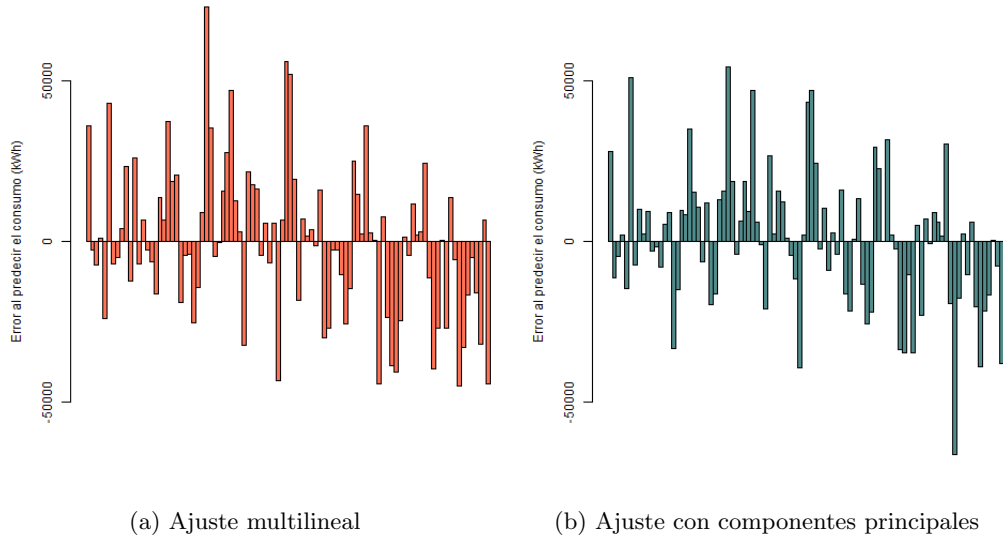


Figura 10: Errores cometidos en los ajustes
 Zona positiva: El ajuste sobreestima el consumo
 Zona negativa: El ajuste subestima el consumo

En ambos ajustes hay meses en los que se comete un error importante, aunque parece que el error está más estabilizado en el ajuste por componentes principales, tal y como indicaba el error residual estándar, que es ligeramente inferior para este ajuste. Aprovechamos este momento para recordar los principales parámetros que definen cada ajuste:

Variables	Error 1 (kWh)	Error 2 (kWh)	R^2
Ajuste multilineal	23950	18097	0.969
Componentes principales	22190	16451	0.904

Por el momento, decidimos quedarnos con el ajuste por componentes principales ya que tiene un menor error y porque usamos más variables a la vez que reducimos la redundancia entre todos los datos.

Para acabar de tomar la decisión, haremos un gráfico del consumo observado respecto del consumo predicho por cada ajuste y calcularemos la correlación entre ambos. Podemos ver el resultado en la figura 11.

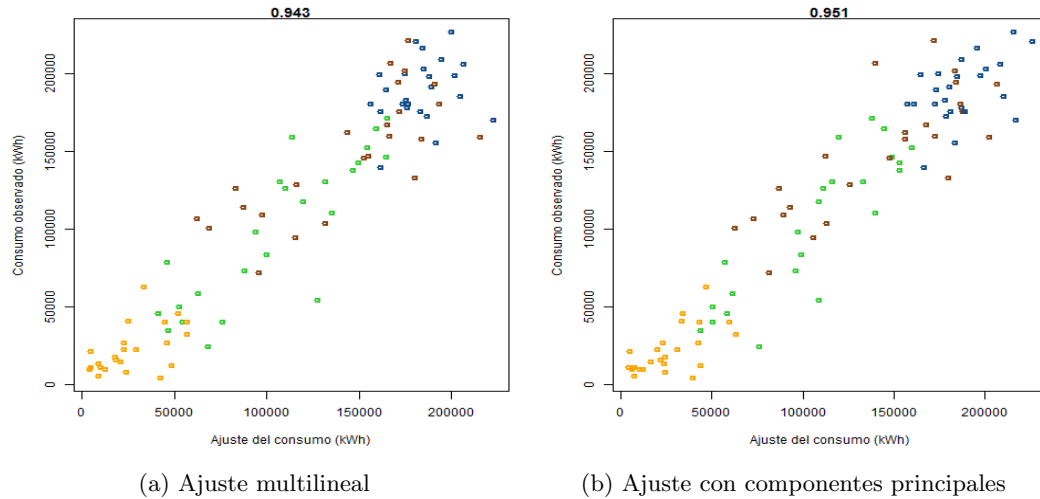


Figura 11: Scatterplots: Consumo observado y consumo obtenido a partir de cada ajuste
Índice de colores: azul=invierno, verde=primavera, naranja=verano, marrón=otoño

En efecto, el ajuste por componentes principales está ligeramente más correlacionado con el consumo observado. Debido a este hecho y a los comentados previamente, éste es el ajuste que elegimos para realizar la predicción de consumo energético futuro.

4. Predicción del consumo energético en las próximas décadas

En las próximas secciones, usaremos el ajuste por componentes principales determinado anteriormente y modelos de predicción climáticos para hacer una estimación del consumo energético de las instalaciones deportivas en los próximos cuarenta años.

4.1. Modelos climáticos

Para predecir el consumo energético, necesitamos datos para los próximos años de las variables usadas en el ajuste, que son: temperatura a 2 metros y superficial, velocidad del viento a 10 metros, humedad relativa a 2 metros, fracción de cobertura de nubes, flujo superficial de calor sensible y precipitación.

Usamos datos de CMIP5, que es la quinta fase del Climate Model Intercomparison Project. En este proyecto participan más de veinte centros de investigación de todo el mundo y generan datos para una amplia gama de experimentos, desde análisis de datos históricos hasta proyecciones futuras en diferentes escenarios. Los resultados de estos experimentos están disponibles para propósitos de investigación y académicos, con el fin de aumentar los conocimientos sobre variabilidad del clima y cambio climático.

De la cantidad de diferentes experimentos realizados por este proyecto, nos centraremos en dos: RCP4.5 y RCP8.5, que son proyecciones climáticas de 2006 a 2300 en dos posibles escenarios. Los RCPs (Representative Concentration Pathways) son trayectorias de las concentraciones de cuatro gases de efecto invernadero, adoptadas por IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) en su quinto informe de evaluación sobre cambio climático. Se presentaron cuatro escenarios (RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0 y RCP8.5) todos ellos posibles dependiendo de la cantidad de gases de efecto invernadero que se emitan en los próximos años. Los números de los cuatro RCPs corresponden al posible rango de valores de forzamiento radiativo en el año 2100 con respecto a los valores de la era pre-industrial (+2.6, +4.5, +6.0 y +8.5 W/m^2 respectivamente).

Al final, trabajaremos con siete modelos (nombrados en la siguiente tabla) que han realizado los experimentos rcp45 y rcp85, con frecuencia mensual, de las siete variables que necesitamos para el ajuste:

Centro	Modelo
College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University	BNU-ESM
Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	CanESM2
Community Earth System Model Contributors	CESM1(CAM5)
Centre National de Recherches Météorologiques / Centre Européen de Recherche et Formation Avancée en Calcul Scientifique	CNRM-CM5
Institut Pierre-Simon Laplace	IPSL-CM5B-LR
Atmosphere and Ocean Research Institute (The University of Tokyo), National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology	MIROC5
Meteorological Research Institute	MRI-CGCM3

En la figura 12, mostramos la evolución anual de la temperatura a 2 metros y de la velocidad del viento a 10 metros, según varios de los modelos climáticos. Podemos apreciar claramente que, pese a la fluctuación, la temperatura irá en aumento, con un incremento más notable en el escenario rcp85. El viento también presenta fluctuaciones pero no presenta ninguna tendencia ni al aumento ni al descenso. Como estas dos variables son las más importantes a la hora de explicar el consumo, cuando hagamos predicciones futuras podremos esperar que los resultados indiquen un descenso del consumo debido a este aumento de la temperatura.

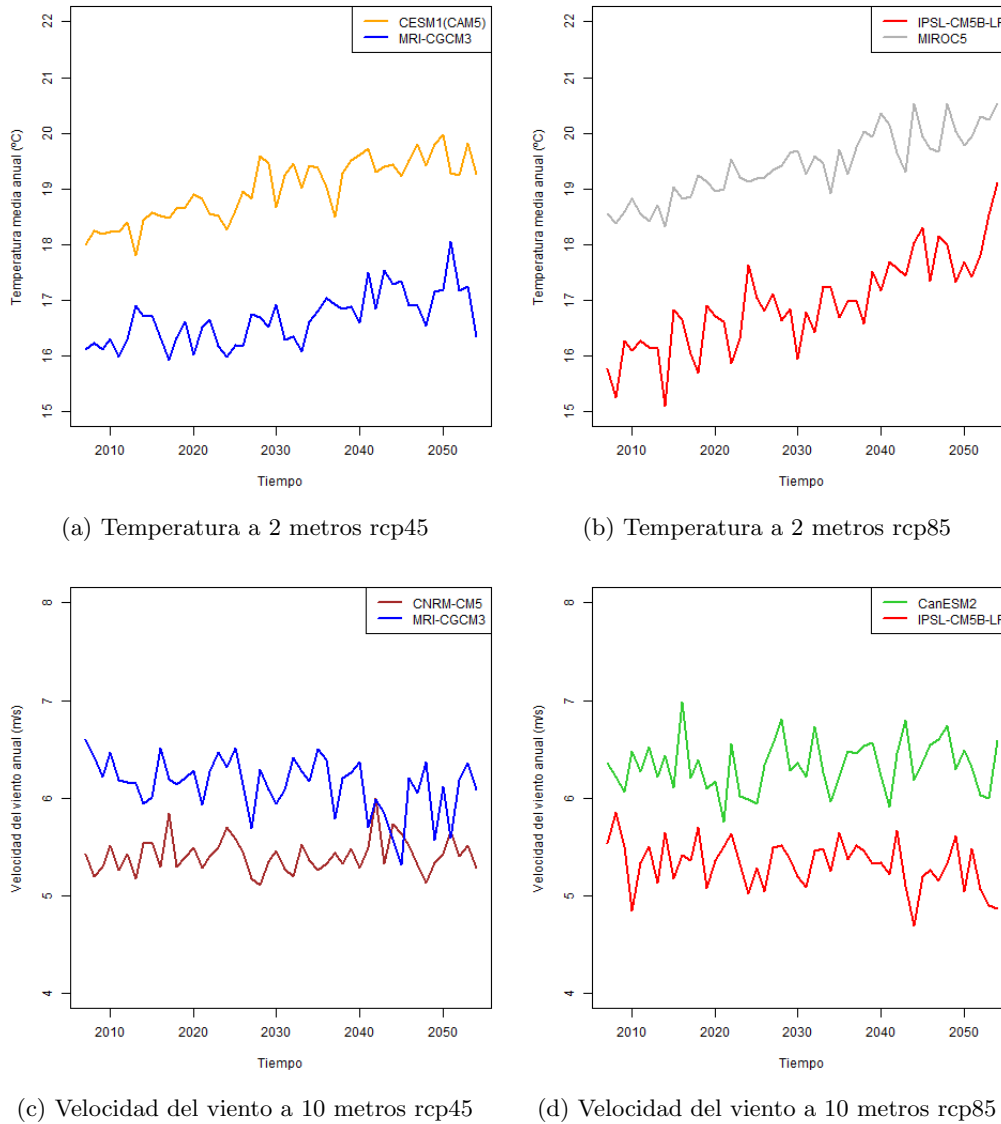


Figura 12: Ejemplos de proyecciones climáticas de media anual de temperatura y de velocidad del viento de 2006 a 2055

4.2. Predicción del consumo energético

Una vez que tenemos un ajuste multilíneal que modela estadísticamente el consumo y proyecciones climáticas de las variables físicas que necesitamos (datos CMIP5), podemos generar proyecciones de consumo energético.

A continuación, se explican los pasos a seguir para obtener la predicción del consumo a partir de un modelo climático. Todos los pasos se tendrán que repetir para cada uno de los siete modelos climáticos disponibles y para ambos experimentos de cada modelo (rcp45 y rcp85).

En primer lugar, tenemos que calcular las componentes principales. Recordamos que para ello hay que escalar las variables: restarles su media y dividir las por su desviación estándar, para eliminar la influencia de las diferentes unidades en las que están expresadas las siete variables. Escalaremos las variables de CMIP5, pero lo haremos del mismo modo en el que se escalaron las variables de ERA-Interim (usadas en el análisis por componentes principales). Por ejemplo, para escalar la temperatura en superficie de CMIP5, le restaremos la media de la temperatura en superficie de ERA-Interim y lo dividiremos por la desviación estándar de la temperatura en

superficie también de ERA-Interim. De este modo, podremos apreciar aumentos de la temperatura media con respecto a los valores actuales. Es importante asegurarse de que las variables de ambos modelos estén expresadas en las mismas unidades.

Como el análisis por componentes principales se realizó para un periodo de ocho años, el cálculo de las componentes principales para la predicción del consumo también lo tendremos que realizar en periodos de ocho años. Una vez calculadas las componentes principales, podemos predecir el consumo energético mensual usando la fórmula del ajuste.

Cuando ya tenemos los valores de consumo futuro, el siguiente paso a realizar es su calibración. Esto se realiza para eliminar errores sistemáticos en los valores de las variables, como por ejemplo, que la temperatura del modelo sea sistemáticamente 2°C superior a la observada. Con la calibración, corregimos la media y la variabilidad de los consumos calculados a partir de las proyecciones climáticas. Usaremos el siguiente método de calibración publicado por el Grupo de Meteorología de la UIB:

$$C_{cal_i}^{fut} = C_{obs_i}^{pres} + \frac{\overline{C_{obs}^{pres}}}{\overline{C_{mod}^{pres}}} \cdot \left(\overline{C_{mod}^{fut}} + \overline{C_{mod}^{pres}} \right) + \frac{\sigma_{obs}^{pres}}{\sigma_{mod}^{pres}} \cdot \left[\left(C_{mod_i}^{fut} - C_{mod_i}^{pres} \right) - \left(\overline{C_{mod}^{fut}} + \overline{C_{mod}^{pres}} \right) \right]$$

Como podemos apreciar, la calibración también la tendremos que realizar en periodos de ocho años, que es el periodo de tiempo para el cual tenemos valores de consumo observados. Para la calibración necesitamos: valores de consumo observados, valores de consumo para el periodo observado obtenidos a partir del ajuste y valores de consumo para un periodo futuro obtenidos a partir del ajuste. Estos tres distintos valores se ordenan de menor a mayor, se aplica la calibración mes a mes en este orden y por último se devuelven a su orden original los valores de consumo futuros. Si alguno de estos valores es negativo o menor de 3000 kWh, lo substituiremos por el mínimo consumo observado, que es de 4500 kWh.

Repetiremos el ajuste y la calibración para otros cuatro periodos de ocho años, obteniendo así la predicción de consumo mensual para los próximos cuarenta años. Como son muchos datos, y con el fin de poder apreciar mejor la evolución del consumo, calcularemos el consumo total anual.

En la figura 13, mostramos los gráficos de consumo anual para cuatro modelos climáticos. Como podemos observar en los diferentes gráficos, el consumo anual presenta fluctuaciones, hecho que podíamos prever ya que los valores de temperatura, de viento y demás parámetros de las proyecciones climáticas también presentan fluctuaciones. Aun así, se puede apreciar un descenso del consumo. Para poder analizar mejor la tendencia del consumo energético para los próximos años, en la siguiente sección se continúa con el estudio de la predicción realizada.

4.3. Resultados de la predicción

Acabamos de obtener una predicción del consumo energético de 2014 a 2053 a partir de siete modelos climáticos y para dos escenarios diferentes. Como hemos visto, el consumo total anual presenta muchas fluctuaciones. Con el fin de eliminar la variabilidad interanual y poder observar una tendencia en el consumo de las próximas décadas, vamos a sumar el consumo en periodos de cinco, ocho y diez años. Además, haremos la media de estos valores entre los siete modelos usados, manteniendo la separación entre los escenarios rcp45 y rcp85.

Comenzamos con el consumo energético quinquenal. Sumamos el consumo predicho en grupos de cinco años, realizamos la media entre los siete modelos y calculamos también la desviación estándar. Así, podemos realizar gráficos como los mostrados en la figura 14, donde observamos, pese a alguna pequeña fluctuación, como la predicción realizada indica que el consumo energético de los próximos lustros irá en descenso, como habíamos previsto al ver que la temperatura iría en aumento. Este descenso es más pronunciado en el caso rcp85, en el que habrá mayor concentración de gases de efecto invernadero.

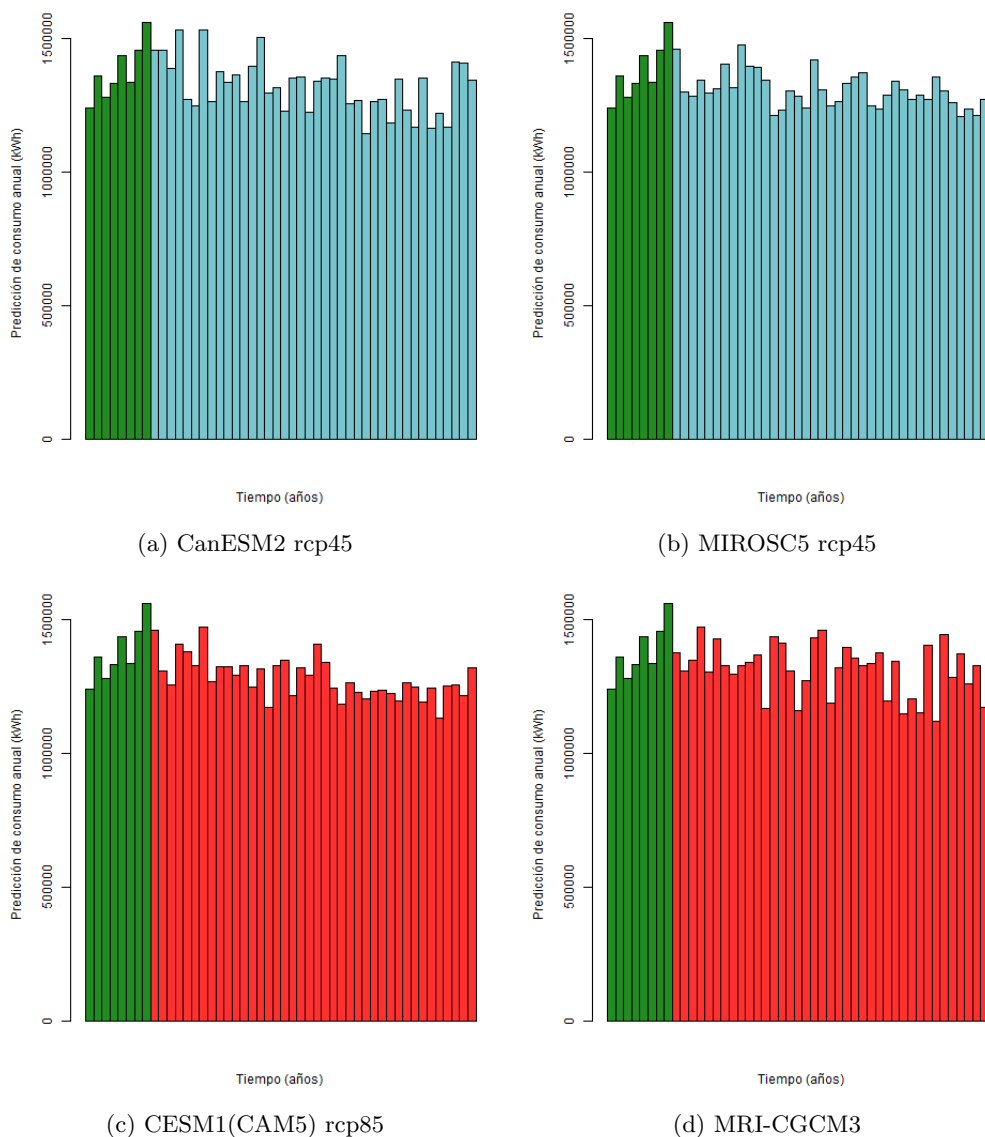


Figura 13: Valores de consumo anual calculados a partir de las proyecciones climáticas
 Barras de color verde: consumo anual observado de 2006 a 2013
 Barras de color azul: consumo energético anual a partir de modelos rcp4.5
 Barras de color rojo: consumo anual a partir de modelos rcp8.5

Como cinco años es un periodo relativamente corto, y al ver que el consumo quinquenal presenta alguna fluctuación, volvemos a realizar los dos últimos gráficos para consumos de ocho y diez años. Podemos ver dichos gráficos en la figura 15.

Los gráficos de consumo decenal no tienen datos de consumo observado ya que sólo tenemos consumo observado durante ocho años. Al sumar el consumo en periodos mayores a cinco años ya no hay ninguna fluctuación y, en efecto, las predicciones indican un descenso del consumo energético, que vuelve a ser más notable en el escenario rcp85.

Vamos a continuar el estudio de la predicción con el consumo cada ocho años, ya que no presenta fluctuaciones y disponemos del consumo observado.

En primer lugar, en el consumo de ocho años vamos a estudiar la parte del consumo que corresponde a cada estación del año, para poder ver la evolución de cada una de ellas y poder apreciar si en alguna estación el consumo se mantiene más o menos constante a lo largo de cuatro décadas, si alguna presenta un descenso más importante, etc.

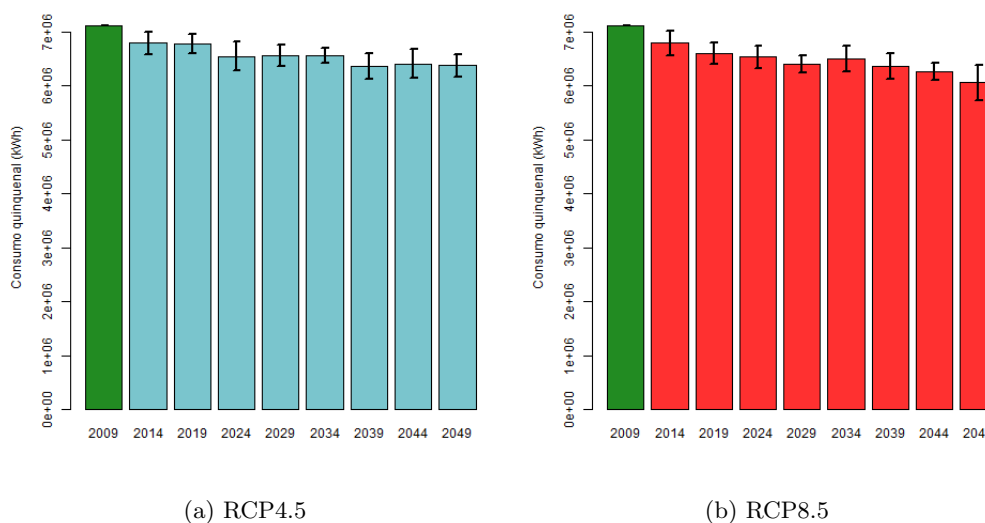


Figura 14: Predicción de consumo quinquenal

Barra verde: consumo energético total observado en el quinquenio de 2009 a 2013

Barras azules y rojas: media del consumo quinquenal obtenido a partir de los siete modelos para rcp4.5 y rcp8.5 respectivamente, junto con el correspondiente margen de error.

En la figura 16, se muestra el consumo cada ocho años diferenciando las estaciones. Queda claro, como sabíamos por la periodicidad del consumo, que el mayor consumo se produce en invierno, seguido del otoño, la primavera y por último el verano, cuando el consumo es mucho menor.

Como al estar las cuatro estaciones juntas no podemos apreciar muy bien su variación, realizaremos gráficos separados para cada estación, que podemos ver en la figura 17.

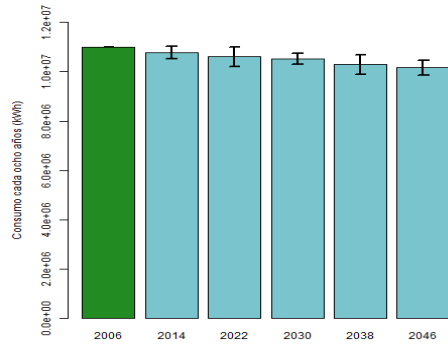
Aunque en verano se produzca el menor consumo, podemos ver como sigue disminuyendo en los próximos años. Se aprecian fluctuaciones, sobre todo en el escenario rcp85, pero que no son un gran problema dado que el descenso es muy claro. El consumo del último periodo de ocho años en rcp45 es el 67 % del consumo observado, mientras que en rcp85 es el 52 %.

El consumo en primavera también presenta pequeñas fluctuaciones y el descenso no es tan pronunciado como el que hemos visto en el caso del verano. En efecto, para el último periodo en rcp45 obtenemos un consumo igual al 94 % del observado y para rcp85 del 92 %.

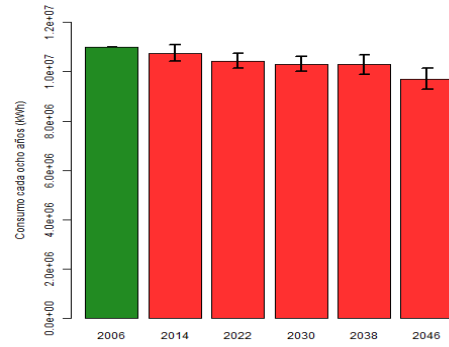
En otoño, volvemos a apreciar un descenso un poco más importante. En rcp45 acabamos con un consumo igual al 92 % del observado y para rcp85 del 87 %.

Por último, en invierno volvemos a observar un ligero descenso. Para rcp45, en el último periodo se produce un consumo del 94 % del observado, mientras que en rcp85 vuelve a ser un poco más pronunciado, del 91 %.

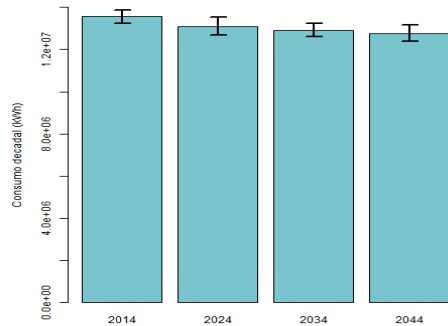
En resumen, al observar el consumo de cada estación del año por separado, en periodos de ocho años, podemos apreciar como en todas el consumo disminuye alrededor de un 10 %, excepto en verano, en el que el consumo podría llegar a reducirse casi un 50 %.



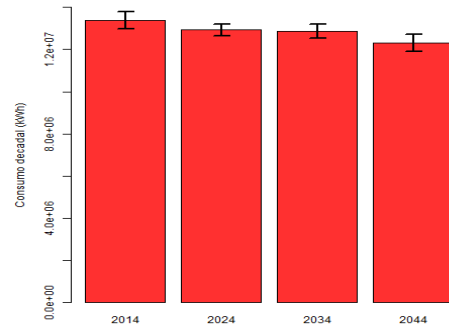
(a) Cada 8 años - RCP4.5



(b) Cada 8 años - RCP8.5



(c) Cada 10 años - RCP4.5

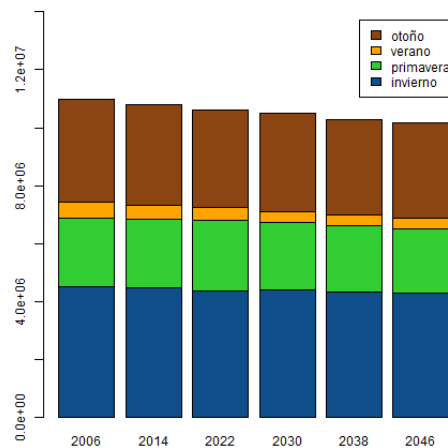


(d) Cada 10 años - RCP8.5

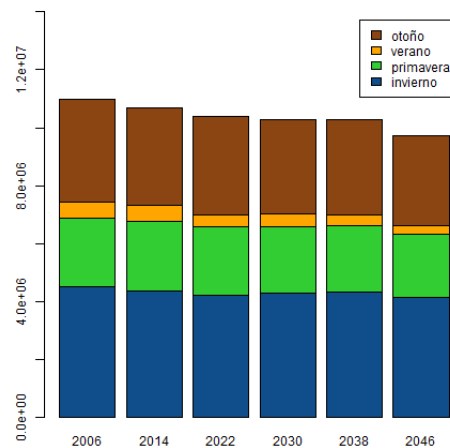
Figura 15: Predicción de consumo cada 8 años y cada 10 años.

Barras de color verde: en los dos gráficos de consumo cada ocho años, corresponden al consumo energético total observado de 2006 a 2013

Barras azules y rojas: media de los consumos cada ocho o diez años obtenidos a partir de los diferentes modelos climáticos, para rcp4.5 y rcp8.5 y junto al correspondiente margen de error

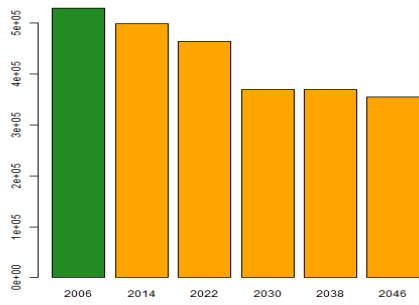


(a) RCP4.5

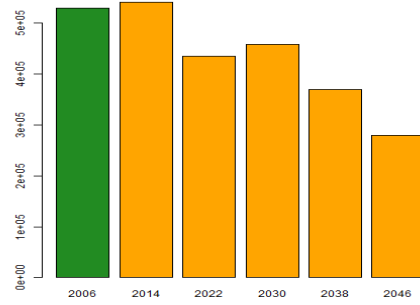


(b) RCP8.5

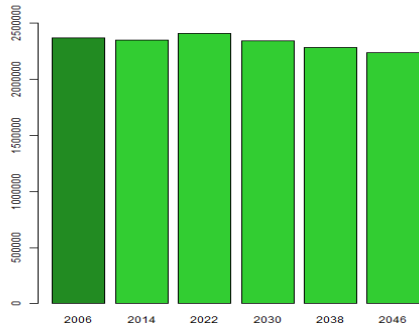
Figura 16: Predicción de consumo total en periodos de 8 años diferenciando el consumo correspondiente a cada estación del año



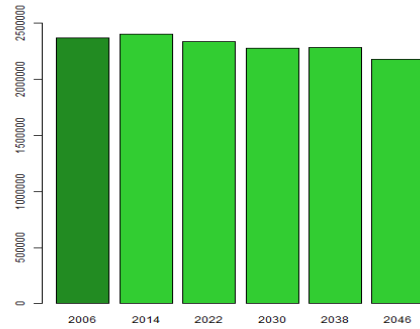
(a) Verano - RCP4.5



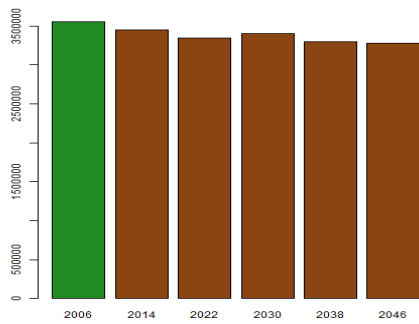
(b) Verano - RCP8.5



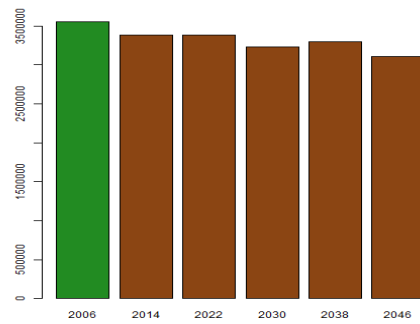
(c) Primavera - RCP4.5



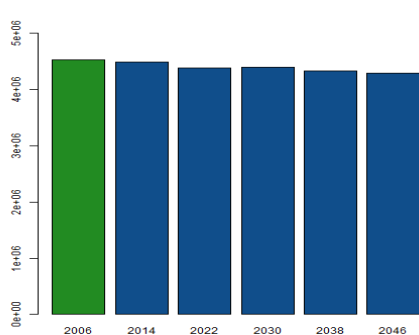
(d) Primavera - RCP8.5



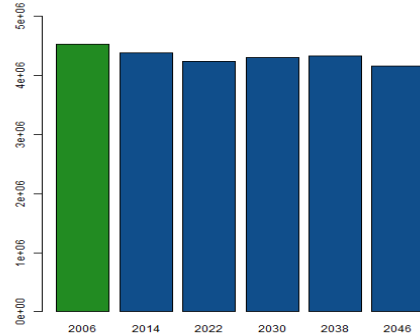
(e) Otoño - RCP4.5



(f) Otoño - RCP8.5



(g) Invierno - RCP4.5



(h) Invierno - RCP8.5

Figura 17: Predicción de consumo total en periodos de 8 años para cada estación
 Barra verde (oscuro): consumo energético observado de 2006 a 2013 para la estación del año correspondiente a cada gráfico

Para calcular el porcentaje de reducción que se prevé en total, volveremos a tratar el consumo de ocho años todo junto, sin diferenciar las estaciones. En la siguiente tabla, se indica el porcentaje del consumo para cada periodo de ocho años. Al final, las predicciones indican que el consumo se habrá reducido un 8 % en rcp45 y un 12 % en rcp85.

Porcentaje del consumo futuro respecto al observado					
	2014-2021	2022-2029	2030-2037	2038-2045	2046-2053
rcp45	98.1 %	96.5 %	95.7 %	93.6 %	92.5 %
rcp85	97.9 %	94.9 %	93.9 %	93.6 %	88.3 %

Como último paso de este análisis de resultados y, dado que el consumo tiende claramente a reducirse, realizaremos una estimación de los kWh de descenso anual. Lo realizaremos a partir de los datos de predicción de consumo cada ocho años que hemos estado tratando, ajustando la línea de tendencia correspondiente.

Para rcp45, obtenemos un descenso de 20390 kWh/año, mientras que para rcp85 el descenso es de 28361 kWh/año. Podemos ver la representación de ambos ajustes en la figura 18.

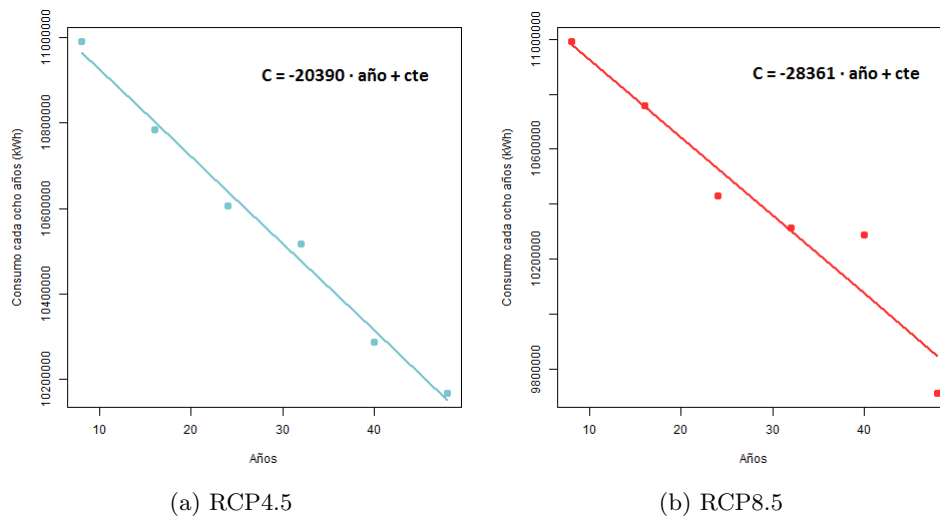


Figura 18: Ajustes lineales para estimar los kWh/año de descenso en el consumo energético

5. Conclusiones

En primer lugar hemos estudiado el impacto de las variables atmosféricas en el consumo energético. Como era de esperar, el consumo está fuertemente ligado a la temperatura. A parte de la dependencia con esta variable, hemos determinado que la velocidad del viento y, en menor medida, la humedad relativa, también son responsables de parte del consumo energético. Estas tres variables son las más importantes a la hora de explicar el consumo, pero además hemos hecho un análisis por componentes principales para relacionar el consumo con el sistema formado por siete variables atmosféricas. En este caso, hemos obtenido un modelo que explica el consumo observado produciendo menos errores.

A partir de este análisis, hemos realizado una proyección del consumo energético para los próximos cuarenta años. Los valores de consumo mensuales o anuales pueden servir de estimación para prever si durante algunos meses en concreto se va a producir un consumo energético mayor o menor de lo habitual. Sería un poco arriesgado tomar valores mensuales como una buena previsión de consumo ya que, como hemos visto en los ajustes del consumo observado, se podrían producir errores importantes (20000 kWh de media).

Lo que sí sirve de referencia es la tendencia que presenta el consumo. Los valores de consumo anual fluctúan, al igual que fluctúa la temperatura y demás variables atmosféricas, pero si evitamos estas fluctuaciones sumando el consumo total en periodos de cinco, ocho y diez años, queda claro que el consumo tiende a descender debido, en gran medida, al aumento de la temperatura media que se prevé para las próximas décadas.

Esta previsión del descenso del consumo energético, junto con la esperanza de usar fuentes de energía renovables, limpias y más baratas en un futuro próximo, dan paso a la tranquilidad de saber que el coste en consumo energético no irá aumentando año tras año, sino que irá descendiendo ligeramente.

Está claro que el consumo depende fuertemente de parámetros atmosféricos, pero también hay otros factores que pueden influir. Las averías en el sistema de calentamiento o fugas de agua pueden provocar discrepancias en la previsión de consumo. Por otro lado, cambios importantes en el número de usuarios de las instalaciones, cambios en la temperatura del agua de la piscina (como decidir pasar de 28°C a 27 ó 29°C) o mejoras de las instalaciones provocarían cambios en las predicciones a largo plazo, dando lugar a una menor o mayor reducción del consumo dependiendo de los diferentes cambios que se puedan producir.

Además, comentar la dificultad que existe al intentar explicar el consumo energético de todo un mes a partir de medias mensuales de variables atmosféricas. Un estudio de valores de consumo con mayor frecuencia (como por ejemplo diarios), proporcionaría mejores predicciones de consumo mes a mes.

En nuestro caso, sólo podríamos disponer de valores de consumo con mayor frecuencia del suministro térmico, no de las calderas. Como no estaríamos considerando una parte importante del consumo, no hemos realizado el análisis del impacto de las condiciones atmosféricas sobre el consumo energético en una escala de tiempo menor.

Referencias

- [1] Amengual A, Homar V, Romero R, Alonso S, Ramis C. (2012). A statistical adjustment of regional climate model outputs to local scales: Application to Platja de Palma, Spain. *Journal of Climate* 25 (3), 939-957.
- [2] Dalgaard, Peter (2002). *Introductory Statistics with R*. Springer.
- [3] Correa, Juan Carlos y González, Nelfi (2002). *Gráficos estadísticos con R*. Desde <http://cran.r-project.org/doc/contrib/grafi3.pdf>
- [4] Mankin, Emily. *Principal Components Analysis: A How-To Manual for R*. Desde http://psych.colorado.edu/wiki/lib/exe/fetch.php?media=labs:learnr:emily_-_principal_components_analysis_in_r:pca_how_to.pdf