

Alejandro Cristóbal Ayala Gilardón · 2019

Tesis Doctoral

UNIVERSIDAD DE MÁLAGA



MODELOS PARA LA EVALUACIÓN Y
OPTIMIZACIÓN DE INSTALACIONES
FOTOVOLTAICAS DE AUTOCONSUMO

Tesis Doctoral

Alejandro Cristóbal Ayala Gilardón
Málaga, 2019

Directores

Dra. Llanos Mora López
Dr. Mariano Sidrach de Cardona Ortín

Escuela de Ingenierías Industriales

Programa de Doctorado en Ingeniería Mecánica y Eficiencia Energética



UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

ESCUELA DE INGENIERÍAS INDUSTRIALES

Programa de doctorado en Ingeniería Mecánica y Eficiencia Energética

TESIS DOCTORAL

MODELOS PARA LA EVALUACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE
INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS DE AUTOCONSUMO

Autor: Alejandro Cristóbal Ayala Gilardón

Directores: Dra. Dña. Llanos Mora López


Dr. D. Mariano Sidrach de Cardona Ortín

Málaga, marzo 2019



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

AUTOR: Alejandro Cristóbal Ayala Gilardón

 <http://orcid.org/0000-0002-6650-8451>

EDITA: Publicaciones y Divulgación Científica. Universidad de Málaga



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional:

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/legalcode>

Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización pero con el reconocimiento y atribución de los autores.

No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o hacer obras derivadas.

Esta Tesis Doctoral está depositada en el Repositorio Institucional de la Universidad de Málaga (RIUMA): riuma.uma.es



UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

Escuela de Ingenierías Industriales

Dra. Dña. Llanos Mora López, Catedrática de Universidad del Departamento de Lenguajes y Ciencias de la Computación de la Universidad de Málaga y Dr. D. Mariano Sidrach de Cardona Ortín, Catedrático de Universidad del Departamento de Física Aplicada II de la Universidad de Málaga

HACEN CONSTAR QUE:

D. Alejandro Cristóbal Ayala Gilardón, graduado en Ingeniería Eléctrica, ha realizado en el programa de doctorado Ingeniería Mecánica y Eficiencia Energética de la Universidad de Málaga, bajo nuestra dirección, el trabajo de investigación correspondiente a su Tesis Doctoral titulado:

MODELOS PARA LA EVALUACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS DE AUTOCONSUMO

Revisado el presente trabajo, estimamos que puede ser presentado al tribunal que ha de juzgarlo, y autorizamos la presentación de esta Tesis Doctoral en la Universidad de Málaga.

Málaga, marzo de 2019

Dra. Llanos Mora López

Dr. Mariano Sidrach de Cardona Ortín





UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

“La posibilidad de realizar un sueño es lo que hace la vida interesante”

Paulo Coelho



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

A Montse, esposa y compañera,
por su paciente espera y entrega al vivir
conmigo cada paso de este trabajo



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Agradecimientos

Cuando me propuse llevar a cabo el sueño de realizar esta Tesis Doctoral me asaltó el temor de que tal vez ya no podría realizarlo, sin embargo, animado por las personas que me rodean, hoy -y parecía que no tendría fin- puedo ver culminado el proyecto. He de reconocer que combinar el ejercicio de mi profesión, familia y tesis no ha sido nada fácil (¿Y qué lo es?) pero llegar a la meta propuesta ha merecido todos los sacrificios, esmeros y esfuerzos invertidos. He de resaltar y reconocer que no solo mío es el mérito pues se lo debo a muchas las personas que con su amistad y generosidad han contribuido directa e indirectamente a que esta tesis se realice. De ellos es también gran parte de esta tesis, sin su ayuda y estímulo no hubiera sido posible. Por ello, ahora es el momento de expresarles mi gratitud:

Mi enorme agradecimiento a los directores de la tesis, Dra. Llanos Mora López y Dr. Mariano Sidrach de Cardona Ortín, que cuando decidí regresar a la Universidad para empezar esta nueva andadura no solo me aceptaron, sino que me alentaron a hacerlo otorgándome el inmenso placer de compartir conmigo su sabiduría, paciencia y amistad sin reservas. Gracias por haberme guiado, enseñado y mostrado que con tesón, esfuerzos y sacrificios se puede conseguir el objetivo. Gracias por vuestro inconmensurable apoyo, por los valiosos consejos, por los amenos e interesantes debates, por las impecables correcciones y críticas, por vuestra gran calidad humana

Si ser docente universitario implica compromiso, responsabilidad, sabiduría, motivación dedicación, aptitud y actitud de investigación y transmitir conocimientos, aprovecho para expresar nuevamente mi mayor reconocimiento y gratitud a mis dos directores, los doctores Llanos y Mariano como ejemplo de grandes profesionales “docentes del saber, del aprender e investigar y transmisores de conocimiento” Gracias por enseñarme a amar el estudio, descubrir la pasión por saber y disfrutar de la investigación.



Gracias también a mi esposa e hijos que han sabido perdonar mis malos estados de ánimos y las horas que no he compartido con ellos, por los días de fiestas que no disfrutamos, por aquellos viajes que no hicimos para poder dedicar el tiempo libre a la realización de esta tesis.

Muy especialmente a mis padres, que aunque ya no estén físicamente, siempre los tengo presentes. Gracias por vuestra ayuda en todo momento, por vuestros sacrificios, por vuestra paciencia, por los buenos consejos, por vuestra constante motivación, por ser ejemplos de perseverancia y por infundirme el valor para seguir siempre adelante, pero sobre todo, por vuestro amor.

Por último, quiero agradecer a la Escuela de Ingenieros Industriales de la Universidad de Málaga, la que antaño me acogió y me brindó la oportunidad de ser Ingeniero Técnico Industrial y hoy, (años después) me ha permitido cumplir mi sueño aceptándome dentro del programa de doctorado y facilitarme el camino para poder realizar esta tesis doctoral.

Y para terminar, agradecer a todas los demás familiares, a los que no he nombrado pero que seguro celebrarán conmigo este logro. Gracias a todos.

Índice

<u>CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS DEL TRABAJO.....</u>	1
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. HIPÓTESIS DE TRABAJO.....	8
3. OBJETIVOS DEL TRABAJO	9
4. ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA	9
<u>CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS.....</u>	13
1. ESTIMACIÓN DE LA PRODUCCIÓN DE UN SISTEMA FOTOVOLTAICO	13
2. PARÁMETROS PARA LA EVALUACIÓN DE UNA INSTALACIÓN FOTOVOLTAICA ...	17
3. PARÁMETROS PARA EVALUAR UNA INSTALACIÓN DE AUTOCONSUMO.....	18
3.1. PARÁMETROS Y MÉTRICAS PROPUESTOS PARA EVALUAR UNA INSTALACIÓN FOTOVOLTAICA DE AUTOCONSUMO SIN SISTEMA DE ALMACENAMIENTO.....	20
3.2. PARÁMETROS Y MÉTRICAS PROPUESTOS PARA EVALUAR UNA INSTALACIÓN FOTOVOLTAICA DE AUTOCONSUMO CON SISTEMA DE ALMACENAMIENTO	22
4. MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE FUNCIONAMIENTO DE UNA INSTALACIÓN DE AUTOCONSUMO	24
4.1. REGRESIÓN LINEAL.....	25
4.2. PERCEPTRÓN MULTICAPA	25
4.3. ÁRBOLES DE DECISIÓN.....	26
4.4. M5'	28
4.5. REPTREE.....	28
4.6. RANDOM FOREST.....	28



CAPÍTULO 3. SELECCIÓN DE EMPLAZAMIENTOS. DATOS METEOROLÓGICOS..... 31

1. INTRODUCCIÓN.....	31
2. DESCRIPCIÓN DE LOS PARÁMETROS METEOROLÓGICOS DE LAS CIUDADES SELECCIONADAS.....	33
3. EMPLAZAMIENTOS CON DATOS DE PERFILES DE CONSUMO.....	38
4. DESCRIPCIÓN DE LOS CONTRASTES Y TEST DE HOMOGENEIDAD UTILIZADOS PARA LA SELECCIÓN DE EMPLAZAMIENTOS CON DATOS DE CONSUMO.....	39
5. ANÁLISIS COMPARATIVO DE LOS VALORES DE RADIACIÓN Y TEMPERATURA DE LAS DISTINTAS LOCALIDADES SELECCIONADAS	41
5.1. RESULTADOS DEL ANÁLISIS COMPARATIVO	44
6. CONCLUSIONES	53

CAPÍTULO 4. CARACTERIZACIÓN DE LOS CONSUMOS..... 55

1. INTRODUCCIÓN.....	55
2. LOS PERFILES DE CONSUMO EN LAS DIFERENTES CIUDADES	65
3. AHORRO ENERGÉTICO EN LAS VIVIENDAS.....	73
4. CONCLUSIONES	76

CAPÍTULO 5. ANÁLISIS, EVALUACIÓN Y MODELIZADO DE INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS DE AUTOCONSUMO..... 77

1. INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS DE AUTOCONSUMO SIN BATERÍA	77
1.1. ESTIMACIÓN DEL AUTOCONSUMO Y AUTOSUFICIENCIA.....	77
1.2. ESTIMACIÓN DE LA AUTOSUFICIENCIA Y EL AUTOCONSUMO CON MEDIDAS DE AHORRO	84
1.3. SENSIBILIDAD DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS CON EL PERFIL DE CONSUMO	85
1.4. MODELO PROPUESTO PARA LA ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO ÓPTIMO DE UN SISTEMA FOTOVOLTAICO SIN BATERÍAS.....	90
2. INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS DE AUTOCONSUMO CON BATERÍAS.....	93
2.1. ANÁLISIS DEL AUTOCONSUMO Y LA AUTOSUFICIENCIA.....	93
2.2. ANÁLISIS DEL ESTADO DE CARGA DE LAS BATERÍAS	110



3. MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE LA AUTOSUFICIENCIA Y EL AUTOCONSUMO .	115
3.1. RESULTADOS PARA LA ESTIMACIÓN DE LA AUTOSUFICIENCIA	118
3.2. RESULTADOS PARA LA ESTIMACIÓN DEL AUTOCONSUMO	122
4. CONCLUSIONES	124
<u>CAPÍTULO 6. INFLUENCIA DE LA RESOLUCIÓN TEMPORAL EN LA ESTIMACIÓN DEL AUTOCONSUMO Y LA AUTOSUFICIENCIA.....</u>	<u>127</u>
1. INTRODUCCIÓN	128
2. DATOS EXPERIMENTALES	130
3. RESULTADOS	131
3.1. ANÁLISIS DE LOS CONSUMOS Y PRODUCCIÓN FOTOVOLTAICA.	131
3.2 . ANÁLISIS DE LA AUTOSUFICIENCIA Y EL AUTOCONSUMO PARA DIFERENTES POTENCIAS PICO.....	133
3.3. ANÁLISIS DEL AUTOCONSUMO Y LA AUTOSUFICIENCIA PARA DIFERENTES RESOLUCIONES TEMPORALES	135
4. CONCLUSIONES	137
<u>CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....</u>	<u>139</u>
<u>BIBLIOGRAFÍA</u>	<u>145</u>
<u>ANEXO I.</u>	<u>153</u>
SISTEMA DE MONITORIZACIÓN	153
<u>ANEXO II.....</u>	<u>155</u>
PUBLICACIONES DERIVADAS DE LA TESIS	155
REVISTAS INCLUIDAS EN EL JCR (SCIENCE EDITION):	155
CAPÍTULOS DE LIBROS	156
CONGRESOS INTERNACIONALES.....	156



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Índice de figuras

<i>Figura 1. Evolución de la potencia total acumulada. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS..</i>	<i>2</i>
<i>Figura 2. Potencia total instalada cada año. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS.....</i>	<i>2</i>
<i>Figura 3. Evolución del precio de los módulos fotovoltaicos. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS.....</i>	<i>3</i>
<i>Figura 4. Contribución de la fotovoltaica a la demanda de electricidad. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS.....</i>	<i>3</i>
<i>Figura 5. Porcentaje de instalaciones fotovoltaicas conectadas a red centralizadas y descentralizadas. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS</i>	<i>4</i>
<i>Figura 6. Energía generada por el sistema fotovoltaico, consumida e inyectada a la red en una instalación fotovoltaica de autoconsumo.....</i>	<i>5</i>
<i>Figura 7. Distribución territorial de las zonas climáticas en España (Fuente: Informe Final proyecto SECH-SPAHOUSEC, IDAE, 2011).....</i>	<i>33</i>
<i>Figura 8. Valores medios diarios mensuales de radiación global sobre superficie horizontal (kWh/m²) .</i>	<i>38</i>
<i>Figura 9. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas máximas en las localidades de Málaga y San Diego.....</i>	<i>47</i>
<i>Figura 10. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas mínimas y las localidades de Málaga y San Diego.....</i>	<i>48</i>
<i>Figura 11. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas máximas y las localidades de Madrid, Sacramento, San José y San Francisco</i>	<i>49</i>
<i>Figura 12. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas mínimas y las localidades de Madrid, Sacramento, San José y San Francisco</i>	<i>50</i>
<i>Figura 13. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas máximas y las localidades de Santander, Atlanta y Virginia.....</i>	<i>51</i>



<i>Figura 14 Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas mínimas y las localidades de Santander, Atlanta y Virginia</i>	52
<i>Figura 15. Perfiles clase 1 (UKERC)</i>	58
<i>Figura 16. Perfiles clase 2(UKERC)</i>	58
<i>Figura 17. Perfiles de consumo clase 3 (UKERC)</i>	59
<i>Figura 18. Perfiles de consumo clase 4 (UKERC)</i>	59
<i>Figura 19. Perfiles de consumo clase 5 (UKERC)</i>	60
<i>Figura 20. Perfiles de consumo clase 6 (UKERC)</i>	61
<i>Figura 21. Perfiles de consumo clase 7 (UKERC)</i>	61
<i>Figura 22. Perfiles de consumo clase 8 (UKERC)</i>	62
<i>Figura 23. Valores medios horarios de los consumos para los tres tipos, en la ciudad de San Diego</i>	64
<i>Figura 24. Valores medios horarios de los consumos en San Diego</i>	67
<i>Figura 25. Valores medios horarios de los consumos en San José</i>	68
<i>Figura 26. Valores medios horarios de los consumos en Atlanta</i>	68
<i>Figura 27. Valores medios horarios de los consumos considerados para los pisos en las ciudades españolas</i>	70
<i>Figura 28. Valores medios horarios de los consumos considerados para las viviendas unifamiliares en las ciudades españolas</i>	71
<i>Figura 29. Valores medios diarios mensuales de los consumos de un piso en las distintas ciudades</i>	72
<i>Figura 30. Valores medios diarios mensuales de los consumos de una vivienda unifamiliar en las distintas ciudades</i>	72
<i>Figura 31. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para un piso en Málaga</i>	79
<i>Figura 32. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para una vivienda unifamiliar en Málaga</i>	80
<i>Figura 33. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para un piso en Madrid</i>	80
<i>Figura 34. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para una vivienda unifamiliar en Madrid</i>	81
<i>Figura 35. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para un piso en Santander</i>	81
<i>Figura 36. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico para una vivienda unifamiliar en Santander</i>	82



<i>Figura 37. Variación de la autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para distintas ciudades</i>	83
<i>Figura 38. Curvas de autosuficiencia y autoconsumo en función de la potencia pico instalada para los dos consumos considerados de una vivienda unifamiliar en Málaga</i>	85
<i>Figura 39. Diferentes perfiles de consumo horario medio anual considerados</i>	86
<i>Figura 40. Valores de autosuficiencia en función de la potencia pico para dos perfiles de consumo diferentes en Málaga</i>	87
<i>Figura 41. Valores de autosuficiencia en función de la potencia pico para dos perfiles de consumo diferentes en Madrid</i>	88
<i>Figura 42. Valores de autosuficiencia en función de la potencia pico para dos perfiles de consumo diferentes en Santander</i>	89
<i>Figura 43. Eficiencia en función de la irradiación media diaria anual para las localidades estudiadas</i>	91
<i>Figura 44. Potencia pico necesaria en función del consumo para cada localidad estudiada</i>	92
<i>Figura 45. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Málaga</i>	95
<i>Figura 46. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Málaga</i>	95
<i>Figura 47. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para viviendas unifamiliares en Málaga</i>	96
<i>Figura 48. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para viviendas unifamiliares en Málaga</i>	97
<i>Figura 49. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Madrid</i>	98
<i>Figura 50. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Madrid</i>	98
<i>Figura 51. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Madrid</i>	99
<i>Figura 52. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Madrid</i>	99
<i>Figura 53. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Santander</i>	100
<i>Figura 54. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Santander</i>	100
<i>Figura 55. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Santander</i>	101



<i>Figura 56. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para piso en Santander</i>	101
<i>Figura 57. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Málaga, con un consumo medio diario de 16.1 kWh</i>	103
<i>Figura 58. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para un piso en Málaga, con un consumo medio diario de 11 kWh</i>	103
<i>Figura 59. Frecuencia de los diferentes estados de carga de la batería para un sistema FV en Málaga con diferentes tamaños de acumulación</i>	111
<i>Figura 60. Valores de autosuficiencia en función de la capacidad de la batería para vivienda unifamiliar en Málaga</i>	112
<i>Figura 61. Frecuencia de los diferentes estados de carga de la batería para un sistema FV en Madrid con diferentes tamaños de acumulación</i>	112
<i>Figura 62. Frecuencia de los diferentes estados de carga de la batería para un sistema FV en Santander con diferentes tamaños de acumulación</i>	113
<i>Figura 63. Valores de autoconsumo en función de la capacidad de la batería para vivienda unifamiliar en las tres ciudades estudiadas</i>	114
<i>Figura 64. Distribución horaria de los consumos para los distintos perfiles (valores medios anuales)</i> .	116
<i>Figura 65. Valores de autosuficiencia frente a las predicciones de estos valores para los modelos Random Forest y REPTree</i>	120
<i>Figura 66. Valores de autoconsumo frente a las predicciones de estos valores para los modelos perceptrón multicapa y Random Forest</i>	123
<i>Figura 67. Diagrama de los sensores en la instalación fotovoltaica de autoconsumo</i>	130
<i>Figura 68. Histograma de los consumos</i>	132
<i>Figura 69. Autosuficiencia y autoconsumo para diferentes potencias pico. Los valores están normalizados a la potencia pico de instalación correspondiente a una vivienda de energía cero</i>	134
<i>Figura 70. Autoconsumo estimado para 9 resoluciones temporales</i>	136
<i>Figura 71. Autosuficiencia estimada utilizando 9 resoluciones temporales distintas</i>	137
<i>Figura 72. Sistema hardware para la monitorización de una instalación fotovoltaica de autoconsumo</i>	154

Índice de tablas

<i>Tabla 1. Valores de distintos parámetros meteorológicos para la estación de Málaga (aeropuerto)</i>	<i>34</i>
<i>Tabla 2. Valores de distintos parámetros meteorológicos para la estación de Madrid (Cuatro Vientos) .</i>	<i>35</i>
<i>Tabla 3. Valores de distintos parámetros meteorológicos para la estación de Santander (aeropuerto) ...</i>	<i>36</i>
<i>Tabla 4. Temperaturas medias máximas mensuales (°C).....</i>	<i>36</i>
<i>Tabla 5. Temperaturas medias mínimas mensuales (°C).....</i>	<i>37</i>
<i>Tabla 6. Valores de radiación horaria media mensual (Wh/m²).....</i>	<i>37</i>
<i>Tabla 7. Localidades de EEUU seleccionadas para el análisis de similitud de parámetros meteorológicos</i>	<i>43</i>
<i>Tabla 8. Valores medios horarios mensuales de radiación global horaria (Wh/m²)</i>	<i>44</i>
<i>Tabla 9. Valores medios mensuales de temperatura (°C)</i>	<i>44</i>
<i>Tabla 10. Valores de los resultados obtenidos de la comparación de Málaga con las ciudades de Estados Unidos seleccionadas</i>	<i>45</i>
<i>Tabla 11. Valores de los resultados obtenidos de la comparación de Madrid con las ciudades de Estados Unidos seleccionadas</i>	<i>46</i>
<i>Tabla 12. Valores de los resultados obtenidos de la comparación de Santander con las ciudades de Estados Unidos seleccionadas</i>	<i>46</i>
<i>Tabla 13. Cuadro resumen comparativo de Málaga y San Diego, temperaturas máximas</i>	<i>47</i>
<i>Tabla 14. Cuadro resumen comparativo Málaga y San Diego, temperaturas mínimas.....</i>	<i>48</i>
<i>Tabla 15. Cuadro resumen comparativo Madrid, Sacramento, San José y San Francisco, temperaturas máximas.....</i>	<i>49</i>
<i>Tabla 16. Cuadro resumen comparativo Madrid, Sacramento, San José y San Francisco, temperaturas mínimas</i>	<i>50</i>



<i>Tabla 17. Cuadro resumen comparativo Santander, Atlanta y Virginia, temperaturas máximas</i>	51
<i>Tabla 18. Cuadro resumen comparativo Santander, Atlanta y Virginia, temperaturas mínimas</i>	52
<i>Tabla 19. Valores medios de consumo diario (kWh) para cada tipo de perfil diario (L: laborables. S: sábado. D: domingo) y para cada estación definida (O: otoño. Vh: verano muy caluroso. P: primavera. I: invierno)</i>	63
<i>Tabla 20. Valores medios diarios anuales en kWh del consumo en las diferentes ciudades por tipo de vivienda</i>	66
<i>Tabla 21. Valor medio diario anual de cada uno de los consumos para diferentes usos y diferentes localidades</i>	69
<i>Tabla 22. Valor medio diario anual de cada uno de los consumos para diferentes usos y diferentes localidades después de aplicado el ahorro energético</i>	75
<i>Tabla 23. Consumos medios diarios considerados en las diferentes localidades</i>	75
<i>Tabla 24. Resultados del dimensionado de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo sin baterías. Valores medios diarios anuales</i>	78
<i>Tabla 25. Resultados comparativos del efecto de la disminución del consumo en el comportamiento de los sistemas fotovoltaicos (SA= sin ahorro, CA=con ahorro)</i>	84
<i>Tabla 26. Resultados comparativos para las tres ciudades estudiadas para dos perfiles de consumo diferentes</i>	90
<i>Tabla 27. Valores de autosuficiencia para cada instalación fotovoltaica en función de la capacidad de la batería.</i>	94
<i>Tabla 28. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Málaga-tipo piso, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles</i>	105
<i>Tabla 29. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Málaga vivienda unifamiliar, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles</i>	105
<i>Tabla 30. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Madrid-tipo piso, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles</i>	106
<i>Tabla 31. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Madrid-vivienda unifamiliar, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles</i>	107
<i>Tabla 32. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Santander-tipo piso, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles</i>	108
<i>Tabla 33. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Santander-vivienda unifamiliar, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles</i>	109
<i>Tabla 34. Valores de autoconsumo y autosuficiencia obtenidos en las distintas localidades, para un sistema fotovoltaico de 3.0 kWp y 10 kWh de acumulación</i>	109



<i>Tabla 35. Valores porcentuales de los estados de carga horario y número de días en carga y descarga completa</i>	<i>110</i>
<i>Tabla 36. Valores medios diarios de los distintos parámetros considerados.....</i>	<i>117</i>
<i>Tabla 37. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación de la autosuficiencia utilizando validación cruzada.</i>	<i>119</i>
<i>Tabla 38. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación de la autosuficiencia utilizando un conjunto de test.....</i>	<i>119</i>
<i>Tabla 39. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación del autoconsumo utilizando validación cruzada</i>	<i>122</i>
<i>Tabla 40. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación del autoconsumo utilizando un conjunto de test.....</i>	<i>122</i>
<i>Tabla 41. Características de los módulos y del generador fotovoltaico en condiciones estándar.....</i>	<i>131</i>
<i>Tabla 42. Valores medios mensuales de los parámetros estimados</i>	<i>132</i>



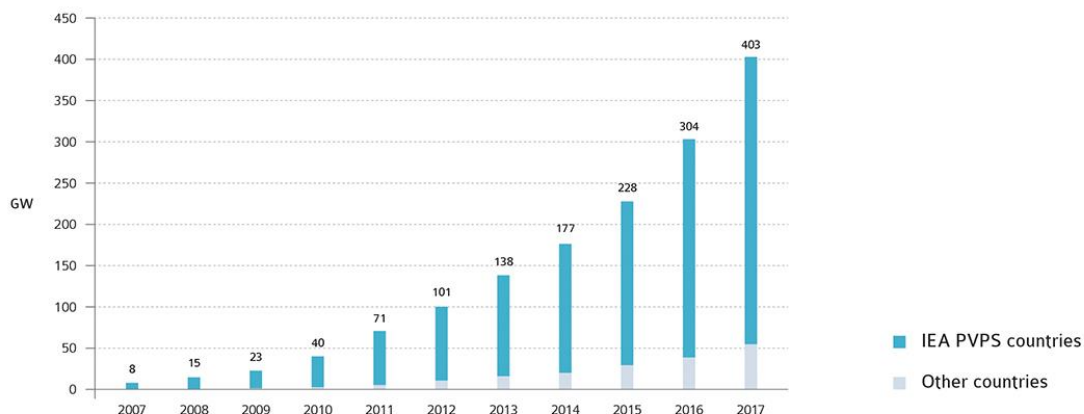
UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Capítulo 1. Introducción y objetivos del trabajo

1. Introducción

Las energías renovables están llamadas a jugar un papel cada vez más importante dentro del mix energético actual. Las deficiencias y desequilibrios que presenta este sistema energético han propiciado el desarrollo, desde la Comisión Europea, de políticas comunitarias encaminadas a lograr la reducción del consumo de energía (Directiva 2010/31 UE, 2010). En este sentido, según los datos incluidos en el Informe 2018 publicado por la International Energy Agency (Report IEA, 2018), en el año 2017 se instalaron en el mundo un total de 99 GW fotovoltaicos, lo que supuso un incremento del 30% respecto a la potencia instalada en 2016, alcanzándose una potencia total acumulada de más de 400 GW. En la Figura 1 se muestra la evolución de la potencia total instalada (acumulada) en los últimos años y en la Figura 2 se muestra la evolución de la potencia anual.

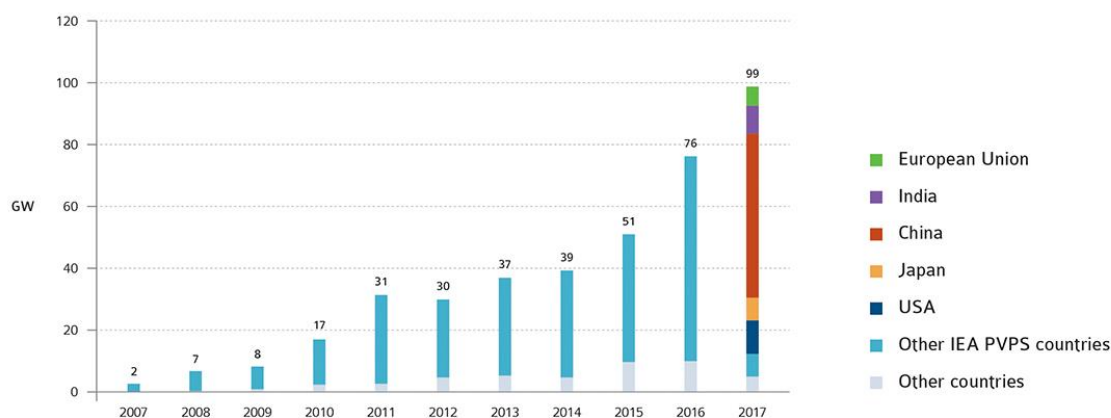
EVOLUTION OF CUMULATIVE PV INSTALLATIONS (GW)



SOURCE IEA PVPS & OTHERS.

Figura 1. Evolución de la potencia total acumulada. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS

EVOLUTION OF ANNUAL PV INSTALLATIONS (GW)

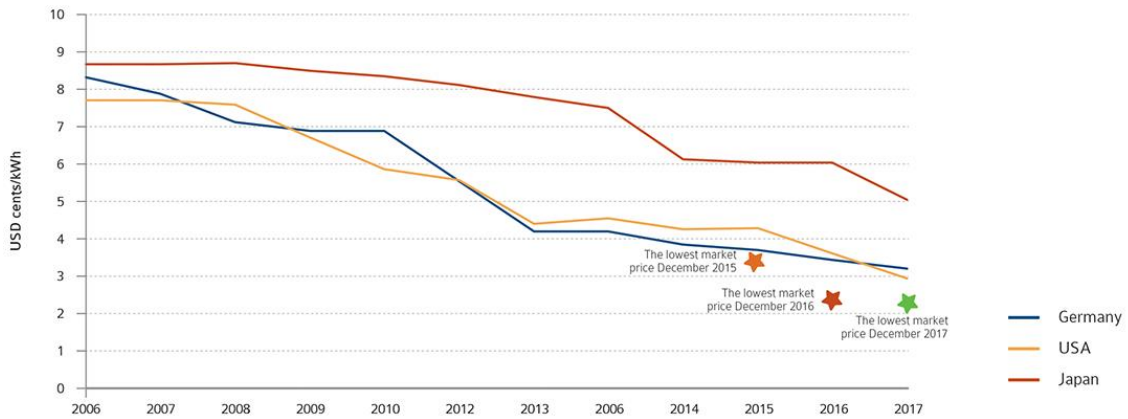


SOURCE IEA PVPS & OTHERS.

Figura 2. Potencia total instalada cada año. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS

Como puede observarse, se ha producido un importante crecimiento debido, por una parte, a la madurez tecnológica de estos sistemas y, por otra, a la importante bajada de precios (ver Figura 3). Además, las políticas que se han ido implantando en los últimos años en distintos países han contribuido también, de manera importante, a este crecimiento.

EVOLUTION OF PV MODULES PRICES IN 3 INDICATIVE COUNTRIES IN USD CENTS/KWh

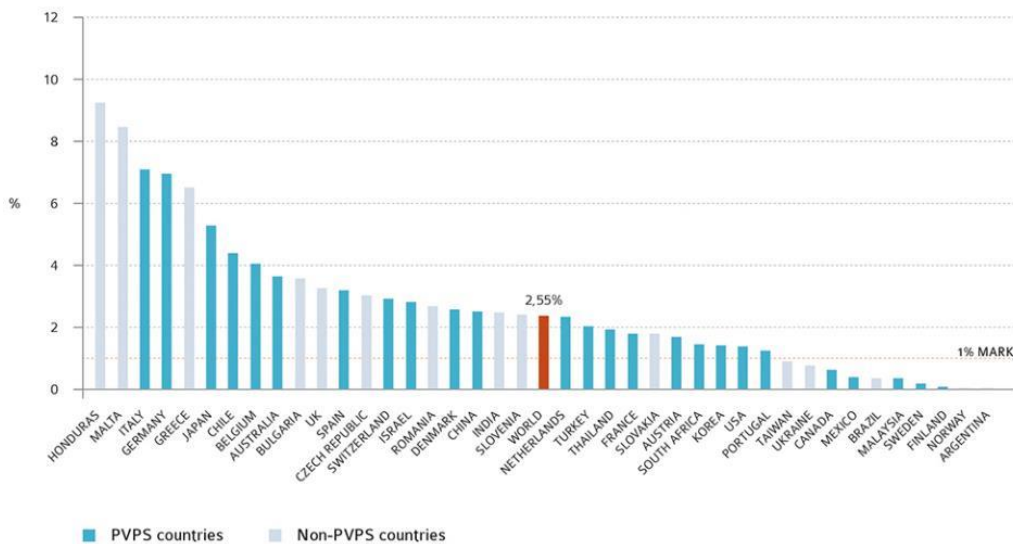


SOURCE IEA PVPS & OTHERS.

Figura 3. Evolución del precio de los módulos fotovoltaicos. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS

Así, el porcentaje de energía eléctrica cubierta por fotovoltaica ha ido también creciendo en los últimos años, como puede comprobarse en la Figura 4; en el caso de España, este porcentaje está cerca del 4%.

PV CONTRIBUTION TO THE ELECTRICITY DEMAND IN 2017



SOURCE SOURCE IEA PVPS & OTHERS.

Figura 4. Contribución de la fotovoltaica a la demanda de electricidad. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS



Las instalaciones fotovoltaicas que se han instalado, en su gran mayoría, son conectadas a red. Entre estas, pueden ser distribuidas o no distribuidas. En la Figura 5 se muestra el porcentaje de cada uno de estos dos tipos del total de instalaciones realizadas.

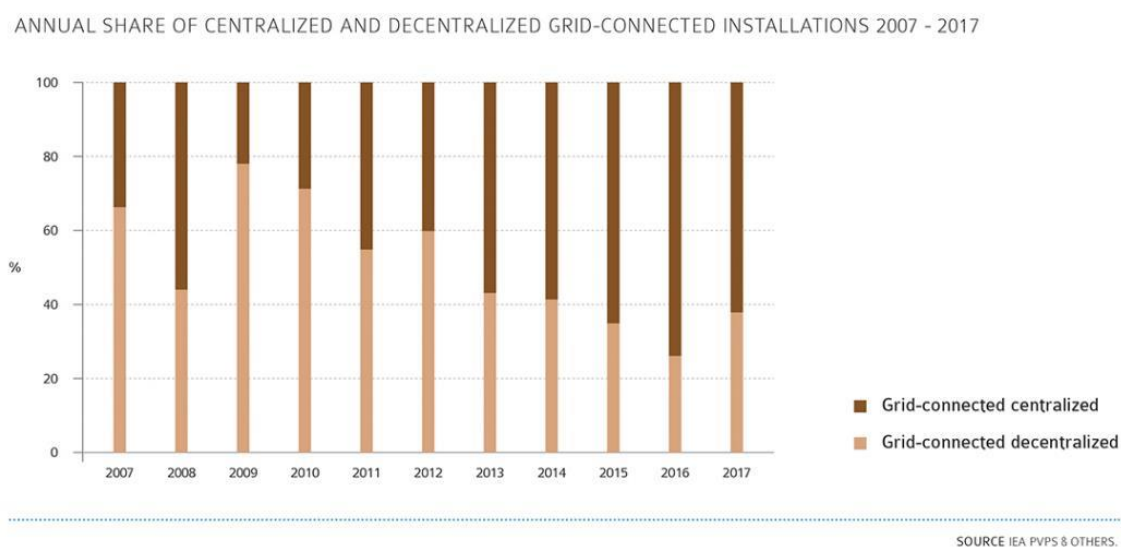


Figura 5. Porcentaje de instalaciones fotovoltaicas conectadas a red centralizadas y descentralizadas. Fuente: @Snapshot of Global Markets-IEA PVPS

El aumento del número de instalaciones conectadas a la red eléctrica plantea un importante reto de cara a su correcta integración en el sistema eléctrico: poder conocer cuánta energía van a suministrar estas instalaciones, tanto para grandes instalaciones como para instalaciones hechas en viviendas. En el caso de instalaciones en viviendas y pequeñas instalaciones comerciales, conocer cuál será su producción puede ayudar a conseguir una optimización del autoconsumo y, como consecuencia, ayudar a mejorar su rentabilidad y la integración de esta tecnología en la red de distribución.

Este crecimiento en la energía fotovoltaica instalada también se refleja en un incremento importante de las instalaciones de autoconsumo fotovoltaico. Una instalación de autoconsumo fotovoltaico es una instalación conectada al sistema del propietario o a la red, para consumo propio (in situ) que, dependiendo de la normativa del país, puede dar lugar a que se reciba dinero por la electricidad no consumida que se inyecta en la red (Ayala-Gilardón, 2018).

En las instalaciones de autoconsumo, y con las configuraciones tradicionales más comunes del mercado actual, la demanda de electricidad es cubierta por la producción fotovoltaica siempre que los perfiles de generación y consumo coincidan. Además, si la

producción en un instante es superior al consumo, el excedente se vierte a la red en los sistemas sin acumulación o se almacena en batería (si hay capacidad) en los sistemas con acumulación. En la Figura 6 se muestran los valores de energía producida por una instalación fotovoltaica, consumo de la vivienda y energía inyectada a la red para una vivienda con una instalación fotovoltaica de autoconsumo.

Es indudable que la autogeneración de energía eléctrica utilizando tecnología fotovoltaica es una oportunidad y una herramienta imprescindible para alcanzar los objetivos relacionados con el cambio climático a los que España se ha comprometido, reducir el impacto medioambiental de la generación eléctrica y democratizar el uso y gestión de la energía, situando al ciudadano en el centro del sistema; muchos países, a nivel mundial, así lo han entendido.

En los últimos años, y gracias al crecimiento que está produciéndose de este tipo de instalaciones, se ha comenzado a hablar de viviendas autosuficientes y viviendas de energía cero.

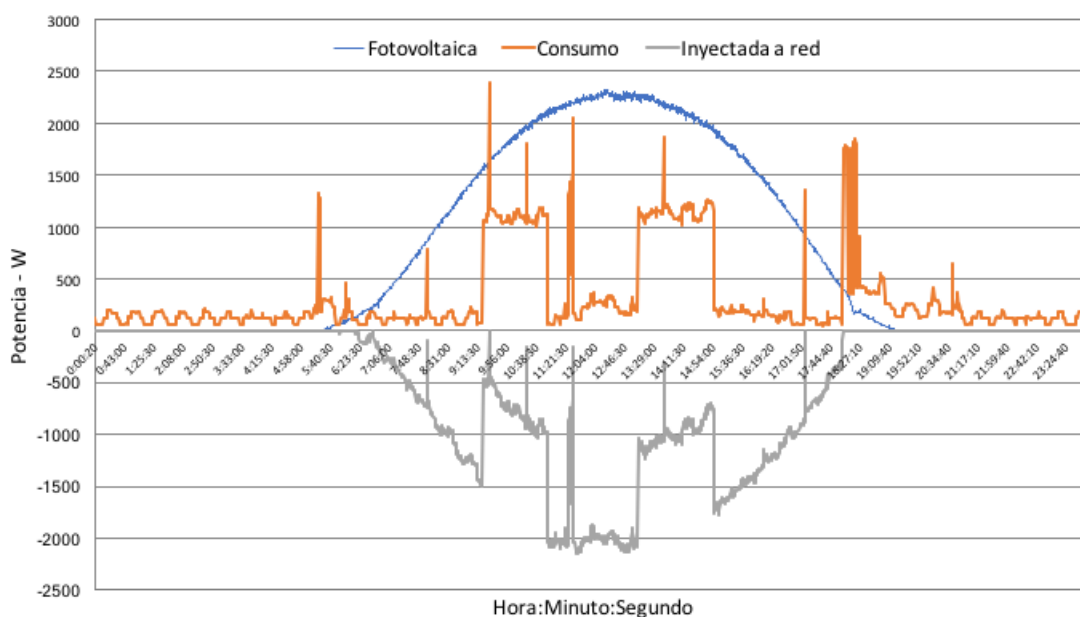


Figura 6. Energía generada por el sistema fotovoltaico, consumida e inyectada a la red en una instalación fotovoltaica de autoconsumo

Una vivienda o un edificio de energía cero (conocidas como ZEB, Zero Energy Building) es un concepto que se utiliza en edificios con un balance energético entre la generación y

el consumo de energía cercano a cero o, incluso, nulo o positivo en un año típico (NREL, 2006), (NREL, 2010). El desarrollo masivo de este tipo de viviendas podría mitigar problemas económicos y medioambientales, tales como las emisiones de CO₂ y la dependencia de fuentes de energía fósiles.

Para conseguir el objetivo de viviendas ZEB, la tecnología fotovoltaica puede desempeñar un papel destacado, ya que es una de las mejores posicionadas a fin de aumentar la autosuficiencia energética de las viviendas. Además, hay que tener en cuenta que, en el momento actual, para esta tecnología la paridad con la red en el segmento residencial es una realidad en muchos enclaves del mundo (Bloomberg Finance, 2015), como puede ser España (Creara Energy Experts, 2015). Por otra parte, para conseguir una mayor penetración de la energía solar fotovoltaica, en particular, y de las renovables, en general, es necesario conseguir sistemas más eficientes, establecer medidas de ahorro y abandonar los combustibles fósiles (Lund and Mathiesen, 2009), (Lund, 2007). Así, la mejora en la eficiencia energética de edificios puede contribuir a reducir la demanda de energía (Gallastegui et al., 2015).

Tradicionalmente, la energía se ha generado en grandes centrales y se ha distribuido a los consumidores a través de las redes eléctricas de transporte y distribución. Como alternativa a este enfoque surgió la generación distribuida, que presenta una serie de ventajas, como la reducción de las pérdidas de transmisión, la posibilidad de suavizar los picos de consumo, disminuir el stress de las redes eléctricas, etc. En este contexto, el autoconsumo fotovoltaico puede desempeñar un papel primordial. Hasta ahora, la gran mayoría de las instalaciones fotovoltaicas vierten la energía que producen a la red eléctrica sin tener en cuenta ningún otro factor, tal como los perfiles locales de consumo y de generación, el coste, la eficiencia energética, etc. (IEA, 2013). Es por ello que el autoconsumo fotovoltaico se ha convertido en los últimos años en la principal herramienta para fomentar la generación distribuida y, de esta forma, contribuir a la reducción del stress de las líneas de distribución eléctrica (Luthander, 2015).

En la actualidad, existen dos diferentes enfoques que permiten incrementar el autoconsumo fotovoltaico en una vivienda: por un lado, la utilización del almacenamiento energético y, por otro lado, la gestión activa de la demanda (Widén et al., 2009). Ambos enfoques se pueden abordar de un modo independiente o complementario. Por otra parte, las instalaciones fotovoltaicas con sistema de almacenamiento pueden ayudar a resolver los distintos tipos de problemas que se han apuntado por algunos autores: por una parte, los relacionados con la seguridad del suministro en instalaciones cuya fuente energética

tiene una alta variabilidad (Grave et al., 2012) y, por otra, los relacionados con momentos en los que haya una alta producción superior al límite de potencia intermitente que puede ser integrado en la red eléctrica, denominado como *hosting capacity* (capacidad de integración o acogida) (Bollen and Hassan, 2011).

Estudios recientes muestran las diferentes posibilidades para almacenar energía en el sector residencial en función del coste, la capacidad de almacenamiento, la eficiencia energética, etc. (Evans et al., 2012), (IEAT, 2014) y, en este sentido, se proponen dos configuraciones básicas para los sistemas fotovoltaicos con baterías: acoplamiento en AC o acoplamiento en DC (IEA, 2013). Sin embargo, dos aspectos claves como son el tamaño de la batería y el tipo de tecnología a utilizar (plomo ácido, ion litio o níquel cadmio) no han sido todavía resueltos (Dunn et al., 2011), (Nair and Garimella, 2010), (Mulder et al., 2010).

En general, existe una tendencia clara entre el tamaño de la batería y el incremento del autoconsumo. Sin embargo, se ha comprobado que en determinados casos individuales esto no ocurre así, por lo que es necesario profundizar en otros aspectos, tales como la adaptación de los perfiles de consumo y generación (Widén et al., 2009) y el estudio del tiempo de registro óptimo de monitorización, a fin de tener en cuenta situaciones transitorias en ambos perfiles (Cao and Sirén, 2014).

El análisis y modelado de los sistemas fotovoltaicos permitirá determinar los distintos escenarios que definen las condiciones de optimización de este tipo de sistemas. Esta optimización dependerá de cuál es la disponibilidad energética (condiciones meteorológicas) en el emplazamiento de la instalación, de la arquitectura-tipología del sistema fotovoltaico (con o sin acumulación, inversores centralizados u orientados al módulo, nuevas propuestas de conexión parcial a la red) y de cómo son las cargas de la vivienda (optimización energética). También hay que tener en cuenta otros factores externos, como son la legislación aplicable en cada país y el coste de la energía en cada momento (optimización económica).

Por otra parte, los sistemas fotovoltaicos de autoconsumo se consideran prioritarios en la transición a un modelo energético sostenible centrado en el consumidor, son distribuidos, permiten la generación de electricidad en el punto de consumo, contribuyen a electrificar la demanda, reducir las emisiones, utilizan un recurso de coste cero (energía solar) y contribuyen a una edificación más sostenible (edificios de energía cero). La Comisión Europea, en su propuesta de Paquete de Invierno, que se plantea para sentar las bases

normativas para la transición energética europea para 2020-2030, reconoce explícitamente “el derecho de todos los ciudadanos a generar, almacenar, consumir y vender su propia energía renovable en condiciones justas” (CEE2020). Autoconsumir energía es, por tanto, un elemento básico en la gestión activa de la demanda, ya que abre la posibilidad al consumidor no solo de generar su energía, sino de adecuar la demanda.

La estimación de la producción de una instalación fotovoltaica depende de las condiciones climáticas de su ubicación. Los fabricantes de módulos fotovoltaicos proporcionan valores de producción referidos sólo a condiciones estándar que corresponden a una irradiancia de 1000 W/m^2 , una temperatura de módulo de $25 \text{ }^\circ\text{C}$ y a una masa de aire de 1,5. A partir de estos valores suministrados por los fabricantes, es necesario utilizar modelos para conocer la producción de los mismos en las condiciones reales a las que funcionarán. El análisis y modelizado de los sistemas fotovoltaicos de autoconsumo permitirá determinar los distintos escenarios que definen las condiciones de optimización de este tipo de sistemas.

2. Hipótesis de trabajo

Las hipótesis de las que parte esta investigación son, por una parte, que es posible suministrar las necesidades energéticas de una vivienda mediante el uso de sistemas de energía solar fotovoltaica y, por otra, que la gestión integral de los diferentes sistemas energéticos que cubren su demanda puede ser optimizada por medio de modelos que trabajen en escalas temporales pequeñas y utilizando distintos criterios, según las normativas vigentes en cada momento (fundamentalmente el tipo de balance neto que se permita). Esta hipótesis general se puede desglosar en las siguientes:

- La tecnología solar fotovoltaica es lo suficientemente madura y fiable para ser utilizada en aplicaciones de integración arquitectónica en edificios.
- A través del desarrollo de estrategias de ahorro energético y gestión eficiente en la vivienda se puede incrementar el autoconsumo de la energía generada in situ.
- Los métodos de diseño clásico de sistemas fotovoltaicos conectados a red no ofrecen una respuesta adecuada al problema de la optimización del uso de la energía en sistemas fotovoltaicos de autoconsumo, ya que no utilizan como parámetro de análisis ni variable de decisión el perfil de demanda que pretenden satisfacer.

- Un análisis del autoconsumo y la autosuficiencia para instalaciones fotovoltaicas de pequeño y medio tamaño puede ayudar al mejor diseño y funcionamiento de este tipo de instalaciones, gracias a la detección de las mejores configuraciones en función de los perfiles de consumo y las condiciones climáticas del emplazamiento de la instalación.

3. Objetivos del trabajo

El principal objetivo de este trabajo de investigación es diseñar estrategias y modelos que permitan conocer y optimizar el consumo energético en viviendas unifamiliares con instalación fotovoltaica de autoconsumo, teniendo en cuenta los perfiles de producción de la instalación fotovoltaica, los distintos perfiles de consumo residencial y la ubicación y configuración de la instalación fotovoltaica de autoconsumo.

Los objetivos específicos son los siguientes:

- Diseño y análisis del sistema fotovoltaico de una vivienda eficiente a partir del análisis de los subsistemas con integración de autoconsumo.
- Proponer modelos para la predicción de la energía horaria generada por un sistema fotovoltaico en función del emplazamiento.
- Analizar y evaluar el funcionamiento de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo con y sin batería.
- Análisis de distintos escenarios posibles en la gestión energética de una vivienda con generación solar: con y sin baterías; conectada a la red permitiendo balance neto instantáneo, horario, diario, mensual y anual.
- Análisis y evaluación de la influencia de la resolución temporal utilizada en la estimación de los parámetros que evalúan el funcionamiento de una instalación fotovoltaica de autoconsumo.

4. Organización de la memoria

En este primer capítulo se hace un análisis de la situación general de la energía solar fotovoltaica en el contexto internacional, con especial atención a cómo ha ido penetrando esta tecnología en el panorama energético y cómo está siendo esa penetración en distintos países. Además, se abordan los problemas medioambientales a los que pueda dar

respuesta y se plantean algunos de los retos que la utilización de este tipo de energía debe afrontar para una correcta penetración en el mercado energético. Se presentan también las hipótesis con las que se inició este trabajo y los objetivos planteados.

En el segundo capítulo se describen los materiales y métodos que se utilizarán para el desarrollo del trabajo. Para ello, se hace una revisión del estado del arte de las metodologías que será necesario usar y se detallan los distintos modelos que se utilizarán.

En el tercer capítulo se hace una selección de los emplazamientos que se van a analizar. Estos emplazamientos están relacionados con las distintas zonas climáticas que hay en España, según la propuesta del Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía (IDAE). Una vez seleccionados los emplazamientos, y de cara a poder utilizar datos reales de consumo de la base de datos de Estados Unidos -ya que no se dispone de estos datos para emplazamientos de España-, se propone una metodología para la selección de estos datos. Para esta selección, se analizará la similitud de los parámetros climáticos de esos emplazamientos con los parámetros climáticos de las localidades de España incluidas en este trabajo, utilizando distintos test estadísticos.

En el capítulo cuarto se analizan los distintos tipos de perfiles de consumo energético y se propone una metodología para su adaptación a los consumos medios anuales publicados para España. Se proponen varios tipos de perfiles de consumo y se describe la contribución a estos consumos totales horarios de los distintos aparatos de una vivienda.

En el capítulo quinto se presentan los resultados obtenidos en la evaluación de distintos sistemas fotovoltaicos con y sin batería. Se expone el análisis de los parámetros de autoconsumo y autosuficiencia, que dan una IDAE del funcionamiento de estos sistemas. También se propone como tamaño de referencia, para este tipo de instalaciones, el tamaño de instalación fotovoltaica para el que la producción de energía de origen fotovoltaico coincide con el consumo, utilizando un periodo de un año. Por último, se analizan distintos modelos para caracterizar el funcionamiento de estos sistemas a partir del valor de la autosuficiencia y se propone un modelo que permite estimar este valor a partir de los parámetros característicos de una instalación de autoconsumo, con un error inferior al 1 %.

En el capítulo sexto se realiza una evaluación de la influencia de la resolución temporal de los datos utilizados en los resultados, que se obtienen en la estimación de los parámetros de autoconsumo y autosuficiencia para una instalación fotovoltaica de autoconsumo. Para realizar esta evaluación se han utilizado datos reales registrados cada

10 segundos en una instalación real. En total se analizarán 9 resoluciones temporales distintas, que varían desde 10 segundos hasta 1 año, y se cuantificará cómo varían los dos citados parámetros para cada una de estas resoluciones. Los resultados obtenidos en este estudio deben ser considerados cuando se utilizan resoluciones temporales horarias, diarias y mensuales, ya que estos parámetros pueden verse afectados.

Finalmente, en el capítulo de Conclusiones se resumen las contribuciones más relevantes de este trabajo y se presentan algunas líneas futuras de investigación.

Además, se han añadido dos anexos. En el primero se describe brevemente el sistema de monitorización utilizado para registrar los datos que se han utilizado en el capítulo 6. Estos datos son de una vivienda con autoconsumo fotovoltaico. En el anexo segundo se describen las publicaciones relacionadas con el objeto de esta tesis.



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Capítulo 2. Materiales y métodos

Para el análisis y modelizado de un sistema fotovoltaico de autoconsumo se han considerado varios parámetros que permiten caracterizar este tipo de sistemas. Estos parámetros están relacionados, por una parte, con la estimación de la energía que producen este tipo de instalaciones y, por otra, con la evaluación del funcionamiento de estos sistemas. En este primer capítulo se describen las expresiones para estimar estos parámetros y los distintos modelos utilizados en el trabajo.

1. Estimación de la producción de un sistema fotovoltaico

La energía generada por un sistema fotovoltaico depende, por un lado, de parámetros climatológicos, como son la radiación solar que recibe y la temperatura ambiente y, por otro, de la tecnología de los módulos, como son tipo de módulos, rendimiento, etc. Además, hay que tener en cuenta las distintas pérdidas que se producen en el sistema.

Para estimar la potencia generada por el generador se utiliza el método propuesto en (Osterwald, 1986), que nos da la potencia generada por un generador fotovoltaico en función de la irradiancia incidente y de la temperatura de trabajo de los módulos, y cuya expresión es la siguiente:

$$P_m = P_{m,ref} \cdot \frac{G}{G_{ref}} \cdot [1 + \gamma \cdot (T_m - T_{m,ref})] \quad (1)$$

Siendo,

T_m	Temperatura de módulo
$T_{m,ref}$	Temperatura de los módulos en condiciones estándar, en nuestro caso, 25 °C
G	Irradiancia solar incidente en la superficie del módulo (W/m ²)
G_{ref}	Irradiancia solar incidente en condiciones estándar (1000 W/m ²)
P_m	Potencia generada por el generador fotovoltaico (W)
$P_{m,ref}$	Potencia del generador en condiciones estándar (W)
γ	Coefficiente de pérdidas con la temperatura (%/°C)

Conociendo la potencia del generador en condiciones estándar $P_{m,ref}$, y las condiciones de irradiancia y temperatura específicas, es posible determinar la potencia generada.

Para calcular la temperatura de funcionamiento, T_m , de los diferentes módulos en condiciones exteriores, se utilizará el Modelo de King. Este modelo es ampliamente utilizado en la bibliografía (Mora-Segado, 2015). El modelo propone una relación entre la temperatura de módulo, la irradiancia incidente y la velocidad del viento de acuerdo con la expresión:

$$T_m = T_{amb} + G \cdot e^{(m+n \cdot W)} \quad (2)$$

Siendo,

T_m	Temperatura de módulo
T_{amb}	Temperatura de ambiente
G	Irradiancia solar incidente en la superficie del módulo (W/m^2)
W	Velocidad del viento (m/s)
m	Coefficiente empírico adimensional que describe el impacto de la irradiancia en la temperatura del módulo, estableciendo el límite superior de la temperatura del módulo a bajas velocidades del viento y altas irradiancias
n	Coefficiente empírico que describe el enfriamiento del módulo debido al viento, es decir, la velocidad a la que disminuye la temperatura del módulo a medida que aumenta la velocidad del viento

Para las tecnologías más comunes, los coeficientes empíricos de este modelo están descritos en (Mora-Segado, 2014).

La expresión de Osterwald no tiene en cuenta las pérdidas que se producen en el generador fotovoltaico, si exceptuamos las debidas a la temperatura de trabajo de los módulos. Las pérdidas producidas en un sistema fotovoltaico en corriente continua son debidas a los siguientes factores:

- a) Pérdidas debido a la reflectancia angular y variación del espectro de la radiación incidente. En este trabajo se supondrá que son del 3 %.
- b) Pérdidas óhmicas por el cableado. En este estudio se supondrá que son del 2 %.
- c) Pérdidas debidas a la dispersión de parámetros en el generador. En este estudio se supondrá que son del 2 %.
- d) Pérdidas debidas a errores en el seguimiento del punto de máxima potencia del inversor. En este estudio se supondrá que son del 1 %.

En estas pérdidas en corriente continua, para las simulaciones que se realizarán, no se tendrán en cuenta factores como:

- Polvo y/o suciedad en los módulos
- Pérdidas producidas por sombras y por mala orientación de los paneles

Finalmente, para determinar la potencia generada en corriente alterna, a la salida del inversor, se tiene que tener presente el rendimiento del mismo. Este rendimiento se calculará de acuerdo con la ecuación propuesta por Jantsch (M. Jantsch et al., 1992) a partir de la potencia de entrada al inversor normalizada a su potencia nominal (P_{in}):

$$\eta_{inv} = \frac{P_{in} - (b_0 + b_1 \cdot P_{in} + b_2 \cdot P_{in}^2)}{P_{in}} \quad (3)$$

Siendo, η_{inv} el rendimiento del inversor y b_0 , b_1 y b_2 los coeficientes del ajuste. Estos coeficientes han sido determinados empíricamente para que la curva teórica del rendimiento del inversor se ajuste a la curva que suministran los fabricantes. Se han considerado los siguientes valores:

b_0	0.04
b_1	0.002
b_2	0.03

Finalmente, a partir de este rendimiento se puede calcular la potencia de salida, es decir, la potencia en corriente alterna, mediante la expresión:

$$\eta_{inv} = \frac{P_{salida}}{P_{entrada}} \quad (4)$$

Las pérdidas en corriente alterna van a depender exclusivamente del cableado, es decir, de la distancia entre el inversor y el punto de conexión con la red eléctrica. En este estudio se supondrán unas pérdidas del 1 %.

Esta metodología la vamos a utilizar para calcular la energía horaria generada por el sistema fotovoltaico. Estudios anteriores (Cañete, 2015) han demostrado la validez de estas expresiones en el cálculo de la energía horaria generada.

2. Parámetros para la evaluación de una instalación fotovoltaica

Para evaluar la eficiencia de una instalación fotovoltaica (sin acumulación), la propuesta es utilizar los siguientes parámetros de eficiencia:

- **Performance Ratio PR:** Está definido en (IEC61724, 2000). Constituye también un factor de calidad del sistema. Este parámetro proporciona las pérdidas globales del sistema fotovoltaico respecto a un funcionamiento IDEAL, donde se supone que el sistema funciona siempre en las condiciones definidas como condiciones estándar. Cuanto más cercano al 100 % sea el valor del PR calculado para una instalación fotovoltaica, menos pérdidas se producen.

La relación entre el PR y las pérdidas del sistema es la siguiente:

$$PR = \frac{E_{AC}}{E_{ideal}} \cdot 100 = (1 - L_1) * (1 - L_2) * \dots * (1 - L_n) * \eta_{INV} \quad (5)$$

donde,

$$E_{ideal} = E_{solar} \cdot \eta_{STC} \quad (6)$$

y siendo,

E_{AC}	Energía diaria generada en alterna
E_{ideal}	Energía Ideal sin contar ninguna pérdida en el sistema
E_{solar}	Energía solar recibida
η_{STC}	Rendimiento del sistema en CEM
η_{INV}	Rendimiento del inversor
L_n	Factores de pérdidas en el sistema

- **Eficiencia del sistema o Yield:** Se define para un periodo de tiempo determinado, como la energía generada por el sistema dividida por su potencia pico (Blaesser and Munro, 1995). Se expresa en kWh/kWp.

Estos dos parámetros anteriores se relacionan de acuerdo con la expresión:

$$PR(\%) = \frac{Yield}{Y_{ref}} \cdot 100 = \frac{Yield}{\frac{G}{1000}} \cdot 100 \quad (7)$$

Siendo,

Y_{ref}	Yield de referencia, cociente entre irradiación solar y la irradiancia en CEM
G	Irradiación solar (W/m^2)

De acuerdo con estas definiciones, una primera aproximación al tamaño que debe tener un sistema fotovoltaico para que su producción energética cubra una demanda determinada puede calcularse de acuerdo con la siguiente expresión:

$$P_{m,ref} = \frac{\text{Consumo medio diario anual } \left(\frac{kWh}{\text{diario}}\right)}{\text{Irradiación media diaria anual } \left(\frac{kWh}{m^2}\right) \cdot PR} \quad (8)$$

3. Parámetros para evaluar una instalación de autoconsumo

La evaluación del funcionamiento de un sistema de autoconsumo fotovoltaico tiene en cuenta varios parámetros. Estos parámetros están relacionados con el intercambio de energía con la red, la fracción de carga cubierta por el sistema fotovoltaico y la fracción de producción fotovoltaica que se consume instantáneamente.

Sartori et al. (Sartori et al., 2012) proponen varios conceptos y parámetros para su uso en edificios de energía cero, que son útiles para instalaciones de autoconsumo

fotovoltaico. En particular, proponen los siguientes, todos especificados por cada operador de energía en (kWh/año) o (kWh/m²):

- Energía consumida (importada) de la red
- Energía inyectada o exportada a la red
- Consumo o demanda energética
- Energía generada por el sistema fotovoltaico

También se han propuesto diferentes parámetros para evaluar la interacción de la red y la producción local de electricidad. En (Salom et al., 2014) se propone el uso de indicadores relacionados con el acoplamiento de carga/demanda y la interacción de la red. Estos indicadores se utilizan para evaluar cinco edificios diferentes: dos para un sistema fotovoltaico, dos para el sistema de bomba de calor fotovoltaica y térmica y uno con micro pellets de madera. Los indicadores propuestos son el factor de cobertura de carga anual y el factor de cobertura de suministro anual, y la pérdida de probabilidad de carga, que representa el porcentaje de tiempo durante el cual la producción local no puede cubrir la carga.

Para analizar el uso de la conexión a la red según su capacidad de diseño, se han propuesto otros parámetros, como son la generación de potencia máxima, la carga de potencia máxima o el factor de capacidad (Salom et al., 2014). El factor de cobertura de carga ya se había propuesto anteriormente en (Sartori et al., 2012) y representa el porcentaje de la demanda eléctrica cubierta por la generación de electricidad en el sitio; es similar a la autosuficiencia definida en (Luthander et al., 2015). El factor de cobertura de suministro, también conocido como autoconsumo, es el porcentaje de la generación que utiliza el edificio; es similar al factor de autoconsumo definido en (Masa-Bote et al., 2014), pero en este caso el rango varía de 0 a 1 e incluye la electricidad fotovoltaica suministrada a las cargas por el sistema de almacenamiento, ya que los sistemas evaluados incluyen baterías. En (Klein et al., 2016) se propone el uso de dos nuevas métricas que están relacionadas con el soporte que pueden dar a la red los consumidores o productores mediante el desplazamiento de cargas. Estas métricas evalúan si operan durante tiempos favorables o desfavorables. Las instalaciones se analizan utilizando estas nuevas métricas.

3.1. Parámetros y métricas propuestos para evaluar una instalación fotovoltaica de autoconsumo sin sistema de almacenamiento.

Teniendo en cuenta las propuestas previas, los parámetros que se van a estimar y analizar para evaluar el funcionamiento de una instalación fotovoltaica de autoconsumo sin sistema de acumulación son los siguientes:

- Energía generada por la instalación fotovoltaica
- Energía inyectada a la red
- Energía importada de la red
- Energía consumida

Estos parámetros son similares a los propuestos en (Sartori et al., 2012).

Además, en la evaluación de las instalaciones de autoconsumo fotovoltaico, dos parámetros son particularmente útiles según (Luthander et al., 2015):

- Porcentaje de autoconsumo: se define como la parte de energía producida por el sistema fotovoltaico que es consumida directamente en la vivienda donde está la instalación, respecto a la producción total del sistema fotovoltaico.
- Porcentaje de autosuficiencia: se define como la parte de energía producida por el sistema fotovoltaico que es consumida directamente en la vivienda donde está la instalación, respecto al consumo total de la vivienda.

Se describen a continuación las expresiones utilizadas para estimar todos estos parámetros.

La potencia de salida de una instalación fotovoltaica, P_{PV} (W), y la carga, C (W), se calculan en el sistema de monitorización a partir de las intensidades correspondientes y el voltaje (que son los valores medidos), mientras que el resto de parámetros se estiman en el servidor.

El consumo diario, C_d , y la energía diaria generada por una instalación fotovoltaica, $E_{d,PV}$, se calculan a partir de las expresiones:

$$C_d = \sum_{i=1}^{i=n} C^i \cdot t_m \quad (\text{Wh}) \quad (9)$$

$$E_{d,PV} = \sum_{i=1}^{i=n} P_{PV}^i \cdot t_m \quad (\text{Wh}) \quad (10)$$

donde n es el número de medidas para un día y t_m es el intervalo de medida o resolución temporal, expresado en horas.

La potencia fotovoltaica autoconsumida, $P_{PV,self}$ se estima a partir de la expresión:

$$P_{PV,self} = \begin{cases} C & \text{si } P_{PV} > C \\ P_{PV} & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (\text{W}) \quad (11)$$

En esta expresión, si la potencia fotovoltaica generada es superior al consumo (C), la potencia autoconsumida es igual al consumo y el resto será inyectado a la red. En otro caso, toda la potencia fotovoltaica irá a abastecer el consumo, siendo el resto de consumo suministrado por la red eléctrica.

La energía autoconsumida diaria, $E_{d,PV,self}$ se calcula utilizando la expresión:

$$E_{d,PV,self} = \sum_{i=1}^{i=n} P_{PV,self}^i \cdot t_m \quad (\text{Wh}) \quad (12)$$

La potencia fotovoltaica inyectada a la red, $P_{PV,export}$ se calcula a partir de la expresión:

$$P_{PV,export} = \begin{cases} P_{PV} - C & \text{si } P_{PV} - C > 0 \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (\text{W}) \quad (13)$$

La energía diaria exportada a la red, $E_{d,PV,export}$ se calcula utilizando la expresión:

$$E_{d,PV,export} = \sum_{i=1}^{i=n} P_{PV,export}^i \cdot t_m \quad (\text{Wh}) \quad (14)$$

La potencia importada de la red, P_{import} se calcula a partir de la expresión:

$$P_{import} = \begin{cases} 0 & \text{si } P_{PV} - C > 0 \\ C - P_{PV} & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (\text{W}) \quad (15)$$

La energía diaria importada de la red, $E_{d,import}$ se calcula con la expresión:

$$E_{d,import} = \sum_{i=1}^{i=n} P_{import}^i \cdot t_m \quad (\text{Wh}) \quad (16)$$

Para obtener los valores de energía para otras resoluciones temporales, es suficiente con cambiar el intervalo de integración al periodo considerado.

El factor de autoconsumo, SC_t , que se define para un periodo de tiempo t (que puede ser una hora, un día, un mes, etc., o para todo el periodo de funcionamiento de la instalación), se define como:

$$SC_t (\%) = \frac{\sum E_{t,FV,self}}{\sum E_{t,FV}} \times 100 \quad (\%) \quad (17)$$

De manera similar, el factor de autosuficiencia para un periodo t , SS_t , se calcula a partir de la expresión:

$$SS_t (\%) = \frac{\sum E_{t,FV,sc}}{\sum C_t} \times 100 \quad (\%) \quad (18)$$

3.2. Parámetros y métricas propuestos para evaluar una instalación fotovoltaica de autoconsumo con sistema de almacenamiento

Los sistemas de almacenamiento en las instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo ayudan a incrementar el autoconsumo y la autosuficiencia (Luthander et al., 2015). En el caso de que la instalación fotovoltaica de autoconsumo tenga un sistema de almacenamiento (normalmente una batería), además de los parámetros *Performance Ratio* y *Yield*, que no se ven alterados -ya que la energía producida por el sistema es la misma-, habrá que tener en cuenta otros parámetros que evalúen el uso del sistema de acumulación.

Se va a suponer que el sistema de almacenamiento es una batería. La lógica de funcionamiento de una instalación fotovoltaica de autoconsumo que tiene baterías está implementada en el inversor de la instalación. El funcionamiento normal de este tipo de sistemas, en un instante determinado, es el siguiente:

- Si la producción fotovoltaica es superior al consumo, el consumo es atendido por la instalación fotovoltaica y, el resto de producción, si la capacidad restante de la batería es inferior a ese excedente, entonces irá a batería; en el caso de que sea mayor, una vez cargada totalmente la batería, el excedente se inyectará a la red.
- Si la producción fotovoltaica es inferior al consumo, o no hay producción, la producción fotovoltaica irá a consumo (si hay). El resto del consumo será atendido, si es posible, por la batería. En el caso de que la demanda sea superior a la capacidad restante de la batería, el déficit de consumo será atendido por la red.

Las expresiones que se han utilizado para implementar esta lógica de funcionamiento son las siguientes:

$$P_{PV,self} = \begin{cases} C & \text{si } ((C \leq P_{PV}) \text{ OR } C \leq (P_{PV} + (CB - CB_{min}))) \\ P_{PV} + (CB - CB_{min}) & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (19)$$

$$E_{aB} = \begin{cases} 0 & \text{si } P_{PV} \leq C \\ \text{mín}(P_{PV} - C, CB_{max} - CB) & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (20)$$

$$E_{deB} = \begin{cases} 0 & \text{si } P_{PV} \geq C \\ \text{mín}(C - P_{PV}, CB - CB_{min}) & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (21)$$

$$E_{aRed} = \begin{cases} 0 & \text{si } P_{PV} \leq C \\ \text{máx}(0, P_{PV} - (C + CB_{max} - CB)) & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (22)$$

$$E_{deRed} = \begin{cases} 0 & \text{si } (P_{PV} + (CB - CB_{min})) > C \\ (C - (P_{PV} + (CB - CB_{min}))) & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (23)$$

En todos los casos, las expresiones anteriores han tenido en cuenta un rendimiento de carga/descarga de la batería de 0.95.

Por otra parte, con el fin de tener un parámetro adicional que permita determinar el tamaño óptimo de la batería en cada configuración y situación climática, se evaluará el régimen de funcionamiento de la misma. En concreto, se van a analizar los ciclos de carga/descarga de la batería a lo largo del periodo de análisis. Para este fin se procede a determinar, para cada configuración posible, el número de días en los que la batería alcanza el nivel máximo de carga (100%) y el nivel mínimo de descarga (20%). Así mismo, se estudia la función de distribución de los estados de carga de la batería a lo largo de un año, para determinar el porcentaje de horas en las que la batería pasa en cada estado de carga.

4. Modelos de aprendizaje automático para la estimación de parámetros de funcionamiento de una instalación de autoconsumo

El aprendizaje automático utiliza distintas técnicas estadísticas y computacionales para obtener conocimiento útil a partir de la información y datos disponibles. Dentro de éste, la minería de datos (*data mining*) es un campo interdisciplinar que tiene como objetivo general descubrir relaciones en los datos y/o predecir resultados. Una definición ampliamente aceptada es que la minería de datos es la extracción a partir de datos de información implícita, previamente desconocida y potencialmente útil (Witten, 2011). Dentro de los algoritmos de aprendizaje automático están lo que se conoce como métodos de *caja negra* (o sin modelo subyacente), entre los que se encuentran las redes neuronales, y métodos de *caja blanca* que están orientados al conocimiento, entre los que están los árboles de decisión.

Este tipo de métodos se ha utilizado previamente para la predicción de la producción de sistemas fotovoltaicos; por ejemplo, en (Alfadda et al., 2017) y (Sharma et al., 2011) se propone la utilización de modelos de soporte vectorial y en (Nageem and Jayabarathi, 2017) se incluyen en este tipo de modelos factores de corrección que tienen en cuenta diferentes condiciones meteorológicas. También se han propuesto modelos híbridos que incluyen modelos eléctricos y estadísticos (Filipe et al., 2015) y modelos basados en redes neuronales y lógica difusa (Sivaneasan et al., 2017). Estos son sólo algunos de los muchos ejemplos que hay en la bibliografía. En todos ellos lo que se hace es la predicción de la producción de un sistema, pero no se modeliza en ningún caso los valores de autoconsumo y autosuficiencia. Para ello es necesario partir de perfiles de consumo típicos de manera que los resultados sean extrapolables. En este trabajo de investigación

se aborda esta problemática y se proponen modelos que utilizan técnicas propias del aprendizaje automático para dar respuesta al modelizado de estos parámetros.

En esta sección se describen los modelos que se utilizarán para la estimación de los valores de autosuficiencia y autoconsumo de un sistema fotovoltaico de autoconsumo.

Las variables de entrada a estos modelos son parámetros relacionados con la configuración de la instalación, su emplazamiento y el tipo de perfil de consumo. Puesto que el autoconsumo y la autosuficiencia son variables de tipo continuo o numéricas los modelos que se analizarán serán todos de regresión. Los que se han seleccionados para evaluar su funcionamiento en la predicción de la autosuficiencia y el autoconsumo son la regresión lineal y varios algoritmos derivados de los modelos de árboles de regresión: Perceptrón multicapa, M5P, Random Forest y RePTree. Se describen brevemente cada uno de ellos.

4.1. Regresión lineal

Es uno de los modelos de regresión más utilizados. Sólo trabaja con variables numéricas. En el caso de que existan variables independientes de tipo nominal, éstas deben transformarse previamente en variables ficticias o tipo *dummy*. La regresión lineal es un modelo que intenta ajustar las variables independientes mediante una ecuación lineal del tipo:

$$y = a_0 + a_1 \cdot x_1 + \dots + a_n x_n \quad (24)$$

La regresión lineal obtiene los valores de los coeficientes a_i mediante un ajuste por mínimos cuadrados.

4.2. Perceptrón multicapa

El perceptrón multicapa es un tipo de red neuronal, que supone una generalización del perceptrón simple en el que se combinan varios perceptrones simples y permite tratar algunos problemas no lineales (Minsky and Papert, 1969). A partir de esta propuesta,

(Rumelhart et al., 1986) presentaron una modificación que permitía la retropropagación de los errores medidos en la salida de la red hacia las neuronas ocultas. Es un modelo matemático útil para modelizar relaciones no lineales entre datos de entrada y salida. Desde el punto de vista de su arquitectura se caracteriza porque tiene sus neuronas agrupadas en capas de diferentes niveles. Tiene una capa de entrada, otra de salida y las capas ocultas; cada capa tiene un grupo de neuronas.

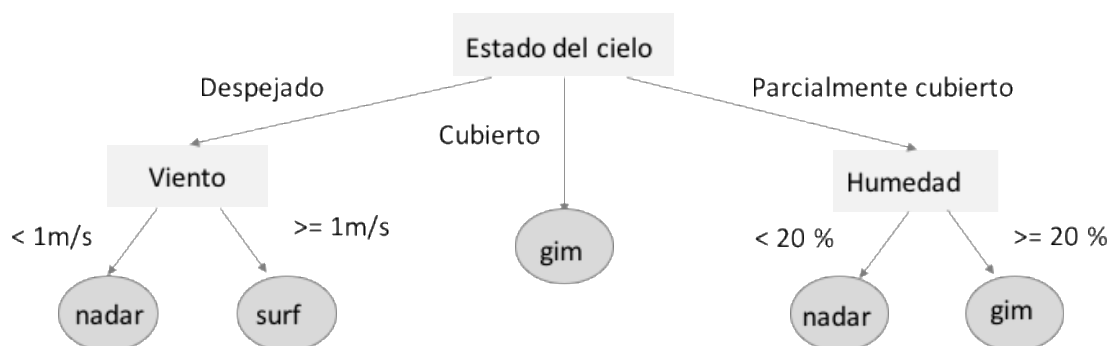
4.3. Árboles de decisión

Un árbol de decisión es una estructura lógica construida a partir de un conjunto de reglas. Las primeras propuestas de utilizar árboles de decisión a partir de conjuntos de datos fueron propuestas en (Hunt et al., 1966), (Quinlan, 1979), (Quinlan, 1983) y (Quinlan, 1986). Gráficamente, este conjunto de reglas se puede representar de la siguiente forma:

```

IF condición_1 THEN decisión_1
ELSE IF condición_2 THEN decisión_2
      ELSE IF condición_3 THEN decisión_3
      ...
    
```

Las condiciones de estas reglas se establecen sobre los valores posibles de las variables que se utilizan para construirlo. Gráficamente, un árbol de decisión se puede representar mediante un conjunto de nodos y ramas. Por ejemplo, en el siguiente diagrama se muestra un árbol de decisión que se puede utilizar para decidir qué actividad hacer en función de varios parámetros meteorológicos:



Este tipo de modelos se utiliza ampliamente en la toma de decisiones, la predicción y la minería de datos. Algunas de sus características los hacen especialmente interesantes para ser aplicados en distintos ámbitos. Entre ellas, hay que destacar que son fácilmente comprensibles (incluso por personas no expertas) y la capacidad que tienen de dividir recursivamente el problema para simplificar su resolución (en una estrategia de dividir y vencer).

A la hora de decidir qué atributo utilizar para dividir los datos (en la condición de cada regla) se pueden utilizar distintos criterios. Uno de los más utilizados es realizar la selección basándose en el concepto de entropía. La entropía de una variable está relacionada con las probabilidades de cada uno de los valores posibles que toma la variable. Así, para cada una de las variables que todavía no se han incorporado al árbol se calcula su entropía a partir de la expresión:

$$\text{Entropía}(X) = - \sum_{x=1}^N p_x \cdot \log_2(p_x) \quad (25)$$

donde p es la frecuencia de cada valor de los posibles de la variable X . En el caso de variables continuas, los valores se clasifican utilizando el operador menor o igual, de manera que se tienen dos valores posibles para estimar la entropía. Hay que tener en cuenta que valores más bajos de entropía hacen más predecible el sistema.

La *ganancia de información*, $I(X,Y)$, se define como la reducción de la entropía que se produce cuando se hace una partición de los datos utilizando un determinado atributo. Se calcula a partir de la expresión siguiente:

$$I(X,Y) = H(X) - H(X|Y) \quad (26)$$

Para decidir por qué atributo separar los datos, se utiliza el atributo que produzca mayor ganancia de información.

4.4. M5'

M5' es un algoritmo derivado del método M5 definido por Quinlan (Quinlan, 1992). Fue propuesto por Wang y Witten (Wang and Witten, 1997). Se definió para predecir valores numéricos. Se utilizan árboles de decisión y la construcción de estos se basa en el método “*divide y vencerás*”: el conjunto de datos de entrenamiento se divide en todos los posibles conjuntos de test. M5 utiliza un método estándar para transformar un problema de clasificación en un problema de aproximación de una función. Utiliza probabilidades condicionadas. La medida de error que se utiliza es la desviación estándar. El conjunto de test que maximiza la reducción del error es el que se selecciona. En M5P, respecto al algoritmo original M5 se han incorporado:

- Se subestima el error de los ejemplos no utilizados teniendo en cuenta el tamaño de la muestra y el número de parámetros o variables independientes. Esto hace que el error se incremente cuando hay muchos parámetros y pocos ejemplos.
- Se utilizan técnicas de regresión estándar en los nodos considerando sólo las variables que están en el subárbol de cada nodo.
- Se simplifica el modelo lineal eliminando parámetros para minimizar el error estimado.
- Se poda el árbol considerando el mejor de entre el modelo lineal y el modelo del subárbol. Si se selecciona el modelo lineal, entonces el subárbol se poda.

En la plataforma Weka (Hall et al., 2009) que es la que se utilizará para la experimentación de los modelos, a este algoritmo se le denomina M5P.

4.5. REPTree

Es un modelo de aprendizaje rápido de árboles de decisión. Para la clasificación de variables numéricas, el algoritmo primero ordena los valores de esas variables e inicia la ejecución. Después, utiliza las listas ordenadas para calcular la mejor forma de dividir en cada nodo del árbol. Esta forma de dividir minimiza la varianza. La medida que se utiliza es la entropía.

4.6. Random Forest

Forma parte de lo que se conoce como sistemas multclasificadores (Wyner et al., 2017). Estos métodos suelen ser muy precisos (Sardá-Espinosa, 2017) y robustos en el caso de

que haya ruido en los datos, además no producen sobreajuste. Sin embargo, son más difíciles de interpretar cuando se les compara con los modelos basados en árboles de regresión sencillos. Es un algoritmo que induce una serie de árboles individuales (Breiman, 2001). Para ello, se limita el número de variables que se utilizan para generar cada uno de esos árboles que se van a crear a partir de cada nodo. Este número suele ser menor que el número de variables disponible. El algoritmo funciona de la siguiente manera:

- Se obtiene una muestra D_k del conjunto de datos, utilizando bootstrap.
- Se construye un árbol de decisión T_k para esta muestra D_k y una selección aleatoria de N atributos
- Los pasos 1 y 2 se repiten M veces, de forma que se construyen M árboles
- La predicción se hace por votación a partir de las predicciones de los M árboles.



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Capítulo 3. Selección de emplazamientos. Datos meteorológicos

1. Introducción

Para el análisis y modelizado del funcionamiento de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo, es necesario considerar el emplazamiento en el que están ubicados estos sistemas, ya que los niveles de irradiancia y temperatura que incidan en el sistema son los que determinarán su producción. Así mismo, es necesario determinar los consumos esperados para cada emplazamiento, que estarán relacionados con estos parámetros meteorológicos. De cara a poder analizar el funcionamiento de estos sistemas en diferentes condiciones climáticas, en este capítulo se van a determinar las características que deben tener las localidades cuyos datos meteorológicos se utilizarán, teniendo en cuenta los consumos esperados.

Así, para continuar con el proceso descrito en el capítulo de Materiales y métodos, y de cara a poder desarrollar modelos para la estimación de la energía diaria generada por un sistema fotovoltaico en función del emplazamiento, el primer paso es determinar cuáles serán estos emplazamientos, de manera que las localidades seleccionadas correspondan a distintos tipos de clima. Con este objetivo, para elegir los distintos emplazamientos se ha tenido en cuenta el informe final del proyecto SECH-SPAHOUSEC, en su documento “Análisis del consumo energético del sector residencial en España”, realizado por el IDAE (IDAE, 2011), en el cual se establece una distribución territorial de las zonas climáticas en España y se distinguen los tres siguientes tipos de clima:

- Clima Atlántico Norte.
- Clima Continental.
- Clima Mediterráneo.

Teniendo en cuenta estas tres zonas climáticas, se ha optado por elegir los tres emplazamientos que se relacionan a continuación, uno de cada una de esta zonas:

- Para la zona climática Norte: Santander.
- Para la zona climática Continental: Madrid.
- Para la zona climática Mediterránea: Málaga.

En la Figura 7 se muestra la distribución territorial de las zonas climáticas de España (figura obtenida del citado informe).



Figura 7. Distribución territorial de las zonas climáticas en España (Fuente: Informe Final proyecto SECH-SPAHOUSEC, IDAE, 2011)

2. Descripción de los parámetros meteorológicos de las ciudades seleccionadas

De todos los datos disponibles en la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET), los parámetros meteorológicos que se han seleccionado para caracterizar las ciudades españolas seleccionadas son los siguientes:

- Temperatura media mensual/anual (°C), T
- Precipitación mensual/anual media (mm), R
- Humedad relativa media (%), H
- Número medio mensual/anual de días de precipitación superior o igual a 1 mm, DR
- Número medio mensual/anual de días de nieve, DN
- Número medio mensual/anual de días de tormenta, DT
- Número medio mensual/anual de días de niebla, DF
- Número medio mensual/anual de días de helada, DH
- Número medio mensual/anual de días despejados, DD

- Número medio mensual/anual de horas de sol, I

En la Tabla 1, Tabla 2 y Tabla 3 se muestran los valores de cada uno de estos parámetros para los tres emplazamientos seleccionados. Los datos utilizados para estimar estos valores medios corresponden al año meteorológico típico (TMY) del Sistema de Información Geográfica Fotovoltaica (PVGIS) de la Comisión Europea.

Málaga (Aeropuerto)

Periodo: 1981-2010 - Altitud (m): 5

Latitud: 36° 39' 58" N - Longitud: 4° 28' 56" O

Mes	T	R	H	DR	DN	DT	DF	DH	DD	I
Enero	12.1	69	69	5.8	0	1.3	0.7	0.1	7.9	180
Febrero	12.9	60	68	4.8	0	1.2	1	0.1	6.3	180
Marzo	14.7	52	67	4	0	0.9	1.3	0	5.9	222
Abril	16.3	44	63	4.5	0	1.4	0.4	0	5.7	244
Mayo	19.3	20	59	3.1	0	1.1	0.7	0	7.3	292
Junio	23	6	58	0.8	0	0.7	0.6	0	14	329
Julio	25.5	0	58	0.1	0	0.2	0.8	0	20.6	347
Agosto	26	6	61	0.5	0	0.7	0.9	0	17.1	316
Septiembre	23.5	20	65	2.1	0	1.5	0.7	0	9.3	255
Octubre	19.5	57	70	4.4	0	1.5	1.4	0	6	215
Noviembre	15.7	100	71	5.6	0	1.3	0.9	0	5.6	172
Diciembre	13.2	100	72	6.6	0	1.5	0.8	0	5.6	160
Año	18.5	534	65	42.3	0	13.4	10.4	0.2	109.1	2905

Tabla 1. Valores de distintos parámetros meteorológicos para la estación de Málaga (aeropuerto)

Madrid (Cuatro Vientos)

Periodo: 1981-2010 - Altitud (m): 690

Latitud: 40° 22' 32" N - Longitud: 3° 47' 10" O

Mes	T	R	H	DR	DN	DT	DF	DH	DD	I
Enero	6.0	34	75	5.6	1.3	0.0	6.0	10.1	7.7	158
Febrero	7.6	35	67	5.3	1.4	0.1	3.1	5.4	5.9	173
Marzo	10.8	25	57	4.2	0.4	0.4	0.9	1.9	7.1	221
Abril	12.6	43	56	6.7	0.3	1.6	0.6	0.3	4.9	238
Mayo	16.5	50	53	7.2	0.0	3.5	0.2	0.1	4.3	280
Junio	22.2	24	43	3.2	0.0	2.8	0.1	0.0	8.9	316
Julio	25.6	12	36	1.6	0.0	2.6	0.0	0.0	17.0	364
Agosto	25.1	11	39	1.4	0.0	1.7	0.0	0.0	13.3	335
Septiembre	21.0	24	49	3.2	0.0	2.0	0.3	0.0	7.7	250
Octubre	15.2	60	65	6.9	0.0	1.1	1.3	0.0	6.4	203
Noviembre	9.8	57	73	6.7	0.1	0.2	3.4	2.1	6.3	161
Diciembre	6.7	53	77	6.8	0.9	0.1	5.5	7.3	6.0	135
Año	14.9	428	58	58.8	4.5	16.2	21.4	27.3	94.7	2838

Tabla 2. Valores de distintos parámetros meteorológicos para la estación de Madrid (Cuatro Vientos)

Santander (Aeropuerto)

Periodo: 1981-2010 - Altitud (m): 3

Latitud: 43° 25' 26" N - Longitud: 3° 49' 32" O

Mes	T	R	H	DR	DN	DT	DF	DH	DD	I
Enero	9.7	106	72	12.3	0.4	0.8	0.8	2.1	2.9	85
Febrero	9.8	92	72	11.1	0.3	1.1	0.9	1.2	3.1	104
Marzo	11.3	88	71	9.9	0.1	0.9	1.2	0.4	2.9	135
Abril	12.4	102	72	11.9	0	1.3	0.7	0	2.4	149
Mayo	15.1	78	74	10.4	0	1.6	1.7	0	2.4	172
Junio	17.8	58	75	7.6	0	1.8	1.2	0	3.7	178
Julio	19.8	52	75	7.3	0	2	0.5	0	4.5	187
Agosto	20.3	73	76	7.6	0	1.4	0.8	0	3.8	180
Septiembre	18.6	83	76	8.9	0	1.5	1.9	0	4.6	160
Octubre	16.1	120	75	11.1	0	1	2.1	0	2.8	129
Noviembre	12.5	157	75	13.3	0	1.3	0.9	0.4	3.2	93
Diciembre	10.5	118	73	12.1	0.1	0.9	0.6	2	3.4	74
Año	14.5	1129	74	123.6	0.9	15.7	13.4	6.2	38.9	1649

Tabla 3. Valores de distintos parámetros meteorológicos para la estación de Santander (aeropuerto)

A partir de estos valores, se han obtenido los datos de temperaturas medias mensuales máximas y mínimas, así como los valores de radiación medios mensuales, los cuales se muestran en Tabla 4, Tabla 5 y Tabla 6.

Localidad	Tmax,m	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
Madrid	20.3	10.0	9.7	17.4	20.7	22.8	27.0	33.9	33.7	26.5	20.6	12.6	9.9
Málaga	19.8	14.9	15.8	15.8	17.1	20.5	23.2	24.7	26.3	23.9	21.9	17.7	15.1
Santander	18.7	12.1	14.3	16.6	16.6	20.0	21.5	22.7	24.7	22.2	21.7	17.6	14.2

Tabla 4. Temperaturas medias máximas mensuales (°C)

Localidad	T _{min,m}	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
Madrid	9.8	3.1	2.3	4.1	9.5	12.0	14.9	20.7	19.5	15.7	10.4	3.8	1.8
Málaga	16.7	11.1	12.3	12.8	13.6	17.1	20.0	22.3	24.2	21.3	19.1	14.6	12.1
Santander	11.8	6.9	6.3	8.4	10.1	12.7	15.3	16.5	17.3	14.4	13.7	12.2	7.8

Tabla 5. Temperaturas medias mínimas mensuales (°C)

Localidad	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
Madrid	85.1	116.5	209.7	249.2	282.6	317.8	331.5	302.0	219.5	152.3	107.0	83.1
Málaga	126.8	142.2	199.8	259.8	300.5	326.1	328.2	288.6	244.6	180.1	99.6	111.3
Santander	53.5	107.9	138.0	165.5	214.2	250.6	235.1	218.5	177.2	123.1	62.4	59.1

Tabla 6. Valores de radiación horaria media mensual (Wh/m²)

Finalmente, en la Figura 8 se muestran los valores diarios en media mensual de radiación global sobre superficie horizontal para cada uno de los tres emplazamientos seleccionados.

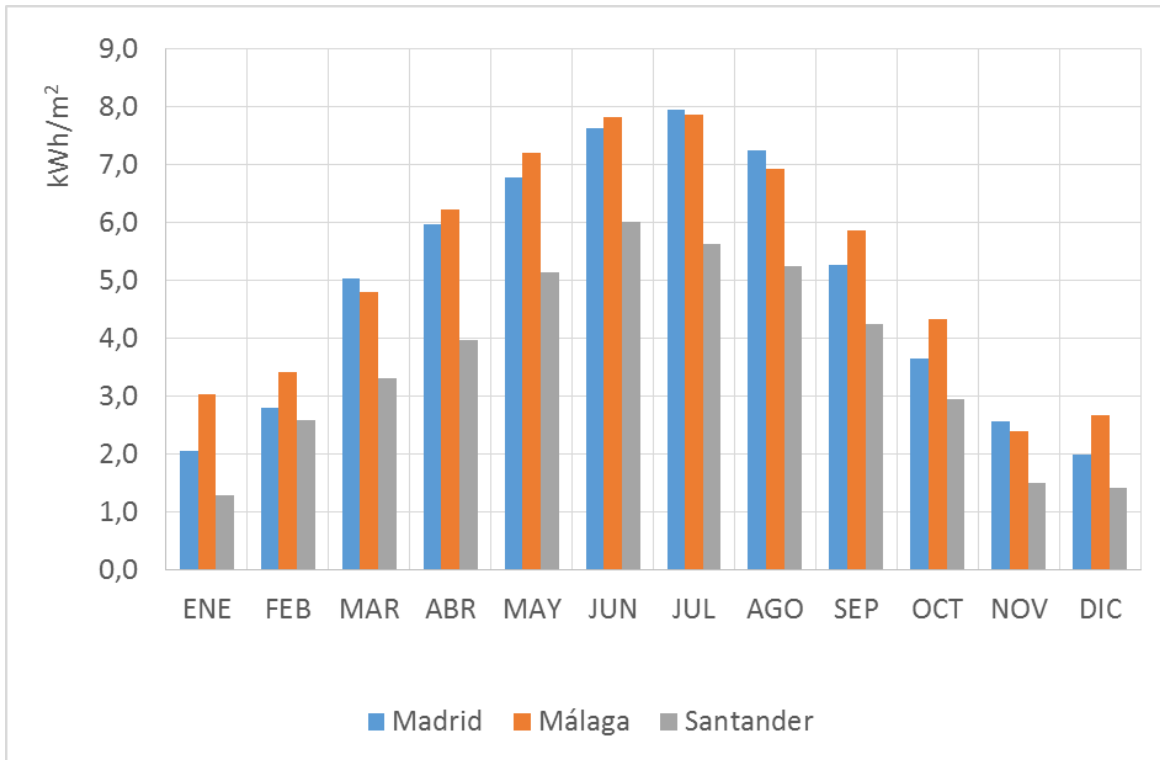


Figura 8. Valores medios diarios mensuales de radiación global sobre superficie horizontal (kWh/m²)

3. Emplazamientos con datos de perfiles de consumo

Para cada uno de estos emplazamientos no se dispone de datos horarios registrados de consumo a lo largo de, al menos, un año. Por ello, y como se describe en el capítulo dedicado al análisis de los consumos residenciales que se van a utilizar en este trabajo, se ha decidido utilizar perfiles de consumo horarios obtenidos de distintas localidades en Estados Unidos. Estos perfiles de consumo residenciales se han elaborado a partir de la propuesta hecha en el estudio “Building America House Simulation Protocols” (Hendron and Engebrecht, 2010). Este estudio pretende desarrollar y aplicar los avances tecnológicos que ya existen en materia de energía. Los perfiles de consumo que se han propuesto pretenden ser una referencia común que sea utilizada en estudios e investigaciones relacionadas con consumos energéticos en viviendas. Los datos se han obtenido de la plataforma OpenEnergyInfo (OpenEI) del National Renewable Energy Laboratory (NREL). OpenEI es una plataforma web que permite acceder a datos relacionados con energías renovables y eficiencia energética. La plataforma permite a los usuarios ver, editar, agregar y descargar datos de forma gratuita.

Los perfiles de consumo de vivienda de los que partirá para este estudio son, por tanto, registros horarios de años completos, con el objetivo de obtener, a partir de ellos, resultados lo más precisos posible y que correspondan lo más fielmente a consumos reales.

Puesto que estos consumos corresponden a distintos emplazamientos y estarán relacionados con las condiciones climáticas de cada uno de los lugares en los que se han registrado, es necesario determinar para cada una de las localidades españolas seleccionadas cuál de ellos sería similar al esperado en esa localidad. Por ello, con el objetivo de obtener para cada uno de los emplazamientos seleccionados los consumos que le corresponderían según las condiciones climatológicas del sitio, se propone en este trabajo una metodología de análisis para determinar qué localidades de Estados Unidos presentan las condiciones climáticas más similares a las de las localidades españolas seleccionadas.

Para poder seleccionar las localidades de Estados Unidos de las que se utilizarán los datos de consumo, de forma que tengan parámetros meteorológicos similares a las ciudades españolas que se van a utilizar en este trabajo, se ha hecho un análisis comparativo de cada una de estas con cada una de las localidades españolas. Para este análisis comparativo se han utilizado distintos test de homogeneidad, que se describen brevemente en la siguiente sección, antes de presentar los resultados obtenidos.

4. Descripción de los contrastes y test de homogeneidad utilizados para la selección de emplazamientos con datos de consumo

Una vez determinado el origen de los datos que se utilizarán como consumo, es necesario determinar con qué criterios se seleccionarán estos consumos de entre todos los disponibles. Cada uno de estos consumos corresponde a un emplazamiento distinto y está relacionado con las condiciones meteorológicas del emplazamiento. Los criterios que se proponen en este trabajo para seleccionar consumos están relacionados con la similitud de las condiciones meteorológicas del emplazamiento seleccionado con las de la localidad española correspondiente. En concreto, la propuesta que se hace es comparar estadísticamente la similitud de los valores medios mensuales de radiación y temperatura ambiente de cada localidad posible -de entre las que cuentan con datos de consumo- con cada una de las localidades españolas seleccionadas para esta investigación.

Uno de los criterios más utilizados para comparar dos muestras es el error cuadrático medio (RMSE o mean square error, en inglés). Éste es una forma de evaluar la diferencia entre los valores de dos muestras. El RMSE mide el promedio del cuadrado del "error", siendo el error lo que difiere el valor de una muestra respecto a los valores de la otra. La expresión para su estimación es:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N}}$$

donde: x_i es cada una de las observaciones de la muestra 1, y_i es cada una de las observaciones de la muestra 2 y N es el total de observaciones que hay en cada una de las muestras.

Además, se va a utilizar el test de homogeneidad de dos muestras, que comprueba si la diferencia entre las medias de las dos muestras es estadísticamente significativa. Es una prueba estadística inferencial. Este test se basa en la utilización de las medias y varianzas de cada una de las dos muestras. Para decidir si las dos muestras son iguales, se debe especificar un nivel de significación (o su complementario, un nivel de confianza) de la hipótesis y, en función de los valores que correspondan a ese nivel de significación, se acepta o rechaza la hipótesis de homogeneidad. El estadístico que se utiliza es la diferencia entre las medias, d :

$$d = |x_m - y_m|$$

siendo x_m el valor medio de la muestra 1 e y_m el valor medio de la muestra 2:

$$x_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

donde:

$n =$ Número de observaciones de la muestra

$x_i =$ Observación i

La hipótesis nula es la siguiente:

$$H_0: d = 0$$

El estadístico utilizado para contrastar esta hipótesis es:

$$\text{Estadístico test de homogeneidad} = |x - y|$$

El intervalo de confianza, s_d , para aceptar la hipótesis nula, se obtiene a partir de la expresión:

$$s_d = \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}$$

donde:

$$s^2 = \sigma^2 \frac{n}{n-1}$$

σ^2 es la varianza de la muestra:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_m)^2}{n}$$

Según el nivel de significación que se utilice, se estima, a partir del valor de s_d , el intervalo de confianza de la hipótesis nula. En este trabajo se va a utilizar un nivel de significación $p < 0.05$, por lo que el intervalo de confianza será:

$$x_m \pm 1.96s_d$$

Por lo tanto, se afirmará que $H_0: d = 0$ no excede al azar si se cumple que $|d| < 1.96 s_d$, siendo $p < 0.05$.

5. Análisis comparativo de los valores de radiación y temperatura de las distintas localidades seleccionadas

Para la búsqueda de las tres ciudades de Estados Unidos más semejantes a las españolas se han tenido en cuenta, como se ha comentado previamente, los parámetros conocidos de las localizaciones españolas, que son:

- Latitud
- Radiación: valor medio diario y medio horario

- Altitud
- Temperatura: valor medio, máximo y mínimo

En primer lugar, se ha realizado una búsqueda a partir de los valores horarios de radiación y temperatura disponibles en la aplicación desarrollada en el marco del OpenCarto, que es un sistema de información geográfica web (web GIS) desarrollado por el equipo Geospatial Data Science del NREL (NREL2018). De esta plataforma se han obtenido los datos incluidos en la versión del Año Típico Meteorológico (TMY y TMY3), para distintas ciudades de Estados Unidos.

Utilizando los valores de radiación, la latitud y la altitud, se ha hecho una primera selección de localidades de Estados Unidos. Para realizar esta selección, se han tenido en cuenta los efectos apuntados por (Kaspi and Schneider, 2011), debidos a las ondas de Rossby, que son grandes ondas atmosféricas, con longitudes de ondas de más de 1.000 millas y que se forman debido a la rotación de la Tierra (efecto Coriolis). Estos efectos hacen que las ciudades de Estados Unidos de la Costa Atlántica, y en especial las del Norte, con igual latitud que las ciudades europeas puedan tener unas temperaturas de hasta 10 °C inferiores. Esto mismo también ocurre entre las ciudades de la costa de Estados Unidos bañadas por el Océano Pacífico con las ciudades de Asia bañadas por el mismo y que tienen igual latitud, siendo también estas últimas más frías. Por ello, para buscar ciudades costeras con latitud, temperatura y radiación parecidas a las ciudades españolas, es necesario centrarse en las ciudades costeras bañadas por el océano Pacífico y, a ser posible, con una altitud semejante a las de las localidades españolas.

Teniendo en cuenta todos estos criterios, se han seleccionado un total de 18 localidades de Estados Unidos para realizar el análisis de similitud de parámetros meteorológicos. En la Tabla 7 se muestran la latitud, longitud y altitud de cada una de estas localidades. Los datos que se han utilizado han sido obtenidos del Laboratorio Nacional de Energías Renovables (NREL) de Estados Unidos. En concreto, se han utilizado los valores del Año Meteorológico Típico (TMY y TMY3). En la citada Tabla 7 se muestran también los valores medios anuales de temperatura y radiación global horaria.

Localidad	Latitud	Longitud	Altitud	Temperatura media (°C)	Radiación global horaria media (Wh/m ²)
Alturas	41.50	-120.54	1.341	9.1	202
Atlanta	43.67	-92.93	263	16.0	163
Austin	43.67	-92.93	375	7.2	147
Coosbay	43.41	-124.26	2	10.8	162
Harrison	36.25	-93.14	385	15.0	187
Montrose	38.25	-107.90	1.745	7.9	204
North Mytle Beach	33.68	78.93	8	17.5	191
Portland	43.65	-70.30	14	7.1	162
Rosebur	43.23	-123.35	160	12.6	165
Sacramento	38.50	-121.50	5	15.2	206
Salina	38.82	-97.67	385	13.6	182
San Diego	32.73	-117.17	4	17.3	214
Sanford	43.40	-70.72	74	7.1	153
San Jose	37.37	-121.93	16	14.6	207
San Francisco	37.62	-122.40	2	13.3	196
Springfield	44.05	-123.07	109	10.8	154
Truckee	39.33	-120.14	1.798	6.2	195
Virginia	36.82	-76.03	8	15.5	170

Tabla 7. Localidades de EEUU seleccionadas para el análisis de similitud de parámetros meteorológicos

Los valores horarios medios mensuales de radiación global horaria para cada una de las localidades anteriores se muestran en la Tabla 8. Valores medios horarios mensuales de radiación global horaria (Wh/m²)

Localidad	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
Alturas	81.6	140.0	178.1	235.9	291.0	333.1	324.9	302.4	209.3	150.2	101.3	75.4
Atlanta	94.0	117.6	156.6	177.1	206.0	237.5	216.3	218.5	157.0	178.5	88.6	100.4
Austin	39.9	114.4	111.6	210.2	205.1	250.4	245.4	197.3	170.0	90.5	78.6	54.8
Coosbay	65.4	90.6	140.9	194.8	231.7	258.0	274.1	232.2	183.2	127.0	74.3	61.4
Harrison	104.1	133.4	169.5	228.5	248.0	267.6	268.2	252.2	211.2	158.7	116.2	88.6
Montrose	102.6	134.5	204.7	251.0	295.5	323.4	287.7	249.2	223.9	164.7	121.6	88.0
North Mytle Beach	120.4	133.7	194.9	237.8	284.5	266.8	235.9	226.3	176.3	182.1	129.4	100.1
Portland	78.6	119.2	165.9	194.5	230.4	231.2	255.5	222.1	180.6	120.5	74.4	64.8
Rosebur	59.0	83.1	175.0	202.1	235.5	274.7	287.5	261.0	172.5	115.3	63.8	43.7
Sacramento	80.95	121.9	180.2	241.5	307.5	326.2	326.4	292.3	244.0	165.3	105.6	73.2
Salina	101.6	142.1	149.1	183.8	257.6	254.3	260.0	259.3	212.7	157.4	126.8	75.0
San Diego	125.3	160.2	202.4	252.8	268.8	290.3	300.0	281.9	240.1	179.6	148.3	119.8
Sanford	56.4	86.9	164.2	189.9	209.4	245.3	253.1	212.7	167.8	111.8	74.4	61.7

San Jose	93.9	123.1	143.8	252.7	304.6	337.6	321.7	288.9	236.4	169.6	112.6	90.4
San Francisco	89.0	131.7	183.4	236.3	267.4	297.8	297.1	266.7	227.5	156.7	105.4	88.6
Springfield	52.0	81.5	124.7	176.8	219.7	274.2	287.2	253.0	173.3	112.4	52.9	39.2
Truckee	58.9	92.3	189.2	220.7	242.8	293.5	328.6	311.8	242.7	158.2	115.1	75.4
Virginia	92.0	101.7	165.4	210.6	234.7	253.6	258.5	232.6	163.0	120.9	104.9	91.3

Tabla 8. Valores medios horarios mensuales de radiación global horaria (Wh/m²)

Para estas mismas localidades, en la Tabla 9 se muestran los valores de temperatura horaria media mensual.

Localidad	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
Alturas	0.05	1.60	4.50	7.59	11.17	17.31	22.39	19.57	15.76	7.66	1.95	-0.45
Atlanta	6.78	8.71	13.04	17.28	20.51	23.40	23.28	25.89	23.64	14.64	9.62	4.90
Austin	-5.40	-8.36	1.04	11.03	11.91	18.79	21.13	21.01	18.37	7.07	0.73	-11.38
Coosbay	6.98	8.09	9.15	9.76	11.61	12.99	14.65	14.88	13.80	11.15	9.58	6.80
Harrison	3.05	5.85	8.39	14.83	19.72	23.71	27.53	27.05	21.60	15.80	8.96	3.18
Montrose	-4.70	-1.22	0.47	5.89	12.79	17.10	21.92	20.46	14.67	7.64	1.94	-3.30
North Mytle Beach	6.36	9.06	15.70	16.11	22.54	25.11	26.23	24.42	23.42	16.60	14.69	7.77
Portland	-6.43	-4.14	0.29	6.35	11.80	16.03	20.62	19.32	13.89	8.03	2.61	-3.36
Rosebur	5.94	7.89	10.55	11.26	14.99	16.45	20.56	20.33	16.50	11.41	9.58	5.94
Sacramento	8.04	9.85	11.57	13.73	17.92	20.65	23.02	22.07	20.54	16.83	9.98	7.49
Salina	-1.40	-0.69	6.80	12.06	18.00	25.01	25.76	27.75	23.83	13.70	9.83	1.95
San Diego	13.57	14.57	14.97	16.76	16.76	19.00	20.08	21.70	21.20	18.14	16.49	13.79
Sanford	-2.23	-4.98	1.21	4.85	11.14	17.51	20.31	13.07	12.75	7.42	4.07	-0.34
San Jose	9.28	9.89	13.75	13.05	16.08	17.89	18.47	19.41	17.75	16.92	11.81	10.01
San Francisco	9.15	10.85	12.23	13.26	14.58	14.89	15.48	16.18	16.28	14.68	12.33	10.20
Springfield	5.05	4.49	7.26	9.48	12.99	15.41	18.65	19.28	15.89	11.14	5.70	3.98
Truckee	-1.56	-0.02	0.48	2.69	8.91	11.24	18.48	15.46	13.37	5.84	1.60	-1.97
Virginia	4.97	7.47	10.00	14.15	18.70	24.30	25.00	26.56	21.38	16.03	10.92	6.09

Tabla 9. Valores medios mensuales de temperatura (°C)

5.1. Resultados del análisis comparativo

Utilizando los contrastes y test propuestos en la sección previa a los datos de las ciudades españolas y estadounidenses seleccionadas, se presentan los resultados obtenidos. Se han realizado comparaciones entre el valor medio horario de radiación global, el valor medio diario, la temperatura máxima y la temperatura mínima. Para cada uno de estos parámetros se ha hecho el contraste de igualdad de medias, utilizando un nivel de

significación de 0.05. Se ha calculado el estadístico correspondiente y el límite de este estadístico para el citado nivel de significación.

Los resultados de este análisis para las ciudades de Málaga, Madrid y Santander se muestran en las Tabla 10, Tabla 11 y Tabla 12, respectivamente. En rojo se han marcado en cada una de estas tablas aquellas localidades de Estados Unidos para las que puede considerarse que los valores medios de radiación horaria y diaria son similares a la localidad correspondiente española; se han descartado las ciudades cuyas temperaturas medias anual es muy diferente a las ciudades españolas elegidas.

Localidad USA	Gh.m	Var (Gh)	RMSE	Estadístico Gh	Límite	Gd.m	Var (GD)	Estadístico Gd	Límite
Alturas	202	83037	146	16	9	4854	6076288	372	337
Atlanta	163	59360	172	55	8	3905	3774067	1322	299
Austin	147	53092	187	70	8	3535	4960291	1691	320
Coosbay	162	58183	153	56	8	3877	4704227	1349	315
Harrison	187	75435	160	30	9	4498	4678970	728	315
Montrose	204	85957	146	14	9	4900	5116308	326	322
North Mytle Beach	191	72856	147	27	8	4585	3529806	642	295
Portland	162	57611	185	56	8	3882	4427757	1345	311
Rosebur	165	64576	159	53	8	3959	6022462	1267	337
Sacramento	206	84684	125	12	9	4940	5880708	286	334
Salina	182	68951	153	36	8	4364	4313554	862	309
San Diego	214	89220	137	3	9	5144	3349509	82	292
Sanford	153	55479	194	65	8	3676	4812800	1551	317
San José	207	86640	126	11	9	4959	5566599	267	329
San Francisco	196	78486	126	22	9	4703	4764146	524	316
Springfield	154	58897	170	63	8	3705	6031510	1522	337
Trukee	195	79700	153	23	9	4672	6088644	554	338
Virginia	170	63505	173	48	8	4068	4557766	1158	313

Tabla 10. Valores de los resultados obtenidos de la comparación de Málaga con las ciudades de Estados Unidos seleccionadas

Localidad EEUU	Gh.m	Var (Gh)	RMS E	Estadístico Gh	Límite	Gd.m	Var (GD)	Estadístico Gd	Límite
Alturas	202	83037	139	3	9	4854	6076288	71	354
Atlanta	163	59360	171	43	8	3905	3774067	1021	318
Austin	147	53092	175	58	8	3535	4960291	1390	337
Coosbay	162	58183	143	44	8	3877	4704227	1048	333
Harrison	187	75435	163	18	8	4498	4678970	427	333
Montrose	204	85957	150	1	9	4900	5116308	25	340



North Mytle Beach	191	72856	158	14	8	4585	3529806	341	314
Portland	162	57611	174	43	8	3882	4427757	1044	329
Rosebur	165	64576	155	40	8	3959	6022462	966	354
Sacramento	206	84684	123	1	9	4940	5880708	15	352
Salina	182	68951	150	23	8	4364	4313554	561	327
San Diego	214	89220	141	9	9	5144	3349509	219	311
Sanford	153	55479	176	52	8	3676	4812800	1250	335
San José	207	86640	129	1	9	4959	5566599	34	347
San Francisco	196	78486	131	9	8	4703	4764146	223	334
Springfield	154	58897	160	51	8	3705	6031510	1221	354
Trukee	195	79700	144	11	8	4672	6088644	253	355
Virginia	170	63505	163	36	8	4068	4557766	857	331

Tabla 11. Valores de los resultados obtenidos de la comparación de Madrid con las ciudades de Estados Unidos seleccionadas

Localidad EEUU	Gh.m	Var (Gh)	RMSE	Estadístico Gh	Límite	Gd.m	Var (GD)	Estadístico Gd	Límite
Alturas	202	83037	186	52	8	4854	6076288	1239	348
Atlanta	163	59360	173	12	7	3905	3774067	290	311
Austin	147	53092	168	3	7	3535	4960291	80	331
Coosbay	162	58183	158	11	7	3877	4704227	262	327
Harrison	187	75435	182	37	8	4498	4678970	883	326
Montrose	204	85957	190	54	8	4900	5116308	1286	333
North Mytle Beach	191	72856	184	40	8	4585	3529806	970	307
Portland	162	57611	172	11	7	3882	4427757	267	322
Rosebur	165	64576	163	14	7	3959	6022462	344	347
Sacramento	206	84684	175	55	8	4940	5880708	1325	345
Salina	182	68951	173	31	7	4364	4313554	749	320
San Diego	214	89220	200	64	8	5144	3349509	1530	304
Sanford	153	55479	178	3	7	3676	4812800	61	329
San José	207	86640	181	56	8	4959	5566599	1345	340
San Francisco	196	78486	169	45	8	4703	4764146	1088	328
Springfield	154	58897	158	4	7	3705	6031510	90	348
Trukee	195	79700	180	44	8	4672	6088644	1057	348
Virginia	170	63505	176	19	7	4068	4557766	454	324

Tabla 12. Valores de los resultados obtenidos de la comparación de Santander con las ciudades de Estados Unidos seleccionadas

En el caso de Málaga, la única localidad para la que los dos contrastes de hipótesis han resultado positivos es San Diego. Para esta localidad se ha hecho un análisis de contraste

de similitud de temperaturas máximas y mínimas. En las Figura 9 y Figura 10 se muestran las gráficas con los valores medios mensuales de temperaturas máximas y mínimas, respectivamente, para San Diego y Madrid. En las Tabla 13 y Tabla 14 se presentan los resultados obtenidos en el análisis de similitud de medias de estos dos parámetros.

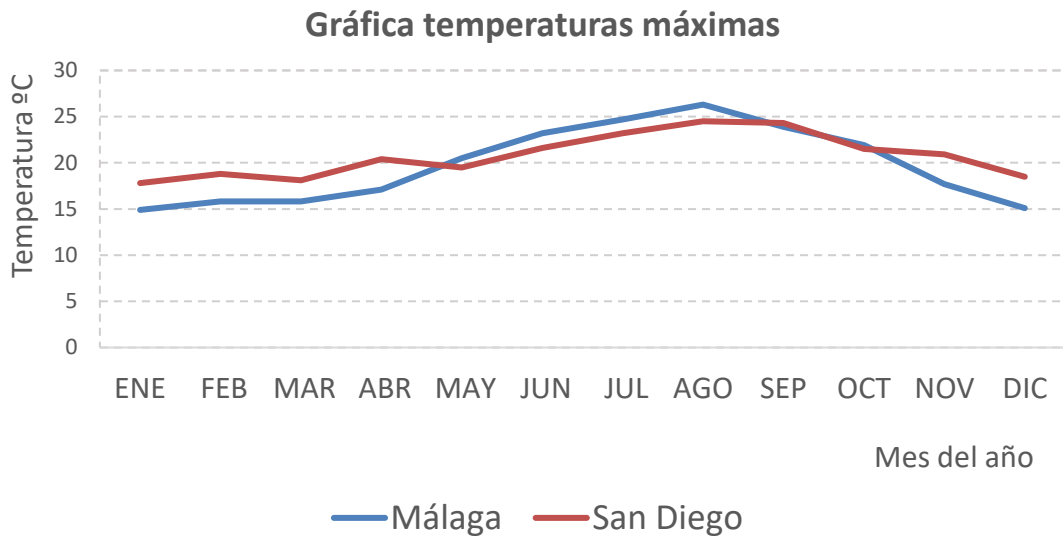


Figura 9. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas máximas en las localidades de Málaga y San Diego

CUADRO RESUMEN COMPARATIVO MÁLAGA TEMPERATURAS MÁXIMAS				
Ciudad	Media Temp. Máximas	Varianza Temp. Máximas	Test de Comparación Medias	
Málaga	19.74	17.21	Estadístico Temp. Máximas	Límite ($\alpha = 0.5$) Tem. Máximas
San Diego	20.76	5.48	1.02	2.81

Tabla 13. Cuadro resumen comparativo de Málaga y San Diego, temperaturas máximas

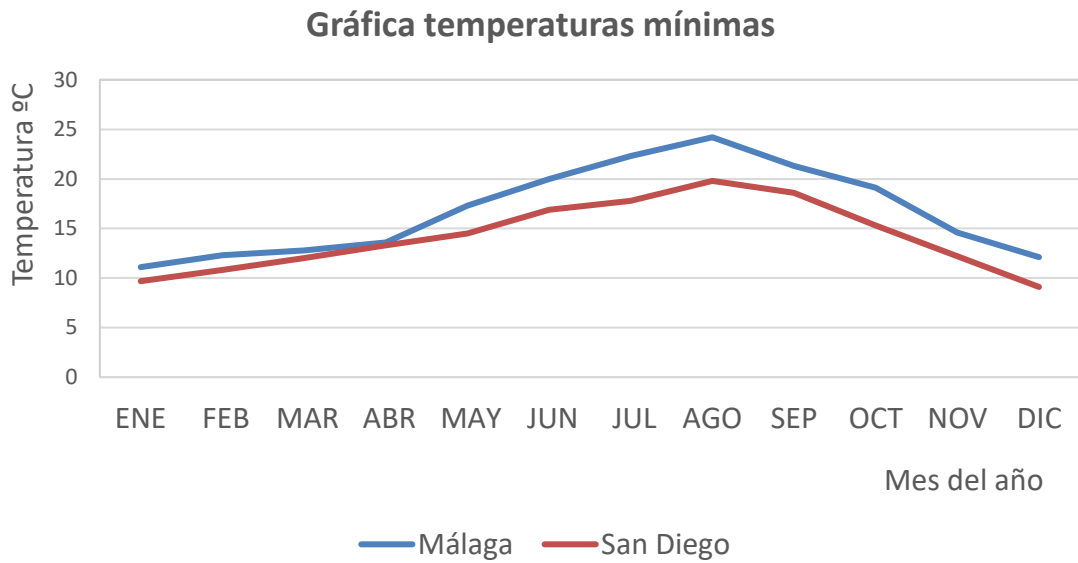


Figura 10. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas mínimas y las localidades de Málaga y San Diego

CUADRO RESUMEN COMPARATIVO MALAGA TEMPERATURAS MÍNIMAS

Ciudad	Media Temp. Mínimas	Varianza Temp. Mínimas	Test de Comparación Medias	
Málaga	16.73	20.63	Estadístico Temp. Mínimas	Límite ($\alpha = 0.5$) Tem. Mínimas
San Diego	14.17	12.70	2.56	3.41

Tabla 14. Cuadro resumen comparativo Málaga y San Diego, temperaturas mínimas

Como puede comprobarse, en todos los casos los valores del estadístico son inferiores al límite correspondiente a un nivel de significación de 0.05, por lo que, para la localidad de Málaga, se utilizarán los consumos horarios registrados en la ciudad **San Diego**.

En el caso de Madrid, hay tres localidades que presentan valores medios mensuales de radiación global horaria y diaria similares. Estas tres localidades son: Sacramento, San José y San Francisco. También para esta localidad se ha hecho un análisis de contraste de similitud de temperaturas máximas y mínimas. En las Figura 11 y Figura 12 se muestran la gráfica con los valores medios mensuales de temperaturas máximas y mínimas, respectivamente, de Madrid, Sacramento, San José y San Francisco. En las Tabla 15 y

Tabla 16 se presentan los resultados obtenidos en el análisis de similitud de medias de estos dos parámetros.

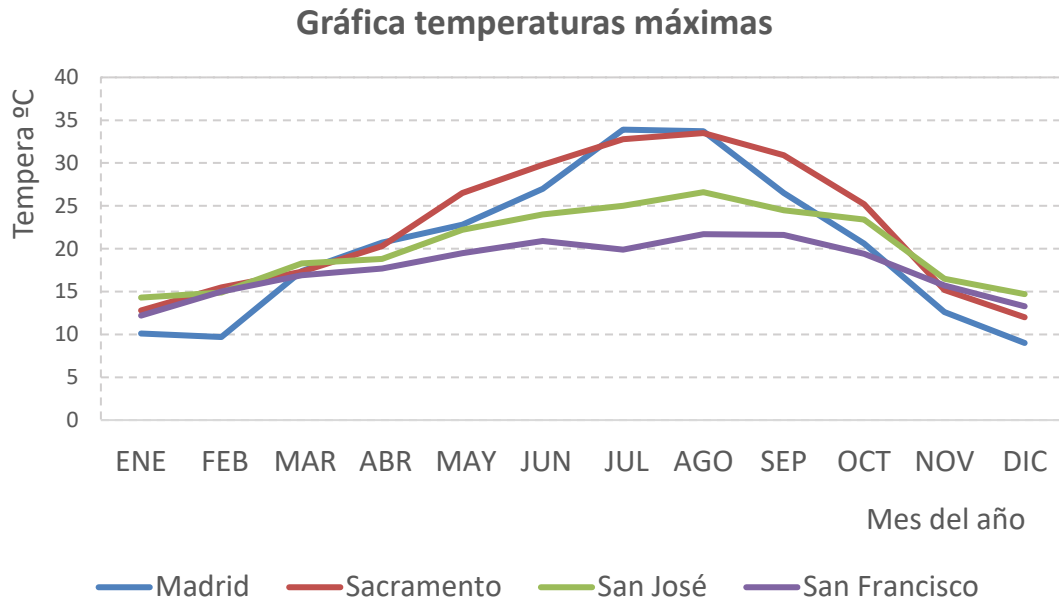


Figura 11. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas máximas y las localidades de Madrid, Sacramento, San José y San Francisco

CUADRO RESUMEN COMPARATIVO MADRID TEMPERATURAS MÁXIMAS

Ciudad	Media Temp. Máximas	Varianza Temp. Máximas	Test de Comparación Medias	
Madrid	20.33	78.74	Estadístico Temp. Máximas	Límite ($\alpha = 0.5$) Tem. Máximas
Sacramento	22.65	64.77	2.32	7.08
San José	20.27	20.32	0.07	5.88
San Francisco	17.82	10.35	2.52	5.58

Tabla 15. Cuadro resumen comparativo Madrid, Sacramento, San José y San Francisco, temperaturas máximas.

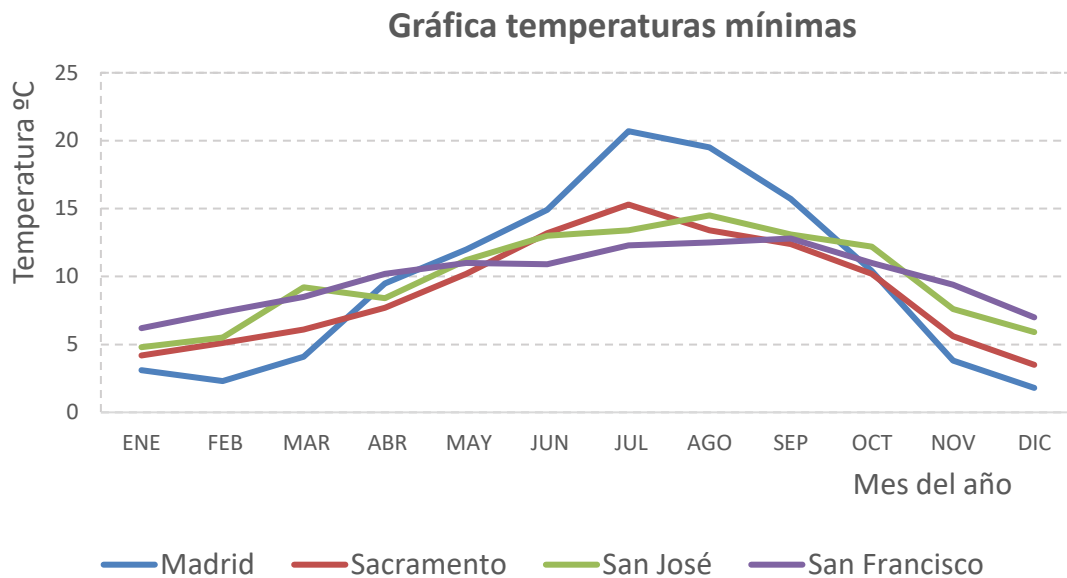


Figura 12. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas mínimas y las localidades de Madrid, Sacramento, San José y San Francisco

CUADRO RESUMEN COMPARATIVO MADRID TEMPERATURAS MÍNIMAS

Ciudad	Media Temp. Mínimas	Varianza Temp. Mínimas	Test de Comparación Medias	
			Estadístico Temp. Mínimas	Límite ($\alpha = 0.5$) Tem. Mínimas
Madrid	9.82	46.60		
Sacramento	8.91	16.47	0.91	4.69
San José	9.90	11.79	0.08	4.52
San Francisco	9.93	5.00	0.12	4.25

Tabla 16. Cuadro resumen comparativo Madrid, Sacramento, San José y San Francisco, temperaturas mínimas

Como puede observarse, puede considerarse que todas ellas son similares para estos dos parámetros. De entre las tres, la que presenta valores menores para el estadístico de contraste es **San José**, por lo que se usarán los datos de consumo de esta localidad.

En el caso de Santander, no hay ninguna localidad para la que se cumpla la hipótesis nula de similitud de medias para los dos valores de radiación media mensual utilizados (diario y horario). Hay una localidad, Atlanta, para la que sí se cumple el criterio de similitud de medias en el caso de la radiación global diaria media mensual y, para la horaria, se cumple

para un nivel de significación de 0.01. También en el caso de la localidad de Virginia se pueden considerar similares, para un nivel de significación de 0.01. Usando los datos de temperatura máximas y mínimas mensuales de estas dos localidades, se ha hecho un análisis de contraste de similitud con las de Santander. En las Figura 13 y Figura 14 se muestran las gráficas con los valores medios mensuales de temperaturas máximas y mínimas, respectivamente, de Santander, Atlanta y Virginia. En las Tabla 17 y Tabla 18 se presentan los resultados obtenidos en el análisis de similitud de medias de estos dos parámetros.

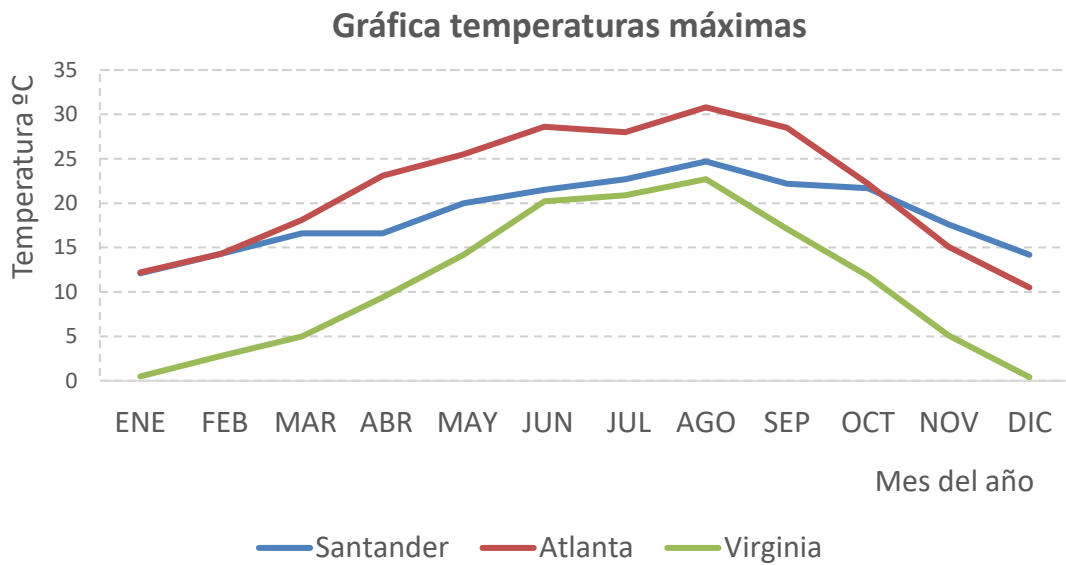


Figura 13. Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas máximas y las localidades de Santander, Atlanta y Virginia

CUADRO RESUMEN COMPARATIVO SANTANDER TEMPERATURAS MÁXIMAS				
Ciudad	Media Temp. Máximas	Varianza Temp. Máximas	Test de Comparación Medias	
Santander	18.68	16.00	Estadístico Temp. Máximas	Límite ($\alpha = 0.5$) Tem. Máximas
Atlanta	21.41	50.81	2.73	4.83
Virginia	10.84	66.41	7.84	5.36

Tabla 17. Cuadro resumen comparativo Santander, Atlanta y Virginia, temperaturas máximas

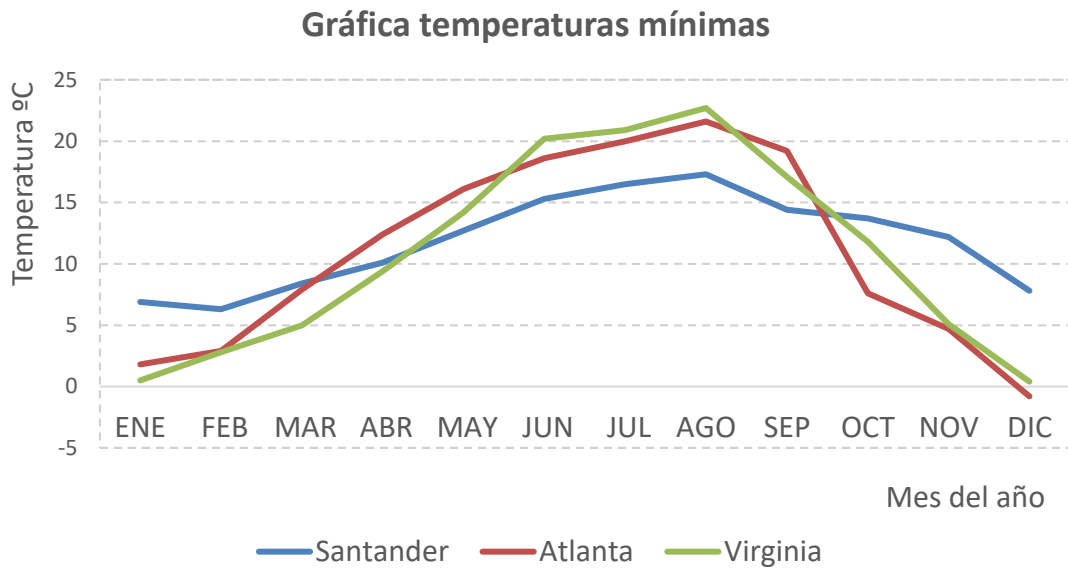


Figura 14 Resultados obtenidos para el parámetro temperaturas mínimas y las localidades de Santander, Atlanta y Virginia

CUADRO RESUMEN COMPARATIVO SANTANDER TEMPERATURAS MÍNIMAS

Ciudad	Media Temp. Mínimas	Varianza Temp. Mínimas	Test de Comparación de Medias	
			Estadístico Temp. Mínimas	Límite ($\alpha = 0.5$) Tem. Mínimas
Santander	11.80	14.60	0.80	5.22
Atlanta	11.00	63.33	6.88	5.32
Virginia	18.68	66.41		

Tabla 18. Cuadro resumen comparativo Santander, Atlanta y Virginia, temperaturas mínimas

En el caso de Santander la ciudad que se ha encontrado más similar ha sido **Atlanta**.

En resumen, las ciudades elegidas para cada una de las ciudades españolas son:

- | | |
|-----------|-----------|
| Málaga | San Diego |
| Madrid | San José |
| Santander | Atlanta |

Teniendo en cuenta estas ciudades estadounidenses, se han buscado los perfiles de consumo de viviendas que más se aproximen a los consumos de ciudades españolas,

como se describirá en el capítulo siguiente. Los perfiles de consumo existente para cada una de las ciudades son los siguientes:

Consumo Bajo

Consumo Base

Consumo Alto

6. Conclusiones

En este capítulo se han seleccionado las localidades españolas que se van a utilizar en este trabajo. Para estas localidades se dispone de valores horarios registrados de radiación global horaria y de temperatura ambiente, ambos parámetros necesarios para poder simular el funcionamiento de instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo.

Como para estas localidades no se dispone de datos de consumo horarios, se han buscado fuentes de datos de consumo disponibles para otras localidades. De entre las que se han encontrado, la base de datos de consumo de NREL es la más completa y la que presenta datos para un mayor número de localidades. Con el objetivo de seleccionar las localidades de esta base de datos más parecidas a las tres localidades españolas seleccionadas, se ha propuesto una metodología que permite hacer esta selección utilizando criterios de similitud estadísticos.

Los parámetros meteorológicos que se han utilizado para este análisis de similitud son los valores medios mensuales de radiación global horaria, diaria, temperatura máxima y temperatura mínima.

De todas las localidades disponibles en esta base de datos, se han seleccionado en una primera fase un total de 18, teniendo en cuenta la latitud, longitud y altura de las mismas y las de las localidades españolas.

En una segunda fase, y utilizando los parámetros meteorológicos descritos y la metodología propuesta, se ha seleccionado, para cada localidad española, la localidad de Estados Unidos cuyos valores medios mensuales de estos parámetros son similares a los de las ciudades españolas. Una vez identificadas estas localidades, los datos de consumo registrados en las mismas son los que se utilizarán en la simulación del comportamiento de instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo.



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Capítulo 4. Caracterización de los consumos

1. Introducción

La disponibilidad de datos de consumos eléctricos para poder hacer un correcto diseño, análisis y evaluación de los sistemas fotovoltaicos, en general, y de los de autoconsumo, en particular, es fundamental. Existen algunas fuentes de datos de este tipo, aunque no siempre con la resolución temporal adecuada de manera que pueda hacerse un análisis detallado del funcionamiento de este tipo de sistemas. En España no se disponen de datos de perfiles horarios de consumo disgregados para aplicaciones domésticas.

Uno de los conceptos más aceptados para la caracterización de los consumos es lo que se conoce como *perfil de carga*. Uno de los portales que ofrecen este tipo de datos es el UKERC Energy Data Center (UKERC2017). De acuerdo con este Centro, un perfil de carga se puede definir como el patrón de uso de electricidad de un segmento de usuarios del mercado de suministro eléctrico. Un perfil de carga hace referencia tanto al periodo temporal (o periodo de liquidación) como a tipo de día o forma de uso diario (días



laborables, festivos o fines de semana) y el patrón a lo largo del año (según las estaciones climáticas). Los perfiles de consumo pueden hacer referencia a datos de demanda y consumo obtenidos directamente o bien a datos derivados a partir de regresiones y coeficientes de perfil.

Entre las fuentes de datos que se pueden encontrar en internet, además de los datos que ofrece el UKERC, destacan por su gran variabilidad y detalle de información los ofrecidos en el portal OpenEnergyInfo de NREL. OpenEI es una plataforma web que permite acceder a datos relacionados con energías renovables y eficiencia energética. La plataforma permite a los usuarios ver, editar, agregar y descargar datos de forma gratuita.

De entre estas dos fuentes, que son las que más tipos de datos ofrecen de entre las consultadas, además de ser las únicas que ofrecen estos datos en una resolución temporal horaria o inferior, OpenEI ofrece todos los datos de consumos desagregados por tipo de consumo.

UKERC propone 8 tipos de perfiles de consumo, según la clasificación siguiente:

- Clase 1: Perfil residencial sin restricciones
- Clase 2: Perfil residencial con restricciones
- Clase 3: Perfil no residencial sin restricciones
- Clase 4: Perfil no residencial con restricciones
- Clase 5: Perfil no residencial con máxima demanda y factor de carga pico inferior al 20 %
- Clase 6: Perfil no residencial con máxima demanda y factor de carga pico que varía entre el 20-30 %
- Clase 7: Perfil no residencial con máxima demanda y factor de carga pico que varía entre el 30-40 %
- Clase 8: Perfil no residencial con máxima demanda y factor de carga pico superior al 40 %

El concepto de “máxima demanda” que describe a los perfiles incluidos en las clases 5 a 8 se refiere a consumidores para los que se ha registrado algún dato con una demanda máxima para algún periodo de tiempo.

El factor de carga pico, expresado en porcentaje, es la relación entre el número de kWh suministrados durante un periodo determinado y el número de kWh que podrían haberse

suministrado si hubiera habido una máxima demanda en ese periodo. Es decir, el factor de carga pico (FCP) anual se define de acuerdo con la expresión:

$$FCP = \frac{\text{Consumo anual (kWh)}}{\text{Máxima demanda (kW)} \cdot \text{número de hora al año}} \cdot 100 \quad (24)$$

siendo el *número de horas al año* = 8760 (8784 en años bisiestos).

UKERC define también 3 tipos de días: laborables (de lunes a viernes), sábado y domingo. Esto se ha hecho porque los consumos pueden ser distintos en función de cada uno de estos tipos de días. Considera, además, 5 periodos estacionales distintos:

- Invierno: define como el periodo desde el sábado previo al último domingo de octubre al sábado previo al último domingo de marzo (horario de invierno).
- Primavera: desde el último domingo de marzo al último viernes antes del inicio del verano (incluido ese viernes).
- Verano: periodo de diez semanas que empieza a partir del decimosexto sábado antes del festivo bancario de agosto.
- Verano alto: periodo de seis semanas y dos días a partir del sexto sábado anterior al festivo de agosto, hasta el domingo que sigue a ese festivo de agosto incluido.
- Otoño: periodo que comienza cuando finaliza el verano y termina el sábado previo al último domingo de octubre.

En las figuras 14 a 21 se muestran los perfiles de consumo de cada una de las clases para los distintos periodos estacionales definidos y tipos de días. Las leyendas en cada gráfica significan:

O: otoño. V: verano. V h: verano alto. P: primavera. I: invierno
L: días laborables (de lunes a viernes). S: sábado. D: domingo

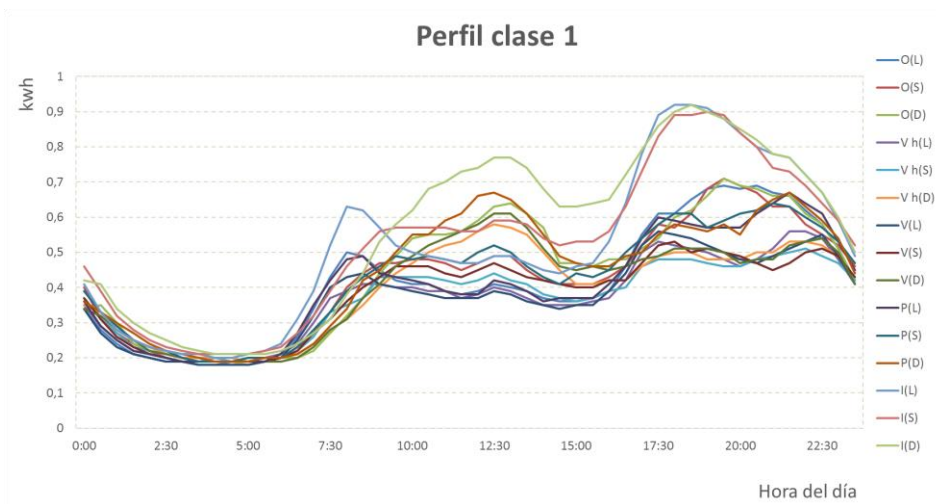


Figura 15. Perfiles clase 1 (UKERC)

Los perfiles de consumo de la clase 1 corresponden a consumos que se realizan tanto en las horas que hay sol como en horario nocturno. Se pueden considerar, por tanto, consumos típicos de una vivienda residencial.

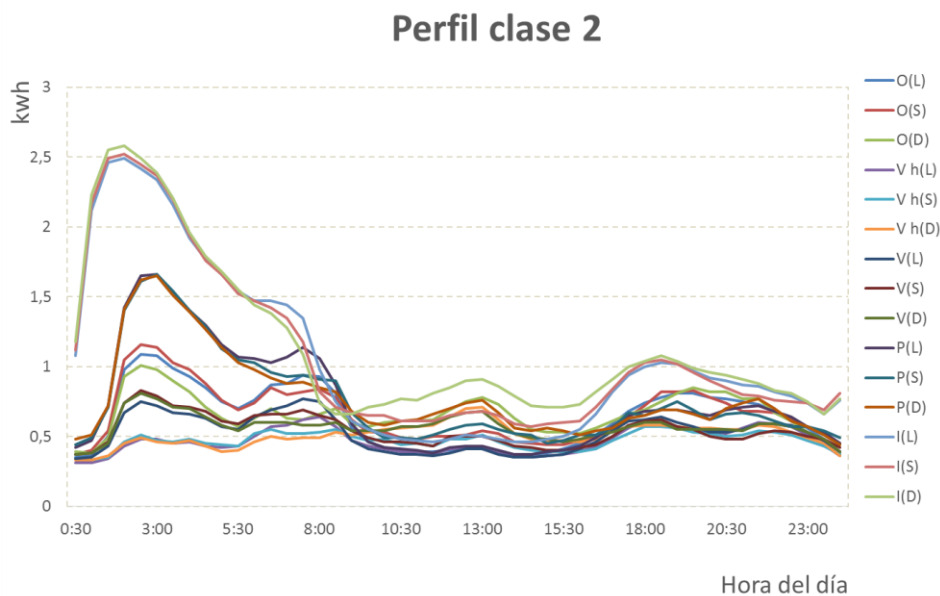


Figura 16. Perfiles clase 2(UKERC)

Los perfiles de la clase 2 tienen picos de consumo nocturnos y una distribución similar durante el resto del día, con algún pico de consumo en las horas de la tarde.

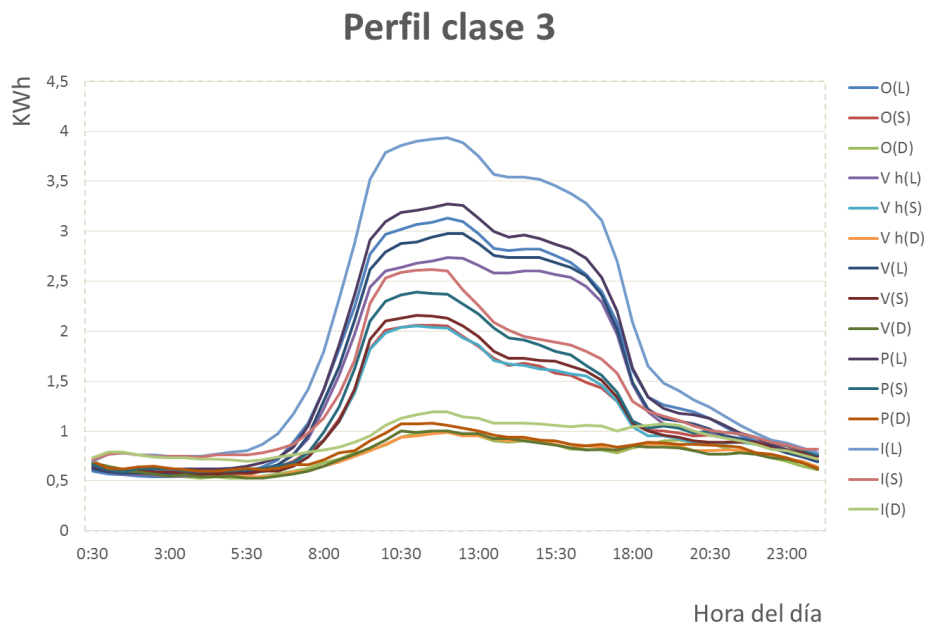


Figura 17. Perfiles de consumo clase 3 (UKERC)

Los perfiles de consumo de la clase 3 son principalmente consumos diurnos, aunque también hay un fondo de consumo durante todo el día de unos 700 W de pico, por lo que se puede suponer que pueden corresponder a algún establecimiento de tipo comercial.

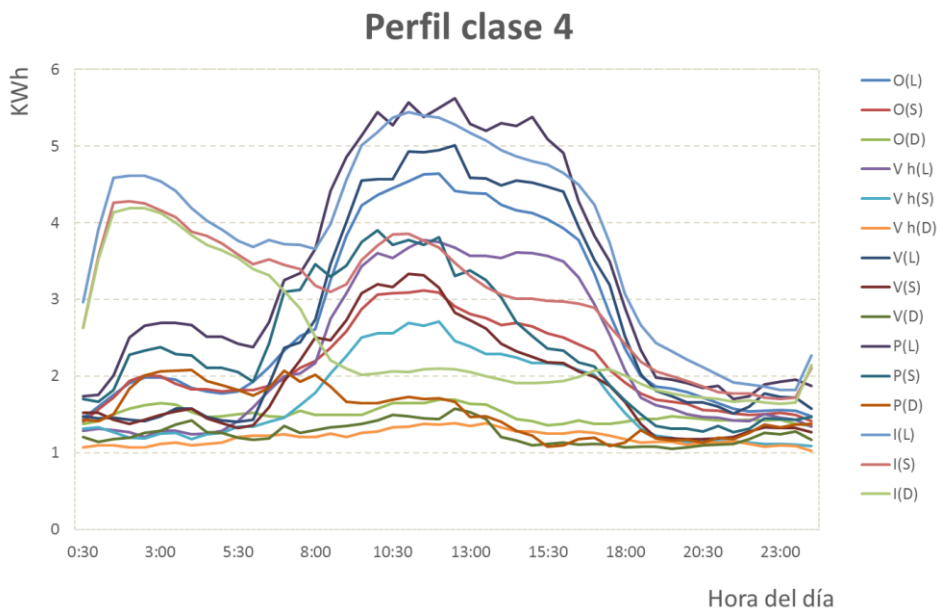


Figura 18. Perfiles de consumo clase 4 (UKERC)

Los perfiles de consumo de la clase 4 corresponden a consumos diarios, con algunos picos de consumo a partir de la media noche, habiendo también siempre un fondo de consumo que varía entre 1 y 2 kW pico.

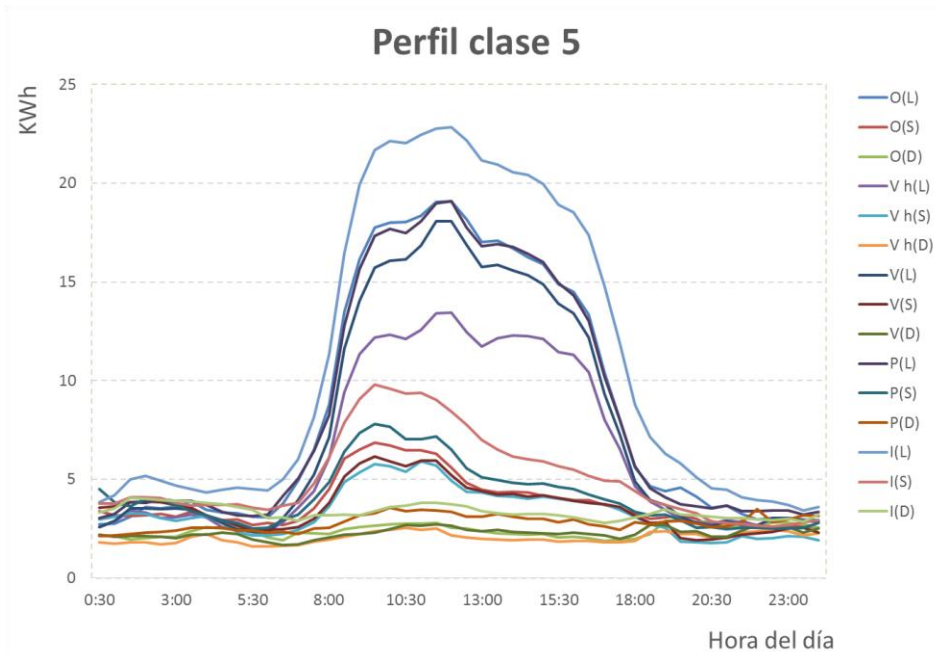


Figura 19. Perfiles de consumo clase 5 (UKERC)

Los perfiles de consumo de la clase 5 corresponden a consumos diurnos, pero con un fondo constante de entre 2 y 5 kW de pico, por lo que puede suponerse que corresponde a algún tipo de centro comercial que tiene aparatos conectados todo el día (podrían corresponder a congeladores u otro tipo de consumo industrial). Se trata de grandes consumidores. Los consumos de verano e invierno también se diferencian notablemente.

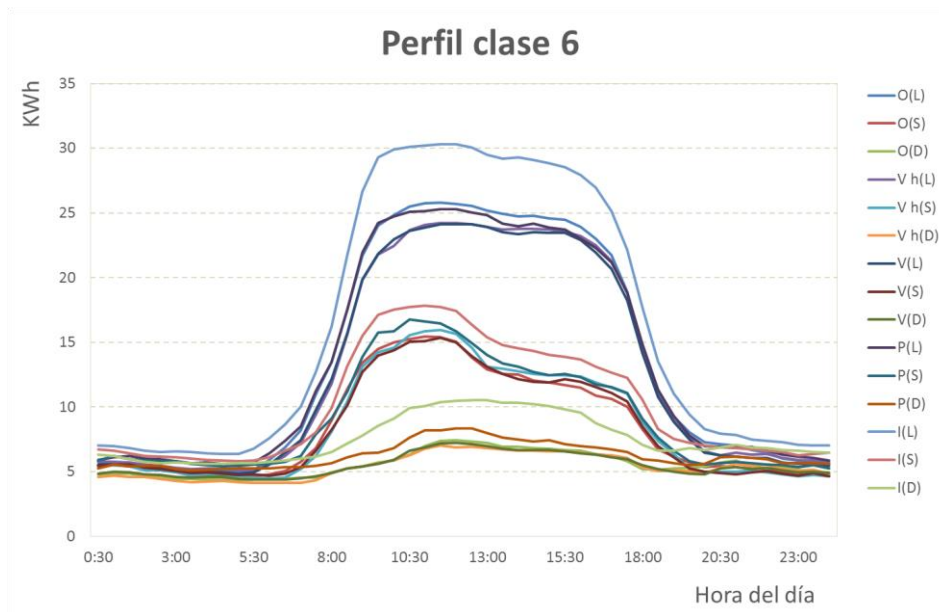


Figura 20. Perfiles de consumo clase 6 (UKERC)

Al igual que los perfiles de consumo de la clase 5, los perfiles de consumo de la clase 6 tienen siempre un fondo de consumo superior a 5 kW de pico y consumos mucho más altos en las horas diurnas, por lo que también se pueden asociar a consumos de una gran superficie con necesidades nocturnas.

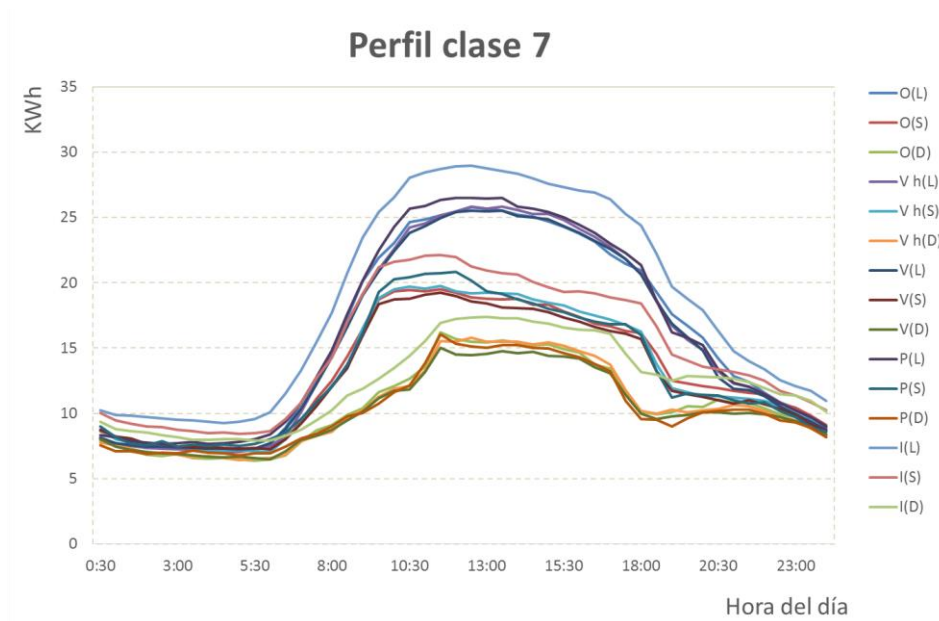


Figura 21. Perfiles de consumo clase 7 (UKERC).

Los perfiles de consumo de la clase 7 son similares a los de la clase 6, excepto porque los domingos también hay consumo. Podría corresponder al mismo tipo de consumidor, pero con actividad los domingos.

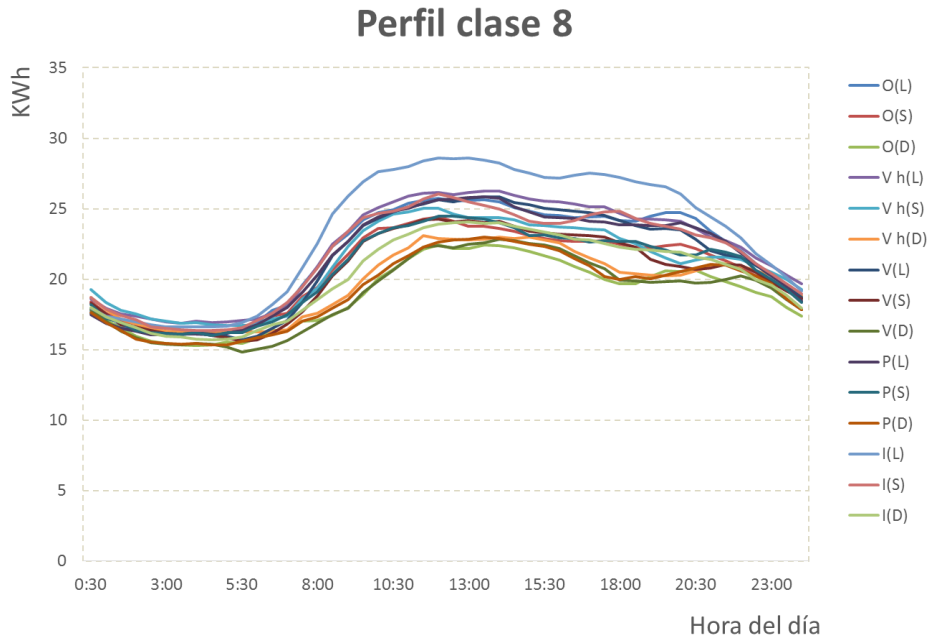


Figura 22. Perfiles de consumo clase 8 (UKERC)

Los perfiles de consumo de la clase 8 corresponden a grandes consumidores que mantienen un alto consumo energético tanto de día como de noche, aunque durante el día se hacen un poco más altos.

En la Tabla 19 se muestran los valores diarios de cada clase de perfil para cada tipo de día y estación.

Estación (tipo día)	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4	Clase 5	Clase 6	Clase 7	Clase 8
O(L)	19.8	30.7	76.6	131.4	414.4	656.9	766.3	1040.8
O(S)	20.3	31.9	54.4	102.1	184.0	405.4	628.8	990.1
O(D)	21.4	31.8	36.4	71.7	114.7	265.3	508.6	910.9
V h(L)	17.7	22.4	69.9	108.8	309.4	624.8	757.4	1061.5
V h(S)	17.7	22.6	53.9	80.8	160.8	407.3	626.0	1011.2
V h(D)	19.0	24.4	36.3	57.6	97.5	258.0	505.6	948.4
V(L)	17.7	25.1	73.5	133.2	373.5	618.0	753.2	1024.8
V(S)	18.3	26.0	55.6	92.3	172.9	400.7	611.3	979.1
V(D)	19.4	27.3	36.2	59.8	108.9	262.3	492.3	912.6
P(L)	19.5	35.4	79.9	162.6	413.5	657.1	782.5	1029.7
P(S)	20.4	36.2	60.0	113.7	199.7	438.0	630.8	989.6
P(D)	21.4	37.5	38.6	73.7	134.1	298.7	498.6	925.9
I(L)	24.6	50.7	96.2	184.9	526.8	782.1	895.9	1120.0
I(S)	25.1	52.2	65.8	146.4	242.6	487.2	712.7	1038.9
I(D)	26.9	55.2	44.1	118.5	160.1	360.7	591.0	972.2

Tabla 19. Valores medios de consumo diario (kWh) para cada tipo de perfil diario (L: laborables. S: sábado. D: domingo) y para cada estación definida (O: otoño. V h: verano muy caluroso. P: primavera. I: invierno)

De todos estos perfiles de consumo, sólo el de tipo 1 podría asimilarse a los consumos que hay en España, según los datos del citado informe del IDAE. El problema que presenta esta base de datos es que lo que se definen son patrones de consumo, por lo que no se corresponden realmente a valores reales de consumo registrados en viviendas. Esto hace que se pierda la variabilidad que sí hay en los datos reales. Como puede observarse, sólo hay un total de 15 tipos de consumos diarios distintos.

La otra fuente de datos para consumos energéticos que se ha analizado es la plataforma OpenEnergyInfo de NREL. En este caso, los perfiles de consumo residenciales se elaboraron a partir de la propuesta hecha en el estudio “Building America House Simulation Protocols” (Hendron y Engebrecht. 2010). Este estudio pretendía desarrollar y aplicar los avances tecnológicos que ya existen en materia de energía y obtener perfiles de consumo que puedan ser una referencia común y que sean utilizados en estudios e investigaciones posteriores relacionados con consumos energéticos en viviendas. Los datos se han obtenido de la plataforma OpenEnergyInfo (OpenEI) de NREL.

En la base de datos del NREL, para cada una de las ciudades disponibles se pueden encontrar datos para tres niveles de consumo, que se denominan alto, base y bajo. Los datos son valores horarios de consumos energéticos desglosados por tipo de consumo. Los tipos de consumo considerados son:

- Calefacción eléctrica

- Calefacción a gas
- Refrigeración eléctrica
- Iluminación (interior y exterior)
- Electrodomésticos
- Calentamiento de agua (ACS)

Por ejemplo, a modo de resumen, para la ciudad de San Diego, los valores medios horarios para un año para los tres tipos de consumo se muestran en la Figura 23.

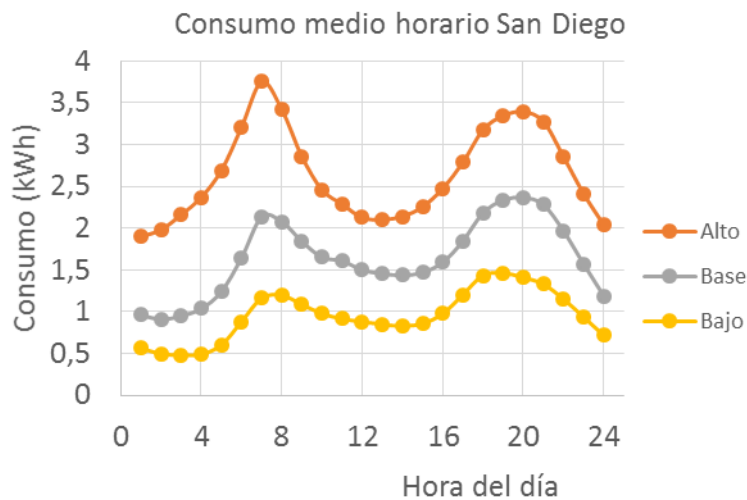


Figura 23. Valores medios horarios de los consumos para los tres tipos, en la ciudad de San Diego

En este caso, los valores de consumo horarios se calculan como agregación de distintos tipos de consumos reales. Por ello, es posible, por una parte, plantear sobre los mismos equivalencias respecto a los tipos de consumo registrados en España en lo que al consumo total medio se refiere. Y por otra, se podrán plantear y evaluar el impacto de medidas de ahorro energético sobre cada tipo de consumo horario y su influencia final en el funcionamiento de las instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo. Es por este motivo por lo que se ha optado por utilizar en la parte de evaluación de los parámetros de funcionamiento de un sistema fotovoltaico de autoconsumo los datos ofrecidos por esta plataforma. En la sección siguiente se hace un detallado análisis de los perfiles de

consumo de esta base de datos para distintas localidades. Por otra parte, algunos de los perfiles propuestos por el centro de UKERC se utilizarán para el ajuste de modelos de predicción de la autosuficiencia, modificando el total de energía consumida para adaptarla a consumos similares a los propuestos para las tres localidades analizadas, tal y como se describirá en el capítulo siguiente.

2. Los perfiles de consumo en las diferentes ciudades

Como ya se ha comentado en la sección anterior, la base de datos de consumos recogidos por el Laboratorio Nacional de Energías Renovables (NREL) de Estados Unidos para ciudades estadounidenses que tienen condiciones climáticas similares a las ciudades españolas objeto de este estudio es la que se ha seleccionado para obtener los datos de consumo.

Estos perfiles de consumo residenciales se elaboraron a partir de la propuesta hecha en el estudio “Building America House Simulation Protocols” (Hendron and Engebrecht, 2010). En este estudio se pretendía desarrollar y aplicar los avances tecnológicos que ya existen en materia de energía y obtener perfiles de consumo que puedan ser una referencia común y que sean utilizados en estudios e investigaciones posteriores relacionados con consumos energéticos en viviendas. Los datos se han obtenido de la plataforma OpenEnergyInfo (OpenEI) de NREL.

En concreto, se han utilizado los valores horarios de consumo correspondientes a un Año Meteorológico Típico de las ciudades seleccionadas.

Como se ha descrito en el capítulo anterior, las ciudades de Estados Unidos con valores climáticos similares, desde el punto de vista estadístico, a las ciudades españolas objeto de este trabajo son las siguientes:

- Málaga -> San Diego
- Madrid -> San José
- Santander -> Atlanta

En la base de datos del NREL, para cada una de estas ciudades hay disponibles tres niveles de consumo, que se denominan alto, base y bajo.

Para la selección de entre estos tres tipos de consumos, de manera que los datos que se seleccionen correspondan a valores globales similares a los registrados en España, se

propone utilizar el estudio publicado por el IDAE en 2011 (proyecto SECH-SPAHOUSEC; IDAE, 2011). Hasta donde se ha podido investigar, este es el único estudio de consumos de las ciudades españolas. La primera comparación se ha realizado utilizando los valores medios diarios de consumo, obtenidos a partir de periodos anuales de datos registrados. En la Tabla 20 puede verse una comparativa entre los valores medios diarios anuales de consumo para las tres ciudades norteamericanas, obtenidos de los datos de la base de datos de NREL, y los proporcionados por el IDAE para las localidades españolas, en kWh. En el caso del estudio publicado por el IDAE se utilizan dos tipos de viviendas: unifamiliares y pisos.

	San Diego	Málaga	San José	Madrid	Atlanta	Santander	
ALTO	63.5		90.6		104.9		
		27.6		36.2		33.3	Unifamiliares
BASE	39.2		59.0		63.1		
		17.8		23.4		20.3	Pisos
BAJO	22.9		27.0		27.0		

Tabla 20. Valores medios diarios anuales en kWh del consumo en las diferentes ciudades por tipo de vivienda

De acuerdo con los consumos totales de esta tabla, los consumos en las viviendas de EEUU son mucho mayores que los correspondientes en viviendas en España. Los valores de viviendas con consumo bajo en las ciudades de EEUU son parecidos a las viviendas unifamiliares en España, mientras que los consumos medios de los pisos en España son mucho más bajos.

Además, no todas las viviendas tienen el mismo patrón de consumo. Aparte de las características constructivas de cada vivienda y la zona climática en la que se ubica, el consumo energético de una vivienda viene determinado por el número de ocupantes, la edad y las condiciones socioeconómicas de los mismos.

En la Figura 24 puede verse el perfil horario medio para los consumos alto, medio y bajo de la ciudad de San Diego. Como puede observarse, corresponde a una curva de doble pico con dos máximos, centrados en las 7 de la mañana y en las 8 de la tarde. La forma de la curva es la misma en los tres consumos, con la única diferencia de la intensidad de los mismos.

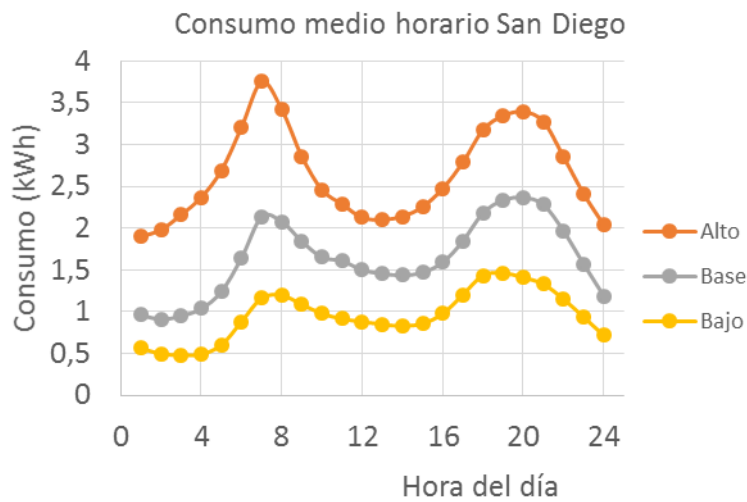


Figura 24. Valores medios horarios de los consumos en San Diego

Un estudio publicado por (Opower, 2014), diferenciaba varios perfiles de consumo en el sector doméstico. Así, las curvas de perfil horario que presentan un doble pico con consumos importantes en la mañana y en la noche corresponden a familias en las que sus miembros trabajan fuera de casa. Sin embargo, una curva con un solo pico corresponde a familias que durante el día trabajan en casa o realizan tareas en la misma.

En las Figura 25 y Figura 26 se presentan los perfiles horarios de consumo de las ciudades de San José y Atlanta. Se puede observar que el comportamiento horario del consumo es el mismo que en San Diego. Se puede concluir, por tanto, que el patrón de consumo horario, para las tres ciudades, se corresponde con hogares en los que los miembros de los mismos trabajan fuera de casa.

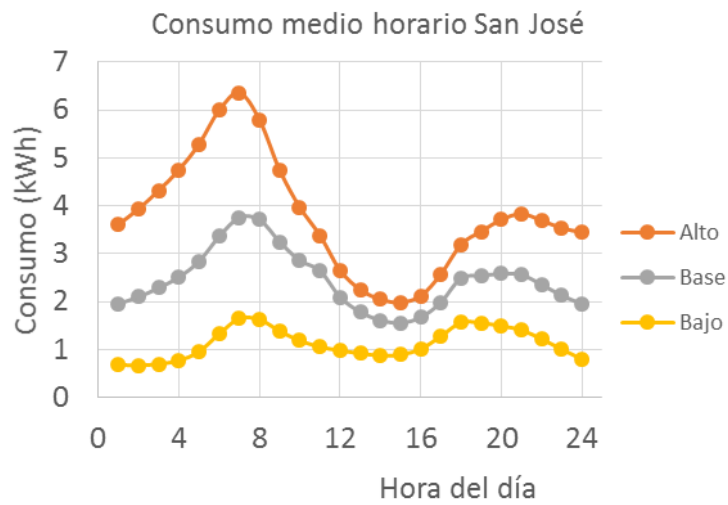


Figura 25. Valores medios horarios de los consumos en San José

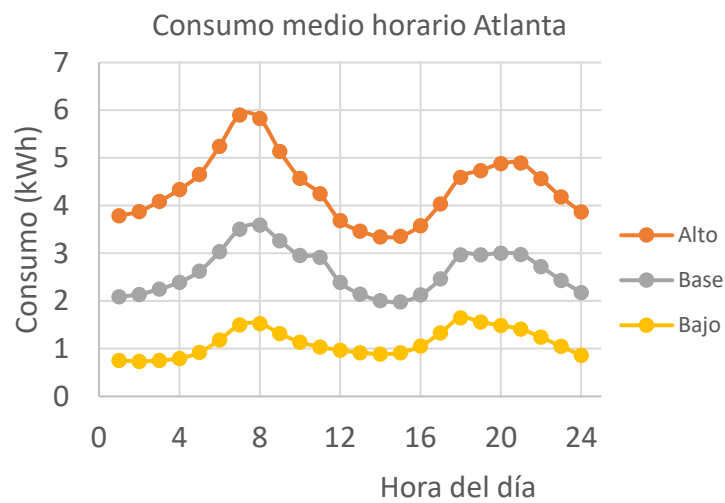


Figura 26. Valores medios horarios de los consumos en Atlanta

Teniendo en cuenta estos resultados, se ha seleccionado un perfil de consumo base para las viviendas unifamiliares en España y un perfil de consumo bajo para los pisos. Una vez seleccionados los perfiles de consumo, es necesario entonces estudiar los consumos desagregados por aplicaciones y cuantificar su influencia en el consumo final de las viviendas.

Para este fin, se han agrupado los valores horarios de los consumos disponibles en las bases de datos del NREL en los siguientes tipos de consumos: iluminación, electrodomésticos, agua caliente sanitaria, calefacción y aire acondicionado.

Los valores originales de las series de datos horarios han sido modificados, multiplicando cada valor por un factor constante, de manera que los consumos finales totales sean similares a los registrados para las localidades españolas en el informe del IDAE. Este factor se ha calculado de manera que, sin perder la variabilidad horaria de la serie, su contribución al consumo total de la vivienda se adecue al consumo estimado por el IDAE para las viviendas en España en las diferentes zonas climáticas, y de forma tal que los valores medios diarios de los consumos de las viviendas sean los que se indican en la Tabla 20.

Una vez adaptados los consumos, en la Tabla 21 se presentan los valores diarios de cada uno de los consumos, en kWh, y las contribuciones de los diferentes servicios al consumo de las viviendas que se han considerado en este estudio (en %).

Localidades	Luz	Electrod.	ACS	Calefacción	Refrigeración	TOTAL (KWh)
Málaga Unifamiliar	1.2	7.9	5.8	7.9	4.8	27.6
%	4.3	28.6	21.2	28.7	17.3	
Málaga Piso	1.0	6.9	4.3	3.2	2.4	17.8
%	5.6	38.9	24.3	17.9	13.4	
Madrid Unifamiliar	1.2	7.9	6.3	11.3	9.5	36.2
%	3.2	21.8	17.5	31.2	26.3	
Madrid Piso	1.0	6.9	5.1	5.6	4.8	23.4
%	4.2	29.6	21.7	24.1	20.4	
Santander Unifamiliar	1.2	7.9	6.1	13.4	4.8	33.3
%	3.5	23.7	18.3	40.2	14.3	
Santander Piso	1.0	6.9	4.6	5.3	2.4	20.3
%	4.9	34.2	22.9	26.3	11.8	

Tabla 21. Valor medio diario anual de cada uno de los consumos para diferentes usos y diferentes localidades

Con todas estas consideraciones, finalmente, se han diseñado unos perfiles de consumo horario para todos los días del año, distintos para cada localidad y para cada tipo de vivienda.

En las Figura 27 y Figura 28 se presentan los perfiles medios para cada una de las ciudades españolas según el tipo de vivienda. Puede verse cómo se repite el perfil de consumo típico de familias cuyos miembros trabajan fuera de casa, en las que el consumo baja a las horas centrales del día. El consumo de una vivienda unifamiliar es superior al de un piso.

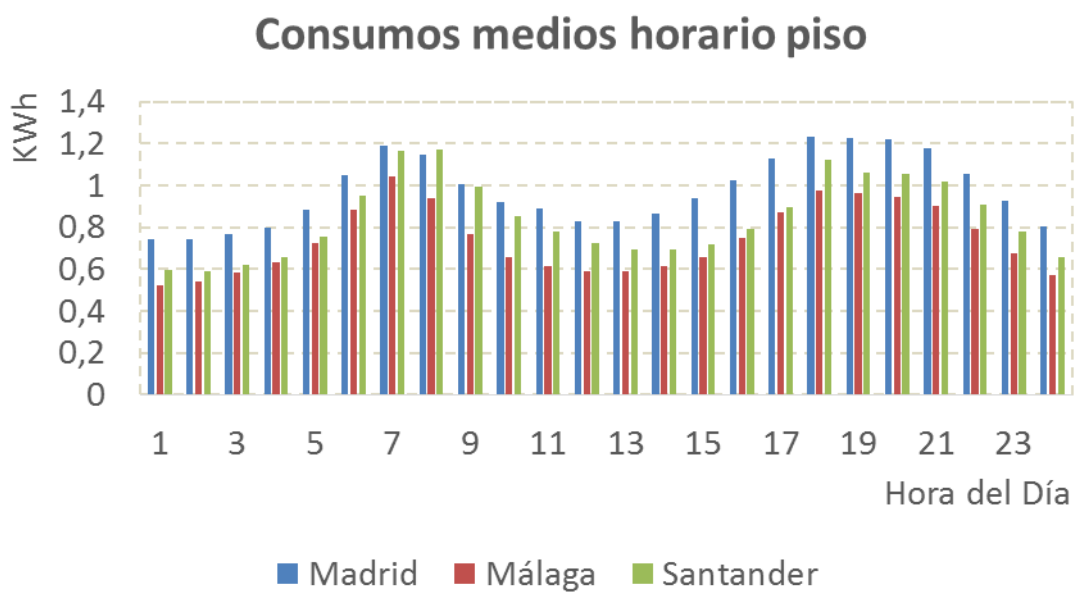


Figura 27. Valores medios horarios de los consumos considerados para los pisos en las ciudades españolas

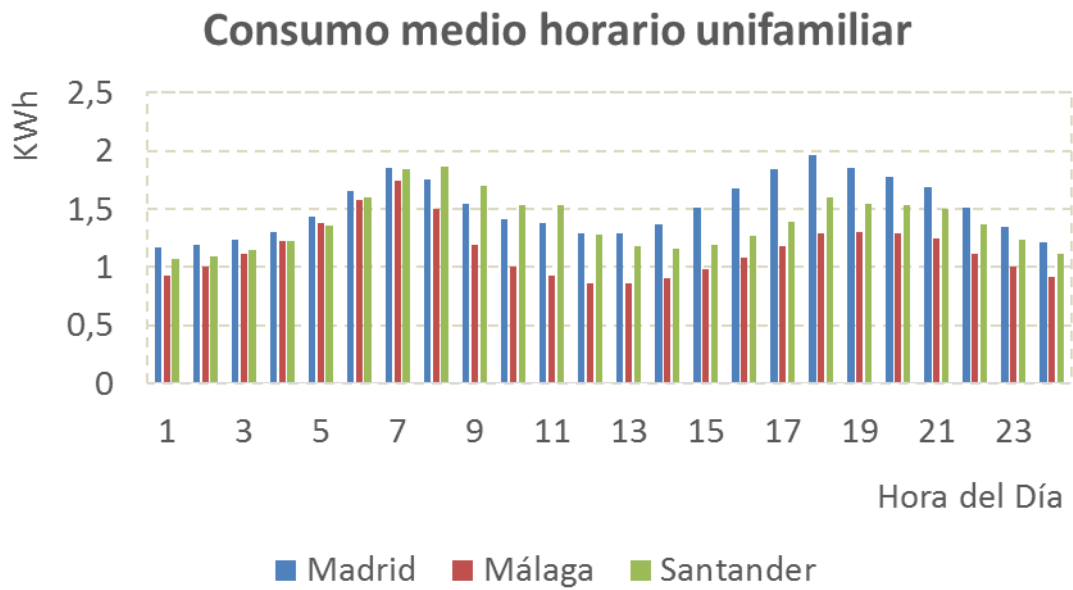


Figura 28. Valores medios horarios de los consumos considerados para las viviendas unifamiliares en las ciudades españolas

Aunque los perfiles medios horarios son parecidos, al haber separado los consumos por aplicaciones, se puede observar claramente la variabilidad estacional de los mismos. Estas variaciones estacionales se deben a los diferentes consumos, sobre todo en calefacción y aire acondicionado, que se producen en las distintas ciudades.

En las Figura 29 y Figura 30 se presentan los valores medios diarios mensuales de estos consumos.

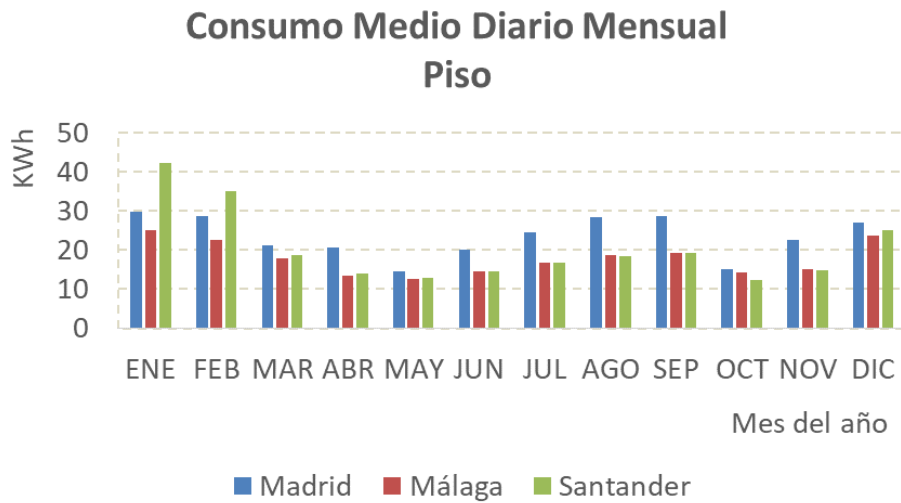


Figura 29. Valores medios diarios mensuales de los consumos de un piso en las distintas ciudades

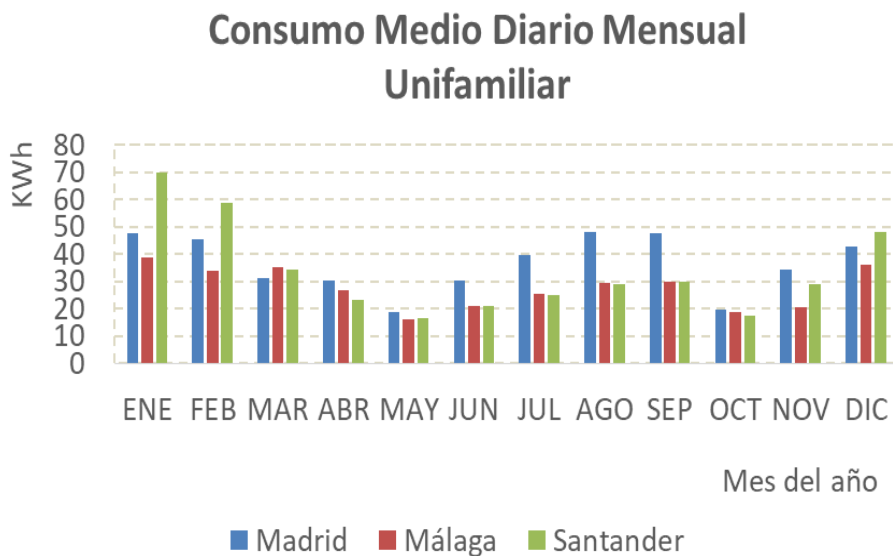


Figura 30. Valores medios diarios mensuales de los consumos de una vivienda unifamiliar en las distintas ciudades

Puede verse cómo en Santander hay más consumo de calefacción en invierno que en Madrid, mientras que los consumos de aire acondicionado son mayores en Madrid. Málaga, debido a su climatología, es la que presenta menores consumos a lo largo del

año. En esta ciudad, los consumos de aire acondicionado son inferiores a los consumos de calefacción.

Cabe destacar que, en general, en todas las ciudades los consumos diarios son máximos en los meses de invierno, pero muy cercanos a los que se producen entre julio y septiembre, a excepción de la ciudad de Santander en la que los consumos invernales son mucho más pronunciados.

3. Ahorro energético en las viviendas

En general, los consumos de las viviendas utilizados en este estudio, y que se han presentado anteriormente, son altos. De acuerdo con el estudio publicado por el IDAE, se corresponde con el consumo medio de las viviendas según las zonas climáticas. Estos consumos son, en parte, eléctricos y, en parte, tienen también incluidos los que corresponden a los que tienen combustibles fósiles como fuente de energía. Con el fin de homogeneizar los datos, se ha supuesto que todos los consumos son eléctricos, a excepción de los consumos ACS, que seguirán siendo suministrados por fuentes fósiles. El paso de consumos de combustibles fósiles a consumos eléctricos debe suponer importantes ahorros energéticos en las viviendas. Se ha analizado qué capacidad de ahorro energético tienen las viviendas y cómo la disminución de estos consumos afecta al tamaño de los sistemas fotovoltaicos.

Los criterios utilizados para cuantificar los ahorros energéticos para los distintos tipos de consumos han sido los siguientes:

- Iluminación. Según el IDAE, la implantación de las lámparas LED en los hogares españoles es del 1%. En la época en que se hizo este estudio, el año 2011, lo normal en las viviendas españolas (de media) era que el 30% de la iluminación se realizara con lámparas de bajo consumo y el 70% con halógenas y estándar. Teniendo en cuenta esta información y el consumo que tienen las lámparas LED, se ha hecho la suposición de que sustituyendo esas lámparas estándar, halógenas y de bajo rendimiento por LED, se podría obtener una reducción del consumo de un 60%.

- Electrodomésticos. La penetración de los electrodomésticos en los hogares españoles (de media) según su etiqueta energética es la siguiente:

20 % Clase A⁺⁺

30% Clase A⁺

40% Clase A

10% Clase B o inferior

Teniendo en cuenta los ahorros que se producen al cambiar un electrodoméstico de cualquier clase de entre inferiores a Clase A⁺⁺ (ejemplo Clase A a A⁺⁺, 40% ahorro), la hipótesis que se hace es que cambiando los electrodomésticos de menor calificación a electrodomésticos de Clase A⁺⁺ y realizando la media ponderada, se obtendría una reducción en el consumo del 18.8 % con respecto al consumo inicial.

- Agua caliente sanitaria. El equipo de calentamiento de agua más utilizado en los hogares españoles (61%) corresponde a una caldera individual, por lo que, si se hace la hipótesis de pasar a una caldera de condensación con un mejor rendimiento, podría dar lugar a una reducción en el consumo de un 18.8 % con respecto al consumo inicial.
- Calefacción. La gran mayoría de los hogares españoles utiliza para la calefacción la caldera convencional o radiadores eléctricos, por lo que pasando estos equipos a bomba de calor con clasificación energética A⁺, se obtendría una reducción en el consumo de un 75 % con respecto al consumo inicial.
- Refrigeración. En el estudio del IDAE, suponiendo que la gran mayoría de los equipos instalados en el año en que se hizo el estudio correspondieran a una calificación energética B o inferior, suponemos que pasando a equipos nuevos con calificación energética mínima de A⁺, se obtendría una reducción en el consumo de un 16.4 % con respecto al consumo inicial.

Aplicando estos porcentajes de ahorro a cada uno de los consumos anteriores (ver Tabla 21), se obtiene el consumo medio diario de cada una de las viviendas para cada localidad. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 22.

Localidades	Lu z	Electrod .	AC S	Calefacció n	Refrigeració n	TOTAL (KWh)
Málaga Unifamiliar	0.5	4.8	4.9	2.0	4.0	16.2
%	3.1	29.6	30.2	12.3	24.7	
Málaga Piso	0.4	4.2	3.6	0.8	2.0	11.0
%	3.6	38.2	32.7	7.3	18.2	
Madrid Unifamiliar	0.5	4.8	5.3	2.8	8.0	21.4
%	2.3	22.4	24.8	13.1	37.4	
Madrid Piso	0.4	4.2	1.4	1.4	4.0	14.3
%	2.8	29.4	9.8	9.8	28.0	
Santander Unifamiliar	0.5	4.8	5.1	3.3	4.0	17.7
%	2.8	27.1	28.8	18.6	22.6	
Santander Piso	0.4	4.2	3.9	1.3	2.0	11.8
%	3.4	35.6	33.0	11.0	16.9	

Tabla 22. Valor medio diario anual de cada uno de los consumos para diferentes usos y diferentes localidades después de aplicado el ahorro energético

Como puede observarse en la Tabla 23, la aplicación de medidas de ahorro energético hace posible reducir significativamente el consumo de las viviendas. En los pisos, para Málaga y Madrid el ahorro es de alrededor del 40 % y, en los demás casos, el ahorro es mayor del 40 %. En la Tabla 23 se muestra un resumen de los resultados de ahorro obtenidos al aplicar las hipótesis anteriores en las distintas localidades del estudio y para los dos tipos de vivienda propuestos.

	Málaga		Madrid		Santander	
	Unifamiliar	Piso	Unifamiliar	Piso	Unifamiliar	Piso
Consumos iniciales	27.6	17.8	36.2	23.4	33.3	20.4
Consumos con ahorro	16.2	11.0	21.4	14.3	17.7	11.8
Ahorro (%)	41.3	38.2	40.9	38.9	46.8	42.1

Tabla 23. Consumos medios diarios considerados en las diferentes localidades

4. Conclusiones

En este capítulo se han analizado varias fuentes de datos de consumo existentes, con el objetivo de comprobar su utilidad en la simulación de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo. De entre las distintas fuentes que se han consultado, se han presentado las dos que más información tenían y las dos únicas que se han encontrado con una resolución temporal horaria.

Por una parte, se han analizado los perfiles de consumo ofrecidos por el centro UKERC y, por otra, los datos ofrecidos en el portal OpenEnergyInfo de NREL. En el caso de UKERC, los consumos horarios para un año se construyen a partir de varios perfiles tipo definidos previamente. Para la definición de estos perfiles se tiene en cuenta tanto el consumo total como el tipo de día (laborable, sábado o domingo) y la estación del año (primavera, verano, otoño, invierno). Se añade una estación especial que denominan “verano caluroso”. OpenEI ofrece datos horarios de consumos desagregados por tipo de consumo, motivo por el que se ha optado por esta base de datos para hacer las simulaciones, ya que permite establecer medidas de ahorro energético en función del consumo correspondiente y permite, por tanto, analizar el impacto de estas medidas en el funcionamiento de una instalación fotovoltaica de autoconsumo, respecto a la evaluación de los parámetros de autosuficiencia y autoconsumo. Los datos del portal UKERC serán utilizados para ajustar los modelos de estimación del valor del autoconsumo, para lo que previamente se tendrá en cuenta el valor total de consumo anual observado en las tres localidades analizadas.

No obstante, los consumos medios de las viviendas en EEUU son superiores a los consumos medios de las viviendas en España, por lo que los valores originales han sido normalizados de forma que el consumo medio diario anual de las viviendas se aproxime al consumo medio de las viviendas en España, según el último estudio publicado por el IDAE.

En este capítulo se hace también una propuesta de cómo las medidas de ahorro energético inciden en cada uno de los consumos desagregados y se ha evaluado el porcentaje de ahorro que pueden suponer para los distintos perfiles de consumo propuestos.

Se han obtenido ahorros que, según el tipo de vivienda y la ciudad, suponen más del 40% del consumo total de la vivienda.

Capítulo 5. Análisis, evaluación y modelizado de instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo

1. Instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo sin batería

1.1. Estimación del autoconsumo y autosuficiencia

De acuerdo con la metodología descrita en el capítulo 2, hemos calculado el tamaño de instalación fotovoltaica necesario para cubrir el consumo anual de cada una de las viviendas; es decir, la potencia pico necesaria en cada localidad, para que la producción fotovoltaica anual total coincida con el consumo anual de la vivienda.

En la Tabla 24 se resumen los resultados obtenidos para el dimensionado de un sistema fotovoltaico sin baterías para autoconsumo en las ciudades estudiadas.

	<i>Vivienda tipo- piso</i>			<i>Vivienda unifamiliar</i>		
	<i>Málaga</i>	<i>Madrid</i>	<i>Santander</i>	<i>Málaga</i>	<i>Madrid</i>	<i>Santander</i>
Consumo (kWh)	17.8	23.4	20.3	27.6	36.2	33.3
Irradiación (kWh/m²)	6.0	5.1	4.6	6.0	5.1	4.6
Potencia pico (kWp)	3.7	5.7	5.5	5.7	8.9	9.0
Yield (kWh/kWp)	4.8	4.1	3.7	4.8	4.1	3.7
PR (%)	80.6	79.9	80.6	80.6	79.9	80.6
Autosuficiencia (%)	36.5	36.7	33.1	34.9	36.6	33.3
Autoconsumo (%)	36.5	36.7	33.1	34.9	36.6	33.3
Consumo diurno (%)	49.1	51.8	52.0	48.1	51.3	55

Tabla 24. Resultados del dimensionado de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo sin baterías. Valores medios diarios anuales

Como era de esperar, la potencia pico necesaria de paneles es menor en las ciudades con mejores niveles de irradiancia solar. Así, mientras que en Málaga un sistema fotovoltaico produce en valor medio diario anual 4.8 kWh por cada kWp instalado, en Madrid este valor baja a 4.1 y en Santander es de sólo de 3.7 kWh/kWp. Estos valores de rendimiento son independientes de la forma del consumo de la vivienda, igual que el Performance Ratio (PR), que sólo tiene que ver con las pérdidas totales del sistema. En este punto, también cabe destacar la poca incidencia de las variables climáticas en este parámetro, ya que se han obtenido valores comparables del PR en las tres ciudades estudiadas, lo que indica que valores de PR próximos al 80 % son posibles en cualquier punto de la geografía peninsular.

No se observan grandes diferencias entre los valores obtenidos de autosuficiencia y autoconsumo, que como indica la teoría deben coincidir. Cabe destacar que, independientemente del nivel de consumo de la vivienda, es posible alcanzar valores de autosuficiencia y autoconsumo alrededor del 35%, lo que indica que el ahorro energético que produce el sistema fotovoltaico en la vivienda es del 35% y que, además, más del 60% de la producción fotovoltaica hay que inyectarla a la red.

En esta tabla se presenta también el porcentaje del consumo de las viviendas que se produce entre la salida y la puesta del sol y que está próximo al 50%.

La metodología desarrollada permite calcular la potencia pico necesaria para cubrir el consumo medio diario anual de la vivienda. Este valor de potencia pico, que hace que la generación FV anual sea igual al consumo, no depende de la forma de la curva de consumo. Solamente los valores obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia, para otros valores de potencia pico instalada, dependen de la forma de la curva de consumo. Además, conocer el consumo medio diario anual que se produce durante las horas de sol proporciona un primer valor teórico máximo de la autosuficiencia, ya que los consumos nocturnos nunca podrán ser suministrados con estos sistemas sin sistema de acumulación. Aumentar este valor y conseguir valores mayores de autosuficiencia solamente es posible desplazando consumos nocturnos hacia las horas de sol, mediante sistemas de gestión de la demanda o con la inclusión de baterías en el sistema.

Una vez conocida la potencia pico que hace que una instalación fotovoltaica suministre una energía igual al consumo de las viviendas, hemos estudiado la variación de los valores de autosuficiencia y autoconsumo con la potencia pico instalada.

En las figuras siguientes se presentan estos resultados para cada una de las localidades estudiadas.

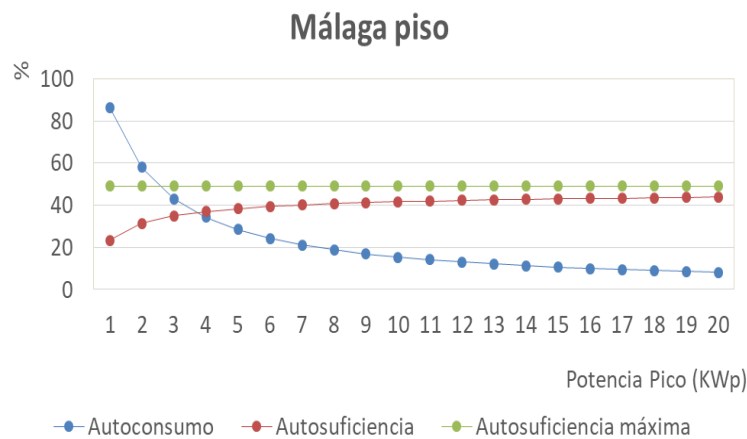


Figura 31. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para un piso en Málaga

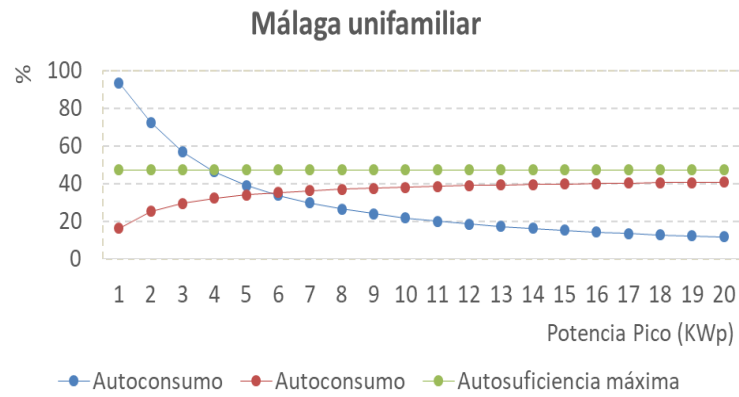


Figura 32. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para una vivienda unifamiliar en Málaga

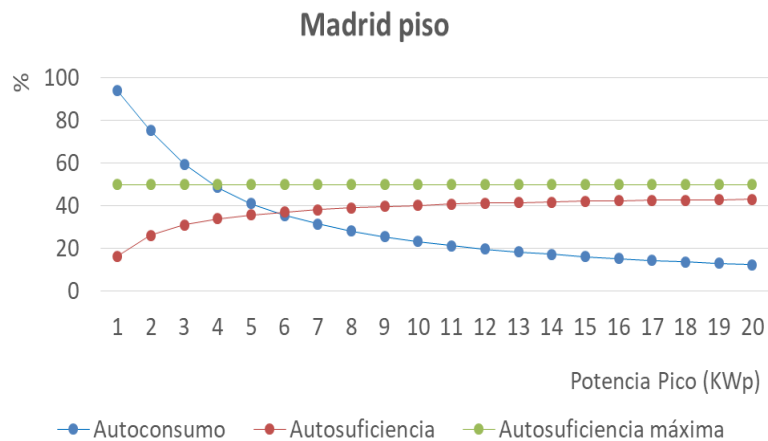


Figura 33. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para un piso en Madrid

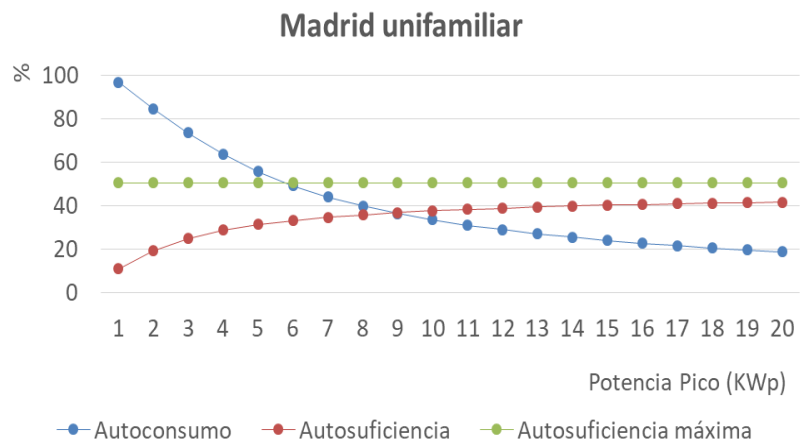


Figura 34. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para una vivienda unifamiliar en Madrid

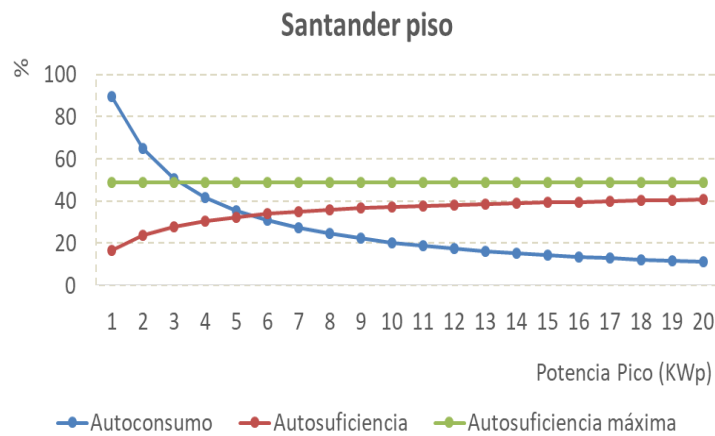


Figura 35. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para un piso en Santander

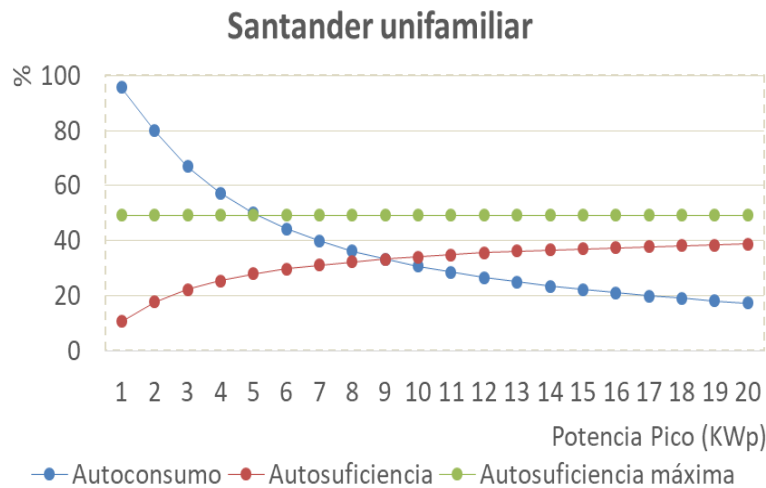


Figura 36. Variación de los porcentajes de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico para una vivienda unifamiliar en Santander

El comportamiento de las curvas de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico fotovoltaica instalada es siempre el mismo. Como puede observarse, la curva de autoconsumo decrece cuando aumenta la potencia pico instalada. Esto es debido a que si la potencia pico es pequeña comparada con el consumo de la vivienda, prácticamente toda la energía producida por el sistema fotovoltaico puede ser consumida en la vivienda; pero si aumentamos la potencia pico instalada, el valor de autoconsumo decrece, lo que indica que empezamos a enviar el sobrante de la producción fotovoltaica a la red. Naturalmente, se incrementa fuertemente al principio para suavizarse posteriormente a potencias picos superiores.

El comportamiento de la curva de autosuficiencia es inverso al anterior. La curva de autosuficiencia nos indica el ahorro energético real de la vivienda. Si la potencia pico es pequeña respecto al consumo de la vivienda, el ahorro es pequeño, pero si aumentamos la potencia pico, aumentamos el valor de la autosuficiencia. Esta curva tiene una primera parte casi lineal, pero enseguida se satura, lo que indica que, aunque aumentemos la producción fotovoltaica, no va a aumentar en la misma proporción la cobertura fotovoltaica de la demanda de energía de la vivienda. Esta curva tiene un comportamiento asintótico que coincide con el consumo de la vivienda durante las horas de sol ya que, como se ha comentado previamente, el consumo nocturno no puede ser suministrado por la instalación solar. Un valor máximo, que sólo podría ser alcanzado si el perfil de

consumo durante las horas de sol coincidiera exactamente con el perfil de la generación fotovoltaica, cosa que nunca ocurre.

El valor del punto de corte de estas dos curvas es aproximadamente un 30 % más bajo del valor teórico máximo, para el perfil de consumo que hemos utilizado.

Si comparamos lo que ocurre en la misma ciudad para los dos consumos estudiados, vemos que tiene un comportamiento similar. A partir del punto de corte de las dos curvas, en todos los casos, el aumento de la potencia pico instalada supone un aumento pequeño de la autosuficiencia energética. Esto indica que este punto podría considerarse, desde un punto de vista energético, como la máxima potencia fotovoltaica que debería instalarse en los sistemas de autoconsumo.

Si comparamos los resultados obtenidos para cada ciudad, se puede observar que la curva de autosuficiencia presenta valores más altos en la ciudad que tiene mejores valores de irradiación. Es decir, las instalaciones en Málaga, además de cubrir con menor potencia pico un consumo determinado, también consiguen para cada potencia pico mejores valores de autosuficiencia. También puede observarse que las ciudades de Madrid y Santander tienen comportamientos muy similares.

En la Figura 37 se comparan para el caso de pisos las curvas de autosuficiencia para las tres localidades estudiadas.

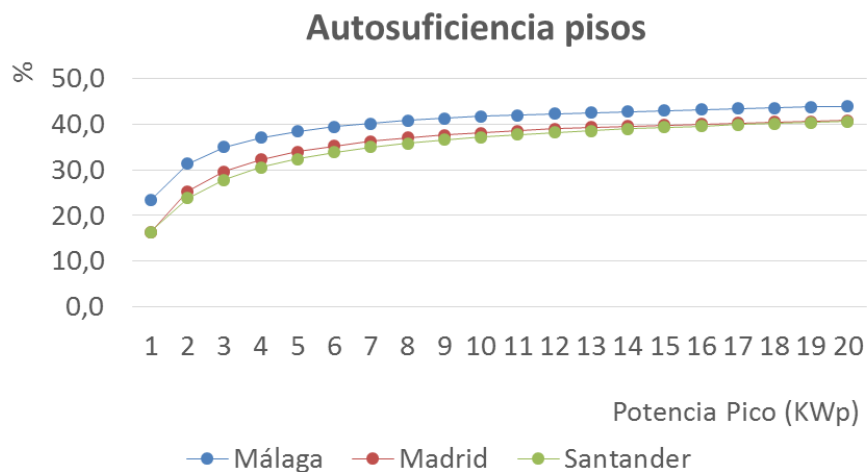


Figura 37. Variación de la autosuficiencia en función de la potencia pico instalada para distintas ciudades

Las curvas de autosuficiencia para viviendas unifamiliares presentan un comportamiento similar.

1.2. Estimación de la autosuficiencia y el autoconsumo con medidas de ahorro

Como hemos visto en el capítulo 4, cuando aplicamos a las viviendas medidas de ahorro energético, los consumos energéticos bajan considerablemente. Esta disminución del consumo tiene un efecto inmediato sobre la potencia pico de las instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo. Así, cuando dimensionamos un sistema para que la generación fotovoltaica coincida con el consumo, este valor sólo depende de la irradiación incidente, del performance ratio del sistema y del consumo.

Por lo tanto, una reducción del consumo en una cantidad determinada, significa una reducción en la misma cantidad de la potencia pico a instalar. Sin embargo, la forma de las curvas de autoconsumo y autosuficiencia sí se ven modificadas y, por tanto, también los valores correspondientes de estos parámetros para cada potencia pico instalada.

En la Tabla 25 se comparan los resultados obtenidos para los dos consumos considerados en cada una de las viviendas.

	S A	C A	S A	C A
	Málaga piso		Málaga unifamiliar	
Consumos (kWh)	17.8	11.0	27.6	16.1
Potencia pico (kWp)	3.7	2.3	5.7	3.3
Autosuficiencia (%)	36.5	40.4	34.9	40.1
	Madrid piso		Madrid unifamiliar	
Consumos (kWh)	23.4	14.2	36.2	21.4
Potencia pico	5.7	3.5	8.9	5.3
Autosuficiencia (%)	36.7	40.6	36.6	40.9
	Santander piso		Santander unifamiliar	
Consumos (kWh)	20.3	11.8	33.3	17.7
Potencia pico	5.2	3.0	9.0	4.8
Autosuficiencia (%)	33.1	37.3	33.1	38.0

Tabla 25. Resultados comparativos del efecto de la disminución del consumo en el comportamiento de los sistemas fotovoltaicos (SA= sin ahorro, CA=con ahorro)

Como puede observarse, a pesar de que hay una fuerte disminución de los consumos de las viviendas y, por tanto, de la potencia pico instalada, el porcentaje de autosuficiencia y, por lo tanto, de autoconsumo no aumentan en la misma cantidad. Se aprecian aumentos significativos de este parámetro para todas las viviendas y localidades, que pasa a tener valores superiores al 40 % en las viviendas situadas en Málaga y Madrid. Mientras que la disminución de la potencia pico está en el orden del 40%, la autosuficiencia sólo mejora un 10 %

En la Figura 38 se presentan estos resultados, para una vivienda unifamiliar en Málaga.

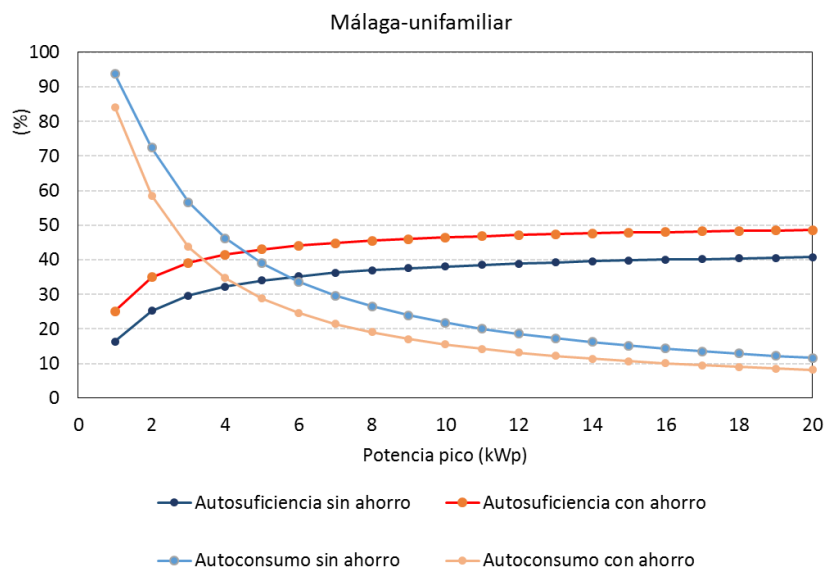


Figura 38. Curvas de autosuficiencia y autoconsumo en función de la potencia pico instalada para los dos consumos considerados de una vivienda unifamiliar en Málaga

1.3. Sensibilidad de los resultados obtenidos con el perfil de consumo

En este apartado queremos estudiar cómo afecta la forma de la curva de consumo a los resultados obtenidos en el apartado anterior, toda vez que hemos utilizado patrones de consumo doméstico que se corresponde con familias en las que sus miembros trabajan fuera de casa.

Para este fin, hemos seleccionado el Perfil tipo 1, descrito en el capítulo 4 y que se corresponde con el perfil típico de una vivienda residencial. Este perfil es similar al perfil de referencia de Red Eléctrica Española para la tarifa 2.0 A. Para que los resultados sean

comparables, estos consumos han sido modificados de forma que para cada localidad el valor medio diario anual del consumo de la vivienda sea el mismo.

En la Figura 39 puede verse, para el caso de una vivienda unifamiliar en Málaga, cómo era el perfil medio horario considerado en el estudio anterior y el nuevo Perfil tipo 1 utilizado.

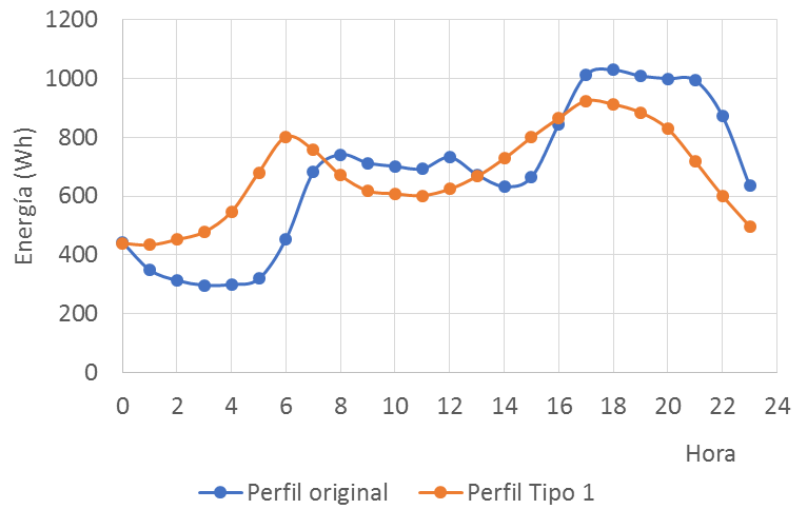


Figura 39. Diferentes perfiles de consumo horario medio anual considerados

Como puede verse, ahora hay un mayor consumo en las horas de la tarde y un menor consumo a primeras horas del día.

Con los valores horarios de este perfil de consumo hemos calculado las curvas de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico instalada.

En la Figura 40 se muestran los resultados obtenidos para una vivienda unifamiliar en Málaga con los dos perfiles de consumo.

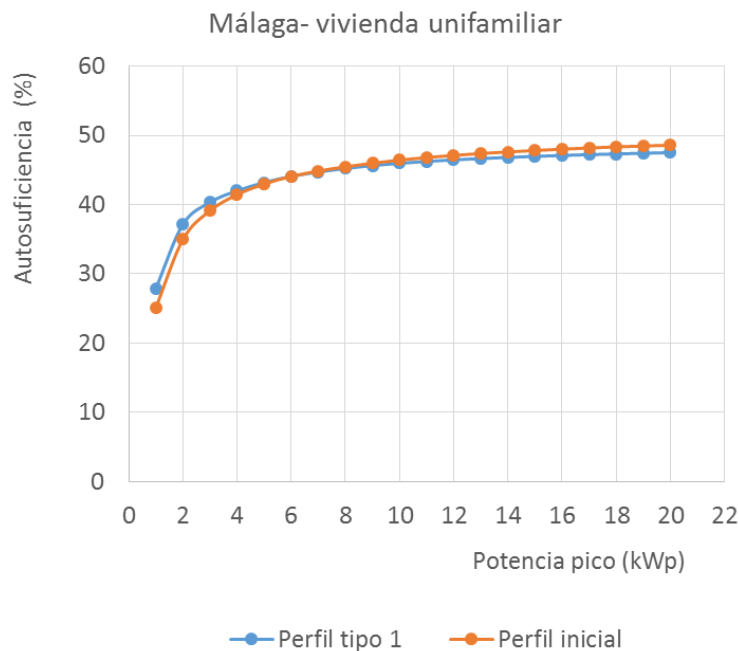


Figura 40. Valores de autosuficiencia en función de la potencia pico para dos perfiles de consumo diferentes en Málaga

Como puede observarse, no se aprecian variaciones significativas. Esto es debido a que, a pesar del cambio de la curva, el porcentaje de consumo que se produce en las horas de sol apenas ha cambiado, pasando de un valor de 53,6 % a 51,8 %. A la potencia pico correspondiente a edificación con consumo eléctrico nulo (3,3 kWp), la diferencia en la autosuficiencia es del 2 %.

Para el caso de una vivienda unifamiliar en Madrid, los cambios en la curva de consumo hacen que ahora pasemos de consumir un 51,3 % a un 50,8 % en las horas de sol. En este caso sí se aprecian diferencias entre las curvas de autosuficiencia, como puede verse en la Figura 41. A la potencia fotovoltaica de 5,7 kWp, las diferencias en la autosuficiencia siguen siendo pequeñas, en este caso menores de un 2%.

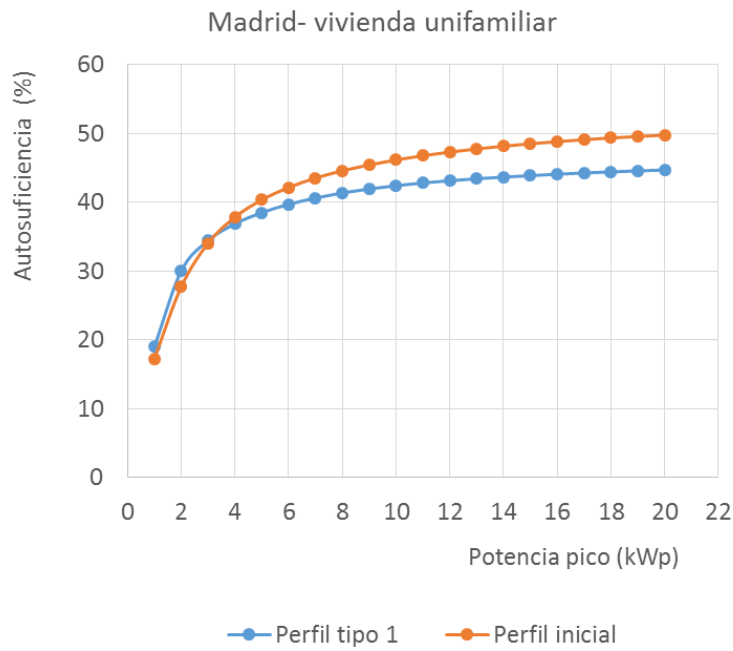


Figura 41. Valores de autosuficiencia en función de la potencia pico para dos perfiles de consumo diferentes en Madrid

Los resultados de una vivienda tipo piso en Santander (Figura 42) muestran más diferencias en los valores de autosuficiencia. En este caso, el tanto por ciento de consumo que se produce en horas de sol ha pasado de un 53.3 % a un 50.7 %.

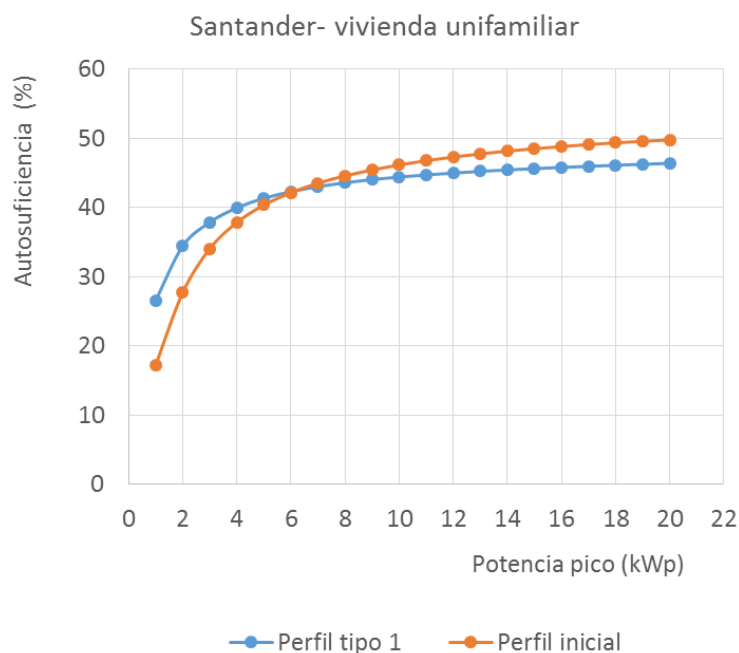


Figura 42. Valores de autosuficiencia en función de la potencia pico para dos perfiles de consumo diferentes en Santander

En la Tabla 26 se resumen los valores de autoconsumo y autosuficiencia para todos los casos estudiados.

	<i>Vivienda tipo- piso</i>			<i>Vivienda unifamiliar</i>		
	<i>Málaga</i>	<i>Madrid</i>	<i>Santander</i>	<i>Málaga</i>	<i>Madrid</i>	<i>Santander</i>
Consumo (kWh)	11.0	14.2	11.8	16.1	21.4	17.7
Irradiación (kWh/m²)	6.0	5.1	4.6	6.0	5.1	4.6
Potencia pico (kWp)	2.5	3.5	3.2	3.3	5.3	4.8
Yield (kWh/kWp)	4.8	4.1	3.7	4.8	4.1	3.7
PR (%)	80.6	79.9	80.6	80.6	79.9	80.6
	Perfil original					
Autosuficiencia (%)	40.4	36.7	37.3	40.1	40.9	38.3
Autoconsumo (%)	40.4	36.7	37.3	40.1	40.9	38.3
Consumo diurno (%)	53.8	51.8	53.3	53.6	51.3	55.0
	Perfil Tipo 1					
Autosuficiencia (%)	40.9	38.8	38.3	41.0	38.9	38.3
Autoconsumo (%)	40.9	38.8	38.3	41.0	38.9	38.3

Consumo diurno (%)	51.6	50.8	50.7	51.8	50.8	50.7
---------------------------	------	------	------	------	------	------

Tabla 26. Resultados comparativos para las tres ciudades estudiadas para dos perfiles de consumo diferentes

A la vista de los resultados obtenidos, podemos concluir que para potencias pico donde el tamaño de la instalación está cerca de lo que hemos llamado situación óptima (edificios de consumo cero), donde los valores de autosuficiencia y autoconsumo coinciden, la influencia de la curva de carga en los valores de autosuficiencia de la instalación es muy pequeña, menor del 2%.

Cabe destacar que al cambiar el perfil de consumo, cambia el porcentaje de energía que se consume a las horas de sol y, por tanto, el valor de la asíntota a la que tiende la curva de autosuficiencia. Sin embargo, este cambio afecta sobre todo a potencias muy por encima de la que hemos definido como potencia óptima.

1.4. Modelo propuesto para la estimación del tamaño óptimo de un sistema fotovoltaico sin baterías

A partir de los resultados obtenidos, es posible proponer un modelo que nos permita de una manera sencilla conocer cuál es el tamaño óptimo de un sistema fotovoltaico. Los datos de entrada del modelo son:

- Radiación media diaria anual sobre superficie de paneles
- Consumo medio diario anual
- Porcentaje del consumo que se produce durante las horas de sol

Con estos tres datos, es posible obtener la potencia pico necesaria de paneles fotovoltaicos, de forma que la producción fotovoltaica anual coincida con el consumo, y estimar, a partir del valor de autosuficiencia máxima, cuál es el valor esperado de autosuficiencia y, por tanto, de autoconsumo.

De acuerdo con los datos obtenidos, si representamos la eficiencia (Yield) en función de la irradiación incidente, en valor medio anual. para las localidades estudiadas, obtenemos que estos puntos se ajustan a una recta cuya pendiente coincide con el valor del Performance Ratio (ver Figura 43). En esta figura hemos representado las barras de error

tanto en irradiación como en el PR con un valor del 5%, que es mayor que la dispersión obtenida en el valor del PR para todos los casos estudiados.

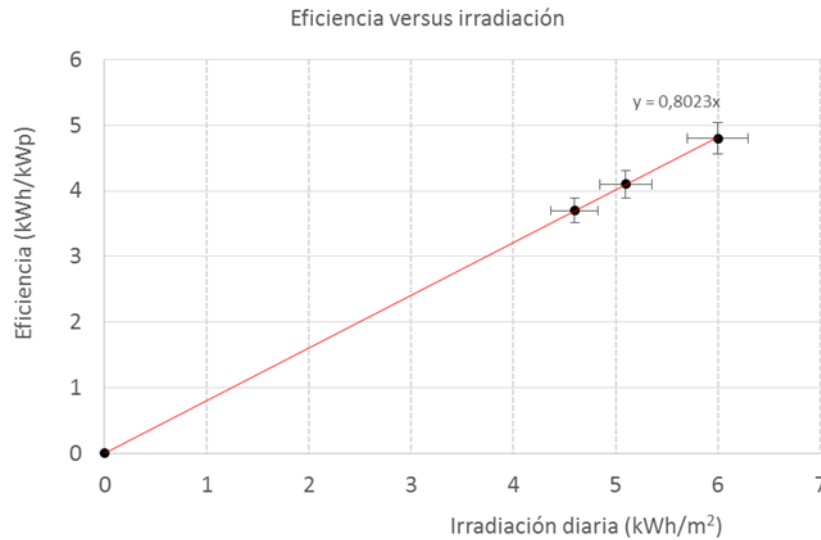


Figura 43. Eficiencia en función de la irradiación media diaria anual para las localidades estudiadas

Un sencillo cálculo permite expresar la potencia a instalar en función del consumo para cada ciudad estudiada:

$$Potencia\ Pico = \frac{1}{Yield} Consumo \quad (27)$$

Si lo representamos, obtenemos una recta para cada localidad, cuya pendiente es inversamente proporcional a la irradiación incidente, Figura 44. Así, en las ciudades con mejores condiciones de sol, como Málaga, la pendiente es menor, lo que nos indica que podemos satisfacer el mismo consumo con una potencia menor que en otras localidades.

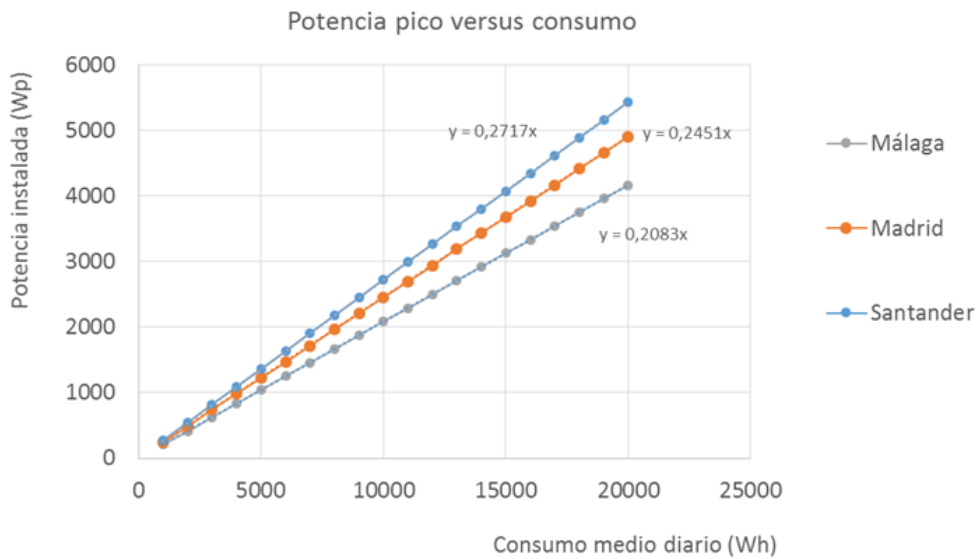


Figura 44. Potencia pico necesaria en función del consumo para cada localidad estudiada

El valor de potencia pico así obtenido se corresponde con el punto donde se cortan las curvas de autoconsumo y autosuficiencia en función de la potencia pico. En este punto, para las ciudades estudiadas, la autosuficiencia tiene un valor aproximado del 70 % del valor de la autosuficiencia máxima teórica.

Los resultados obtenidos muestran la importancia de considerar medidas de ahorro energético previas a la instalación de un sistema de autoconsumo, ya que la disminución del consumo repercute directamente en la potencia pico instalada. Además, la forma de las curvas de autosuficiencia hace que, a consumos menores, este porcentaje aumente.

Los porcentajes de ahorro energético que se producen en los sistemas de autoconsumo sin baterías están comprendidos entre un 30 y un 40 %.

Por otro lado, los resultados muestran que, cuando se alcanza el valor de potencia pico que iguala producción a consumo, la curva de autosuficiencia está ya lejos de un comportamiento lineal, por lo que incrementos posteriores de la potencia pico no van a representar mejoras significativas en el ahorro energético de la vivienda. Cabe destacar que, en este punto, más del 60 % de la energía fotovoltaica producida será enviada a la red. Estudios posteriores que tengan en cuenta si, de acuerdo con la legislación actual, podemos recibir una compensación económica por la energía inyectada a la red, serán determinantes para conocer cuál será el óptimo económico de estos sistemas.

2. Instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo con baterías

Los resultados anteriores ponen de manifiesto que sería conveniente poder aumentar los porcentajes de autosuficiencia-ahorro en estas instalaciones, ya que el consumo que se produce durante las horas de sol marca el límite teórico máximo de este parámetro. Las dos opciones disponibles son: o bien se añade al sistema fotovoltaico un sistema de acumulación, de forma que antes de verter energía a la red, esta pueda ser acumulada para usarse en los periodos nocturnos fundamentalmente, o bien hacer una gestión activa de la demanda, es decir, desplazar, dentro de las posibilidades, consumos que se produzcan en horas de baja insolación o en periodos nocturnos hacia el centro del día. De esta forma, aumentamos el límite teórico máximo de la curva de autosuficiencia. Estudios previos realizados en Suecia (Widén, 2014) muestran que, para aplicaciones domésticas, en los sistemas fotovoltaicos sin baterías, una gestión activa de la demanda no incrementa significativamente los porcentajes de autosuficiencia y que el impacto en la factura energética es pequeño. Posiblemente los resultados para ciudades españolas podrían ser otros, pero este estudio no forma parte de este trabajo.

2.1. Análisis del autoconsumo y la autosuficiencia

En esta tesis, de acuerdo con la metodología presentada en el capítulo 2, hemos estudiado cómo varían las curvas de autoconsumo y autosuficiencia en función tanto de la potencia pico instalada como de la capacidad de la batería. Ahora hay que tener en cuenta que una optimización energética del sistema pasa por determinar tanto el tamaño óptimo de potencia pico instalada de paneles fotovoltaicos como de la capacidad de la batería.

En la Tabla 27 se presenta la variación de los porcentajes de autosuficiencia en función de la capacidad de la batería para un sistema fotovoltaico cuya potencia pico sea la que hemos definido como potencia óptima, es decir, cuando la producción fotovoltaica anual coincide con el consumo anual de la vivienda (autoconsumo igual a autosuficiencia).

	Pisos			Unifamiliar		
	<i>Málaga</i>	<i>Madrid</i>	<i>Santander</i>	<i>Málaga</i>	<i>Madrid</i>	<i>Santander</i>
Consumo diario (kWh)	17.8	23.4	20.3	27.6	36.2	33.3
Potencia FV pico (kWp)	3.7	5.7	5.5	5.7	8.9	9.0
Capacidad Batería (kWh)						
0	36.5	36.7	33.1	34.9	36.6	33.3

2.5	47.4	44.8	42.1	42.1	42.0	38.9
5.0	57.7	52.2	50.2	49.0	46.9	44.1
7.5	67.5	59.1	57.6	55.6	51.7	48.9
10.0	74.8	65.4	62.9	62.0	56.2	53.3
12.5	78.3	70.7	65.5	67.6	60.4	56.7
15.0	79.6	74.6	67.0	72.0	64.2	59.3
17.5	80.2	76.9	68.0	75.2	67.6	61.0
20.0	80.5	78.1	68.7	77.1	70.5	62.3

Tabla 27. Valores de autosuficiencia para cada instalación fotovoltaica en función de la capacidad de la batería.

Como puede observarse, tamaños de batería entre 5 y 10 kWh aumentan considerablemente los porcentajes de autosuficiencia en todas las localidades. Estos resultados ponen de manifiesto que, para este perfil de consumo, tamaños de batería comparables con el consumo de la casa no son eficientes, ya que aunque podría parecer que podemos cubrir el consumo medio nocturno, en realidad nunca se alcanzan autosuficiencias mayores del 80%.

Los resultados muestran también que un tamaño excesivo del sistema de acumulación no aumenta significativamente la autosuficiencia y, por tanto, encarece el sistema indebidamente.

Cabe entonces preguntarse cuál sería el tamaño óptimo del sistema y si puede haber varias configuraciones de instalación que nos den las mismas prestaciones.

Para este fin, hemos estudiado la variación de los valores de autosuficiencia y autoconsumo en función tanto de la potencia pico instalada como de la capacidad de la batería. En las Figura 45 y Figura 46 se presentan estos resultados para Málaga, vivienda tipo piso.

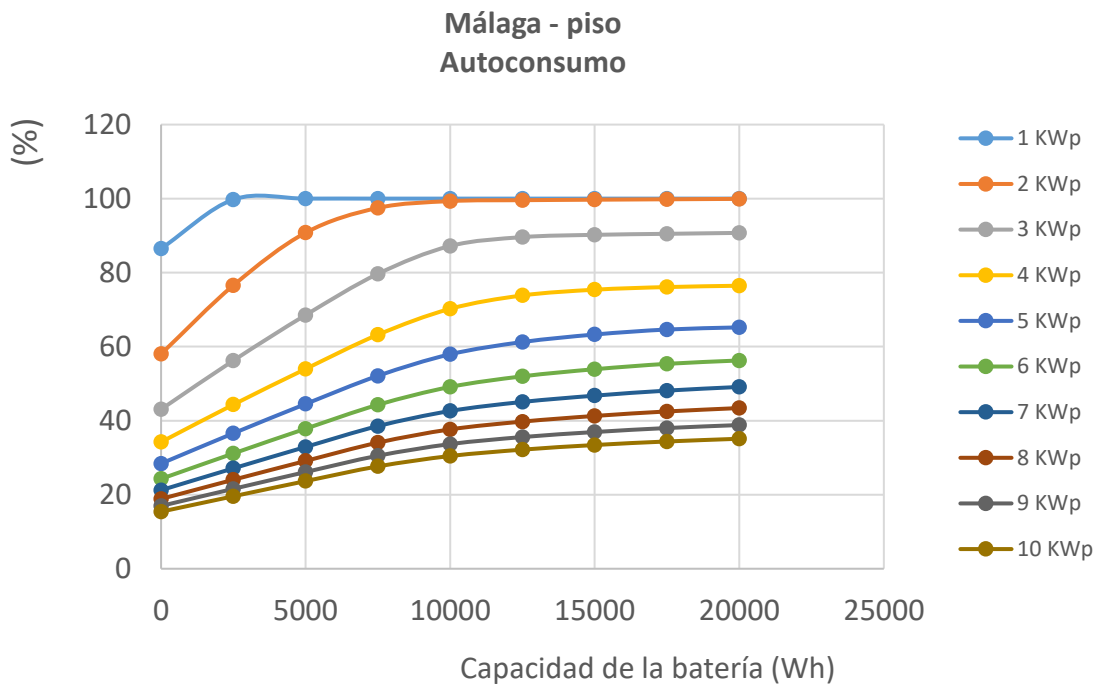


Figura 45. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Málaga

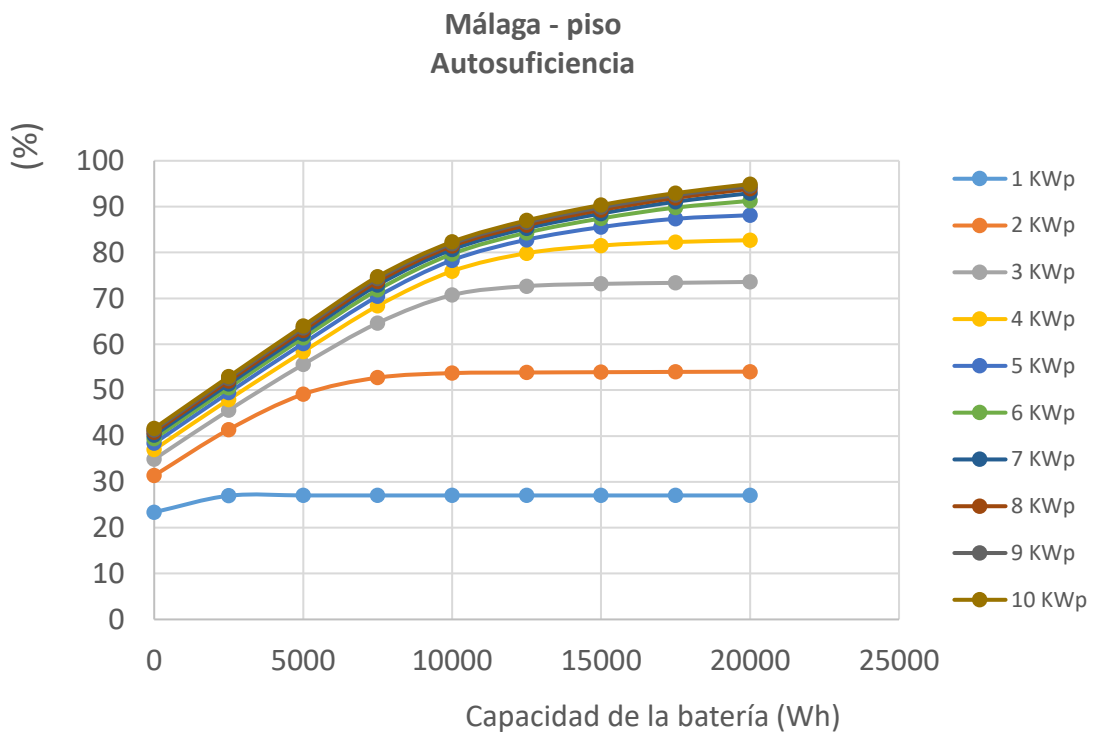


Figura 46. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Málaga

Como puede verse, si la potencia pico de paneles es muy pequeña comparada con el consumo de la casa, añadir al sistema una batería de acumulación no mejora de forma significativa el nivel de autosuficiencia de la vivienda.

Puede deducirse de estas curvas que para alcanzar un valor de autosuficiencia podemos tener varias combinaciones de potencia pico y capacidad de batería. Debido a que los módulos son más baratos que las baterías, instalaciones con mayor potencia pico y menor capacidad de batería deben ser más rentables económicamente. Igualmente, puede verse que para estos consumos, sistemas FV en Málaga con potencia pico de 5 kWp y acumulación de 10 kWh, alcanzan valores de autosuficiencia del 80 %, pero con un sistema de 3 kWp y 5 kWh de acumulación, obtenemos valores próximos al 60 %.

También se observa que con una instalación de 2.0 kWp y una acumulación de 7.5 kWh se consiguen autosuficiencias del 50%, pero, con autoconsumos, del 100%.

En la Figura 47 y Figura 48 se presentan los resultados para viviendas unifamiliares en Málaga.

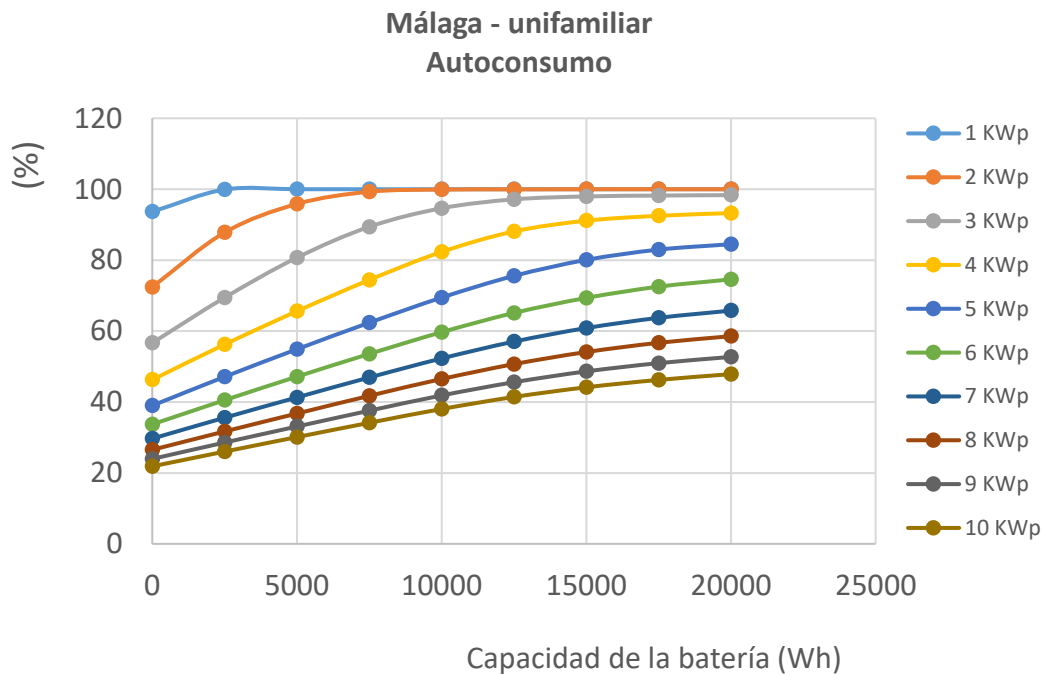


Figura 47. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para viviendas unifamiliares en Málaga

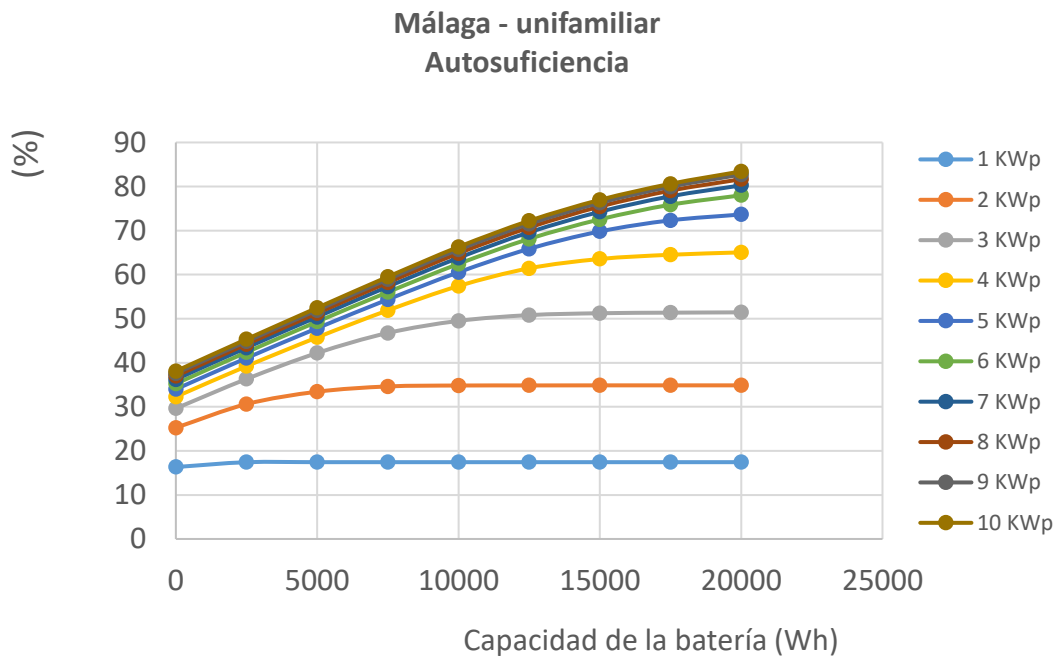


Figura 48. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para viviendas unifamiliares en Málaga

Desde la Figura 49 a la Figura 56, se presentan los resultados para las ciudades de Madrid y Santander.

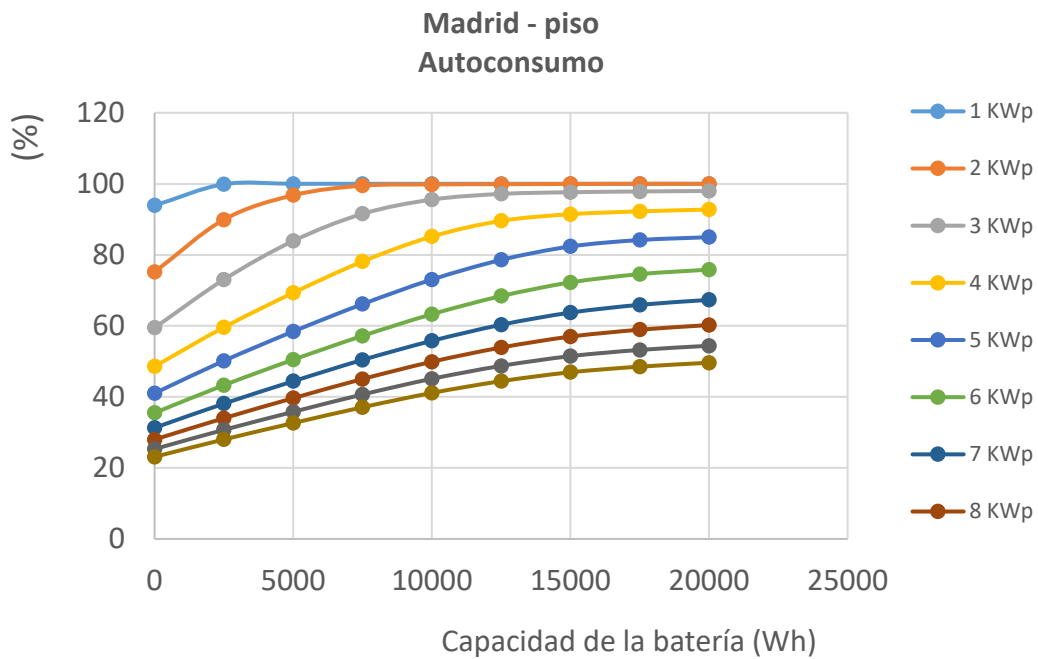


Figura 49. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Madrid

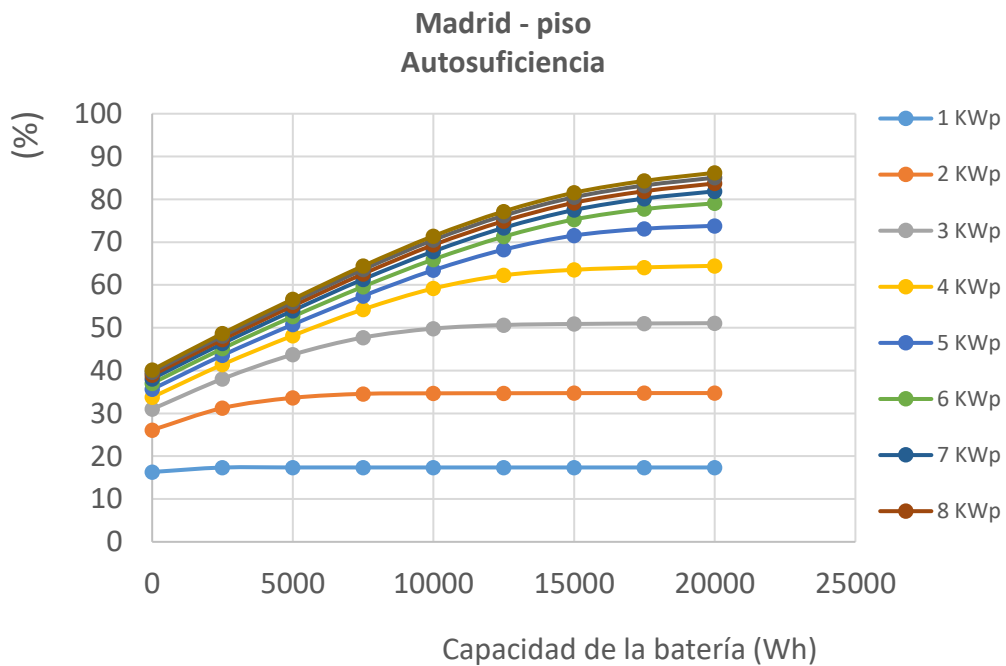


Figura 50. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Madrid

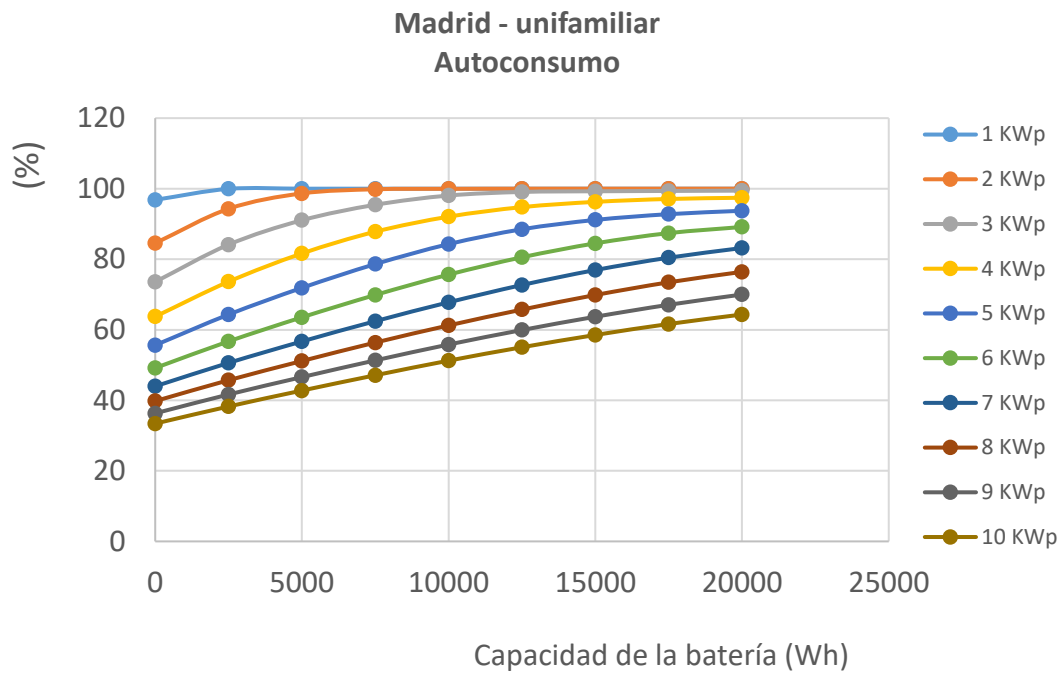


Figura 51. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Madrid

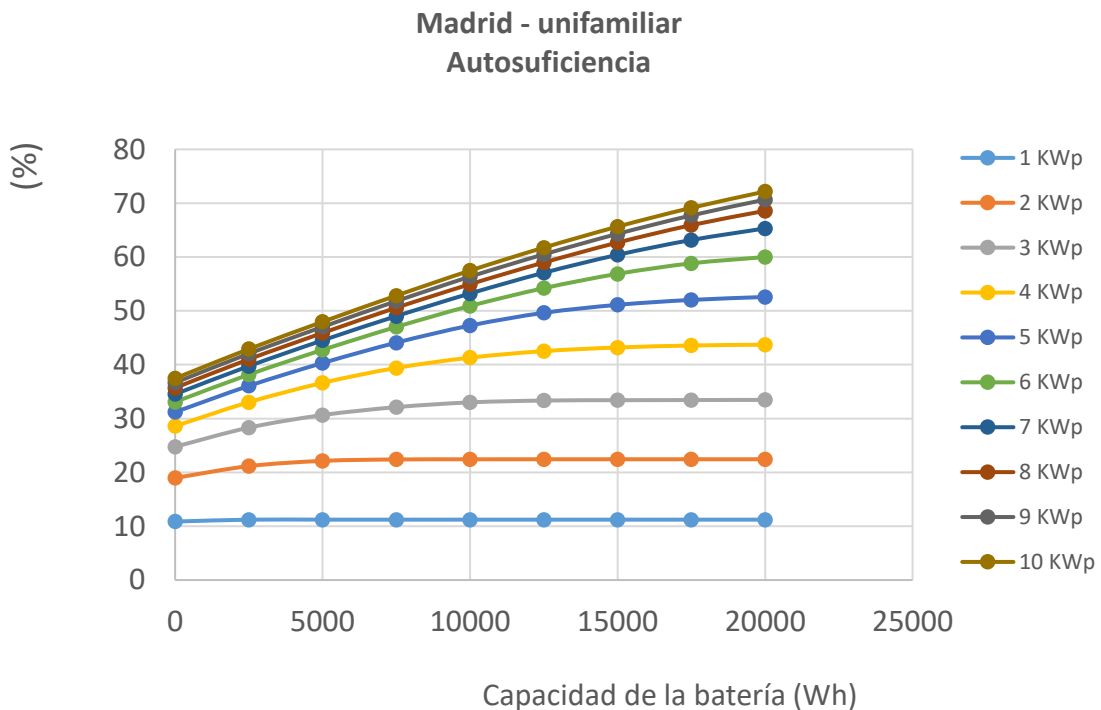


Figura 52. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Madrid

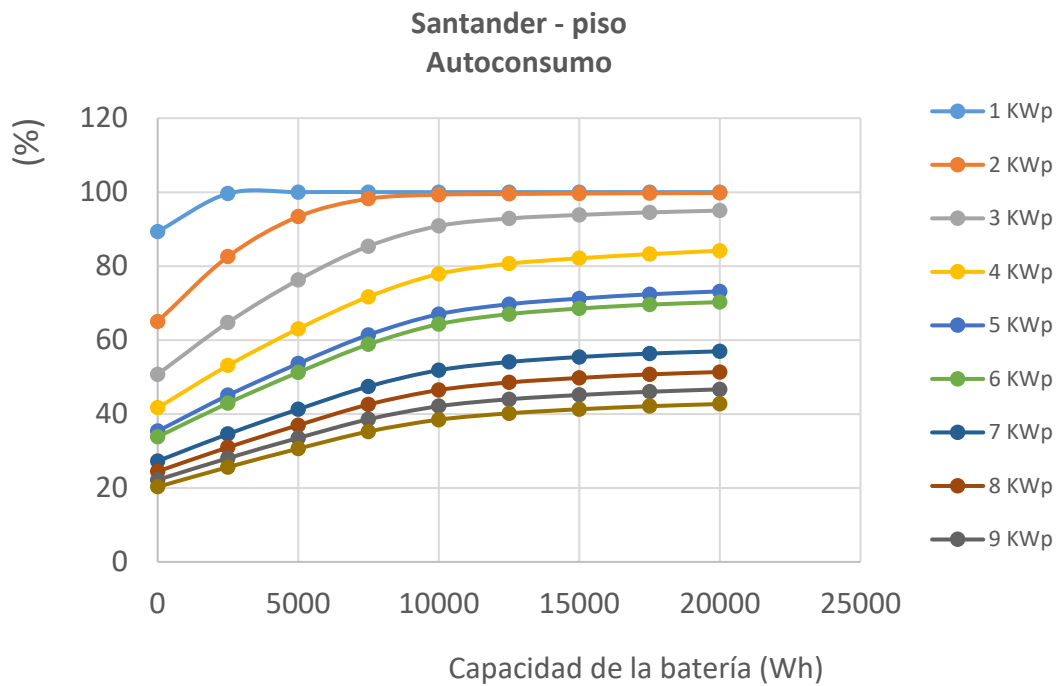


Figura 53. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Santander

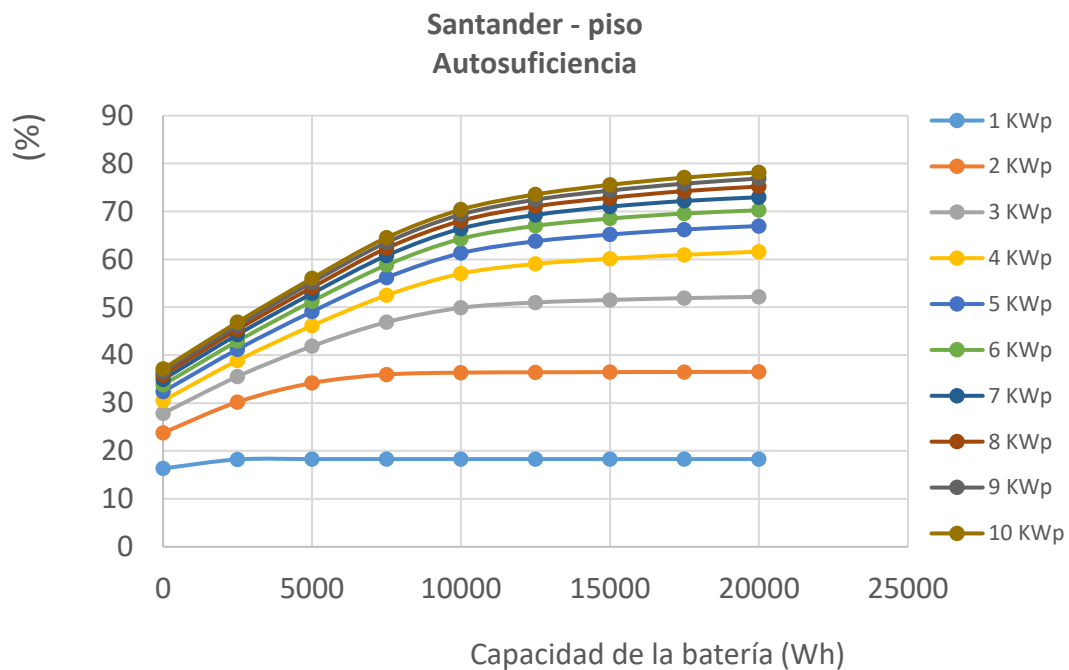


Figura 54. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para pisos en Santander

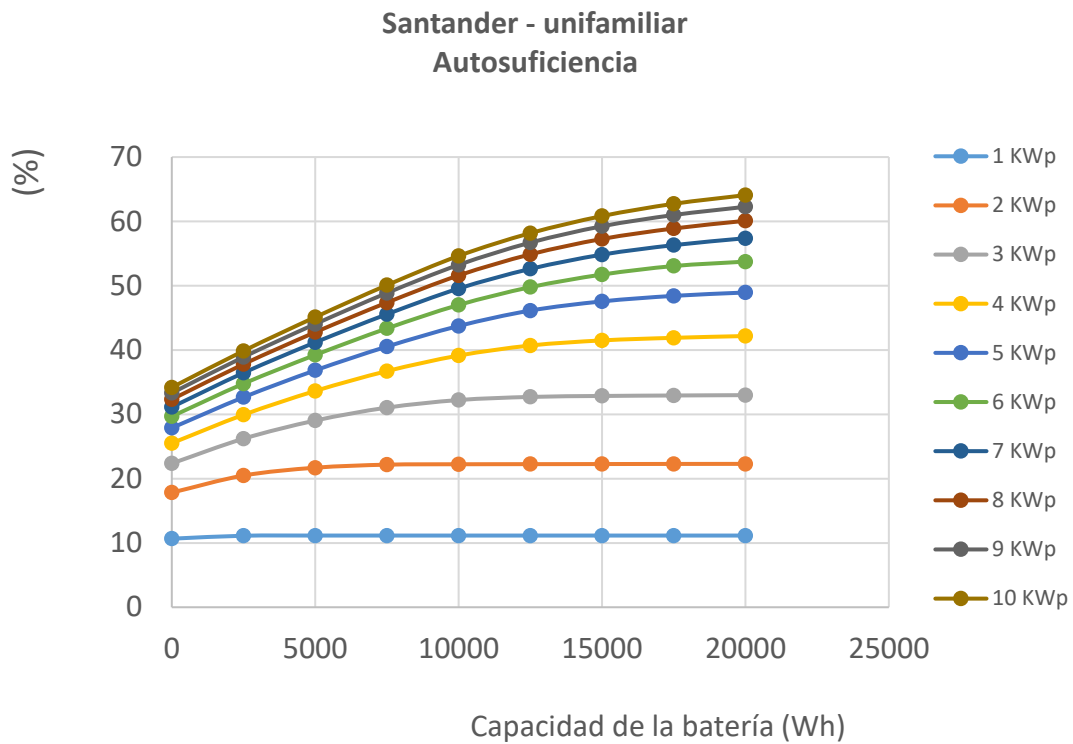


Figura 55. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Santander

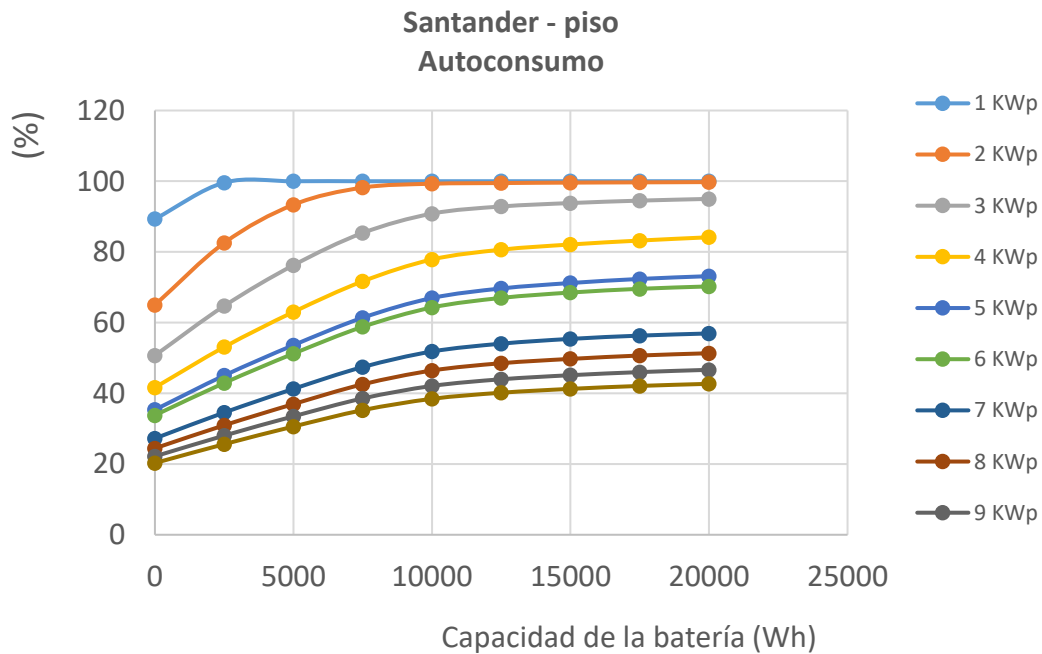


Figura 56. Variación del autoconsumo en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para piso en Santander

Estos resultados muestran comportamientos similares para todas las localidades. Para cada una de ellas hay distintas posibilidades de alcanzar un valor de autosuficiencia en función del tamaño de la potencia pico instalada y la capacidad de la batería.

Las curvas de autosuficiencia indican que, si fijamos una capacidad de acumulación, hay una potencia pico de paneles que optimiza el porcentaje de autoconsumo, es decir, potencias pico mayores dejan de incrementar significativamente el porcentaje de autosuficiencia, a la vez que disminuyen los porcentajes de autoconsumo. Aunque el comportamiento es el mismo para todas las localidades estudiadas, los valores para cada una de ellas son diferentes.

Hay que tener en cuenta que tamaños de batería pequeños hacen que tengamos un ciclo de carga-descarga diario, mientras que tamaños muy grandes pueden encarecer los sistemas.

Sin duda, el equilibrio deberá marcarlo un análisis económico tanto de la inversión como de la vida media de las baterías.

Cuando consideramos viviendas con consumos menores, debido a las medidas de ahorro energético implementadas, cambian las curvas de autosuficiencia y de autoconsumo. Así, en la Figura 57 y Figura 58 pueden verse los resultados obtenidos de autosuficiencia, para una vivienda unifamiliar y un piso en Málaga, con ahorro energético.

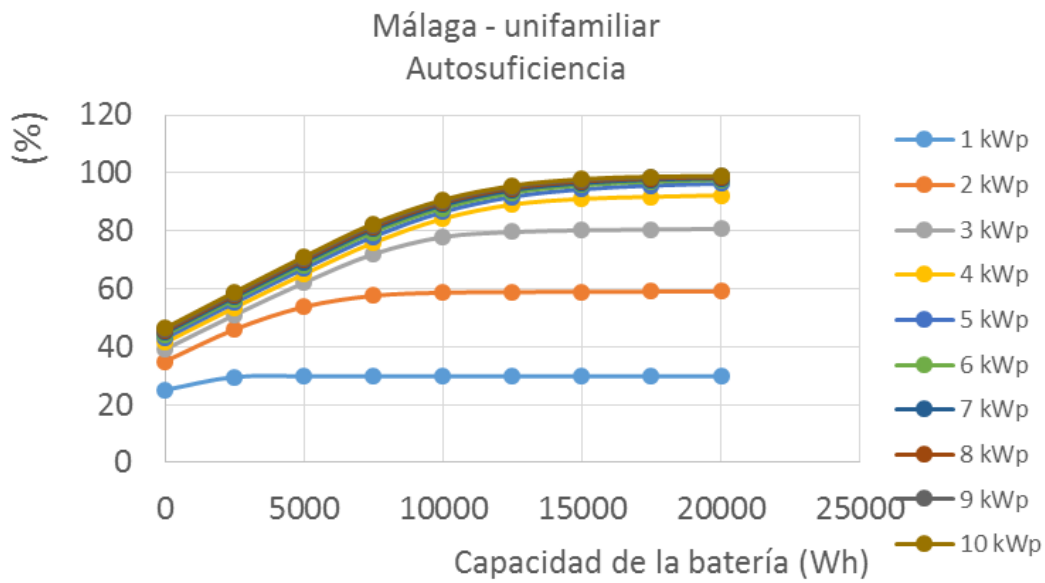


Figura 57. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para vivienda unifamiliar en Málaga, con un consumo medio diario de 16.1 kWh

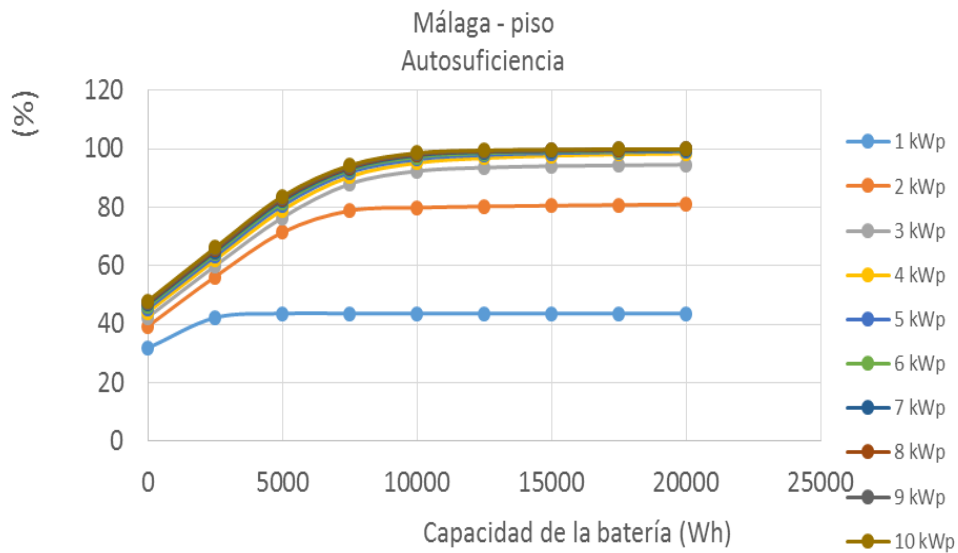


Figura 58. Variación de la autosuficiencia en función del tamaño de la batería para cada valor de potencia pico para un piso en Málaga, con un consumo medio diario de 11 kWh

Como se observa en las graficas anteriores, para una vivienda unifamiliar, una instalación de 3.0 kWp con una batería de 10 kWh puede suministrar el 80% del consumo de una vivienda y por encima del 90% en el caso de un piso.

Lo mismo ocurre para las otras localidades. Al disminuir el consumo de la vivienda, mejoran los porcentajes de autosuficiencia de las instalaciones. Esta mejora es más significativa en las ciudades con mejores niveles de irradiación.

Desde la Tabla 28 a la Tabla 33, se pueden ver los resultados obtenidos de autosuficiencia y autoconsumo en función de la potencia pico instalada y la capacidad de la batería, para las ciudades estudiadas.

Málaga-piso		Consumo medio diario: 11.0 kWh									
Autosuficiencia (%)											
Potencia pico paneles (kWp)											
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	31.8	39.2	42.3	44.1	45.3	46.1	46.7	47.2	47.6	47.9	
2.5	42.2	56.2	59.9	62.0	63.2	64.2	64.8	65.4	65.8	66.2	
5.0	43.6	71.4	76.5	79.0	80.6	81.6	82.3	82.9	83.4	83.7	
7.5	43.7	78.8	88.0	90.5	91.9	92.7	93.3	93.7	94.0	94.3	
10.0	43.7	79.9	92.4	95.2	96.4	97.2	97.8	98.1	98.3	98.6	
12.0	43.7	80.3	93.6	96.8	97.9	98.5	98.9	99.1	99.3	99.5	
15.0	43.7	80.6	94.1	97.6	98.5	99.0	99.2	99.4	99.6	99.8	
17.5	43.7	80.8	94.4	98.1	98.9	99.2	99.5	99.7	99.8	99.9	
20.0	43.7	81.0	94.6	98.4	99.1	99.5	99.7	99.8	99.9	99.9	
Autoconsumo (%)											
Potencia pico paneles (kWp)											
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	72.8	44.9	32.3	25.3	20.7	17.6	15.3	13.5	12.1	11.0	
2.5	96.6	64.4	45.7	35.5	29.0	24.5	21.2	18.7	16.7	15.2	
5.0	99.9	81.7	58.4	45.2	36.9	31.1	26.9	23.7	21.2	19.2	
7.5	100.0	90.2	67.1	51.8	42.1	35.4	30.5	26.8	23.9	21.6	
10.0	100.0	91.5	70.5	54.5	44.1	37.1	32.0	28.1	25.0	22.6	
12.0	100.0	91.9	71.4	55.4	44.8	37.6	32.4	28.4	25.3	22.8	

15.0	100.0	92.2	71.8	55.9	45.1	37.8	32.5	28.5	25.3	22.8
17.5	100.0	92.5	72.0	56.2	45.3	37.9	32.5	28.5	25.4	22.9
20.0	100.0	92.7	72.2	56.3	45.4	38.0	32.6	28.6	25.4	22.9

Tabla 28. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Málaga-tipo piso, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles

Málaga-unifamiliar										
Consumo medio diario: 16.1 kWh										
Autosuficiencia (%)										
Potencia pico paneles (kWp)										
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	25,1	35,0	39,1	41,4	43,0	44,1	44,9	45,5	46,0	46,4
2.5	29,6	46,0	51,0	53,5	55,2	56,4	57,2	57,9	58,4	58,9
5.0	29,8	53,8	62,1	65,1	67,0	68,3	69,3	70,0	70,6	71,1
7.5	29,8	57,6	72,0	76,0	78,1	79,6	80,6	81,4	82,0	82,5
10.0	29,8	58,7	77,9	84,2	86,5	87,9	89,0	89,7	90,3	90,7
12.0	29,8	58,9	79,6	89,1	91,8	93,2	94,1	94,8	95,3	95,7
15.0	29,8	59,0	80,2	91,1	94,4	95,8	96,6	97,1	97,6	97,9
17.5	29,8	59,1	80,5	91,8	95,7	97,0	97,7	98,1	98,5	98,7
20.0	29,8	59,1	80,7	92,3	96,4	97,6	98,2	98,5	98,8	99,0
Autoconsumo (%)										
Potencia pico paneles (kWp)										
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	84,1	58,6	43,7	34,7	28,8	24,6	21,5	19,1	17,1	15,6
2.5	99,1	77,0	56,9	44,8	37,0	31,5	27,4	24,2	21,7	19,7
5.0	100,0	90,1	69,4	54,5	44,9	38,2	33,2	29,3	26,3	23,8
7.5	100,0	96,6	80,4	63,6	52,3	44,5	38,6	34,1	30,5	27,7
10.0	100,0	98,4	87,0	70,6	58,0	49,1	42,6	37,6	33,6	30,4
12.0	100,0	98,7	89,0	74,7	61,5	52,1	45,1	39,7	35,5	32,1
15.0	100,0	98,9	89,6	76,3	63,3	53,5	46,2	40,7	36,3	32,8
17.5	100,0	99,0	89,9	76,9	64,1	54,2	46,8	41,1	36,7	33,1
20.0	100,0	99,1	90,2	77,3	64,6	54,5	47,0	41,3	36,8	33,2

Tabla 29. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Málaga vivienda unifamiliar, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles



Madrid-piso		Consumo medio diario: 23.4 kWh									
Autosuficiencia (%)											
Potencia pico paneles (kWp)											
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	24,2	34,6	39,1	41,7	43,3	44,5	45,4	46,2	46,8	47,2	
2.5	28,3	45,5	51,7	54,8	56,8	58,3	59,3	60,2	60,9	61,4	
5.0	28,5	52,5	62,6	66,6	69,3	71,0	72,3	73,3	74,2	74,9	
7.5	28,5	55,3	71,1	76,8	79,9	82,0	83,5	84,6	85,5	86,2	
10.0	28,5	56,0	75,4	83,4	86,6	88,8	90,3	91,4	92,3	93,0	
12.0	28,5	56,2	76,7	86,8	90,3	92,4	93,8	94,8	95,6	96,2	
15.0	28,5	56,3	77,4	88,0	91,9	94,0	95,3	96,2	96,8	97,4	
17.5	28,5	56,4	77,8	88,8	92,9	95,0	96,2	97,0	97,5	98,0	
20.0	28,5	56,4	78,2	89,4	93,6	95,6	96,9	97,5	98,0	98,4	
Autoconsumo (%)											
Potencia pico paneles (kWp)											
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	84,8	60,7	45,7	36,5	30,4	26,0	22,75	20,23	18,22	16,56	
2.5	99,3	79,8	60,4	48,1	39,9	34,0	29,72	26,38	23,72	21,53	
5.0	100,0	92,1	73,1	58,4	48,6	41,5	36,22	32,14	28,90	26,25	
7.5	100,0	97,0	83,1	67,3	56,0	47,9	41,80	37,06	33,30	30,22	
10.0	100,0	98,1	88,1	73,1	60,7	51,9	45,23	40,07	35,96	32,61	
12.0	100,0	98,5	89,6	76,1	63,3	54,0	46,99	41,53	37,22	33,71	
15.0	100,0	98,6	90,5	77,2	64,5	54,9	47,73	42,16	37,71	34,13	
17.5	100,0	98,8	90,9	77,8	65,1	55,5	48,19	42,49	37,99	34,36	
20.0	100,0	98,9	91,3	78,3	65,6	55,9	48,52	42,74	38,19	34,51	

Tabla 30. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Madrid-tipo piso, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles

Madrid-unifamiliar		Consumo medio diario: 36,2 kWh									
Autosuficiencia (%)											
Potencia pico paneles (kWp)											
Capacidad batería	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	



(kWh)										
0	17,3	27,7	34,1	37,9	40,4	42,2	43,6	44,6	45,5	46,2
2.5	19,0	33,3	41,6	46,3	49,2	51,2	52,7	53,9	54,8	55,6
5.0	19,0	36,3	47,4	53,6	57,2	59,5	61,2	62,6	63,6	64,5
7.5	19,0	37,6	51,5	59,8	64,4	67,2	69,2	70,7	71,9	72,9
10.0	19,0	37,8	53,7	64,5	70,4	73,7	76,0	77,6	78,9	80,0
12.0	19,0	37,9	54,5	67,1	74,7	78,7	81,1	82,8	84,2	85,3
15.0	19,0	37,9	54,9	68,2	77,4	82,2	84,9	86,7	88,1	89,2
17.5	19,0	38,0	55,2	68,9	78,6	84,6	87,7	89,6	91,0	92,0
20.0	19,0	38,0	55,4	69,3	79,2	86,0	89,6	91,6	92,8	93,8
Autoconsumo (%)										
Potencia pico paneles (kWp)										
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	90,7	72,9	59,7	49,8	42,5	37,0	32,7	29,3	26,6	24,3
2.5	99,8	87,4	72,9	60,8	51,7	44,9	39,6	35,4	32,0	29,3
5.0	100,0	95,5	83,1	70,4	60,1	52,2	46,0	41,1	37,2	33,9
7.5	100,0	98,9	90,2	78,7	67,7	58,9	52,0	46,4	42,0	38,3
10.0	100,0	99,4	94,1	84,8	74,0	64,6	57,1	51,0	46,1	42,0
12.0	100,0	99,6	95,5	88,2	78,5	68,9	60,9	54,4	49,2	44,8
15.0	100,0	99,7	96,3	89,7	81,4	72,0	63,8	57,0	51,5	46,9
17.5	100,0	99,8	96,8	90,6	82,7	74,2	65,9	58,9	53,2	48,4
20.0	100,0	99,9	97,2	91,1	83,3	75,3	67,3	60,2	54,2	49,3

Tabla 31. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Madrid-vivienda unifamiliar, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles

Santander-piso

Consumo medio diario: 20.3 kWh

Autosuficiencia (%)

Potencia pico paneles (kWp)

Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	24,6	32,8	36,8	39,3	41,0	42,2	43,1	43,8	44,3	44,8
2.5	30,7	45,6	51,3	54,8	57,0	58,6	59,6	60,5	61,1	61,7
5.0	31,3	54,5	63,5	68,2	71,3	73,4	74,8	75,9	76,8	77,4
7.5	31,4	58,6	71,2	77,0	80,3	82,7	84,2	85,3	86,2	87,0

10.0	31,4	59,6	73,9	80,3	84,0	86,4	88,1	89,3	90,1	90,8
12.0	31,4	60,1	75,1	81,9	85,8	88,4	90,1	91,3	92,2	92,9
15.0	31,4	60,4	76,1	82,8	87,0	89,6	91,4	92,6	93,5	94,2
17.5	31,4	60,6	76,8	83,5	87,7	90,5	92,3	93,5	94,4	95,1
20.0	31,4	60,8	77,3	84,1	88,2	91,1	92,9	94,1	95,0	95,7
Autoconsumo (%)										
Potencia pico paneles (kWp)										
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	78,3	52,2	39,1	31,3	26,1	22,4	19,6	17,4	15,7	14,3
2.5	97,8	72,7	54,5	43,6	36,3	31,1	27,1	24,1	21,6	19,7
5.0	99,8	86,9	67,5	54,4	45,4	39,0	34,1	30,2	27,2	24,7
7.5	99,9	93,4	75,6	61,3	51,2	43,9	38,3	34,0	30,5	27,7
10.0	100,0	95,0	78,4	64,0	53,5	45,9	40,1	35,5	31,9	28,9
12.0	100,0	95,7	79,8	65,2	54,7	46,9	41,0	36,4	32,7	29,6
15.0	100,0	96,2	80,9	66,0	55,4	47,6	41,6	36,9	33,1	30,0
17.5	100,0	96,6	81,6	66,5	55,9	48,1	42,0	37,2	33,4	30,3
20.0	100,0	96,8	82,1	67,0	56,2	48,4	42,3	37,5	33,6	30,5

Tabla 32. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Santander-tipo piso, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles

Santander-unifamiliar										
Consumo medio diario: 30.3 kWh										
Autosuficiencia (%)										
Potencia pico paneles (kWp)										
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	18,6	28,3	33,2	36,3	38,5	40,1	41,4	42,4	43,2	43,9
2.5	20,8	35,2	42,1	46,0	48,7	50,7	52,2	53,4	54,4	55,1
5.0	21,0	39,2	49,1	54,4	57,7	60,2	62,1	63,5	64,6	65,6
7.5	21,0	40,9	54,2	61,4	65,5	68,4	70,6	72,4	73,7	74,7
10.0	21,0	41,4	56,9	65,7	70,8	74,1	76,5	78,4	79,9	81,0
12.0	21,0	41,5	57,9	68,0	74,0	77,7	80,2	82,2	83,7	85,0
15.0	21,0	41,6	58,3	69,2	75,6	79,6	82,3	84,4	86,0	87,3
17.5	21,0	41,6	58,7	70,0	76,5	80,8	83,7	85,8	87,5	88,8
20.0	21,0	41,7	58,9	70,6	77,3	81,5	84,6	86,8	88,5	89,8

Autoconsumo (%)										
Potencia pico paneles (kWp)										
Capacidad batería (kWh)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	88,9	67,5	52,8	43,3	36,7	31,9	28,2	25,3	22,9	20,9
2.5	99,3	84,0	67,0	54,8	46,5	40,3	35,6	31,8	28,8	26,3
5.0	99,9	93,5	78,1	64,8	55,0	47,8	42,3	37,9	34,2	31,3
7.5	100,0	97,6	86,2	73,2	62,5	54,4	48,1	43,1	39,1	35,6
10.0	100,0	98,6	90,5	78,3	67,6	58,9	52,1	46,7	42,3	38,6
12.0	100,0	98,9	92,0	81,1	70,5	61,7	54,6	49,0	44,4	40,5
15.0	100,0	99,1	92,7	82,5	72,1	63,3	56,1	50,3	45,6	41,6
17.5	100,0	99,2	93,2	83,5	73,0	64,2	57,0	51,1	46,3	42,3
20.0	100,0	99,3	93,7	84,2	73,7	64,8	57,6	51,7	46,9	42,8

Tabla 33. Resultados obtenidos de autoconsumo y autosuficiencia para Santander-vivienda unifamiliar, en función de la capacidad de la batería y de la potencia pico de paneles

A modo de ejemplo, en la Tabla 34, se presentan los diferentes coeficientes de autoconsumo y autosuficiencia para un sistema de 3.0 kWp y una acumulación de 10 kWh en las tres localidades estudiadas.

	Málaga		Madrid		Santander	
	Piso	Unifamiliar	Piso	Unifamiliar	Piso	Unifamiliar
Autosuficiencia (%)	92.4	77.9	75.4	53.7	73.9	56.9
Autoconsumo (%)	70.5	87.0	88.1	94.1	78.4	90.5

Tabla 34. Valores de autoconsumo y autosuficiencia obtenidos en las distintas localidades, para un sistema fotovoltaico de 3.0 kWp y 10 kWh de acumulación

Como puede observarse, para Madrid y Santander se obtienen resultados similares, mientras que en Málaga se obtienen valores más altos.

Hay que señalar que en todos los casos el autoconsumo es muy alto ya que menos del 30 % de la energía anual generada se inyecta a la red. En todos los casos, las baterías con capacidad de acumulación mayor de 10 kWh no permiten mejorar significativamente los valores de autosuficiencia.

2.2. Análisis del estado de carga de las baterías

En este apartado presentamos los resultados obtenidos al estudiar cómo evoluciona el estado de carga de la batería en función del tamaño del sistema. Hemos comparado aquellos sistemas que permiten, para cada localidad y tipo de vivienda, generar anualmente el consumo de la vivienda.

En la Tabla 35 se presentan los valores porcentuales de los estados de carga horario, para una instalación de 3.3 kWp y para sistema de acumulación de 5, 10 y 20 kWh en Málaga, así como el número de días que se alcanza la plena carga (100%) y la descarga completa (20%) para cada tamaño de batería.

Capacidad de la batería (kWh)	Capacidad de la batería (kWh)		
	5	10	20
(%)			
20	43,3	21,9	15,7
30	6,9	9,8	10,2
40	5,7	9,3	8,3
50	4,1	9,0	9,0
60	4,5	9,4	9,8
70	3,8	8,7	11,4
80	3,4	7,2	12,0
90	4,1	6,7	9,2
100	24,2	18,0	14,6
	Número de días		
100% carga	336	250	145
20 % descarga	365	254	166

Tabla 35. Valores porcentuales de los estados de carga horario y número de días en carga y descarga completa

Como puede observarse, para una batería de 5 kWh, el 43,3 % de las horas del año la batería permanece en descarga completa y el 24 % de las horas, totalmente cargada. Esto indica una batería pequeña respecto al consumo de la vivienda. Además, la batería realiza prácticamente cada día un ciclo completo carga-descarga.

Si aumentamos la capacidad de la batería a 10 kWh, el número de ciclos diarios disminuye, pero todavía hay un 22 % de las horas en las que la batería permanece descargada totalmente. Si se dobla la capacidad de la batería a 20 kWh, que es del orden del consumo diario de la vivienda, el número de ciclos es mucho menor, pero la frecuencia de los estados de carga no varía significativamente. Estos resultados pueden verse también en la Figura 59.

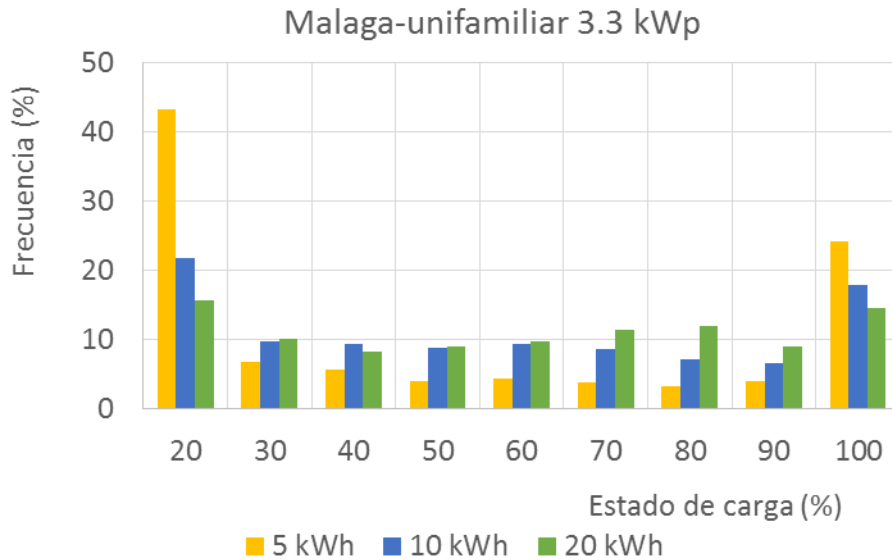


Figura 59. Frecuencia de los diferentes estados de carga de la batería para un sistema FV en Málaga con diferentes tamaños de acumulación

Para poder decidir cuál es el tamaño de batería óptimo, tenemos que ver de forma comparativa cómo cambian la curva de autosuficiencia en la capacidad de la batería (Figura 60).

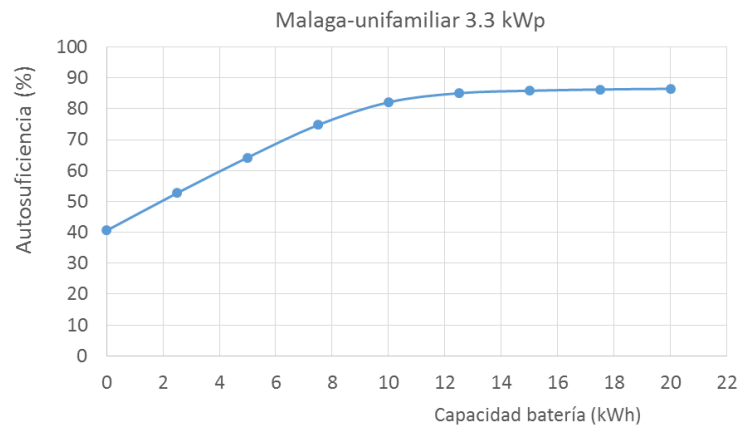


Figura 60. Valores de autosuficiencia en función de la capacidad de la batería para vivienda unifamiliar en Málaga

Como puede verse, entre 0 y 10 kWh de acumulación, la autosuficiencia presenta un comportamiento lineal, pero aumentar a 20 kWh el tamaño de la batería no aumenta significativamente los valores de autosuficiencia.

En la Figura 61 y Figura 62 pueden verse los resultados para viviendas unifamiliares en Madrid y Santander.

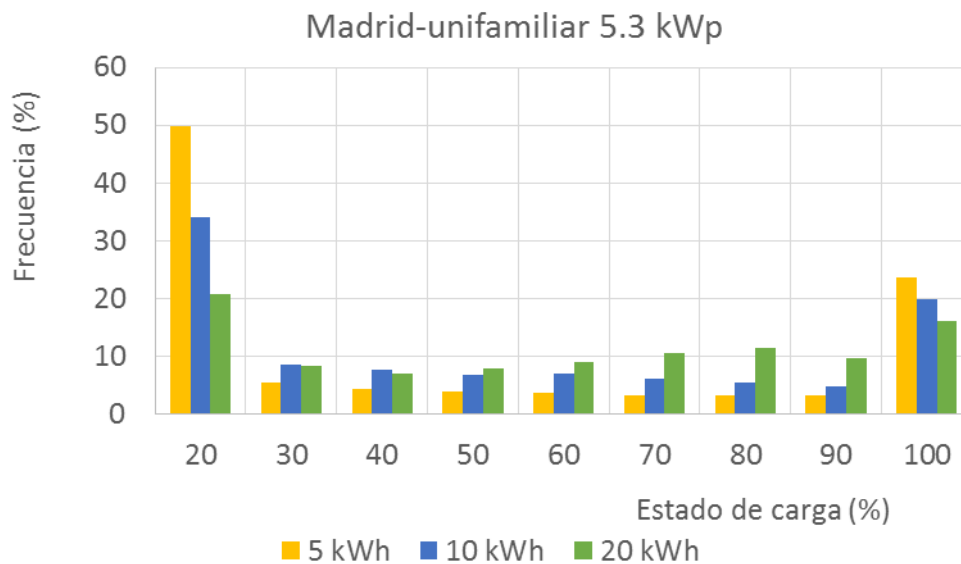


Figura 61. Frecuencia de los diferentes estados de carga de la batería para un sistema FV en Madrid con diferentes tamaños de acumulación

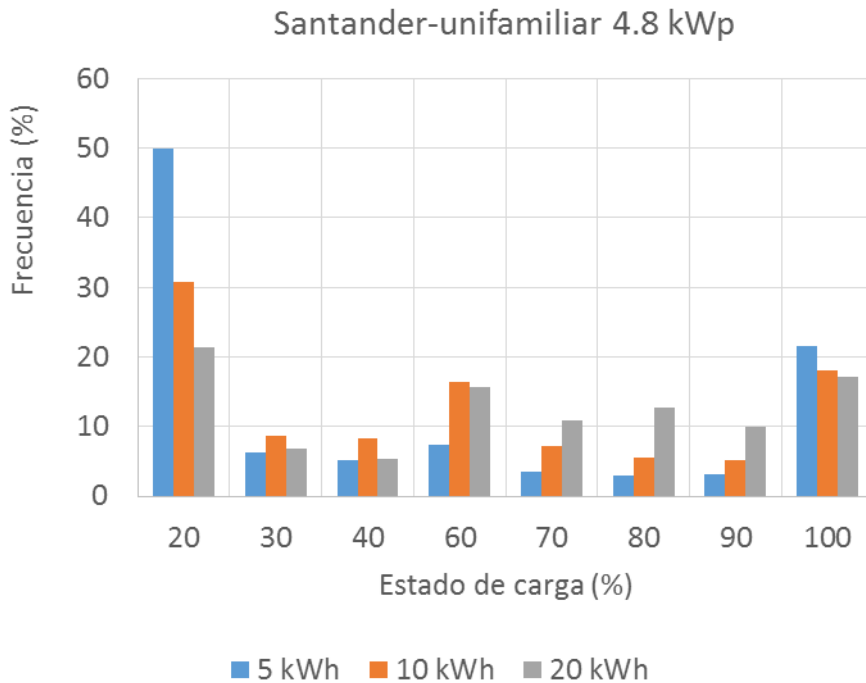


Figura 62. Frecuencia de los diferentes estados de carga de la batería para un sistema FV en Santander con diferentes tamaños de acumulación

Puede observarse un comportamiento similar en las tres localidades estudiadas.

Por último, en la Figura 63 puede verse la evolución de la curva de autosuficiencia en función del tamaño del sistema de acumulación para una vivienda unifamiliar en las tres ciudades.

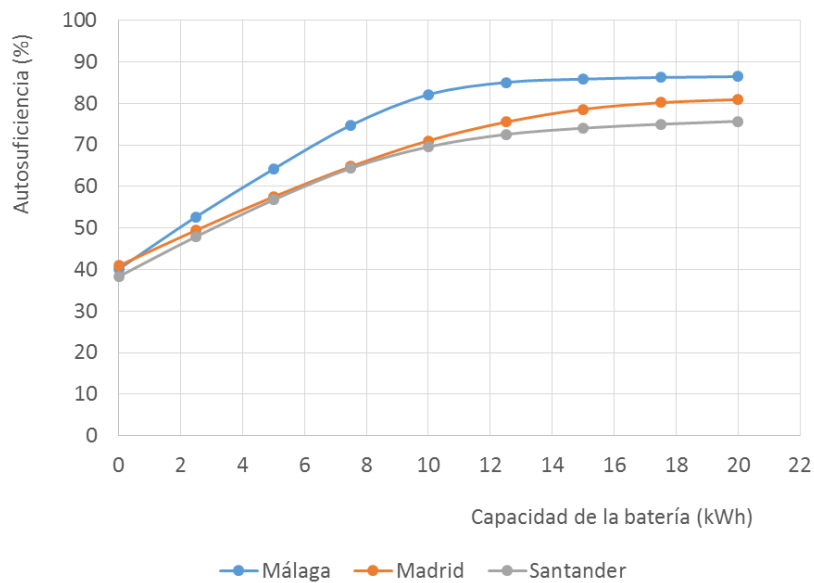


Figura 63. Valores de autoconsumo en función de la capacidad de la batería para vivienda unifamiliar en las tres ciudades estudiadas

Como puede observarse, en las ciudades de Madrid y Santander se alcanzan valores similares de autoconsumo para sistemas de acumulación de 10 kWh, en sistemas con potencias pico de 5.3 y 4.8 kWp, respectivamente. Añadir en estas ciudades un sistema de acumulación hace que pasemos de autosuficiencias del 38.8 % al 70 %. En el caso de Málaga, se pasa de una autosuficiencia del 40 % a una autosuficiencia mayor del 80 %.

Hacer gestión de la demanda y consumir más energía durante las horas de sol hará aumentar las tasas de autosuficiencia, pero también puede modificar el número de ciclos carga-descarga de la batería. Será necesario un análisis detallado de costes para ver si el ahorro obtenido compensa con la disminución de la vida de la batería (Klingler, 2017).

De la misma forma, cargar siempre la batería con el exceso de fotovoltaica, tal y como describe (Abubakar et al., 2017), puede no ser la mejor opción cuando se obtienen beneficios por la energía inyectada a la red.

3. Modelos para la estimación de la autosuficiencia y el autoconsumo

Para modelizar el índice de autosuficiencia se han utilizado los distintos modelos de minería de datos descritos en el capítulo 2. Con el objetivo de obtener un modelo general, se han considerado todas aquellas variables independientes que tienen una influencia directa en el valor de autosuficiencia. En concreto, las variables propuestas son:

- Tipo de perfil de consumo
- Valor medio anual de radiación global diaria
- Desviación típica de los valores medios diarios de radiación global
- Valor medio anual de temperatura diaria
- Desviación típica de los valores diarios de temperatura global
- Potencia pico de la instalación
- Capacidad de la batería.

Se explica a continuación cómo se han considerado cada una de estas variables.

Para seleccionar el tipo de perfil se han analizado los distintos perfiles propuestos por el centro de UKERC, descritos en el apartado anterior. De estos perfiles se ha considerado el porcentaje de consumo que se produce cada hora respecto al consumo total diario (en valores medios anuales).

Para construir los perfiles horarios para los 365 días del año, se han considerado los periodos propuestos por este centro, excepto para el periodo que denominan “verano alto”. Los perfiles correspondientes a este periodo se han generado para aquellos días en que la temperatura ambiente en valor medio diario es superior a 25 grados.

En la figura Figura 64 se muestran los valores medios mensuales de consumo horario obtenidos para cada uno de estos perfiles para la localidad de Málaga. Los correspondientes a Madrid y Santander son similares a los mostrados en esta figura.

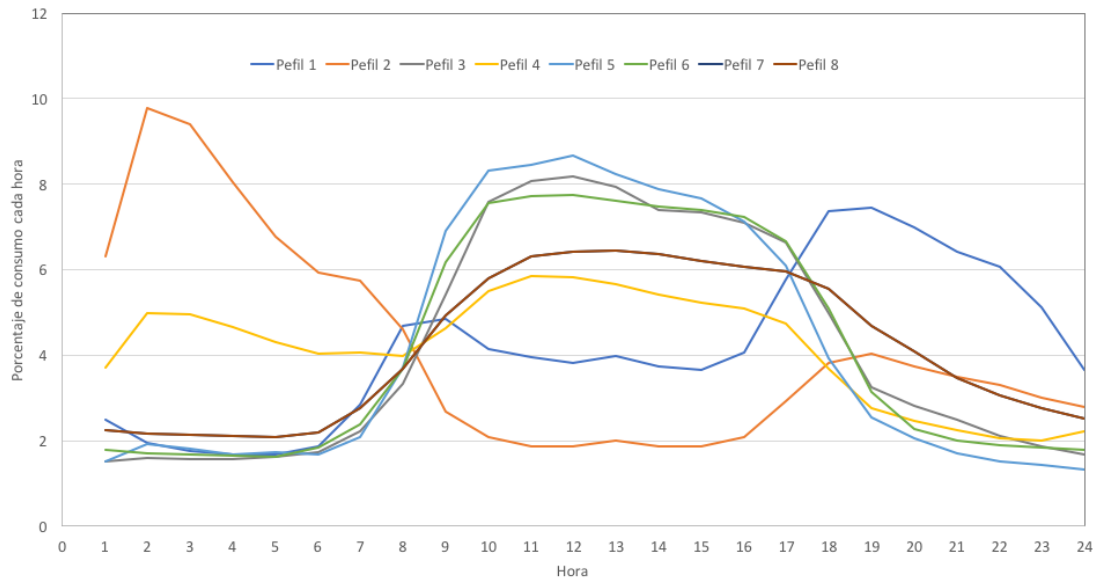


Figura 64. Distribución horaria de los consumos para los distintos perfiles (valores medios anuales)

De estos 8 perfiles, se han seleccionado los siguientes:

- Perfil 1: que corresponde a un consumo diurno bajo y más alto en la tarde-noche; este perfil es válido para aquellas viviendas en las que los usuarios salen a trabajar y vuelven por la tarde, con pocos consumos en las horas centrales del día.
- Perfil 4: este perfil tiene consumos diurnos y también nocturnos; es un perfil válido para aquellas viviendas que tiene contratada tarifa nocturna o bien desplazan consumos a la noche para aprovechar que la energía es más barata a esas horas.
- Perfil 6: es un perfil diurno, en el que la mayoría de los consumos se producen durante el día.
- Perfil 8: es también un perfil de consumos diurnos pero también se consideran algunos consumos de tarde-noche por lo que el pico de consumo diurno es algo más bajo.

Lo que se ha utilizado de estos perfiles es la distribución de los consumos a lo largo del día respecto al total del consumo diario, no los consumos totales. Por ello, primero se ha hecho una normalización de los mismos teniendo en cuenta en cada caso cuál es el consumo total.

Después, para cada una de las localidades consideradas se ha obtenido el nuevo perfil de consumo utilizando el valor medio diario de consumo real cuando se han establecido medidas de ahorro energético.

Entre los parámetros meteorológicos disponibles, se han utilizado la temperatura y la radiación global diaria ya que son los que más influencia tienen en los valores de la autosuficiencia y el autoconsumo. Para estos parámetros se han utilizado su valor medio mensual diario y la desviación típica de cada uno de ellos.

La utilización de estos parámetros permite incluir en el modelo la diferencia de valores observados de cada uno de los parámetros meteorológicos a lo largo del año. En la tabla 36 se muestran los valores estimados de estos parámetros para las tres localidades de estudio.

Para incluir la potencia pico de la instalación, se ha utilizado un valor relativo respecto a la potencia pico que hace que la instalación genere la misma energía que la que se consume a lo largo del año. Se ha estimado para ello el consumo medio diario a lo largo de un año y la energía que produciría una instalación de 1 kWp durante un año. A partir de estos valores se ha estimado el valor de tamaño de instalación para el que se genera la misma energía que se consume. A partir de este valor al que se asigna el valor de uno, se estiman los demás tamaños relativos a este desde un tamaño de 0.25 hasta un tamaño 2 veces. Los valores de consumo, energía fotovoltaica generada y potencia pico estimados se muestran en la tabla Tabla 36. Valores medios diarios de los distintos parámetros considerados Para la capacidad de la batería los tamaños considerados varían desde 0 hasta 25 kWh, con un incremento de 2.5 kWh.

	Gdm (kWh/m ²)	STD Gdm (kWh/m ²)	Temp (°C)	STD T (°C)	Consumo (kWh)	FV 1kW (kWh)	Wp (ZEB)
Málaga	5.98	2.04	18.1	0.8	11	4.81	2.3
Madrid	5.09	2.46	14.2	1.6	14.3	4.07	3.5
Santander	4.61	2.39	14.9	0.9	11.8	3.71	3.2

Tabla 36. Valores medios diarios de los distintos parámetros considerados

Utilizando todas estas variables independientes se han calculado los valores de la autosuficiencia y del autoconsumo para cada una de las combinaciones posibles. En total se han obtenido 960 valores distintos para cada uno de estos dos parámetros.

Cada uno de estos 960 valores de autosuficiencia (y autoconsumo) será la variable dependiente que se quiere modelizar, a partir de las variables independientes mencionadas.

Los modelos que se han utilizado son:

- Regresión lineal
- Perceptrón multicapa
- M5P
- RepTree
- Random Forest

La estimación de los parámetros de cada uno de ellos, así como de las distintas métricas de error se ha hecho utilizando la herramienta Weka (Hall et al., 2009).

Por una parte, se han evaluado los errores obtenidos cuando se utiliza correlación cruzada. Por otra parte, el conjunto total de datos se ha dividido en conjunto de entrenamiento y conjunto de test, tal y como se hace en los modelos de minería de datos cuando no se utiliza validación cruzada. El conjunto de entrenamiento se utiliza para ajustar los modelos (obtener sus parámetros). El conjunto de test se utiliza para evaluar las distintas métricas de error. Se han utilizado un 80 % de las muestras para el conjunto de entrenamiento y el 20 % restante para el conjunto de test.

3.1. Resultados para la estimación de la autosuficiencia

En las Tabla 37 y Tabla 38 se muestran los valores obtenidos para el coeficiente de correlación(r), el error absoluto medio (MAE), el error cuadrático medio (MSE), el error absoluto relativo (RAE) y el error relativo cuadrático medio (RMSE) que se han obtenido en la estimación del valor de autosuficiencia para cada uno de los modelos propuestos cuando se utiliza correlación cruzada y un conjunto de test, respectivamente.

Métrica	RL	MP	RF	M5P	REPTree
R	0.798	0.9835	0.9986	0.9927	0.9925
MAE	11.1385	3.2984	0.9364	1.8181	1.6386
RMSE	14.0129	4.2624	1.5568	2.8995	2.8507
RAE	60.03%	17.78%	5.05%	9.80%	8.83%
rRSE	60.23%	18.32%	6.69%	12.46%	12.25%
N	1056	1056	1056	1056	1056

Tabla 37. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación de la autosuficiencia utilizando validación cruzada.

Métrica	RL	MP	RF	M5P	REPTree
R	0.8291	0.9889	0.9983	0.9933	0.9914
MAE	10.4183	2.6083	0.985	1.7628	1.6595
RMSE	12.9941	3.4691	1.6182	2.8199	3.0409
RAE	55.50%	13.90%	5.25%	9.39%	8.84%
rRSE	56.13%	14.99%	6.99%	12.18%	13.14%
N	211	211	211	211	211

Tabla 38. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación de la autosuficiencia utilizando un conjunto de test.

Como puede observarse, todos los modelos propuestos, excepto la regresión lineal, tienen coeficientes de correlación superiores a 0.98. De entre ellos, el modelo con el que se obtienen mejores predicciones de la autosuficiencia es Random Forest, que en validación cruzada tiene un error absoluto medio inferior a 1 y un error relativo de un 5 %. También se obtienen muy buenos resultados para los modelos M5P y REPTree. En todos los casos el error absoluto relativo es inferior al 10 %, lo que significa para un amplio rango de valores de la autosuficiencia errores en puntos porcentuales del orden del 1 %.

En la Figura 65 se muestran los valores de autosuficiencia obtenidos mediante la simulación del comportamiento de la instalación frente a los valores obtenidos por con los modelos Random Forest y REPTree.

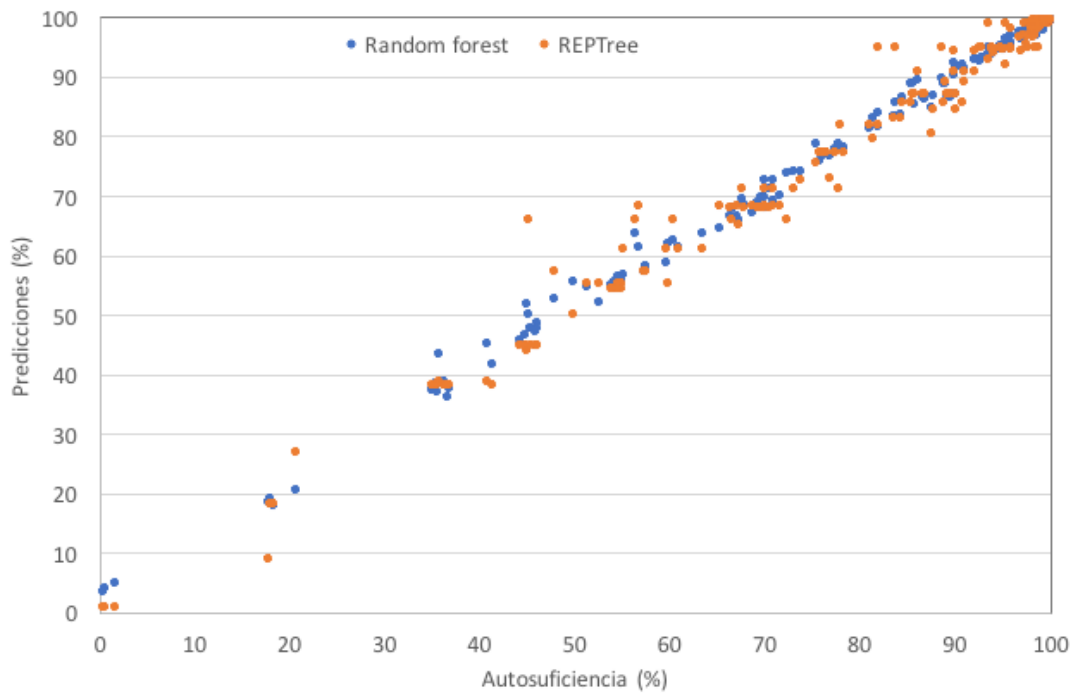


Figura 65. Valores de autosuficiencia frente a las predicciones de estos valores para los modelos Random Forest y REPTree.

De entre estos modelos, los más comprensible son M5P y REPTree ya que lo que se obtiene es un árbol de decisión que puede ser utilizado de manera sencilla para estimar nuevos valores de autosuficiencia a partir de los parámetros del tamaño de la instalación, capacidad de batería, tipo de consumo y parámetros meteorológicos.

Se muestra en el siguiente recuadro un fragmento del modelo REPTree en el que pueden observarse cómo se aplican las distintas reglas del árbol para decidir el valor de autosuficiencia según el valor que tienen las variables independientes.

```

cb < 6.25
|  perfil4 < 0.5
|  |  cb < 1.25
|  |  |  perfil3 < 0.5
|  |  |  |  perfil1 < 0.5
|  |  |  |  |  wp < 0.63
|  |  |  |  |  |  wp < 0.38 : 44.25 (2/0.13) [1/0.89]
|  |  |  |  |  |  wp >= 0.38 : 49.93 (2/0.02) [1/0.46]
|  |  |  |  |  |  wp >= 0.63 : 53.83 (9/0.94) [9/1.37]
|  |  |  |  |  perfil1 >= 0.5
|  |  |  |  |  |  wp < 0.63
|  |  |  |  |  |  |  wp < 0.38 : 36.22 (3/0.78) [0/0]
|  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.38 : 41.06 (2/0.01) [1/0.56]
|  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.63
|  |  |  |  |  |  |  |  wp < 1.13 : 43.6 (3/0.37) [3/0.42]
|  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 1.13 : 45.65 (8/0.38) [4/0.16]
|  |  |  |  |  |  perfil3 >= 0.5
|  |  |  |  |  |  |  wp < 0.38 : 54.24 (2/1.99) [1/1.56]
|  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.38
|  |  |  |  |  |  |  |  |  wp < 0.88 : 64.84 (3/1.44) [3/4.7]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.88 : 69.52 (12/1.15) [3/0.95]
|  |  |  |  |  |  cb >= 1.25
|  |  |  |  |  |  |  perfil3 < 0.5
|  |  |  |  |  |  |  |  cb < 3.75
|  |  |  |  |  |  |  |  |  wp < 0.38 : 53.26 (6/10.33) [0/0]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.38
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  perfil1 < 0.5
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp < 0.88
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  rad_med_mes < 5533.1 : 65.68 (2/0.03) [2/7.13]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  rad_med_mes >= 5533.1 : 68.92 (2/1.76) [0/0]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.88
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  temp_med_mes < 14.55 : 68.02 (3/0.59) [2/0.06]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  temp_med_mes >= 14.55
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp < 1.75 : 71.52 (5/0.53) [1/2.49]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 1.75 : 72.8 (2/0.4) [2/0.51]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  perfil1 >= 0.5
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp < 0.63 : 56.78 (3/1.68) [0/0]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 0.63
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  temp_med_mes < 14.55 : 59.07 (3/0.52) [3/1.38]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  temp_med_mes >= 14.55
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp < 1.13 : 60.91 (3/1.24) [1/0.04]
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  wp >= 1.13 : 63.45 (4/0.36) [4/1.66]
. . .

```

3.2. Resultados para la estimación del autoconsumo

Para la estimación del autoconsumo se ha utilizado también como variable independiente el valor de la autosuficiencia, ya que los modelos propuestos para estimar la autosuficiencia y el autoconsumo pueden aplicarse en cascada, y utilizar para uno de ellos el valor obtenido en el que primero se estime. En nuestro caso, el orden sería primero estimar el valor de autosuficiencia y después el de autoconsumo. En las Tabla 39 y Tabla 40 se muestran los valores obtenidos para las distintas métricas evaluadas (r , MAE, MSE, RAE, RMSE), en la estimación del valor de autoconsumo para cada uno de los modelos propuestos cuando se utiliza correlación cruzada y un conjunto de test, respectivamente.

	RL	MP	RF	M5P	REPTree
R	0.8599	0.9992	0.9963	0.9963	0.9912
MAE	10.2565	0.8015	1.1807	1.4163	1.7489
RMSE	12.9934	1.0402	2.2602	2.2642	3.3616
RAE	51.73%	4.04%	5.95%	7.14%	8.82%
rRSE	50.94%	4.08%	8.86%	8.88%	13.18%
N	1056	1056	1056	1056	1056

Tabla 39. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación del autoconsumo utilizando validación cruzada

	RL	MP	RF	M5P	REPTree
R	0.8472	0.9993	0.9966	0.9947	0.9879
MAE	9.2919	0.5511	1.0817	1.2948	1.9273
RMSE	11.578	0.7945	1.8556	2.1982	3.3243
RAE	51.37%	3.05%	5.98%	7.16%	10.66%
rRSE	53.06%	3.64%	8.50%	10.07%	15.23%
N	211	21	211	211	211

Tabla 40. Valores obtenidos para cada una de las métricas y cada uno de los modelos analizados para la estimación del autoconsumo utilizando un conjunto de test.

Para la estimación del autoconsumo, el modelo que mejor funciona es el perceptrón multicapa, con un error absoluto medio de 0.55 y un error relativo absoluto del 3 %. También los modelos de árboles de decisión presentan errores pequeños, especialmente Random Forest y M5P.

En la Figura 66. Valores de autoconsumo frente a las predicciones de estos valores para los modelos perceptrón multicapa y Random Forest. se muestran los valores de autoconsumos obtenidos mediante la simulación del comportamiento de la instalación frente a los valores obtenidos con los modelos de perceptrón multicapa y Random Forest.



Figura 66. Valores de autoconsumo frente a las predicciones de estos valores para los modelos perceptrón multicapa y Random Forest.

Como puede observarse en esta gráfica, para todos los rangos de autoconsumo, el modelo perceptrón multicapa permite obtener predicciones del autoconsumo muy cercanas a los valores reales.

4. Conclusiones

En este capítulo se ha analizado el comportamiento de varios sistemas de autoconsumo fotovoltaico con y sin baterías. Para ello, se han utilizado los perfiles de consumo seleccionados en el capítulo anterior, en los que había consumos que correspondían a un piso y a una vivienda unifamiliar, adaptados para las tres localidades seleccionadas. Además, sobre estos consumos, que procedían de consumos agregados, se han utilizado las medidas de ahorro energético descritas también en el capítulo anterior. En total han sido 12 perfiles de consumo distintos.

Para cada uno de ellos, se han considerado diferentes potencias pico de instalación, desde 1 kW hasta 12 kW, con y sin baterías. En el caso de los sistemas con baterías se han analizado tamaños de batería desde 0 (sin batería) hasta 20 kWh. Para cada una de estas configuraciones, se han estimado los valores de la autosuficiencia y autoconsumo en cada una de las tres localidades analizadas.

Como caso especial, se ha analizado la potencia de paneles que hace que la vivienda pueda ser considerada como de consumo cero, aquella para la que la producción fotovoltaica es aproximadamente igual al consumo.

Una de las conclusiones obtenidas indica que el valor del punto de corte de las curvas de autosuficiencia y autoconsumo es aproximadamente un 30 % más bajo del valor teórico máximo, para alguno de los perfiles de consumo que se han analizado.

Al comparar los resultados obtenidos para cada ciudad, se puede observar que la curva de autosuficiencia presenta valores más altos en la ciudad que tiene mejores valores de irradiación. Es decir, las instalaciones en Málaga, además de cubrir con menor potencia pico un consumo determinado, también consiguen para cada potencia pico mejores valores de autosuficiencia. También se ha observado que las ciudades de Madrid y Santander tienen comportamientos muy similares.

Cuando se han aplicado medidas de ahorro energético, a pesar de que hay una fuerte disminución de los consumos de las viviendas y, por tanto, de la potencia pico instalada, el porcentaje de autosuficiencia y, por lo tanto, de autoconsumo no aumenta en la misma proporción. Se aprecian aumentos de este parámetro para todas las viviendas y localidades, que pasa a tener valores superiores al 40 % en las viviendas situadas en Málaga y Madrid. Mientras que la disminución de la potencia pico está en el orden del 40 %, la autosuficiencia sólo mejora un 10 %. Los resultados obtenidos muestran la importancia de considerar medidas de ahorro energético previas a la instalación de un

sistema de autoconsumo, debido a que la disminución del consumo repercute directamente en la potencia pico instalada. Además, la forma de las curvas de autosuficiencia hace que, a consumos menores, este porcentaje aumente.

Se ha analizado también la sensibilidad de los resultados con el perfil de consumo. En este caso, se ha observado que los resultados de una vivienda tipo piso en Santander muestran más diferencias en los valores de autosuficiencia. Los resultados muestran también que un tamaño excesivo del sistema de acumulación no aumenta significativamente la autosuficiencia y, por tanto, encarece el sistema injustificadamente. Se ha hecho un análisis detallado del estado de carga de la batería para las distintas configuraciones y se puede concluir que tamaños de batería mayores de 10 kWh no son adecuados para viviendas en España, toda vez que tamaños mayores de batería no aumentan de forma significativa los valores de autosuficiencia.

Cabe destacar que cargar siempre la batería con el exceso de fotovoltaica, no siempre será la mejor estrategia cuando se obtengan beneficios por la energía inyectada a la red.

Hay que señalar también que se ha propuesto un modelo sencillo para la estimación del tamaño óptimo de un sistema fotovoltaico sin baterías.

Por último, para el modelizado de los parámetros de autoconsumo y autosuficiencia se ha evaluado el funcionamiento de distintos modelos de aprendizaje automático. En concreto, se han utilizado una regresión lineal, un perceptrón multicapa y varios tipos de árboles de decisión. En todos los casos excepto en la regresión lineal, los resultados obtenidos permiten afirmar la validez de los distintos modelos. Para el autoconsumo, el modelo con el que se obtienen mejores resultados es el perceptrón multicapa, mientras que para la autosuficiencia el que obtiene resultados más precisos es Random Forest. El coeficiente de correlación es superior en ambos casos al 0.99, mientras que el error medio absoluto es inferior a 1 y el error medio relativo es de un 3 % para el autoconsumo y un 5 % para la autosuficiencia. Los mejores resultados obtenidos en la estimación del autoconsumo respecto a la autosuficiencia se explican porque en el primer caso se ha utilizado como variable independiente los valores de autosuficiencia; esto es posible en situaciones reales ya que la estimación de estos parámetros puede hacerse en dos fases, ya que para cada uno de ellos se ha estimado un modelo diferente.



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Capítulo 6. Influencia de la resolución temporal en la estimación del autoconsumo y la autosuficiencia

En este capítulo se analiza la influencia de la resolución temporal utilizada en las estimaciones de los distintos parámetros que se analizan en una instalación fotovoltaica de autoconsumo. El objetivo principal de este capítulo es analizar el impacto de la granularidad de los datos en la estimación de la autosuficiencia y el autoconsumo para las instalaciones fotovoltaicas conectadas a la red. Si bien el análisis es de naturaleza exploratoria, las conclusiones sobre los efectos de la granularidad de los datos son importantes y deben tenerse en cuenta en la investigación que utiliza datos por hora para simular y diseñar estas instalaciones. También son útiles para evaluar las instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo desde un punto de vista económico cuando se permite algún tipo de balance neto.

El análisis de la influencia de la resolución temporal, por una parte, es importante de cara a poder cuantificar los cambios que se producen en estas estimaciones y su posible repercusión en la exactitud de los resultados obtenidos. Por otra parte, los resultados de

este análisis también pueden ser útiles cuando se permite hacer un balance neto o *net metering* no instantáneo de una instalación. Algunos países incentivan el autoconsumo y, en algunos casos, la remuneración es incluso mayor si se logra una tasa de autoconsumo en un cierto porcentaje.

1. Introducción

La influencia de la resolución temporal o granularidad de los datos en la estimación de la autosuficiencia y autoconsumo de sistemas fotovoltaicos conectados a red ha sido estudiada en algunos trabajos previos. Disponer de datos con una gran resolución temporal (o incluso instantáneos) es importante para poder estimar estos parámetros de manera más exacta, especialmente en instalaciones en las que no hay balance neto. La demanda de electricidad en una casa puede cambiar rápidamente y estos cambios pueden ser aleatorios, ya que dependen de las actividades de sus ocupantes. Por este motivo, algunos autores proponen el uso de datos con una resolución temporal de un minuto, como en (Richardson et al., 2010), donde se propone un modelo integrado que permite generar series sintéticas de consumos de electricidad en intervalos de un minuto. Wright y Firth (Wright and Firth, 2007), afirman que utilizar una resolución temporal mayor que un minuto hace que las estimaciones de la electricidad importada y exportada sean menores que los valores reales, ya que se pierde una importante información de las variaciones en alta frecuencia de las cargas. Estos autores concluyen que es necesario registrar medidas cada minuto o dos minutos si se quieren capturar los detalles de los patrones de consumo.

Widen y colaboradores (Widen et al., 2010) analizan el impacto de utilizar promedios temporales en las series históricas de demanda y de producción fotovoltaica en la simulación de redes de bajo voltaje, y concluyen que hay un impacto significativo si solo se consideran viviendas individuales, pero el impacto es mucho menor si se consideran demandas agregadas (Betcke et al., 2013) analizan los efectos de promediar datos cambiando la resolución temporal; proponen una resolución de un minuto para conseguir una representación fiable de la potencia máxima, el voltaje máximo y los flujos de energía, y de intervalos menores para evaluar corrientes y voltajes transitorios.

En (Abdula et al., 2017) se analiza el efecto de la granularidad de los datos (o resolución temporal) en la estimación de los ahorros energéticos conseguidos utilizando un sistema de almacenamiento de 5 kWh en una vivienda residencial; los autores concluyen que

usando un intervalo de 30 minutos se subestiman los ahorros en un 17% de media, comparado con los resultados obtenidos para una resolución de 1 minuto. Por otra parte, en (Linszen et al., 2017) se recomienda una resolución temporal de 5 minutos para modelar, diseñar los sistemas y calcular la batería.

Para otras tareas, como puede ser la optimización de la planificación de la energía eléctrica generada de forma distribuida, una resolución horaria es suficiente si no se quiere tener en cuenta el rango de fluctuaciones estocásticas (Kools and Phillipson, 2016). También para sistemas que utilicen un motor de Stirling CHP y sistemas de almacenamiento es suficiente con valores horarios (Balcombe et al., 2015).

Nyholm et al. (Nyholm et al., 2016) utilizan valores horarios para estimar el autoconsumo y la autosuficiencia para una instalación fotovoltaica con batería. En Suecia, Quoilin et al. (Quoilin et al., 2016) analizan el autoconsumo con y sin batería utilizando una resolución temporal de 15 minutos. Concluyen que la autosuficiencia varía entre el 30 y el 35 % calculada con esta resolución, utilizando datos de diferentes países.

Por otra parte, desde un punto de vista económico, la resolución temporal utilizada para analizar el funcionamiento de sistemas de autoconsumo está relacionada con la regulación de balance neto que exista para cada sistema. El balance neto, o *net metering*, es un sistema en el que la instalación está conectada a la red pública y el excedente de energía producido por el sistema fotovoltaico (el que no es consumido directamente en la vivienda) se inyecta en la red. Este sistema permite a los productores fotovoltaicos compensar el coste de la energía consumida de la red pública durante un cierto período de tiempo con la energía inyectada a la red. El balance neto está relacionado, por tanto, con el período de facturación, dependiendo del precio del excedente de energía (López and Steininger, 2017). Las regulaciones de cada país afectan, de esta forma, la rentabilidad de las instalaciones fotovoltaicas. Es cada vez más común que los países permitan algún tipo de sistema de medición neta, como ya ocurre en Dinamarca, Finlandia y los Países Bajos (IEA, 2016).

Dependiendo del sistema de balance neto permitido, la instalación podrá suministrar todo el consumo o solo un porcentaje limitado para la casa. Cuando no existe un sistema de compensación, los porcentajes de autoconsumo para varios países europeos oscilan entre el 29 y el 43 % para un tamaño de sistema fotovoltaico promedio de alrededor de 3.5 kWp con una demanda anual de alrededor de 3500 kWh (Lettner and Auer, 2013). En Alemania, el autoconsumo varía entre un 38 y un 42 %, mientras que en España varía entre un 29 y un 34 %. Las estimaciones se han realizado utilizando valores horarios.

Los parámetros que se van a analizar en este capítulo son el porcentaje de autoconsumo y autosuficiencia, definidos en el capítulo 1. Las diferentes resoluciones temporales que se van a utilizar en este análisis son: 10 segundos, 1 minuto, 5 minutos, 15 minutos, 30 minutos, 1 hora, 1 día, 1 mes y 1 año. Los periodos superiores a un día son interesantes para sistemas en los que se permite balance neto.

2. Datos experimentales

Los datos que se van a utilizar han sido obtenidos de una instalación fotovoltaica de autoconsumo situada en una vivienda ubicada en Málaga. El sistema se diseñó con el objetivo de suministrar toda la energía consumida en la vivienda considerando un periodo anual. Los parámetros registrados por el sistema de monitorización descrito en el Anexo 1 son:

- Potencia generada por el sistema fotovoltaico, P_{PV}
- Potencia de consumo, C
- Voltaje de la red, V

El esquema de conexión de los distintos sensores y el sistema de monitorización se muestra en la Figura 67. Todos los parámetros se han registrado cada 10 segundos.

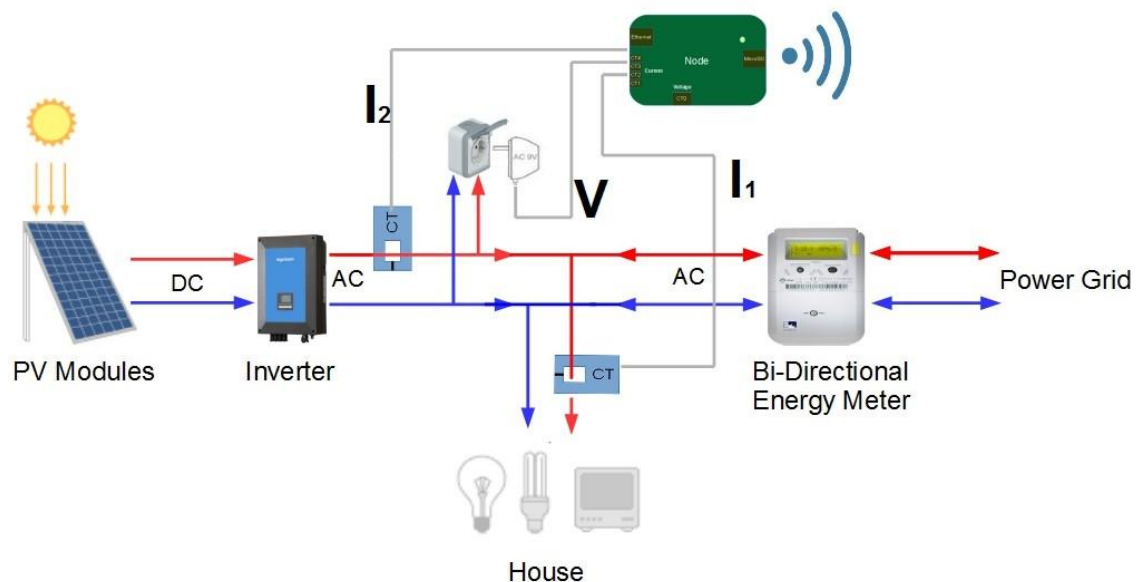


Figura 67. Diagrama de los sensores en la instalación fotovoltaica de autoconsumo

La instalación fotovoltaica tiene 12 módulos de 250 Wp, conectados en serie, y un inversor de 3 kW. En la Tabla 41 se definen las características de los módulos y del generador fotovoltaico en condiciones estándar.

Parámetro	Valor
Corriente de cortocircuito	8.6 (A)
Voltaje en circuito abierto	450 (V)
Intensidad en el punto de máxima potencia	8.1 (A)
Voltaje en el punto de máxima potencia	363 (V)
Potencia pico del generador (estimada)	2908 (W)
Pérdidas de conexionado	2.0 (%)
Pérdidas óhmicas	1.6 (%)
Área de módulos	19.55 (m ²)
Eficiencia del generador	14.9 (%)

Tabla 41. Características de los módulos y del generador fotovoltaico en condiciones estándar

Los módulos están orientados a 10° este (en línea con la orientación de la casa) y con una inclinación de 20° respecto a la horizontal.

Los datos usados para el análisis de la instalación de autoconsumo se registraron desde enero de 2015 a diciembre de 2016. En total se registraron 356 días para el año 2015 y 344 para 2016.

3. Resultados

3.1. Análisis de los consumos y producción fotovoltaica.

Para analizar los consumos, se ha hecho un histograma que recoge la distribución de los consumos (Figura 68). Como puede observarse, la mayoría de los consumos son para potencias inferiores a 500 W (78 %) y sólo un 3 % son superiores a 3000 W, lo que se corresponde con un consumo residencial típico.

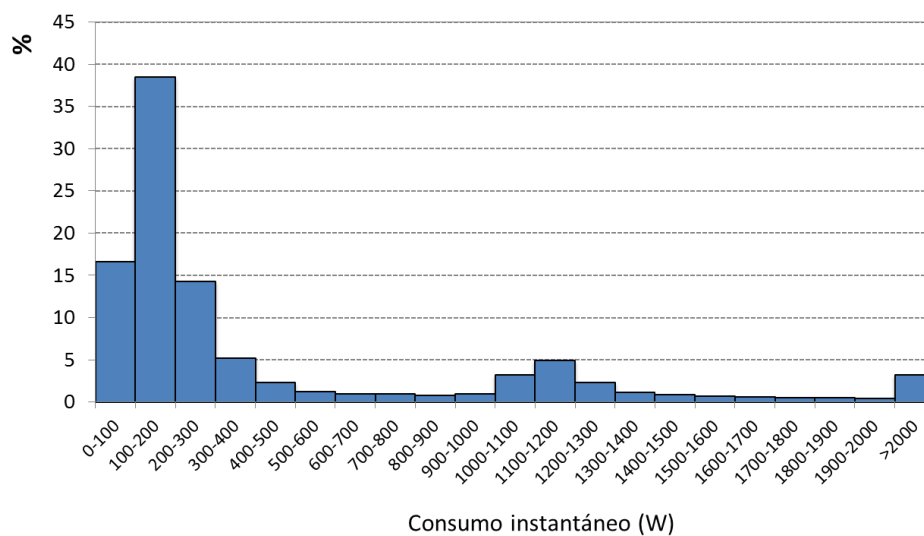


Figura 68. Histograma de los consumos

Los valores medios mensuales de los distintos parámetros evaluados para esta instalación de autoconsumo se muestran en la Tabla 42.

Mes	C _{d.m}	E _{d.PV}	E _{d.PV.sel} f	E _{d.PV.e}	E _{d.i}	Y _{d.i}
Enero	13.59	10.72	4.28	6.44	9.31	3.57
Febrero	11.98	11.77	4.44	7.34	7.54	3.92
Marzo	9.42	15.25	5.10	10.15	4.32	5.08
Abril	8.70	15.28	4.89	10.39	3.81	5.09
Mayo	8.72	16.84	5.92	10.92	2.80	5.61
Junio	9.11	18.24	6.60	11.64	2.51	6.08
Julio	13.54	17.20	8.50	8.70	5.04	5.73
Agosto	14.36	15.80	8.36	7.45	6.00	5.27
Septiembre	11.12	15.72	7.32	8.40	3.81	5.24
Octubre	7.65	12.22	3.74	8.47	3.90	4.07
Noviembre	7.60	11.04	2.90	8.15	4.70	3.68
Diciembre	13.18	8.68	3.42	5.27	9.77	2.89
Anual	10.75	14.06	5.45	8.61	5.29	4.69

Tabla 42. Valores medios mensuales de los parámetros estimados

La media anual de energía diaria generada por la instalación fotovoltaica es de 14.06 kWh. Supera, por tanto, la demanda eléctrica de la vivienda, que es de 10.75 kWh. Ambos valores se han estimado utilizando los dos años de datos disponibles. Del total de energía generada, solo 5.45 kWh fueron directamente a suministrar el consumo, lo que significa un valor de autoconsumo de alrededor del 39%. El consumo diario medio mensual oscila entre 14.36 kWh para agosto y 7.60 kWh en noviembre. Los meses con mayor consumo corresponden a verano e invierno, por el aire acondicionado y la calefacción, respectivamente. Existe una mayor producción fotovoltaica en verano, debido a la inclinación de los módulos y a la mayor irradiación de estos meses. Los meses con los mayores valores de energía inyectada a la red son los de primavera, debido al bajo consumo. Durante todo el periodo analizado no hubo gestión activa de la demanda.

3.2. Análisis de la autosuficiencia y el autoconsumo para diferentes potencias pico

Para analizar la autosuficiencia y el autoconsumo que se puede conseguir en función de la potencia pico instalada, la propuesta que se hace en este trabajo es utilizar un tamaño de referencia definido como la potencia de instalación fotovoltaica que corresponda a un ZEB (*Zero Energy Building*), aplicada a la vivienda en la que está la instalación fotovoltaica; es decir, aquella potencia en la que el consumo total anual es igual a la producción anual fotovoltaica.

Este tamaño de referencia se ha calculado utilizando un algoritmo iterativo y los dos años de datos registrados. El algoritmo busca el tamaño de esta instalación utilizando los datos medidos y aumentando o disminuyendo en cada iteración el tamaño de la instalación, dependiendo de si la energía generada es mayor o menor que el consumo, respectivamente.

Se ha encontrado que la potencia pico que cumple esta condición de ZEB es de 2.3 kW. Utilizando este valor como punto de referencia, se han utilizado diferentes potencias máximas para estimar la autosuficiencia y el autoconsumo. Las potencias máximas analizadas oscilan entre 0.5 y 3 veces la potencia pico correspondiente a ZEB. Los resultados se muestran en la Figura 69.

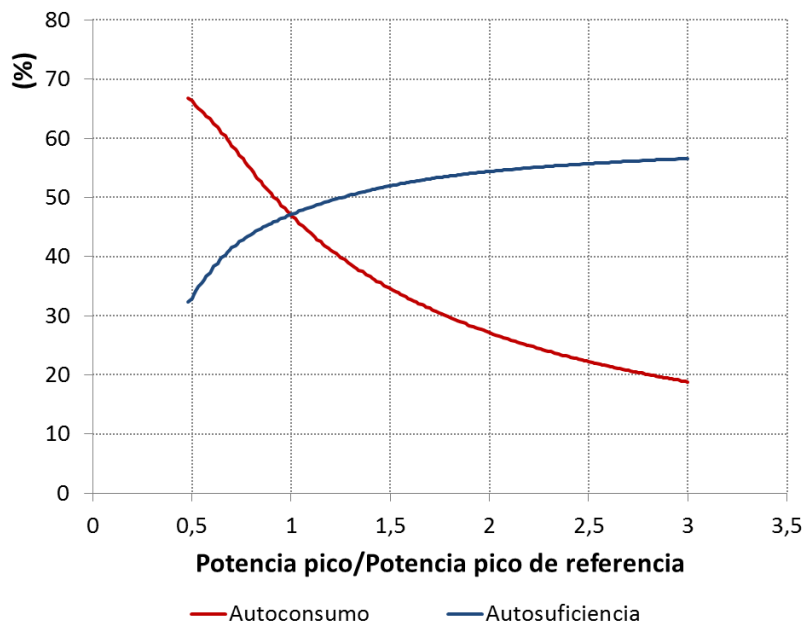


Figura 69. Autosuficiencia y autoconsumo para diferentes potencias pico. Los valores están normalizados a la potencia pico de instalación correspondiente a una vivienda de energía cero

Los valores de autoconsumo disminuyen de 67 a 19% cuando la potencia cambia entre 0.5 y 3 veces con respecto a la potencia de referencia. Como se puede observar, el crecimiento de la autosuficiencia es alto para valores de potencia pico bajos, hasta aproximadamente la potencia pico de referencia, es decir entre 0,5 y 1 la potencia de referencia, la autosuficiencia va del 32 al 47 %, en el caso de incrementar la potencia pico hasta 2 veces la potencia pico de referencia, el crecimiento de este parámetro pasa del 47 al 54 % , es decir menos de la mitad que anteriormente, y si pasamos de 2 a 3 veces la potencia pico de referencia pasaría de un valor del 54 al 57 %, menos de la mitad de aumento que en el incremento anterior con un aumento en la potencia pico de la mitad que en los tramos anteriores, lo cual evidencia que estamos en la zona de saturación, consiguiéndose poco incremento en la autosuficiencia al aumentar la potencia pico instalada.

En cuanto al autoconsumo, disminuye del 67 % al 47 % cuando la potencia máxima cambia de 0.5 a 1 veces la potencia de referencia. Si pasamos de 1 a 2 veces la potencia pico de referencia disminuye del 47 al 27 % el autoconsumo y si pasamos de 2 a 3 la potencia pico de referencia el autoconsumo descenderá desde el 27 al 19%.

Estos resultados indican que una potencia de alrededor de 2.3 kW_p logra un mejor compromiso entre la autosuficiencia del tamaño de la instalación y el autoconsumo, lo que coincide con los resultados obtenidos en el capítulo 5. Esta potencia, como ya se ha comentado, es la potencia a la que la autosuficiencia es aproximadamente igual al autoconsumo. Es decir, corresponde al tamaño de la instalación en la que la energía producida por la instalación fotovoltaica es la misma que la energía consumida por la vivienda. Los valores mensuales anuales de autoconsumo y autosuficiencia son del 47 % para este tamaño.

3.3. Análisis del autoconsumo y la autosuficiencia para diferentes resoluciones temporales

Se han considerado diferentes resoluciones temporales de datos para evaluar su impacto en la estimación del autoconsumo y la autosuficiencia en instalaciones fotovoltaicas conectadas a la red. Este análisis es útil para poder conocer las diferencias que ocurren cuando estos sistemas se simulan utilizando distintos intervalos temporales. Además, los resultados obtenidos se pueden utilizar para instalaciones fotovoltaicas donde es posible la medición neta. Hemos comprobado el rendimiento final de la instalación en función de las siguientes nueve resoluciones de tiempo: 10 segundos, 1 minuto, 5 minutos, 15 minutos, 30 minutos, 1 hora, 1 día, 1 mes y 1 año. El valor de los parámetros de autoconsumo y autosuficiencia se ha estimado para todos estos períodos y para los diferentes tamaños de las instalaciones utilizadas en la sección anterior.

Los porcentajes de autoconsumo obtenidos para cada una de estas resoluciones temporales se muestran en la Figura 70.

Por un lado, los valores de autoconsumo no presentan prácticamente ninguna variación para instalaciones de potencia máxima superior a 1.5 veces la potencia máxima de ZEB en una escala de tiempo igual o inferior a una hora. Por otro lado, las diferencias en los valores de autoconsumo se observan para estos intervalos de tiempo cuando el tamaño de la instalación es menor. Así, por ejemplo, para la instalación de 0.5 veces la potencia de referencia, este parámetro va del 66 al 73 % cuando se cambia de un balance instantáneo a un balance horario, mientras que varía de 47 a 51 % para la potencia de referencia, lo que significa una diferencia de 4 puntos porcentuales.

Esto significa que hay una diferencia significativa (9 % en términos relativos) cuando se utiliza una resolución de tiempo de 10 segundos frente a utilizar datos horarios; esta

diferencia debe tenerse en cuenta al presentar los resultados obtenidos utilizando balances horarios, ya que estos sobrestiman los valores de autoconsumo. Por lo tanto, cuando se realizan simulaciones para sistemas sin balance neto, los datos de consumo y producción de energía fotovoltaica se deben utilizar con resoluciones temporales lo más pequeñas posible para evitar errores en las estimaciones.

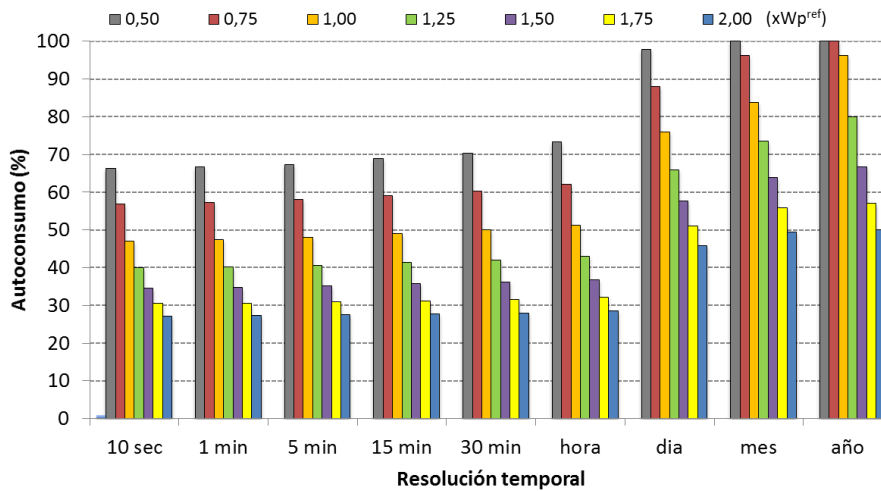


Figura 70. Autoconsumo estimado para 9 resoluciones temporales

Si la resolución de tiempo es igual o mayor que un día, el autoconsumo estimado aumenta significativamente para todas las potencias máximas analizadas. Para la potencia pico más alta analizada (2 veces la potencia pico ZEB), el valor de autoconsumo no cambia mucho cuando aumenta el tamaño de la instalación. Sin embargo, en instalaciones con una potencia pico más baja, el valor de este parámetro aumenta significativamente, al permitir mayores intervalos de tiempo para compensar la energía consumida con la energía producida.

En cuanto al autoconsumo, se puede concluir que, dependiendo de la resolución temporal, los valores obtenidos oscilan entre 47 y 96 % para la potencia de referencia. Estos valores oscilan entre 27 y 50 % para una instalación de 2 veces la potencia de referencia.

Los porcentajes de autosuficiencia obtenidos en cada resolución de tiempo analizada se muestran en la Figura 71.

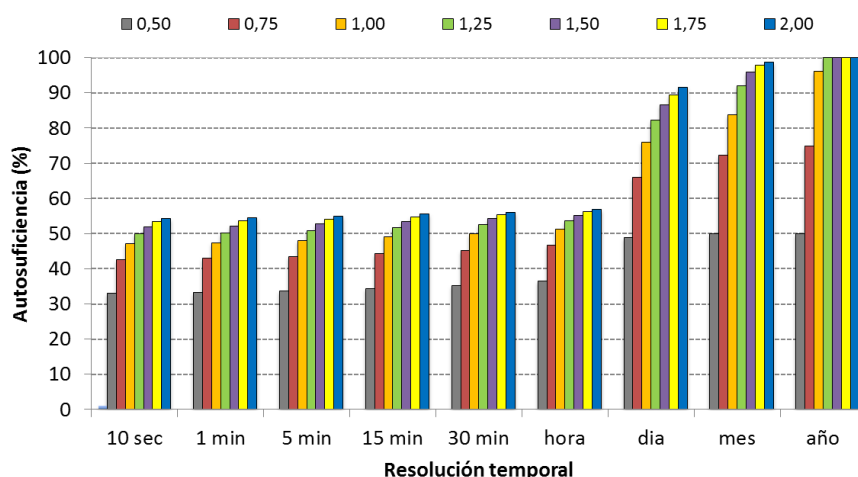


Figura 71. Autosuficiencia estimada utilizando 9 resoluciones temporales distintas

En cuanto a los valores de autosuficiencia para la potencia de referencia, son los mismos que los obtenidos para el autoconsumo. Para potencias pico más bajas, los valores de autoconsumo cambian entre 43 y 75 % para una potencia de pico de 0.75 veces el valor de referencia. Como se esperaba, estos cambios son más significativos a medida que aumenta la potencia máxima. Si se permite un balance neto anual, con una instalación ligeramente superior a la de potencia de referencia, se alcanzan valores de autosuficiencia del 100 % (debe ser ligeramente superior para tener en cuenta la variabilidad interanual). Si la resolución horaria es diaria o mensual, las diferencias en autosuficiencia son aproximadamente del 10%.

4. Conclusiones

Para analizar la influencia de la resolución temporal en la estimación del autoconsumo y la autosuficiencia se han utilizado datos registrados cada 10 segundos en una vivienda ubicada en Málaga. El tamaño de la instalación fotovoltaica correspondiente a un edificio de energía cero, que es un edificio capaz de generar tanta energía como consume en un período de tiempo seleccionado (un año en este estudio), se ha establecido como un tamaño de instalación de referencia para poder hacer una evolución del funcionamiento de la instalación para diferentes potencias pico.

Los resultados muestran que los valores de autoconsumo y autosuficiencia se sobreestiman cuando se utilizan resoluciones de tiempo iguales o superiores a una hora.

La diferencia es de alrededor del 9% cuando se usa una resolución horaria en vez de 10 segundos. Los resultados para diferentes resoluciones de tiempo pueden ser útiles para sistemas donde se permite hacer algún tipo de balance neto.

Para el tamaño de la instalación de referencia, la autosuficiencia y el autoconsumo estimados varían de 48 a 98%, según la resolución temporal. Estos valores se acercan al 100% para una resolución temporal anual, en la que es posible compensar el consumo total de la red durante un año con la energía exportada para el mismo período.

Las conclusiones sobre los efectos de la granularidad de los datos son importantes y deben tenerse en cuenta en las investigaciones que utilicen datos de resolución horaria por hora o más para simular y diseñar estas instalaciones.

Conclusiones y trabajos futuros

La realización de este trabajo de investigación ha permitido, por una parte, diseñar estrategias que permiten conocer y optimizar el consumo energético en viviendas -tanto pisos como viviendas unifamiliares- con instalación fotovoltaica de autoconsumo, en función del perfil de consumo de la vivienda y la ubicación de la misma; por otra, proponer un modelo para estimar la autosuficiencia esperada de una instalación fotovoltaica de autoconsumo en función de los parámetros de la instalación como son la potencia pico y la capacidad de la batería, del tipo de consumo y del emplazamiento. Este era el principal objetivo planteado. Además, se han alcanzado los distintos objetivos específicos relacionados. En concreto se ha hecho:

- Un detallado análisis del funcionamiento de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo en viviendas con y sin medidas de ahorro energético, para distintos perfiles de consumo y con y sin sistemas de almacenamiento.
- Se ha propuesto un modelo para la estimación del tamaño óptimo de una instalación fotovoltaica en función del emplazamiento.

- Se ha hecho un análisis de distintos escenarios posibles en la gestión energética de una vivienda con generación solar: con y sin baterías; conectada a la red permitiendo balance neto instantáneo, horario, diario, mensual y anual.
- Se ha propuesto un modelo que permite conocer cuál será la autosuficiencia de una instalación de autoconsumo. Los datos de entrada a este modelo están relacionados con la configuración de la instalación (potencia pico y capacidad de batería), el tipo de consumo (se han definido para ello cuatro tipos de consumo típicos) y el emplazamiento de la instalación (energía recibida y temperatura ambiente). El error en la estimación del parámetro de autosuficiente es inferior al 1%.
- Se ha realizado un análisis y evaluación de la influencia de la resolución temporal utilizada en la estimación de los parámetros que evalúan el funcionamiento de una instalación fotovoltaica de autoconsumo.

Para el desarrollo de este trabajo se empezó haciendo una selección de las localidades españolas que se iban a utilizar, teniendo en cuenta las zonas climáticas que existen según el IDAE. Como para estas localidades no se disponía de datos de consumo horarios, se han buscado fuentes de datos de consumo disponibles para otras localidades.

Con el objetivo de seleccionar las localidades de esta base de datos más parecidas a las tres localidades españolas seleccionadas, se ha propuesto una metodología que permite hacer esta selección utilizando criterios de similitud estadísticos, utilizando como parámetros de evaluación los valores medios mensuales de radiación global horaria, diaria, temperatura máxima y temperatura mínima.

Una vez identificadas las localidades de esas bases de datos internacionales, se ha realizado un análisis de cada una de ellas y un análisis comparativo para seleccionar la más adecuada para el trabajo que se iba a desarrollar. Los datos de consumo registrados en el portal OpenEnergyInfo de NREL son los que se han seleccionado para ser utilizados en la simulación del comportamiento de instalaciones fotovoltaicas de autoconsumo, por ser la única base de datos que tenía consumos horarios desagregados. Se han propuesto también nuevos perfiles de consumo obtenidos a partir de los originales, a los que se han aplicado medidas de ahorro energético. Se ha evaluado el porcentaje de ahorro que puede suponer para los distintos perfiles de consumo propuestos.

En total se han analizado 12 perfiles de consumo distintos, 4 para cada una de las tres localidades analizadas. A saber: consumo de un piso, consumo de una vivienda unifamiliar, consumo sin ahorro energético y consumo con ahorro energético.

Respecto a la configuración del sistema fotovoltaico de autoconsumo, se han analizado diferentes potencias pico de instalación, desde 1 kW hasta 12 kW, y sistemas con y sin baterías. En este caso se han analizado tamaños de batería desde 0 (sin batería) hasta 20 kWh. Para cada una de estas configuraciones se han estimado los valores de la autosuficiencia y autoconsumo en cada una de las tres localidades analizadas y para cada uno de los perfiles de consumo considerados.

Como caso especial, se ha analizado la potencia de paneles que hace que la vivienda pueda ser considerada como de consumo cero, aquella para la que la producción fotovoltaica es aproximadamente igual al consumo.

Una de las conclusiones obtenidas indica que el valor del punto de corte de las curvas de autosuficiencia y autoconsumo es aproximadamente un 30 % más bajo del valor teórico máximo, para alguno de los perfiles de consumo que se han analizado.

Por otra parte, los porcentajes de ahorro energético que se producen en los sistemas de autoconsumo sin baterías están comprendidos entre un 30 y un 40 %, y estos porcentajes son mayores cuanto mejores son las condiciones climáticas de la ubicación de la misma.

Cuando se han aplicado medidas de ahorro energético, a pesar de que hay una fuerte disminución de los consumos de las viviendas y, por tanto, de la potencia pico instalada, el porcentaje de autosuficiencia y, por lo tanto, de autoconsumo no aumenta en la misma proporción. Se aprecian aumentos de este parámetro para todas las viviendas y localidades, que pasa a tener valores superiores al 40 % en las viviendas situadas en Málaga y Madrid. Mientras que la disminución de la potencia pico está en el orden del 40 %, la autosuficiencia sólo mejora un 10 %.

Los resultados obtenidos muestran la importancia de considerar medidas de ahorro energético previas a la instalación de un sistema de autoconsumo, debido a que la disminución del consumo repercute directamente en la potencia pico instalada.

Se ha analizado también la sensibilidad de los resultados con el perfil de consumo. En este caso se ha observado que los resultados de una vivienda tipo piso en Santander muestran más diferencias en los valores de autosuficiencia. Los resultados muestran también que un tamaño excesivo del sistema de acumulación no aumenta

significativamente la autosuficiencia y, por tanto, encarece el sistema injustificadamente. Se ha hecho un análisis detallado del estado de carga de la batería para las distintas configuraciones.

Otra de las aportaciones de este trabajo ha sido el modelo que se ha propuesto para la estimación del tamaño óptimo de un sistema fotovoltaico sin baterías.

Se ha propuesto un modelo para estimar el valor esperado de autosuficiencia de una instalación. Para obtener los parámetros de ajuste del modelo se han utilizado varios perfiles de consumo de los propuestos por UKERC normalizados a los consumos observados en las localidades españolas analizadas. Como datos de entrada se han considerado varios tamaños de instalación fotovoltaica para cada una de las localidades utilizadas; los tamaños de instalación utilizados son relativos al tamaño de instalación para el que se puede considerar que la vivienda es de energía cero. También se han considerado valores de capacidad de batería que varían entre 2.5 kWh y 25 kWh. Por último, se han utilizado los parámetros meteorológicos de radiación global (sobre plano de paneles) y temperatura ambiente. El modelo propuesto tiene un error en la estimación de la autosuficiencia inferior al 1 %.

Los resultados obtenidos en el modelizado de los parámetros de autoconsumo y autosuficiencia permiten afirmar la validez de los distintos modelos de aprendizaje automático propuestos. En concreto, para el autoconsumo, el modelo con el que se obtienen mejores resultados es el perceptrón multicapa, mientras que para la autosuficiencia el que obtiene resultados más precisos es Random Forest. El coeficiente de correlación es superior en ambos casos al 0.99, mientras que el error medio absoluto es inferior a 1 y el error medio relativo es de un 3 % para el autoconsumo y un 7 % para la autosuficiencia.

Con el objeto de comprobar la validez de los resultados que se obtienen cuando se utilizan resoluciones temporales distintas para evaluar el comportamiento de los sistemas fotovoltaicos de autoconsumo, se ha hecho un análisis de la influencia de la resolución temporal en la estimación del autoconsumo y la autosuficiencia. Para ello, se han utilizado datos registrados cada 10 segundos en una vivienda ubicada en Málaga. El tamaño de la instalación fotovoltaica correspondiente a un edificio de energía cero, que es un edificio capaz de generar tanta energía como consume en un período de tiempo seleccionado (un año en este estudio), se ha establecido como un tamaño de

instalación de referencia para poder hacer una evolución del funcionamiento de la instalación para diferentes potencias pico.

Los resultados muestran que los valores de autoconsumo y autosuficiencia se sobreestiman cuando se utilizan resoluciones de tiempo iguales o superiores a una hora. La diferencia es de alrededor del 9 % cuando se usa una resolución horaria en vez de 10 segundos. Los resultados para diferentes resoluciones de tiempo pueden ser útiles para sistemas donde se permite hacer algún tipo de balance neto.

Las conclusiones sobre los efectos de la granularidad de los datos son importantes y deben tenerse en cuenta en las investigaciones que utilicen datos de resolución horaria por hora o más para simular y diseñar estas instalaciones.

Trabajos futuros en la línea de los resultados obtenidos en este trabajo de investigación podrían ir encaminados a la simulación de sistemas fotovoltaicos de autoconsumo en los que se tenga en cuenta la gestión de la demanda, el tamaño de la batería y los intercambios de energía con la red. También se deberían investigar procedimientos de intercambio de energía en sistemas de autoconsumo compartido y su optimización. Respecto al modelizado de los parámetros de autoconsumo y autosuficiencia, sería interesante comprobar la validez de los mismos para otras situaciones meteorológicas, o bien incluir en el ajuste de estos modelos datos de instalaciones ubicadas en otros puntos geográficos con climatología distinta.



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

Bibliografía

- (Abdulla et al., 2017) Khalid Abdulla, Kent Steer, Andrew Wirth, Julian De Hoog. and Saman Halgamuge. The importance of temporal resolution in evaluating residential energy storage. In *IEEE Power and Energy Society General Meeting. Chicago. USA*, pp. 1-5, 2017.
- (Abubakar et al., 2017) Abubakar Sani Hasan, Liana Cipcigan, Nick Jenkins. Optimal battery storage operation for PV systems with tariff incentives. *Applied Energy* 203, pp. 422-441, 2017.
- (Alfadda et al., 2017) A. Alfadda, R. Adhikari, M. Kuzlu and S. Rahman, Hour-ahead solar PV power forecasting using SVR based approach. *IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, Washington, DC, pp. 1-5, 2017.

- (Ayala-Gilardón, 2018) A. Ayala-Gilardón, M. Sidrach-de-Cardona, L. Mora-López. Influence of time resolution in the estimation of self-consumption and self-sufficiency of photovoltaic facilities. *Applied Energy*, 229, pp. 990-997, 2018.
- (Bacombe et al., 2015) Paul Balcombe, Dan Rigby, Adisa Azapagic. Energy self-sufficiency. grid demand variability and consumer costs: Integrating solar pv. stir-ling engine chp and battery storage. *Applied Energy*, 155, pp. 393-408, 2015.
- (Benítez, 2014) Javier Benítez . Sistema de monitorización autónomo basado en hardware abierto. Technical report, Dir. Llanos Mora López. Universidad de Málaga; Sept. 2014.
- (Betcke et al., 2013) Christof Bucher, Jethro Betcke, Göran Andersson. Effects of variation of temporal resolution on domestic power and solar irradiance measurements. In *IEEE PowerTech. Grenoble Conference*, pp. 1-6. 2013.
- (Blaesser and Munro, 1995) G. Blaesser, D. Munro (eds.) Guidelines for the Assessment of Photovoltaic Plants. Document B. Analysis and Presentation of Monitoring Data. Technical report. report eur 16339. Joint Research Centre. European Commission. Institute for Systems Engineering and Informatics, 1995.
- (Bloomberg Finance, 2015) Bloomberg Finance. Sustainable Energy in America Factbook. Febrero 2015.
<http://www.bcse.org/sustainableenergyfactbook.html> - Último acceso: 20-06-2017.
- (Bollen and Hassan, 2011). M.H.J. Bollen, F. Hassan. Integration of distributed generation in the power system. John Wiley & Sons, first edition, 2011.
- (Breiman, 2001) Breiman, L. Random forests. *Machine Learning*, 45 (1), pp. 5-32, 2001.
- (Cañete, 2015). Cristina Cañete Torralvo. Modelos para la caracterización eléctrica de módulos fotovoltaicos en condiciones de sol real. Tesis Doctoral. Director: Mariano Sidrach de Cardona. Universidad de Málaga, 2015.
- (Cao and Sirén, 2014) S. Cao, K. Sirén. Impact of simulation time-resolution on the matching of PV production and household electric demand. *Applied Energy* 128, pp. 192-208, 2014.

- (CEE2020) European Commission. Paquete de medidas sobre clima y energía hasta 2020. https://ec.europa.eu/clima/policies/strategies/2020_es
- (Creara Energy Experts, 2015) Creara Energy Experts. PV Grid Parity Monitor. Residential Sector. Febrero 2015. <http://www.leonardo-energy.org> - (Último acceso: 20-06-2017)
- (Directiva 2010 31 UE, 2010) Directiva 2010 31. 2010 UE. Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea. Directiva 2010/31/UE del Parlamento y del Consejo de 19 de mayo de 2010. relativa a la eficiencia energética de los edificios (EPBD). Unión Europea. 2010.
- (Dunn et al., 2011). Bruce Dunn, Haresh Kamath, Jean-Marie Tarascon. Electrical energy storage for the grid: a battery of choices. *Science*, 334 (6058), pp. 928-935, 2011.
- (Evans et al., 2012) Annette Evans. Vladimir Strezov. Tim J. Evans. Assessment of utility energy storage options for increased renewable energy penetration. *Renewable and Sustainable Energy*, 16(6), pp. 4141-4147, 2012.
- (Filipe et al., 2015) J. M. Filipe, R. J. Bessa, J. Sumaili, R. Tomé and J. N. Sousa, A hybrid short-term solar power forecasting tool. *18th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP)*, Porto, pp. 1-6, 2015.
- (Gallastegui et al., 2015). M.C. Gallastegui, M. Escapa, A. Ansuategi. Green Energy and Efficiency. *Green Energy and Technology*. Springer International Publishing, Cham, 2015.
- (Grave et al., 2012). K. Grave, M. Paulus, D. Lindenberger. A method for estimating security of electricity supply from intermittent sources. Scenarios for Germany until 2030. *Energy Policy*, 46 pp. 192-202, 2012.
- (Hall et al., 2009) M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, I. H. Witten, The weka data mining software: an update, *SIGKDD Explorations Newsletter* 11, 10–18, 2009.
- (Hendron and Engebrecht, 2010). Robert Hendron, Cheryn Engebrecht. “Building America House Simulation Protocols”. National Renewable Energy Laboratory. U.S. Department of Energy Building Technologies Program. Octubre. 2010.
- (Hunt et al., 1966) E.B. Hunt, J. Marin, P.J. Stone, Experiments in Induction, Academic Press, New York, 1966.

- (IDAE, 2011) IDAE. “Análisis del consumo energético del sector residencial en España. Informe Final”. Proyecto SECH-SPAHOUSEC Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía. Ministerio de Industria. Energía y Turismo, 2011. URL: http://www.epsa.upv.es/redentorno/pdf/1516_document.pdf (visitado el 10 de septiembre de 2017).
- (IEA, 2013) International Energy Agency PVPS Task 1. Trends 2010 in photovoltaic applications. Report nº 23. 2013.
- (IEA, 2018) IEA International Energy Agency. Trends 2018 in Photovoltaic Applications. Survey Report of Selected IEA Countries between 1992 and 2017. Report IEA PVPS T1-34: 2018.
- (IEAT, 2014) International Energy Agency Technology road map: energy storage. (2014).
- (IEC61724, 2000) IEC 61724. Photovoltaic system performance monitoring. Guidelines for measurement data exchange and analysis. CENELEC. 2000.
- (Jantsch et al., 1992) M. Jantsch, H. Schmidt, J. Schmid. Results on the concerted action on power conditioning and control. *11th European Photovoltaic Solar Energy Conference*. Montreux, pp. 1589-1592, 1992.
- (Kaspi and Scheneider, 2011) Yohai Kaspi, Tapio Schneider . Winter cold of eastern continental boundaries induced by warm ocean waters. *Nature*, 471, pp. 621-624, 2011.
- (Klein et al., 2016) Konstantin Klein, Robert Langner, Doreen Kalz, Sebastian Herkel, Hans-Martin Henning. Grid support coefficients for electricity-based heating and cooling and field data analysis of present-day installations in Germany. *Applied Energy*, 162, pp. 853-867, 2016.
- (Klinger, 2017) Anna-Lena Klinger. Self-consumption with PV + Battery systems: A market diffusion model considering individual consumer behavior and preferences. *Applied Energy*, 205, pp. 1560-1570. 2017.
- (Kools and Phillipson, 2016) L. Kools, F. Phillipson. Data granularity and the optimal planning of distributed generation. *Energy*, 112, pp. 342-352. 2016.

- (Linssen et al., 2017) Jochen Linssen, Peter Stenzel, Johannes Fler. Techno-economic analysis of photovoltaic battery systems and the influence of different consumer load profiles. *Applied Energy*, 185, pp. 2019–2025. 2017.
- (Richardson et al., 2010) Ian Richardson, Murray Thomson, David Infield, Conor Clifford. Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model. *Energy and Buildings*, 42, pp. 1878-1887, 2010.
- (López and Steininger, 2017) Prol. López, K.W. Steininger. Photovoltaic self-consumption regulation in Spain: Profitability analysis regulation schemes. *Energy Policy*, 108, pp. 742–754, 2017.
- (Lund, 2007) H. Lund. Renewable energy strategies for sustainable development. *Energy*, 32(6), pp. 912-919, 2007.
- (Lund and Mathiesen, 2009) H. Lund, V. Mathiesen. Energy system analysis of 100% renewable energy system. The case of Denmark in years 2030 and 2050. *Energy*, 34 (5), pp. 524-531, 2009.
- (Luthander et al., 2015) R. Luthander, J. Widén, D. Nilsson, J. Palm. Photovoltaic self-consumption in buildings: A review. *Applied Energy*, 142, pp. 80-94. 2015.
- (Masa-Bote et al., 2014) D. Masa-Bote, M. Castillo-Cagigal, E. Matallanas, E. Caamaño-Martín, A. Gutiérrez, F. Monasterio-Huelín, J. Jiménez-Leube. Improving photovoltaics grid integration through short time forecasting and self-consumption. *Applied Energy*, 125, pp. 103–113. 2014.
- (Minsky and Papert, 1969). Marvin Minsky, Seymour Papert. Perceptrons. An Introduction to Computational Geometry. Marvin Minsky and Seymour Papert. M.I.T. Press, Cambridge, Mass., 1969.
- (Mora-Segado, 2014) Patricia Mora Segado, Jesús Carretero, Mariano Sidrach-de-Cardona. Models to predict the operating temperature of different photovoltaic modules in outdoor conditions. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 23 (10), pp. 1267-1282, 2014.
- (Mora-Segado, 2015) Patricia Mora Segado. Contribución al estudio de la temperatura de módulos FV de diferentes tecnologías en condiciones de sol real. Tesis Doctoral. Universidad de Málaga, 2015.

- (Mulder et al., 2010) G. Mulder, F. De Ridder, D. Six. Electricity storage for grid-connected household dwellings with PV panels. *Solar Energy*, 84 (7), pp. 1284-1293, 2010.
- (Nageem and Jayabarathi, 2017) R. Nageem, R. Jayabarathi, "Predicting the Power Output of a Grid- Connected Solar Panel Using Multi-Input Support Vector Regression," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 115, pp. 723–730, January 2017.
- (Nair and Garimella, 2010) Nirmal-Kumar C. Nair, Niraj Garimella. Battery energy storage systems: assessment for small-scale renewable energy integration. *Energy and Buildings*, 42 (11), pp. 2124-2130, 2010.
- (NREL, 2006) NREL. National Renewable Energy Laboratory. Zero energy buildings: a critical look at the definition. Colorado. 2006.
- (NREL, 2010) NREL. National Renewable Energy Laboratory. Net-Zero Energy Buildings: a classification system based on renewable energy supply options. Colorado. 2010.
- (NREL2018) <https://maps.nrel.gov/nsrdb-viewer> (página web visitada por última vez el 10 de marzo de 2018).
- (Nyholm et al., 2016) Emil Nyholm, Joel Goop, Mikael Odenberger, Filip Johnsson. Solar photovoltaic-battery systems in swedish households self- consumption and self-sufficiency. *Applied Energy*, 183, pp. 148–159. 2016.
- (Osterwald, 1986) C.R. Osterwald. Translation of Device Performance Measurements to Reference Conditions. *Solar Cells*, 18 (3-4), pp. 269-279, 1986.
- (Quinlan, 1979) J. Quinlan, Discovering rules by induction from large collections of examples, in: D. Michie (Ed.), *Expert Systems in the Micro Electronic Age*, 1979.
- (Quinlan, 1982) J. Quinlan, Learning efficient classification procedures, in: R.S. Michlaski, J.G. Carbonell, T.M. Mitchell (Eds.), *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, Tioga Press, Palo Alto, CA, 1983.
- (Quinlan, 1986) J. Quinlan, Induction of decision trees, *Mach. Learn.* 1, 81–106, 1986.
- (Quilan, 1992) Quinlan, R. J. Learning with continuous classes. In: *5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*. World Scientific, Singapore, pp. 343–348, 1992.

- (Quoilin et al., 2016) Sylvain Quoilin, Konstantinos Kavvadias, Arnaud Mercier, Irene Pappone, Andreas Zucker. Quantifying self-consumption linked to solar home battery systems: Statistical analysis and economic assessment. *Applied Energy*, 182, pp.58–67, 2016.
- (Rumelhart et al., 1986). D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536, 1986.
- (Salom et al., 2014) J. Salom, A. J. Marszal, J. Widén, J. Candanedo, K. B. Lindberg. Analysis of load match and grid interaction indicators in net zero energy buildings with simulated and monitored data. *Applied Energy*, 136, pp.119-131. 2014.
- (Sardá-Espinosa, 2017) A. Sardá-Espinosa, S. Subbiah, T. Bartz-Beielstein. Conditional inference trees for knowledge extraction from motor health condition data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 62 (Supplement C), pp.26-37, 2017.
- (Sartori et al., 2012) I. Sartori. A. Naplitano. and K. Voss. Net zero energy buildings: A consistent definition framework. *Energy and Buildings*, 48, pp.220–232. 2012.
- (Sharma et al., 2011) N. Sharma, P. Sharma, D. Irwin and P. Shenoy, "Predicting solar generation from weather forecasts using machine learning," 2011 *IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Brussels, 2011, pp. 528-533.
- (Sivaneasan et al., 2017) B. Sivaneasan, C. Y. Yu, K. P. Goh, Solar Forecasting using ANN with Fuzzy Logic Pre-processing, *Energy Procedia*, vol. 143, pp. 727– 732, Dec. 2017.
- (UKERC2017).https://ukerc.rl.ac.uk/DC/cgi.bin/edc_tandc.pl?WantComp=42&Target=http://data.ukedc.rl.ac.uk/simplebrowse/edc/efficiency/residential/LoadProfile . (página web visitada por última vez el 3 de febrero de 2018).
- (Wang and Witten, 1997) Y. Wang, I. H. Witten. Induction of model trees for predicting continuous classes. In: *9th European Conference on Machine Learning* (poster papers). Springer, pp. 128 – 137, 1997.
- (Widén et al., 2009) Joakim Widén, Ewa Wäckelgård, Peter Lund. Options for improving the load matching capability of distributed photovoltaics:

methodology and applications to high latitude data. *Solar Energy*, 83 (11), pp.1953-1966, 2009.

(Widen et al.. 2010) Joakim Widén, Ewa Wäckelgård, Jukka Paatero, Peter Lund. Impacts of different data averaging times on statistical analysis of distributed domestic photovoltaic systems. *Solar Energy*. 84:492–500. 2010.

(Widén, 2014) Joakim Widén. Improved photovoltaic self-consumption with appliance scheduling in 200 single-family buildings. *Applied Energy*, 126:199-212. 2014.

(Witten, 2011) I.H. Witten, E. Frank, M.A. Hall. Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques. Third edition., Morgan Kaufmann Publisher, 2011.

(Wright and Firth, 2007) Andrew Wright, Steven Firth. The nature of domestic electricity- loads and effects of time averaging on statistics and on-site generation calculations. *Applied Energy*. 84, pp.389–403.,2007.

Anexo I.

Sistema de monitorización

El sistema de monitorización que se ha utilizado se basa en hardware y software abierto. Este sistema se basa en el propuesto en (Benítez, 2014) para la parte del hardware y software que se instala en la vivienda. El registro y la visualización de datos se ha hecho utilizando EmonsCMS.

En la Figura 72 puede verse el esquema del sistema de monitorización. El sistema permite medir voltaje, intensidad de corriente de consumo y de producción del sistema fotovoltaico.

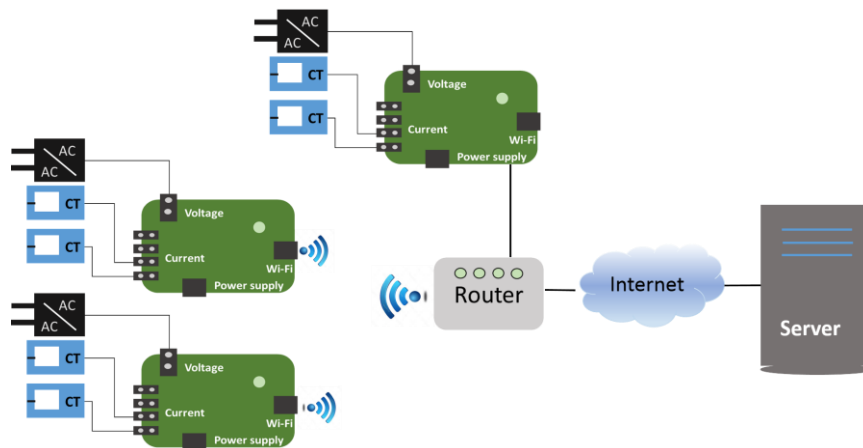


Figura 72. Sistema hardware para la monitorización de una instalación fotovoltaica de autoconsumo

El hardware utilizado es el siguiente:

- Microcontrolador Arduino YÚN
- Emontx Shield V2 para conectar los sensores
- Sensor de corriente Yhdc SCT-013-000, que tiene una no-linearidad del 3 %, corriente de entrada desde 0 a 100^a, salida de 0 a 50mA
- Sensor adaptador de voltaje: AC/AC FP AD 3515. 9V AC 528 mA, resistencia primaria de 970 ohm, secundaria de 3.5 ohm

Los parámetros registrados se envían a un servidor utilizando la Wi-Fi de la vivienda. El servicio web para almacenar estas medidas y estimar los parámetros de la instalación fotovoltaica utiliza EmonCMS, que es parte del proyecto OpenEnergyMonitor.

Anexo II.

Publicaciones derivadas de la tesis

Revistas incluidas en el JCR (Science Edition):

- Ayala-Gilardón, M. Sidrach-de-Cardona, L. Mora-López. (2018) **Influence of time resolution in the estimation of self-consumption and self-sufficiency of photovoltaic facilities.** *Applied Energy*. 229. pp.990-997. Impact Factor (2017): 7.900. DOI 10.1016/j.apenergy.2018.08.072

Capítulos de libros

- Alejandro Ayala-Gilardón, Francisco J. Sánchez-Pacheco, Mariano Sidrach-de-Cardona, Llanos Mora-López. (2018). **Analysis of self-sufficiency and self-consumption for PV installations for different locations.** *WEENTECH Proceedings in Energy*, vol. 4(1), pp. 211-220.
- A. Ayala-Gilardón, M. Sidrach-de-Cardona, L. Mora-López.(2017). **Analysis of a photovoltaic self-consumption facility with different net metering schemes.** *International Journal of Smart Grid and Clean Energy*, Vol. 6, N.1, January, 2017, pp. 47-53.
- Ayala-Gilardón. A., Mora-López. L., Sidrach-de-Cardona. M. **Design and evaluation of a self-consumption photovoltaic installation.** *Current Trends in Energy and Sustainability*, 2015, pp. 181-190. Ed. R. Gómez-Calvet. J. Martínez-Duart. Real Sociedad Española de Física. ISBN: 978-84-608-5438-8

Congresos internacionales

- Alejandro Ayala Gilardón; Francisco José Sánchez Pacheco; Mariano Sidrach de Cardona Ortín; Llanos Mora López. **Analysis of self-sufficiency and self-consumption for PV installations for different locations.** *International Conference on Energy, Environment and Economics*. Heriot-Watt University, Edimburgo, Reino Unido, 14-16 August 2018.
- Alejandro Ayala Gilardón; Mariano Sidrach de Cardona Ortín; Llanos Mora López. **Analysis of a photovoltaic self-consumption facility with different net metering schemes.** *International Conference on Environment and Renewable Energy*, ICERE, Hanoi, Vietnam, 24-17 Feb. 2017.