



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

Análisis de la evolución de los perfiles diarios de consumo eléctrico en España

Autor: Marta Casero Martín

Director: Eugenio F. Sánchez-Úbeda

Madrid

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título
Análisis de la evolución de los perfiles diarios de consumo eléctrico en España
en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el
curso académico 2021/22 es de mi autoría, original e inédito y
no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos.
El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido
tomada de otros documentos está debidamente referenciada.



Fdo.: Marta Casero Martín

Fecha: 06/ 07/ 2022

Autorizada la entrega del proyecto

EL DIRECTOR DEL PROYECTO



Fdo.: Eugenio F. Sánchez-Úbeda

Fecha: 06/ 07/ 2022



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

Análisis de la evolución de los perfiles diarios de consumo eléctrico en España

Autor: Marta Casero Martín

Director: Eugenio F. Sánchez-Úbeda

Madrid

Agradecimientos

A mi familia, por apoyarme y ayudarme siempre en todo lo posible.

A mi director de este proyecto Eugenio, por su esfuerzo, sus ganas y por siempre estar dispuesto a ayudarme.

Análisis de la evolución de los perfiles diarios de consumo eléctrico en España

Autor: Casero Martín, Marta.

Director: Sánchez-Úbeda, Eugenio F.

Entidad Colaboradora: ICAI – Universidad Pontificia Comillas

RESUMEN DEL PROYECTO

En este proyecto se ha estudiado la evolución temporal de los perfiles de demanda eléctrica de diferentes tarifas en España. Se ha creado un modelo interpretable que permite el análisis de los cambios temporales en los patrones presentes en el consumo eléctrico. Además, se ha identificado los factores de calendario, climatológicos y socio-económicos que están relacionados con los comportamientos observados.

Palabras clave: K-medias, Matlab, perfiles de consumo, grafos

1. Introducción

Existen varios trabajos centrados en el estudio de los perfiles de demanda eléctrica de un determinado sector, como el del consumo doméstico [1] o el industrial [2]. Además, no se ha encontrado ningún estudio que embarque un gran periodo de tiempo de datos, la mayoría de los proyectos vistos se han realizado con datos de un solo año [3]. Por ello, este proyecto ha perseguido el modelar la evolución temporal de los perfiles de demanda de diferentes tipos de consumo eléctrico.

Se ha realizado un análisis exploratorio de cada serie de demanda para así identificar la existencia de grupos de perfiles. Los perfiles con características similares han sido agrupados usando técnicas de machine learning para así obtener perfiles típicos cada año. Además, estos perfiles típicos anuales han sido analizados y se ha querido modelar su evolución en el tiempo.

Adicionalmente, se ha identificado que variables se activan en cada perfil tipo y se ha estudiado su evolución, relacionando los comportamientos presentados con otras variables de carácter climatológico y socio económico.

Todos los datos de demanda eléctrica han sido obtenidos de REE (E-SIOS). La realización de este proyecto se ha hecho a través de la herramienta de Matlab.

2. Definición del Proyecto

Para poder mostrar la evolución de los diferentes perfiles de consumo de demanda eléctrica se ha tenido antes que alcanzar una serie de objetivos. Primero, se han preparado los datos de demanda eléctrica de REE, realizando una serie de correcciones debido al cambio de hora y normalizando estos perfiles para facilitar la comparación de ellos y el análisis posterior. Se ha realizado un análisis preliminar de los perfiles de demanda

normalizados en donde se han determinado los grupos de perfiles al diferenciarlos por las variables de calendario.

Después, se ha buscado el agrupar distintos perfiles de demanda normalizados que comparten propiedades parecidas. Se ha utilizado el algoritmo K-medias [4] para obtener K grupos de perfiles similares de forma independiente para cada año. Estos conjuntos de perfiles de demanda normalizados se les ha denominado perfiles tipo. Con la creación de los perfiles tipo se ha podido trabajar con una representación compacta de los perfiles originales sin perder información relevante para facilitar los análisis posteriores. Además, mediante técnicas como árboles de clasificación y análisis de componentes principales (PCA) se ha podido clasificar estos perfiles tipo respecto a variables de calendario (días de la semana, meses del año, festivos y estaciones del año).

Tras haber analizado los perfiles tipo se ha podido observar cómo estos perfiles presentan cambios no solo en la forma, pero también en las variables que se activan en estos perfiles. Por ello se ha estudiado la evolución temporal de los perfiles tipo a través de grafos que ayudan a una visualización más fácil. Además, se ha creado varios grafos clasificando los perfiles tipo por distintas variables de calendario. Con este modelo de visualización de la evolución de los perfiles de demanda también se ha podido relacionar los patrones y cambios observados con factores climatológicos y socio económicos.

3. Descripción del modelo

Se ha decidido modelar la evolución temporal de los perfiles de demanda a través de grafos. Se ha obtenido varios grafos etiquetando los perfiles tipo con distintas variables de calendario. La Figura 1 muestra un ejemplo de un grafo obtenido para la tarifa 6.1A clasificando los perfiles por las distintas estaciones del año.

Para la obtención del modelo que representa la evolución temporal de los perfiles mediante grafos se ha seguido el siguiente proceso. Para cada año se han ordenado los perfiles tipo atendiendo a su frecuencia y parecido, siendo el perfil con el primer identificador el más frecuente de ese año y el perfil con el último identificador el más alejado del primero. Los grafos están diseñados por filas, cada fila de perfiles corresponde a doce perfiles tipo de un determinado año. La primera fila corresponde a los datos del primer año y así sucesivamente hasta llegar a la última fila correspondiente al último año. Además, se ha tenido que fijar un umbral de distancia para decidir si un perfil se parece lo suficiente a otro perfil de otro año, o si un perfil desaparece ya que no se parece a ninguno del próximo año. Se ha definido como constelación, a un conjunto de perfiles tipo que presentan una evolución coherente con los años.

Los perfiles tipo han sido modelados atendiendo a sus frecuencias, los nodos más grandes en el grafo corresponden a perfiles tipos que engloban un mayor número de perfiles de demanda normalizados. También, cada perfil tipo en el grafo tiene una etiqueta con información relativa a la frecuencia y varianza de ese perfil tipo y de la constelación de la que forma parte.

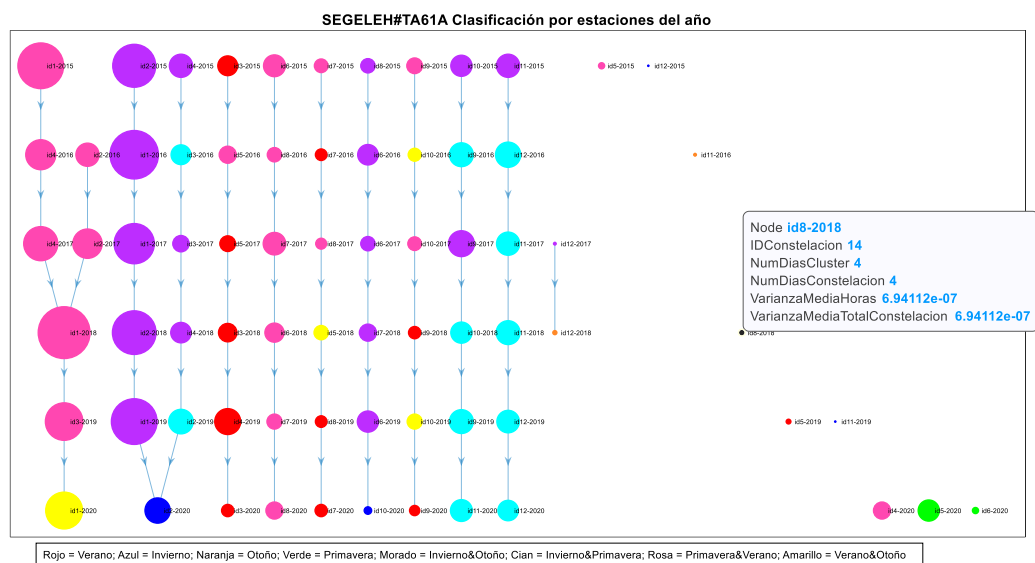


Figura 1. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 6.1A mostrando etiqueta del perfil id8-2018.

4. Resultados

A través del modelo propuesto, descrito en el anterior apartado, se ha podido identificar patrones y cambios en el comportamiento de los perfiles. Por ejemplo, en la demanda del P48 (Figura 2) que engloba todo el consumo de España peninsular se ha observado como normalmente las tendencias de los perfiles suelen ser constantes, sin embargo, existen varios años donde han aparecido muchos perfiles nuevos o donde han desaparecido ciertas constelaciones. En el caso del programa P48 la crisis económica de 2007 y la pandemia del coronavirus han tenido un gran efecto en la aparición de nuevos perfiles de consumo eléctrico.

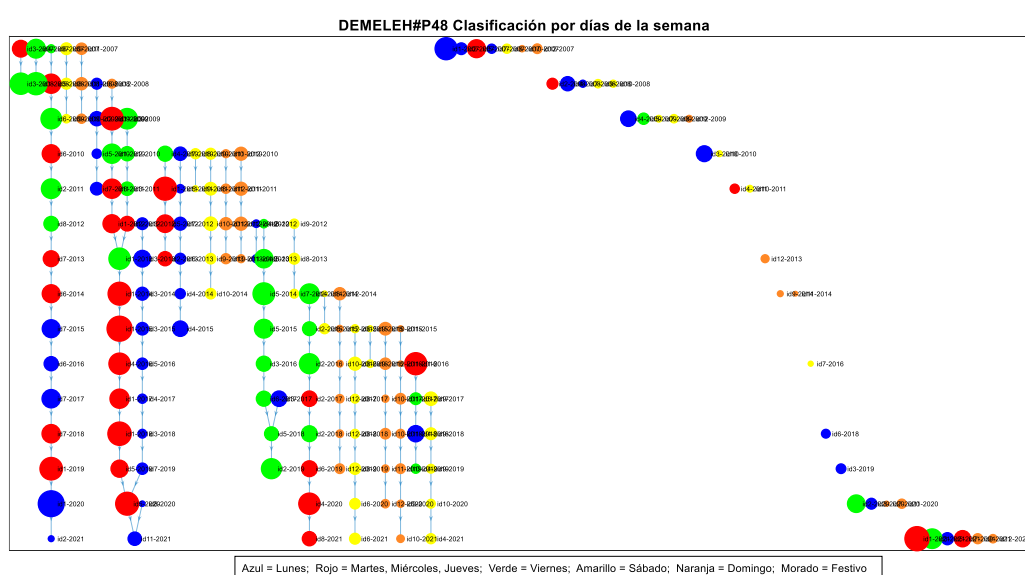


Figura 2. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la demanda del programa P48.

5. Conclusiones

Tras la realización de este proyecto se ha mostrado como ciertos factores, no solo de calendario sino climatológicos y socio económicos, pueden alterar significativamente el comportamiento de los perfiles de demanda y crear nuevas tendencias. Además, se ha observado como estos cambios son más llamativos en tarifas domésticas, mientras que las tarifas de grandes consumidores son mucho más constantes.

6. Referencias

- [1] Medina, E. y Vicéns J., “Factores determinantes de la demanda eléctrica de los hogares en España: Una aproximación mediante regresión cuantílica”, Estudios de economía aplicada vol. 29 – 2, págs. 515 – 538, España, 2011.
https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/663828/DemandaElectrica_Medina_EE_A_2011.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [2] Fernández Sánchez, J., “Determinación de perfiles de consumo de energía eléctrica en una muestra de clientes del sector no residencial en España”, Trabajo Fin de Máster, Universidad Pontificia Comillas ICAI, Madrid, Julio 2018.
<https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/21535>
- [3] Savino Piscitelli M., Brandi S., Capozzoli A., “Recognition and classification of typical load profiles in buildings with non-intrusive learning approach”, Applied Energy, Volume 255,2019. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191931414X>
- [4] James, Gareth., Daniela Witten, Trevor Hastie and Robert Tibshirani. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. New York: Springer, 2013.
<https://www.ime.unicamp.br/~dias/Intoduction%20to%20Statistical%20Learning.pdf>

Time evolution analysis of electricity daily load profiles in Spain

Author: Casero Martín, Marta.

Supervisor: Sánchez-Úbeda, Eugenio F.

Collaborating Entity: ICAI – Universidad Pontificia Comillas

ABSTRACT

This project studies the time evolution of different electricity demand rate profiles in Spain. An interpretable model has been created in order to show the changes and patterns present in the consumption of electricity. Moreover, it has been identified that calendar, climatological and social economic factors greatly affect the behavior displayed.

Keywords: K-means, Matlab, load profiles, graph

1. Introduction

Several projects have focused on the study of electricity profiles from a specific electricity rate, such as domestic consumption [1] or industrial consumption [2]. Most previous projects handle data from a specific year [3]. However, this study handles data covering a much longer period of time (2007 to 2021). Thus, the goal of this project is to be able to model the time evolution of electricity daily profiles of different electricity rates in Spain.

An exploratory analysis has been conducted for each electricity rate studied, which has identified the existence of groups within the electricity consumption rates. With the use of machine learning techniques profiles with common characteristics have been grouped together and annual typical profiles have been obtained. Also, these annual typical profiles have been analyzed and its time evolution has been modelled.

Additionally, for each typical profile it has been identified which variables are related to them and its time evolution has been studied. The behavior presented by these typical profiles has been also related with climatological and social economic variables.

All electricity daily load data has been obtained from REE (E-SIOS). This project has been accomplished with the help of the Matlab tool.

2. Definition of the project

In order to model the time evolution of electricity daily profiles of different electricity rates a series of objectives have been achieved. Firstly, a series of corrections due to time change effects has been made to the electricity load data. Also, the load profiles have been normalized to be able to work with them in a much easier way. A preliminary analysis that classifies the profiles by calendar variables has been done, showing the existence of load groups.

Furthermore, different normalized load profiles that share similar properties have been grouped together. For each year, K-means [4] has been undertaken, which has led to the creation of K groups consisting of several load profiles. These sets of load profiles have been named as typical load profiles, and they have made it possible to work with a compact representation of the original profiles without losing any valuable information.

Also, with the use of classification trees and principal component analysis (PCA) these typical load profiles have been able to be classified with respect to calendar variables, such as day of the week, month of the year, national holidays and seasons.

After analyzing all typical load profiles, it has been observed that these profiles exhibit changes in their shape and also in the type of variables related to them. Therefore, the evolution of typical load profiles has been studied using graphs that bring a better visualization of the data. Moreover, several graphs have been made classifying the typical load profiles by different calendar variables. This visualization model has also made it possible to relate observed changes and patterns with climatologic, social and social economic factors.

3. Description of model

The time evolution of the typical load profiles has been decided to be modelled through graphs. Different calendar labelled graphs have been obtained. For example, a graph modelling typical load profiles classified by seasons from the electricity rate 6.1A is shown (Figura 3).

The following process has been conducted in order to obtain the representation model of the time evolution of the load profiles. For each particular year the typical profiles have been ordered by frequency and similarity, resulting in the profile with identifier one being the most frequent of that year and the profile with the last identifier the least alike the first identifier. The graphs are designed by rows, each row corresponds to twelve typical load profiles from a particular year. The first row corresponds to the set of data from the first year and so on, with the last row corresponding to the last year. Moreover, a similarity threshold has been defined in order to decide whether a profile is significantly similar to a profile from the next year or if a profile is unlike no other and so it disappears the next year. A constellation has been defined as the set of typical profiles that exhibit a coherent evolution throughout the years.

The typical load profiles have been modelled regarding their frequency; bigger nodes correspond to typical profiles that encompass a high number of normalized profiles. Also, all typical profiles are labelled in the graph, giving information regarding the frequency and variance of that typical profile and the constellation it is part of.

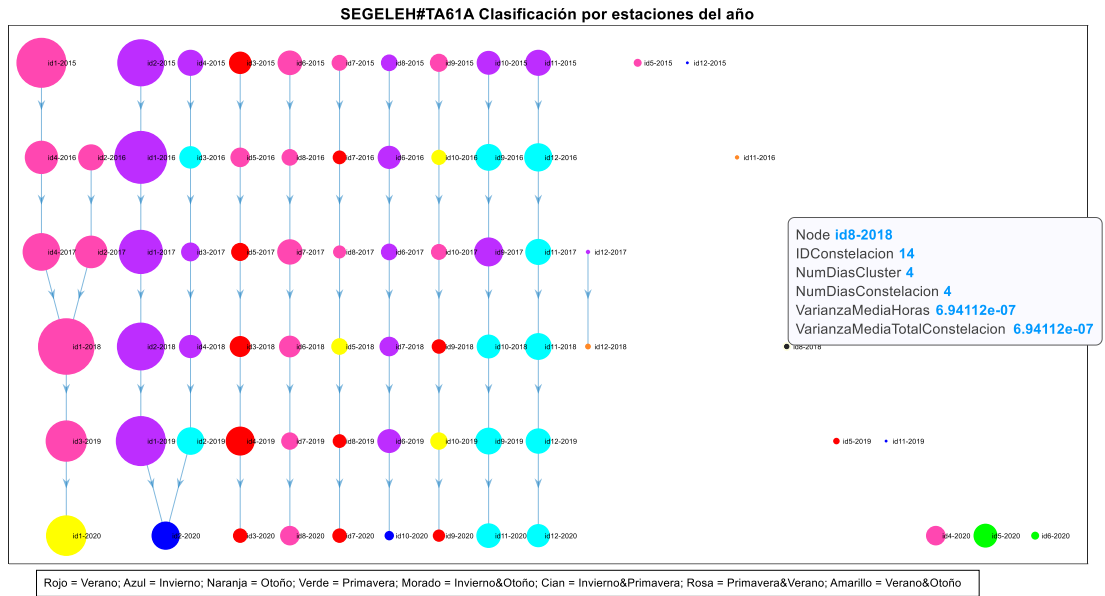


Figura 3. Time evolution of typical load profiles classified by seasons from the electricity rate 6.1A, showing the label of the profile id8-2018.

4. Results

It has been possible to identify patterns and changes in the profiles' behaviors through the visualization model described in the last section. For example, in the electricity rate P48 (Figura 4), which includes all the peninsular Spanish consumption, it has been observed that the profile patterns are constant. However, there are many years in which many new profiles have appeared or some constellations have disappeared. The economic crisis of 2007 and the coronavirus pandemic have strongly contributed in the creation of new electric consumption trends.

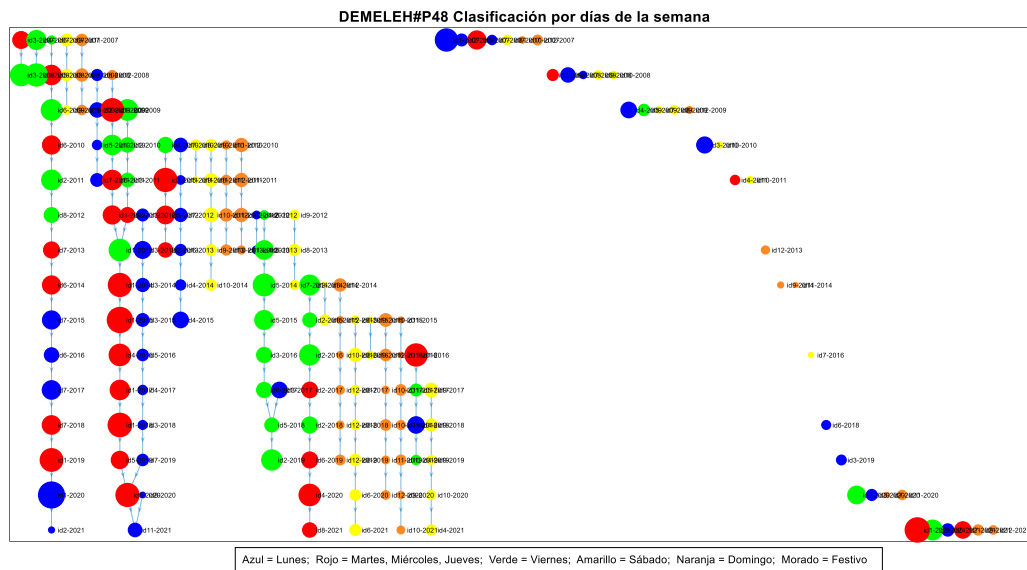


Figura 4. Time evolution of typical load profiles classified by day of the week of the electricity rate P48.

5. Conclusions

After the fulfillment of this project, it has been shown how some factors, calendar, climatic and social economic related can significantly alter the typical load profiles' behaviors and create new trends. Moreover, it has been observed that these changes are more prominent in domestic electricity rates, whereas electricity rates of big consumers tend to be more constant.

6. References

- [1] Medina, E. y Vicéns J., "Factores determinantes de la demanda eléctrica de los hogares en España: Una aproximación mediante regresión cuantílica", Estudios de economía aplicada vol. 29 – 2, págs. 515 – 538, España, 2011. https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/663828/DemandaElectrica_Medina_EE_A_2011.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [2] Fernández Sánchez, J., "Determinación de perfiles de consumo de energía eléctrica en una muestra de clientes del sector no residencial en España", Trabajo Fin de Máster, Universidad Pontificia Comillas ICAI, Madrid, Julio 2018. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/21535>
- [3] Savino Piscitelli M., Brandi S., Capozzoli A., "Recognition and classification of typical load profiles in buildings with non-intrusive learning approach", Applied Energy, Volume 255, 2019. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191931414X>
- [4] James, Gareth., Daniela Witten, Trevor Hastie and Robert Tibshirani. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. New York: Springer, 2013. <https://www.ime.unicamp.br/~dias/Intoduction%20to%20Statistical%20Learning.pdf>

Índice de la memoria

Capítulo 1. Introducción	10
1.1 Motivación del proyecto.....	10
Capítulo 2. Estado de la Cuestión	12
Capítulo 3. Definición del Trabajo	14
3.1 Justificación.....	14
3.2 Objetivos	15
3.3 Metodología.....	16
3.4 Herramientas Utilizadas	17
3.5 Planificación y Estimación Económica	17
Capítulo 4. Generación de perfiles de demanda eléctrica.....	19
4.1 Datos de demanda originales.....	19
4.2 Cálculo de los perfiles de demanda	20
4.3 Análisis preliminar de los perfiles de demanda.....	22
4.4 Conclusiones	32
Capítulo 5. Perfiles de Consumo Tipo	33
5.1 Generación de perfiles de consumo tipo	33
5.2 Interpretación mediante árboles de clasificación.....	39
5.3 Análisis de componentes principales de los perfiles	43
5.4 Análisis clúster de perfiles	46
5.5 Conclusiones	48
Capítulo 6. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo.....	50
6.1 Modelado de la evolución mediante grafos.....	50
6.2 Etiquetado del grafo mediante variables	53
6.3 Análisis de la evolución de los perfiles tipo	57
6.3.1 Análisis de los perfiles tipo del programa P48	58
6.3.2 Análisis de los perfiles tipo por tarifas.....	63
Capítulo 7. Conclusiones y Trabajos Futuros.....	71

Capítulo 8. Bibliografía.....	73
Capítulo 9. ANEXO I: ALINEACIÓN DEL PROYECTO CON LOS ODS	75
Capítulo 10. ANEXO II: Espacio de Trabajo.....	78
10.1 Organización del código y los datos.....	78
10.2 Configuración del entorno de trabajo	79
10.2.1 Función creaPerfilesReparto.m.....	80
10.2.2 Función CargaDatos.m	81
10.2.3 Función normalizaDatosHorarios.m.....	81
10.3 Flujo de trabajo.....	82
Capítulo 11. Anexo III: Resultados finales	84
11.1 Programa P48	84
11.2 Tarifa 2.0	87
11.3 Tarifa 2.1	90
11.4 Tarifa 3.0A	92
11.5 Tarifa 3.1A	95
11.6 Tarifa 6.1A	97

Índice de figuras

Figura 1. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 6.1A mostrando etiqueta del perfil id8-2018.	11
Figura 2. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la demanda del programa P48.	11
Figura 3. Time evolution of typical load profiles classified by seasons from the electricity rate 6.1A, showing the label of the profile id8-2018.....	15
Figura 4. Time evolution of typical load profiles classified by day of the week of the electricity rate P48.	16
Figura 5. Cronograma de Trabajo.....	18
Figura 6. Ejemplo de obtención de los perfiles diarios de demanda P48 (1 semana de datos).	21
Figura 7. Diagramas de cajas del Perfil de demanda eléctrica tarifa 2.0.....	24
Figura 8. Diagramas de cajas del Perfil de demanda eléctrica tarifa 61A.....	25
Figura 9. Diagramas de cajas del Perfil de demanda eléctrica del programa P48.....	26
Figura 10. Evolución temporal de los coeficientes P0 a P12 de los perfiles de la tarifa 2.1.	27
Figura 11. Evolución temporal de los coeficientes P13 a P23 de los perfiles de la tarifa 2.1.	27
Figura 12. Perfiles de demanda mensuales medios de la tarifa 3.0A clasificados por mes y día.	28
Figura 13. Perfil mensual de demanda del domingo Tarifa 3.0A.....	29
Figura 14. Evolución temporal con los años de los perfiles de los domingos de mayo tarifa 3.0A.	30
Figura 15. Diagrama de barras de la evolución temporal de la variabilidad de los coeficientes horarios de los perfiles de demanda del programa P48.	31

Figura 16. Diagrama de barras de la evolución temporal de la variabilidad de los coeficientes horarios de los perfiles de demanda para los días laborables del programa P48.....	31
Figura 17. Error de cuantificación de K-medias variando K para la tarifa de demanda 2.0 para el año 2016.....	34
Figura 18. Error de cuantificación de K-medias variando K para la tarifa de demanda 2.0 para el año 2017.....	34
Figura 19. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide tras realizar K-medias (K=7) en la tarifa 2.1 en el año 2018.	35
Figura 20. Perfiles de demanda mensuales medios de la tarifa 2.1 clasificados por mes y día en el año 2018.....	36
Figura 21. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide obtenidos con K-medias (K=12) en la tarifa 2.1 en el año 2019.	37
Figura 22. Perfil normalizado medio de cada mes para la tarifa 2.1 en el año 2019.....	37
Figura 23. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide obtenidos con K-medias (K=6) para la tarifa 3.1A en el año 2016.	38
Figura 24. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide obtenidos con K-medias (K=6) para la tarifa 3.1A en el año 2017.	39
Figura 25. Árbol de clasificación con variables de calendario para la tarifa 2.1 en el año 2019.	40
Figura 26. Árbol de clasificación con variables de calendario para la tarifa 3.1A en el año 2017.	40
Figura 27. Árbol de clasificación para la tarifa 6.1A en 2018.....	41
Figura 28. Árbol de clasificación para la tarifa 6.1A en 2019.....	42
Figura 29. Evolución temporal del grado de importancia de las variables para clasificar los perfiles tipo para la tarifa 6.1A.....	43
Figura 30. Gráfico de sedimentación (Screeplot) para la tarifa 2.0.....	44
Figura 31. Gráfico de sedimentación (Screeplot) para la tarifa 2.0 año 2018.....	44
Figura 32. Pesos de los coeficientes de la primera y segunda componente principal para la tarifa 2.0.....	45
Figura 33. Primera y segunda componente principal tarifa 2.0.....	46

Figura 34. Dendrograma clasificación jerárquica de las horas de los perfiles de la tarifa 2.0.	47
Figura 35. Evolución temporal de los pesos de los coeficientes de las variables horas de la primera y segunda componente principal de la tarifa 2.0.	48
Figura 36. Histograma de frecuencia de las distancias mínimas entre los perfiles de consumo tipo de años contiguos de la demanda del programa P48.	51
Figura 37. Evolución temporal estimada para los perfiles tipo, clasificados por estaciones, de la demanda del programa P48.	52
Figura 38. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones de la demanda del programa P48 mostrando la etiqueta del perfil tipo id1-2016.	53
Figura 39. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificados por días laborables y no laborables.	54
Figura 40. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificados por los días de la semana.	55
Figura 41. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la tarifa 2.0 clasificados por los meses del año.	56
Figura 42. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la tarifa 2.0 clasificados por las estaciones del año.	57
Figura 43. Evolución temporal perfiles tipo clasificados por días de la semana de la demanda del programa P48.	59
Figura 44. Encuesta de la tasa de paro de la población española. Fuente INE.	59
Figura 45. Encuesta a grupo de población de todas las edades sobre el porcentaje de personas que han trabajado en sus domicilios más de los días que trabajaron ese año. Fuente INE.	60
Figura 46. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la demanda del programa P48 clasificado por las estaciones del año.	61
Figura 47. Prototipos de los perfiles de demanda típicos de la constelación 50 de la demanda del programa P48.	62
Figura 48. Promedio mensual del precio del MWh en el mercado mayorista español. Fuente OMIE, www.epdata.es .	62

Figura 49. Anomalías de temperatura media en verano en España peninsular. Fuente AEMET.	63
Figura 50. Anomalías de temperatura media en primavera en España peninsular. Fuente AEMET.	63
Figura 51. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 2.0 clasificado por días de la semana.	65
Figura 52. Evolución temporal de los perfiles tipo e la tarifa 2.1 clasificado por estaciones del año.	65
Figura 53. Serie de precipitación media en primavera en España peninsular. Fuente AEMET.	66
Figura 54. Serie de precipitación media en verano en España peninsular. Fuente AEMET.	66
Figura 55. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificado por días laborables y no laborables.	67
Figura 56. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la tarifa 3.1A clasificado por días de la semana.	68
Figura 57. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 6.1A clasificado por meses del año.	69
Figura 58. Producción industrial mensual en toda España.	69
Figura 59. Prototipos de los perfiles de demanda típicos de la constelación 11 de la tarifa 6.1A.	70
Figura 60. Los Objetivos de Desarrollo Sostenible.	75
Figura 61. Organización carpetas de trabajo.	79
Figura 62. Flujo de ejecución de las funciones para la obtención de los grafos de una determinada tarifa o programa de demanda.	83
Figura 63. Evolución temporal de los perfiles tipo de la demanda del programa P48.	84
Figura 64. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por los meses del año de la demanda del programa P48.	85
Figura 65. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la demanda del programa P48.	85

Figura 66. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la demanda del programa P48.	86
Figura 67. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la demanda del programa P48.	86
Figura 68. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 2.0.	87
Figura 69. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 2.0.	87
Figura 70. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 2.0.	88
Figura 71. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 2.0.	88
Figura 72. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 2.0.	89
Figura 73. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 2.1.	90
Figura 74. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 2.1.	90
Figura 75. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 2.1.	91
Figura 76. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de tarifa 2.1.	91
Figura 77. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 2.1.	92
Figura 78. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A.	92
Figura 79. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 3.0A.	93
Figura 80. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 3.0A.	93
Figura 81. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 3.0A.	94

Figura 82. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 3.0A.....	94
Figura 83. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.1A.	95
Figura 84. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 3.1A.	95
Figura 85. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 3.1A.....	96
Figura 86. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 3.1A.....	96
Figura 87. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 3.1A.....	97
Figura 88. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 6.1A.	97
Figura 89. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 6.1A.	98
Figura 90. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 6.1A.....	98
Figura 91. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 6.1A.....	99
Figura 92. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 6.1A.....	99

Índice de tablas

Tabla 1. Datos de demanda eléctrica horaria P48 para el día 1/1/2007.....	19
Tabla 2. Perfil de demanda eléctrica Programa P48 de los días 1/1/2007 a 6/1/2007 horas 00 a 04.	21

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

En este proyecto se analizará la evolución temporal de los perfiles diarios de consumo eléctrico en España en los últimos años. Estos perfiles se obtendrán a partir de la información publicada en E-SIOS [1], estudiándose los perfiles de la demanda del sistema y de las demandas según las principales tarifas de acceso asociadas al consumo doméstico y comercial.

Se realizará un análisis exploratorio de cada serie de demanda y se usarán técnicas de machine learning para estimar los perfiles típicos anuales y determinar cuándo se activa cada uno según variables asociadas al calendario, las festividades y las temperaturas.

Además, se determinará la variación de estos perfiles con los años, relacionando los cambios observados con otras variables como la mejora de la eficiencia en los electrodomésticos, el aumento progresivo del número de aparatos de aire acondicionado, el precio de la energía u otras variables de carácter socio-económico que puedan haber influido en los hábitos de consumo de electricidad.

1.1 MOTIVACIÓN DEL PROYECTO

En los últimos años se ha observado un cambio importante en los hábitos de consumo de los españoles, motivado por diferentes factores socioeconómicos, culturales y tecnológicos. Estos cambios también han impactado de forma significativa en el consumo de energía eléctrica, tanto a nivel residencial y comercial, como industrial.

Por ejemplo, en los últimos años se ha observado un incremento significativo en el número de aparatos de aire acondicionado instalados a nivel residencial en España para intentar combatir las olas de calor, cada vez más habituales. Estos aparatos, de consumo eléctrico elevado, se emplean principalmente a partir del mediodía, pudiendo afectar al perfil de consumo diario en verano. Por otro lado, la instalación masiva de contadores inteligentes a nivel residencial y comercial, junto con la aparición de apps de las compañías eléctricas para

el seguimiento del consumo horario han facilitado que los consumidores sean más conscientes de los consumos individuales y que puedan tomar sencillas acciones para modificar su consumo eléctrico. La reciente incorporación de tres tramos horarios con tarifas diferentes y la fuerte subida de los precios de la electricidad también pueden haber afectado significativamente a los perfiles diarios de consumo.

La forma de consumir ocio también ha ido cambiando significativamente en los últimos años, afectando a los consumos de energía eléctrica en el sector residencial y comercial. Por ejemplo, las plataformas de streaming de series y películas no imponen una sincronización en la visualización de los contenidos, por lo que es de esperar que se observe un suavizado de la punta de demanda de energía eléctrica de la noche.

Todos estos cambios han sido graduales a lo largo de los años y han ido modificando progresivamente la forma de consumir energía eléctrica. Con la elaboración de este proyecto se quieren determinar analíticamente los perfiles diarios típicos según los diferentes sectores considerados, cuantificando su evolución temporal para poder entender cómo se ha ido comportando la demanda a lo largo de los años. Además, se pretende encontrar una explicación a la variación en los perfiles, identificando los factores que han influido realmente en los cambios observados. Este análisis en profundidad de los perfiles, permitirá que las empresas puedan comprender mejor a los diferentes perfiles de consumidores de electricidad y consecuentemente, ajustarse y adaptarse a los cambios que experimentan los perfiles en el transcurso del tiempo estudiado. Adicionalmente, este estudio de las variaciones y patrones de los perfiles, se podrá usar para realizar modelos de predicción más precisos.

Capítulo 2. ESTADO DE LA CUESTIÓN

Existen varios estudios y artículos que tratan sobre la demanda eléctrica en diferentes localidades tocando ciertos aspectos tratados en este proyecto, pero con claras diferencias.

En el estudio sobre la identificación de perfiles de consumo eléctrico usando el algoritmo de K-medias [2], se focaliza en el hallazgo de perfiles típicos diarios usando k-medias y en averiguar si los patrones encontrados están relacionados con el cambio de estación para así identificar las diferentes estaciones del año. Además, se ha estudiado el perfil de consumo eléctrico clasificándolos en los distintos tipos de la semana y en festividades. Sin embargo, en el proyecto propuesto se pretende estudiar la evolución de los perfiles para la después identificación de patrones y factores determinantes de dichas tendencias. Además, existen más estudios en los que se ha utilizado el algoritmo de k-medias para el análisis de perfiles de consumo eléctrico. En [3], se analiza los perfiles de diferentes clientes en distintas regiones a lo largo de un año, y se centra en la identificación de la demanda pico de cada perfil. Aunque es un estudio cuantitativo, no se analiza el cambio experimentado de esos perfiles ya que solo se centra en un año específico.

En [4] se trata sobre el comportamiento de un cierto colectivo de clientes no residenciales, estudiándose el comportamiento de la demanda eléctrica considerando factores geográficos, de calendario y de temperatura. Sin embargo, no se estudia la evolución de la demanda eléctrica para todas las tarifas existentes.

En el estudio [5], se han usado datos del consumo eléctrico de Alemania de los años 2006 a 2015, por lo que se tiene un amplio número de años que podrían permitir ver la evolución temporal de los perfiles. Sin embargo, se centra en el estudio y análisis de los comportamientos presentes de los perfiles, identificando ciertos patrones que son después utilizados para poder desarrollar un método de predicción de perfiles para distintos países de Europa, utilizando redes neuronales.

Se ha usado también, técnicas de árboles de clasificación para abordar el mismo tema sobre la demanda eléctrica de diversos perfiles. Se puede ver como en [6] se realiza un estudio de los perfiles de consumo procedentes de zonas industriales y su respectiva tendencia. Se han identificado las diferencias y similitudes entre los diferentes grupos encontrados realizando un árbol de clasificación, pero no se efectúa ningún estudio de la evolución temporal de los grupos identificados.

Además, también existen estudios cuyo objetivo es explicar los factores determinantes de la demanda eléctrica, como el presentado en [7] usando regresión cuantílica. Este estudio tiene un claro enfoque socio-económico y no realiza el modelado e identificación de los diferentes perfiles y sus respectivos patrones. Sin embargo, identifica factores que definen ciertos comportamientos de consumidores que pueden ser útiles en este proyecto para interpretar los resultados y las tendencias de los perfiles.

Por último, en [8] se estudia el consumo eléctrico residencial, diferenciándolo para distintos electrodomésticos. En concreto, se analiza cómo ha cambiado el uso y su respectivo consumo eléctrico diario para cada electrodoméstico a lo largo de dos años. En el proyecto propuesto se estudiará el consumo eléctrico total de todos los usuarios, sin embargo, es posible que los patrones encontrados en el análisis puedan ser explicados por factores como los presentados en [8], como por ejemplo el cambio de comportamiento en el uso de lavadoras y secadoras.

Capítulo 3. DEFINICIÓN DEL TRABAJO

3.1 JUSTIFICACIÓN

Existen análisis e informes relacionados con el consumo eléctrico que se han focalizado exclusivamente en un único sector, bien residencial [7] o bien comercial e industrial [4].

El análisis completo de los perfiles de consumo de demanda eléctrica requiere el uso de técnicas de machine learning. En este ámbito las técnicas de análisis más usadas son K-medias [9], árboles de clasificación y redes neuronales. En este proyecto se utiliza la técnica de agrupación de K-medias para la obtención de grupos de perfiles de demanda que comparten propiedades similares.

Los trabajos previos que han utilizado K-medias u otra técnica de machine learning normalmente manejan datos de un periodo de tiempo anual y un solo grupo de demanda eléctrica. Sin embargo, este proyecto utiliza una gran variedad de tarifas y programas de demanda eléctrica, englobando en su análisis todos los perfiles de consumo eléctrico de España. Además, este proyecto no se focaliza en un solo año, si no que se estudian datos que comprenden desde 2007 hasta 2021.

Un proyecto que trabaja con datos de estas características es realmente enriquecedor para empresas y colectivos ya que puede ser usado para entender mejor los patrones presentes en diferentes tipos de demanda eléctrica. Al estudiarse en este proyecto grupos de perfiles de demanda atendiendo a variables de calendario, es posible identificar rasgos comunes y únicos de estos grupos.

Este proyecto puede ayudar y servir de asesoramiento a empresas que quieran explorar o invertir en el mercado eléctrico. Es clave el conocimiento de los sectores antes de adentrarse en ellos y este proyecto es de gran importancia para ese propósito. Igualmente, a través de este proyecto se llega a un mayor conocimiento de los patrones de consumo de la demanda

eléctrica en un largo periodo de tiempo. Adicionalmente, este trabajo tiene en cuenta factores socio económicos y meteorológicos que afectan a la demanda eléctrica.

Conocer el consumo de energía que necesitan los clientes puede incentivar el uso de energías sostenibles. Las empresas buscan ajustarse en gran medida a las necesidades futuras de los consumidores para realizar una producción eficiente y sostenible. Este proyecto es clave para realizar predicciones de patrones futuros de demanda.

3.2 OBJETIVOS

El objetivo principal de este proyecto es determinar cómo y por qué han cambiado los perfiles diarios de la demanda eléctrica peninsular y de las demandas según las principales tarifas de acceso. Para alcanzar esta meta se deberá alcanzar los siguientes objetivos secundarios:

- **Elaboración de los diferentes perfiles de demanda eléctrica:** Obtener los perfiles diarios normalizados, base del análisis a realizar, a partir de la demanda horaria de cada tarifa de consumo eléctrico.
- **Determinación y análisis de perfiles de consumo tipo.** Obtener los perfiles normalizados tipo y una explicación de sus diferencias utilizando técnicas de machine learning, para cada serie de demanda considerada y año de datos disponible.
- **Creación de la secuencia anual de los perfiles tipo:** Crear la secuencia de perfiles tipo que muestra cómo han ido evolucionando los perfiles tipo con los años para cada serie de demanda considerada.
- **Identificación de los posibles factores determinantes de los cambios en la secuencia de perfiles tipo:** Identificar el conjunto de factores que pueden explicar los cambios observados en la evolución temporal de los perfiles tipo.

3.3 METODOLOGÍA

Para poder alcanzar todos los objetivos propuestos primero se ha tenido que preparar los datos originales de demanda eléctrica. Los datos originales se han obtenido de REE y se ha realizado ciertas correcciones a estos datos ya que presentaban anomalías debido a los días de cambio horario. Teniendo ya preparados los datos para poder trabajar con ellos, se ha pasado a la generación de los perfiles de demanda. Para cada día de datos horarios de demanda eléctrica se ha normalizado cada hora para así tener 24 valores que expresen el comportamiento de demanda eléctrica en un día y sea más fácil de analizar y comparar con otros perfiles. Ha sido importante analizar estos perfiles de demanda normalizados para así familiarizarse y comprender mejor los comportamientos presentados.

Al tener un perfil de demanda normalizado para cada día de datos, se tiene un gran número de perfiles normalizados que dificulta el análisis de ellos. Además, muchos perfiles de demanda son muy parecidos y repetitivos, por lo que se ha perseguido condensar todos los perfiles de demanda. Para ello se han agrupado en grupos atendiendo a características similares. Se ha aplicado la técnica de K-medias para cada año de datos para así agrupar los perfiles normalizados en K grupos. De esta forma se tiene K grupos cada año en el cual cada conjunto de perfiles se ha denominado como perfiles de consumo tipo.

El gran objetivo de este proyecto es poder mostrar la evolución temporal de los perfiles de consumo tipo. Esto se ha llevado a cabo a través de grafos ya que facilitan una visualización clara y fácil de seguir. Además, se ha tenido que fijar un umbral de semejanza entre los perfiles tipo de años contiguos para determinar si realmente un perfil tipo de un año aparece nuevo ese año o evoluciona de uno del año anterior.

Teniendo ya un modelo para mostrar la evolución de los perfiles tipo, se ha buscado identificar que variables se activan en cada perfil tipo. Las variables determinantes estudiadas han sido los meses del año, estaciones del año, días de la semana y festivos. De esta forma se han obtenido varios grafos para cada serie de demanda y tarifas de consumo eléctrico destacando la activación de los factores determinantes.

Finalmente, se ha realizado un análisis en profundidad de todos los grafos obtenidos para poder identificar los patrones y cambios presentes a lo largo de los años estudiados. Además, se ha relacionado las observaciones vistas en la evolución temporal de los perfiles tipo con factores socio económicos y meteorológicos. Se ha conseguido obtener un análisis completo de la evolución de los perfiles de demanda eléctrica en España que engloba factores de distintos sectores de la sociedad. Este análisis será de gran utilidad para cualquier individuo o entidad que quiera comprender cual ha sido el comportamiento de demanda eléctrica en los últimos años y como ciertos factores pueden afectar al comportamiento de demanda.

3.4 HERRAMIENTAS UTILIZADAS

Los datos de la demanda del consumo eléctrico se han obtenido de Red Eléctrica (E-SIOS). Además, se han obtenido los datos correspondientes a días festivos de BOE [10] y se ha utilizado los datos de temperaturas de AEMET [11].

Se ha utilizado Matlab [12] para el análisis y tratamiento de los datos, el ajuste de los modelos, y la generación de gráficos. En concreto, se ha utilizado la toolbox de estadística y aprendizaje automático para el ajuste de modelos de clustering y clasificación.

Además, se ha utilizado programas dentro del paquete Office, como Excel para la preparación de ficheros de datos o la representación en tablas de dichos datos, y Word para la realización de informes y memorias.

3.5 PLANIFICACIÓN Y ESTIMACIÓN ECONÓMICA

Para la correcta realización del proyecto y su eficiente elaboración, se ha llevado a cabo el siguiente cronograma de trabajo (Figura 5), en el que se recoge las principales tareas necesarias que han sido completadas para poder alcanzar los objetivos de este proyecto. Durante el desarrollo del proyecto se ha ido realizando las tareas en los plazos planeados por lo que no se ha tenido ningún problema de tiempo. Para la elaboración de este proyecto no se ha tenido ningún gasto económico ya que la licencia de MATLAB ha sido dada por ICAI.

	2021				2022						
TAREAS	Sept	Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul
Recogida de datos											
Análisis preliminar y cálculo de perfiles diarios											
Cálculo de perfiles tipo anuales usando clustering											
Estimación de la activación de cada perfil tipo usando árboles de clasificación											
Análisis de la evolución anual de los perfiles tipo anuales											
Generación de la secuencia de cambios anuales en los perfiles tipo											
Identificación de posibles factores determinantes en la secuencia de cambios											
Redacción de memoria											

Figura 5. Cronograma de Trabajo.

Capítulo 4. GENERACIÓN DE PERFILES DE DEMANDA ELÉCTRICA

En este capítulo se describen los perfiles de demanda eléctrica, punto de partida para el análisis realizado en el proyecto. En concreto, se detallan los pasos seguidos para calcular los perfiles históricos de las series de demanda considerados.

4.1 DATOS DE DEMANDA ORIGINALES

Para el estudio de la demanda eléctrica de España, se ha obtenido de Red Eléctrica (E-SIOS) la demanda eléctrica por horas a lo largo de varios años de varias tarifas y demandas. En este proyecto se ha estudiado los datos de la tarifa 2.0, correspondiente a consumo doméstico; la tarifa 2.1, de consumo doméstico y de pequeños comercios; la tarifa 3.0A, consumo de comercios más grandes; tarifa 3.1A y tarifa 6.1A, consumo de alta tensión correspondiente a fábricas y edificios industriales; y finalmente la demanda del programa P48, correspondiente a la demanda eléctrica total de España.

Se puede observar en la Tabla 1 el formato de los datos disponibles. Para cada una de las series de demanda se dispone de dos variables, organizadas en columnas. La primera columna (FECHAHORA) indica la fecha (en formato dd/mm/yyyy) y hora (de 00 a 23). La segunda columna corresponde a la demanda eléctrica horaria asociada a las fechas y horas de la primera columna.

Tabla 1. Datos de demanda eléctrica horaria P48 para el día 1/1/2007.

FECHAHORA	DEM
'01/01/2007 00'	25334.2
'01/01/2007 01'	24001.6
'01/01/2007 02'	22425.6
'01/01/2007 03'	20775.9
'01/01/2007 04'	19212.6
'01/01/2007 05'	18050.5

'01/01/2007 06'	17121.6
'01/01/2007 07'	16474.9
'01/01/2007 08'	15566
'01/01/2007 09'	15089.5
'01/01/2007 10'	16821.7
'01/01/2007 11'	18588.2
'01/01/2007 12'	19878.2
'01/01/2007 13'	21167.3
'01/01/2007 14'	21033.6
'01/01/2007 15'	20086.1
'01/01/2007 16'	20458.2
'01/01/2007 17'	20816.5
'01/01/2007 18'	23709.7
'01/01/2007 19'	25290.5
'01/01/2007 20'	26401.4
'01/01/2007 21'	27444.5
'01/01/2007 22'	26256.4
'01/01/2007 23'	26317.7

4.2 CÁLCULO DE LOS PERFILES DE DEMANDA

En este proyecto se ha buscado la forma de poder describir cada día con un perfil horario de demanda eléctrica. Para la generación de dicho perfil de demanda eléctrica se ha normalizado la demanda horaria de cada día. Para cada hora de un determinado día se ha cogido el correspondiente valor de demanda horaria y se ha normalizado ese valor dividiéndolo por el consumo total de ese día. Mediante este sencillo proceso de normalización se obtienen 24 valores para cada día que representan el perfil de la demanda para ese día.

En la Figura 6 se muestra un ejemplo de aplicación del proceso de obtención de los perfiles de demanda para el total del sistema eléctrico español cuando se aplica a una semana. Como se puede observar, la demanda horaria original cambia significativamente según el tipo de día, especialmente los fines de semana, durante los cuales los valores son mucho más bajos que durante los laborables. Al dividir los datos horarios de un día por el correspondiente

valor diario, se obtienen los coeficientes que definen los perfiles diarios. Los coeficientes que definen el perfil de un día siempre suman 1, lógicamente, por lo que son fácilmente comparables los perfiles de diferentes días al representar cómo se reparte la demanda diaria entre las diferentes horas.

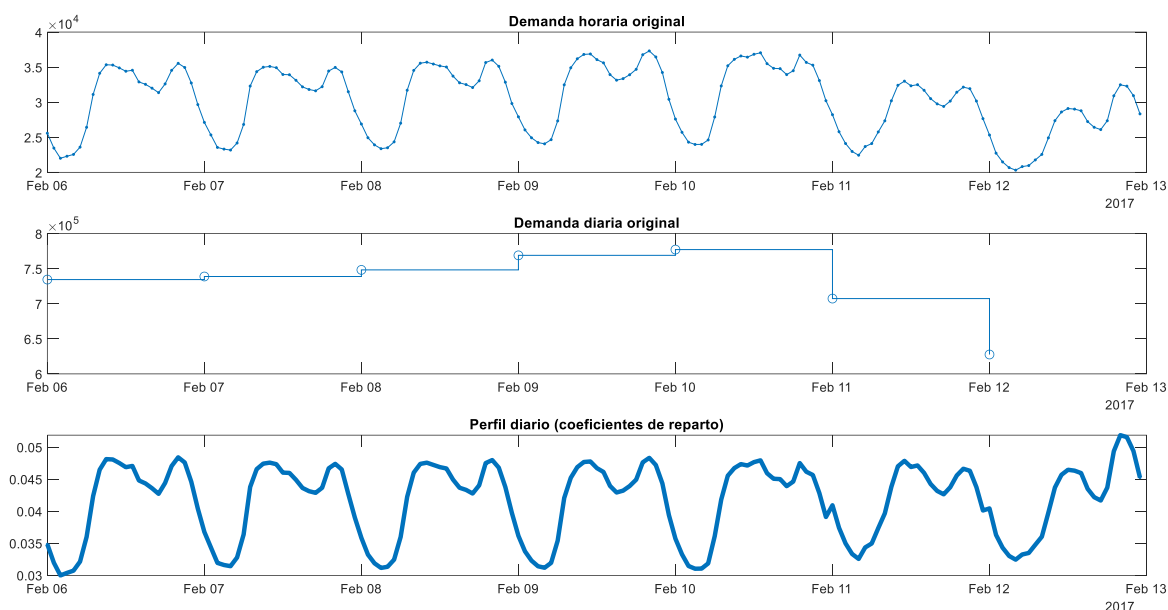


Figura 6. Ejemplo de obtención de los perfiles diarios de demanda P48 (1 semana de datos).

Todos los datos normalizados se han almacenado en una tabla compuesta por 25 columnas, en la Tabla 2 se muestra las seis primeras columnas de seis días. La primera columna corresponde a una fecha y las 24 columnas siguientes corresponden a los coeficientes normalizados de demanda eléctrica que definen el perfil de ese día. Estos coeficientes se han denominado P0, P1, ..., P23 ya que representan el valor del perfil en una determinada hora, como en el ejemplo de la Tabla 2.

Tabla 2. Perfil de demanda eléctrica Programa P48 de los días 1/1/2007 a 6/1/2007 horas 00 a 04.

FECHA	P0	P1	P2	P3	P4
'01-Jan-2007'	0.049838842	0.047217278	0.044116883	0.040871502	0.037796092
'02-Jan-2007'	0.037527999	0.032479521	0.030261778	0.028637583	0.02709915
'03-Jan-2007'	0.039990989	0.035701161	0.033299061	0.0317671	0.03096108
'04-Jan-2007'	0.040367334	0.036416323	0.033571042	0.031814849	0.031316565

'05-Jan-2007'	0.043057113	0.038341166	0.035648608	0.033902954	0.032923243
'06-Jan-2007'	0.048132778	0.04335384	0.039695006	0.037571226	0.035643052

En todo el proceso de normalización y generación de los perfiles de demanda eléctrica, se ha tenido especial cuidado en el cambio de hora que se experimenta dos veces al año. Para los días de 23 y 25 horas se ha decidido trabajar con un perfil de 24 horas, obtenido añadiendo y eliminando una hora de las demandas horarias reales, respectivamente. En concreto, en los datos originales de Red Eléctrica, los días de cambio horario de invierno a verano no presentaban datos para la hora 2, por lo que esos días tenían solo 23 horas de datos de demanda eléctrica. Se ha obtenido la demanda horaria para la hora 2 en esos días calculando la media entre la hora 1 y hora 3 de ese mismo día. En el caso de los días de cambio horario de verano a invierno, en los datos originales se tenía dos valores de demanda horaria para la hora 2, consecuentemente 25 valores de demanda horaria para esos días. Se ha calculado la media de esos dos valores correspondientes a la hora 2 para así tener un único valor de demanda eléctrica para esa hora.

Ha sido importante tratar con detalle este tema del cambio horario porque a la hora de la normalización y el después estudio de los datos, es importante trabajar con unos perfiles horarios homogéneos y correctos. De esta manera se ha conseguido unos perfiles normalizados compuestos siempre por 24 coeficientes para todos los días del año, que sirven para describir el comportamiento de demanda eléctrica para cualquier día y hora.

4.3 ANÁLISIS PRELIMINAR DE LOS PERFILES DE DEMANDA

Antes de aplicar técnicas complejas de machine learning, se ha realizado un estudio exploratorio inicial de los datos de las diferentes tarifas y demandas obtenidas. Es muy importante realizar este tipo de estudio para así adquirir una mayor comprensión de los datos y familiarizarse con los datos.

Usando boxplots para la representación de los datos, se puede obtener información valiosa sobre el comportamiento de los diferentes perfiles y diferencias entre perfiles de distintas tarifas y demandas. Es importante tener en cuenta que se han usado valores normalizados, por lo que no se muestra la magnitud de la demanda en sí, sino un valor relativo a las distintas horas de cada perfil de demanda.

Estudiando la tarifa 2.0 (consumo residencial), Figura 7, se observa cómo horas como la hora 8, 9, 19 y 20, presentan un mayor rango intercuartílico. Esto indica, que el 50% de los datos de esas horas presentan una mayor variabilidad que en el resto de horas. Esta mayor variabilidad puede ser explicada por el inicio y final del horario laboral, así como por la disponibilidad de más o menos luz natural durante el año.

Además, perfiles correspondientes a viviendas de individuos con jornada laboral completa, suelen terminar de trabajar a las 18 horas por lo que a partir de las 19, en la Figura 7, se puede apreciar un cierto aumento de la demanda.

También, las horas 23, 13 y 16 presentan un mayor número de valores extremos (Figura 7) 63, 64 y 84 outliers, respectivamente. Debido a las jornadas laborales reducidas, que suelen terminar alrededor de las 15 horas, se puede explicar el gran número de datos extremos presentes en la hora 16. Además, se identifica como las horas de comienzo del descanso nocturno tienen un gran impacto en la distribución de la demanda eléctrica. La hora 23 se muestra como una hora crítica, ya que señala como muchos perfiles que estaban despiertos a las 22 horas ya no siguen despiertos a las 23 horas y por ello contrasta con perfiles que siguen consumiendo a las 23 horas.

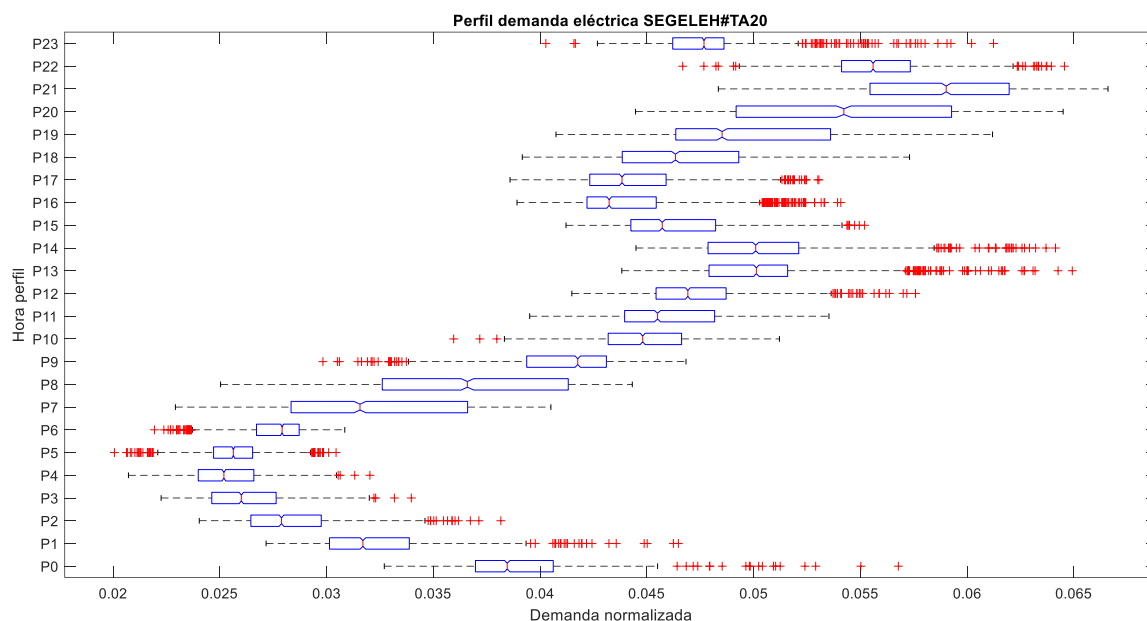


Figura 7. Diagramas de cajas del Perfil de demanda eléctrica tarifa 2.0.

Analizando la tarifa 6.1A, en la Figura 8, se puede observar cómo existen menos diferencias entre las medianas de distintas horas. Este fenómeno, se puede apreciar sobre todo entre las horas 23 a 5, mostrando una mayor correlación en esas horas que en la tarifa 2.0, Figura 7.

Al tratarse de una tarifa correspondiente a perfiles de industrias y fábricas, la tarifa 6.1A no presenta ninguna hora con una mediana muy distinta a ninguna de las demás. El consumo eléctrico en la industria tiene un carácter más continuo y menos cambiante durante el día que la de la demanda eléctrica doméstica, de ahí la gran diferencia entre las tarifas 2.0 y 6.1A.

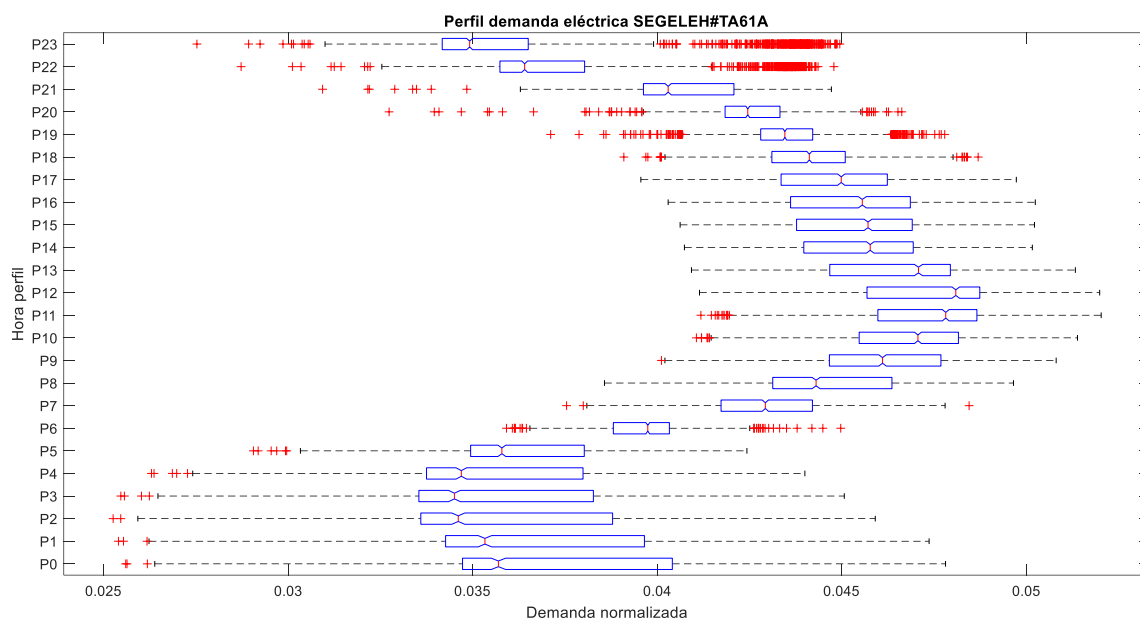


Figura 8. Diagramas de cajas del Perfil de demanda eléctrica tarifa 6.1A.

La demanda eléctrica del programa P48 recoge la demanda eléctrica agregada peninsular de España, por lo que sirve de gran ayuda para poder englobar y sintetizar un gran número de datos e información. Además, se dispone de un histórico mayor para dicha serie.

Al abarcar un gran abanico de perfiles de demanda eléctrica, el programa P48 presenta un significativo número de datos extremos. Analizando la Figura 9, se observa el gran número de outliers mayores al extremo superior del boxplot en las horas 21 a 23. Durante esas horas, muchos comercios y viviendas domésticas comienzan a reducir su consumo eléctrico, por lo que el peso de dichas horas, los coeficientes del perfil, es menor. Sin embargo, el consumo industrial sigue funcionando a niveles constantes dando lugar a estos datos atípicos.

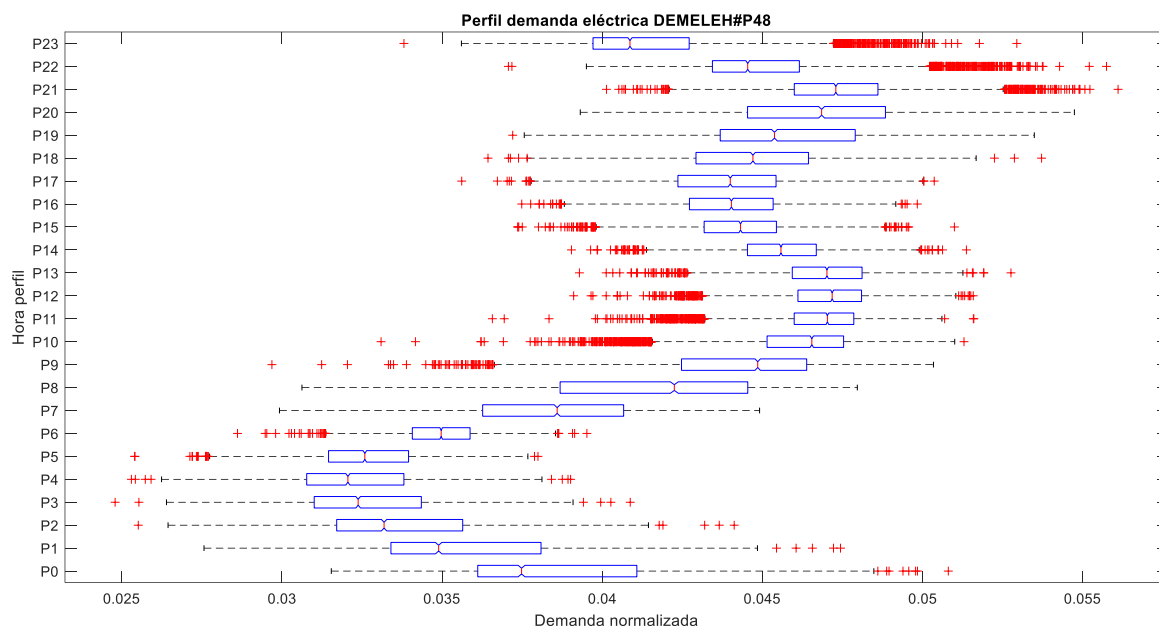


Figura 9. Diagramas de cajas del Perfil de demanda eléctrica del programa P48.

Los datos de cada tarifa y programa de demanda eléctrica han sido obtenidos a lo largo de varios años. En el caso del programa P48, los datos constituyen desde 2007 a 2021. Mientras que para el resto de tarifas estudiadas, se han obtenido datos desde 2015 hasta octubre 2020. Esto se debe a que para ciertas tarifas de demanda eléctrica se ha dejado de monitorizar sus datos.

En este proyecto es clave el estudio temporal de los coeficientes de los perfiles de demanda. A lo largo de los años, nuevas tecnologías han ido emergiendo, distintos patrones de consumo han sido generados y ciertas tendencias de consumo han dejado de existir. Todos estos factores han afectado a los perfiles de consumo eléctrico y es por ello como en la Figura 10 y Figura 11 se observa como los valores de los coeficientes de los perfiles de demanda presentan cambios y patrones. Por ejemplo, es de destacar el comportamiento del coeficiente P7, correspondiente a la hora 7. Se observa como el perfil de la hora 7 a partir de mediados de 2016 sigue un patrón que se repite cada cierto tiempo, diferente a cualquier otro presente en otra hora. También se observa claramente el impacto que tienen los dos cambios de hora que se realizan al año, modificando de golpe la existencia de luz natural en el horario utilizado.

En los próximos capítulos (Capítulo 5. y Capítulo 6.) se estudiará en más detalle la evolución temporal de los perfiles, y se usará técnicas de machine learning para agrupar los perfiles según características comunes.

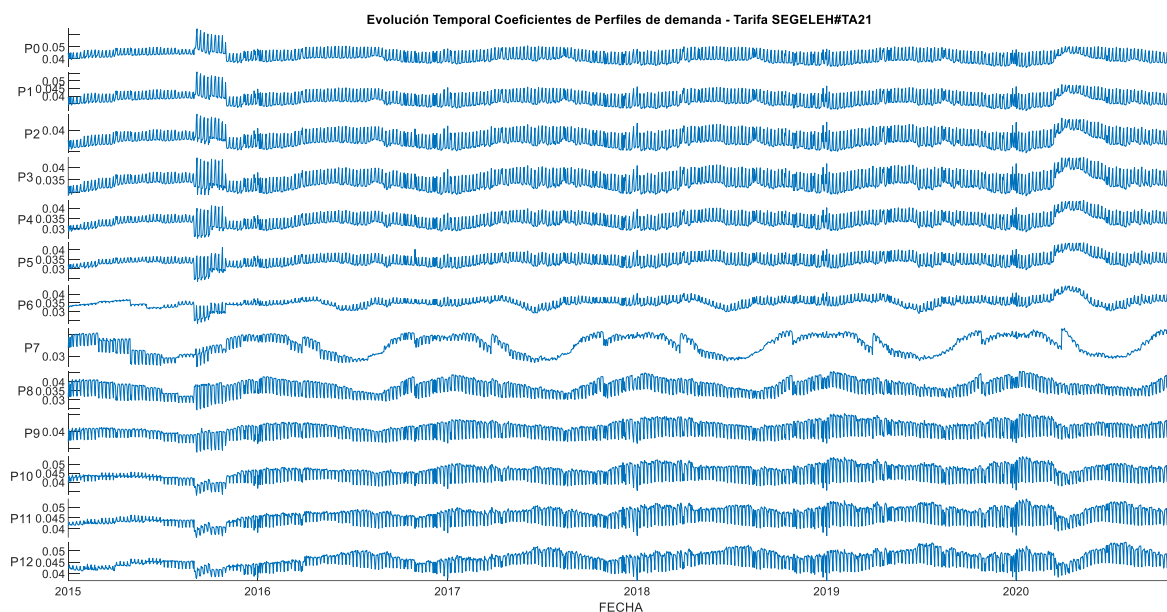


Figura 10. Evolución temporal de los coeficientes P0 a P12 de los perfiles de la tarifa 2.1.

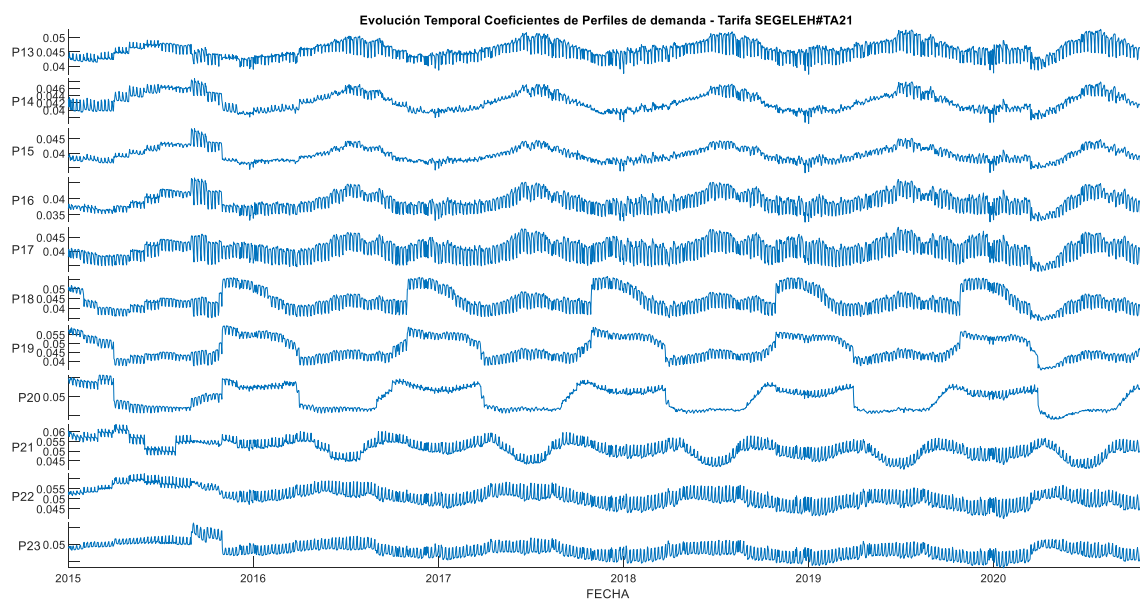


Figura 11. Evolución temporal de los coeficientes P13 a P23 de los perfiles de la tarifa 2.1.

Adicionalmente, se ha estudiado los perfiles de consumo de demanda distinguiendo por meses y días del calendario. De este modo se puede identificar grupos y características propias de dichos grupos.

En la Figura 12 se tiene un gráfico diferente para cada día de la semana, representándose en cada uno los doce perfiles de demanda medios de la tarifa 3.0A correspondiente a cada mes. Se identifica, como cada día presenta un cierto patrón característico, sin embargo, se aprecia que la demanda eléctrica varía dependiendo del mes considerado. Los perfiles correspondientes al domingo son considerablemente distintos al resto de días y además se identifica una mayor dispersión dependiendo del mes. Esto contrasta con la fuerte relación observada en los días de entre semana, cuyos perfiles mensuales son bastante parecidos y existe un patrón común en la forma de los perfiles.

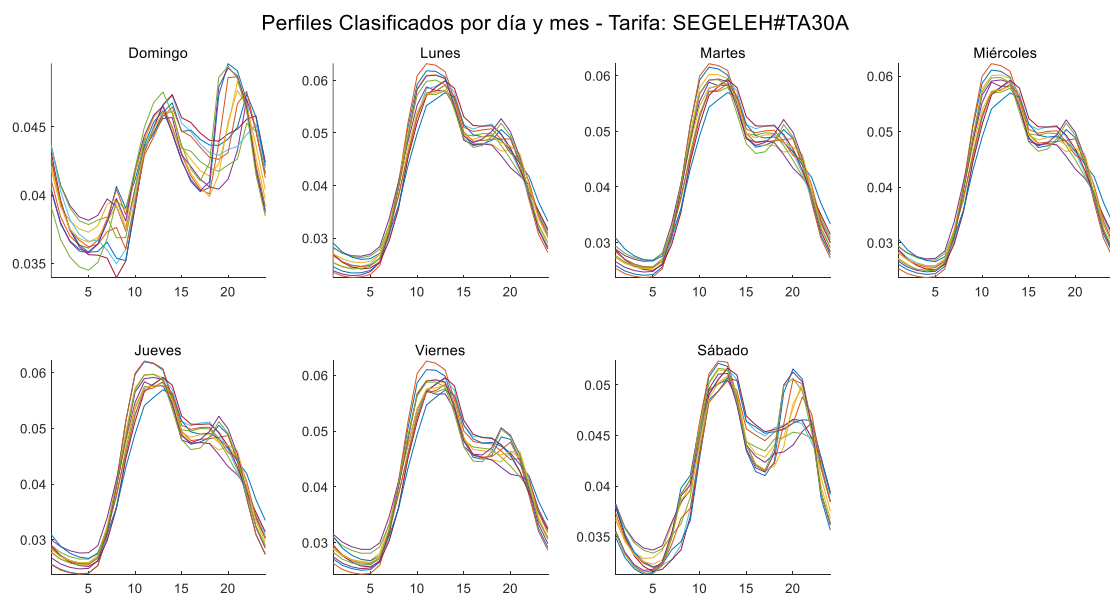


Figura 12. Perfiles de demanda mensuales medios de la tarifa 3.0A clasificados por mes y día.

Si se analiza con más detalle los perfiles mensuales de demanda del domingo, Figura 13, se identifica como a ciertas horas, como de 8 a 10, los perfiles mensuales son muy similares. Sin embargo, se puede apreciar en la Figura 13 la considerable diferencia de ciertos meses que ya se identificó ligeramente en la Figura 12. En la Figura 13 se observa cómo entre las horas 17 a 21, los perfiles mensuales son considerablemente distintos entre sí. En esa misma

franja de tiempo se puede identificar como los perfiles correspondientes a enero, febrero, noviembre y diciembre forman un grupo con una forma diferente al resto de meses. Esto muestra como dependiendo de los meses y estaciones del año los perfiles de demanda eléctrica difieren y es de esperar que se formen grupos entre meses continuos o con características comunes. Estas diferencias están motivadas fundamentalmente por el número de horas de luz solar disponible en los diferentes meses, que modifica la punta de la noche en la demanda y, por tanto, la importancia de esas horas en el perfil de demanda.

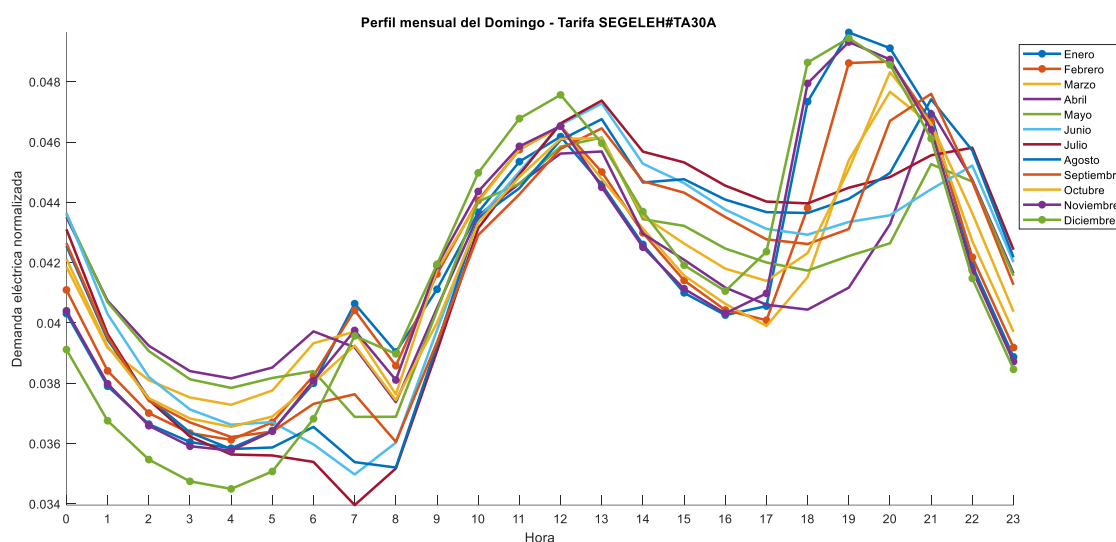


Figura 13. Perfil mensual de demanda del domingo Tarifa 3.0A.

No obstante, los perfiles de un mes y/o día determinado también pueden sufrir cambios a lo largo de los años. Por ejemplo, se puede observar en Figura 14 la evolución temporal que experimentan los perfiles de demanda de la tarifa 3.0A en los domingos de mayo. Es evidente como los años 2015 y 2020 difieren del resto, y como los demás años son prácticamente iguales. Sin embargo, se puede apreciar una cierta transición de los perfiles a lo largo de los años. Entre las horas 0 y 5 se observa como la demanda eléctrica tiende a disminuir gradualmente. La diferencia detectada en el año 2015 respecto al resto de años hace pensar que los datos publicados por REE para la demanda eléctrica de esta tarifa en este año puedan tener algún tipo de problema, seguramente originado por el proceso de toma de datos.

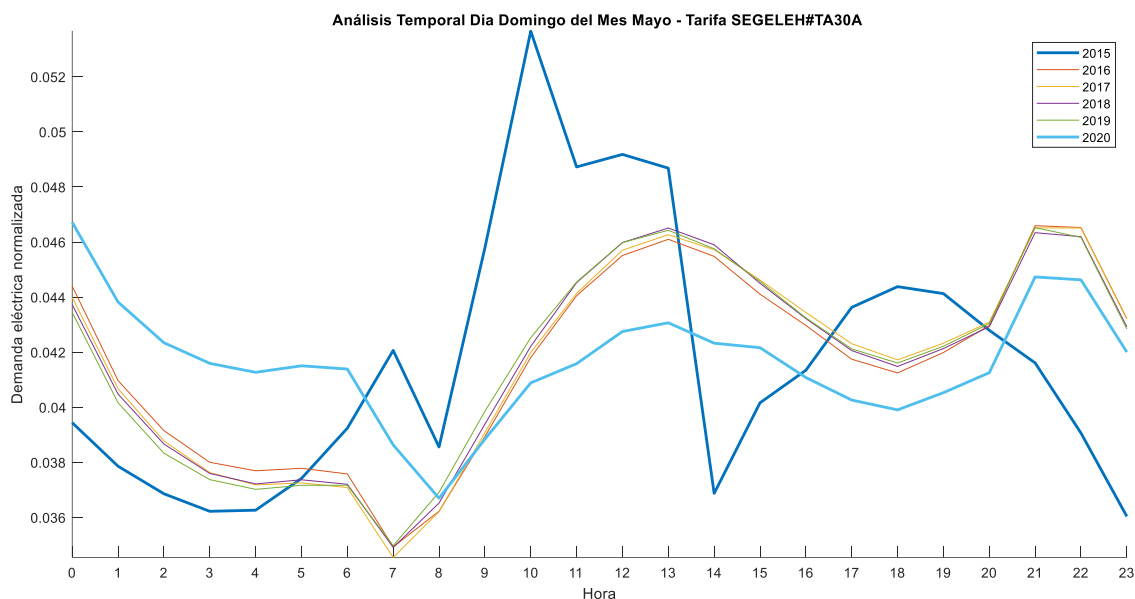


Figura 14. Evolución temporal con los años de los perfiles de los domingos de mayo tarifa 3.0A.

Es evidente que los perfiles de demanda eléctrica son cambiantes. Además, ciertas horas tienden a cambiar más o mantenerse sin cambios significativos. Para poder entender con mayor detalle el alcance de estos cambios en las horas de los perfiles se ha decidido estudiar la variabilidad presentada en cada hora. En la Figura 15 se muestra como para el programa P48 la suma de la varianza de todas las horas cambia a lo largo de los años, manifestando una tendencia a la baja desde 2009. Sin embargo, se experimenta un ligero aumento de variabilidad en 2020 que posiblemente sea por consecuencia de la pandemia del coronavirus. Se ha expuesto el mismo tipo de diagrama de barras en la Figura 16 pero solo trabajando con datos correspondientes a días laborables. Es destacable el pico de variabilidad en 2020. Se puede manifestar que este pico de variabilidad es debido a los días laborables cuyos valores para los perfiles de demanda en 2020 han sufrido una mayor varianza entre ellos. Esta gran varianza puede ser explicada por el gran aumento del teletrabajo en el año 2020, dando lugar a horarios laborables más flexibles y cambiantes. La pandemia del coronavirus ha dado el poder a muchos individuos a decidir qué horas del día asignan a sus tareas laborables y esto ha producido que el horario laboral inalterable que se tenía antes de la pandemia haya perdido fuerza.

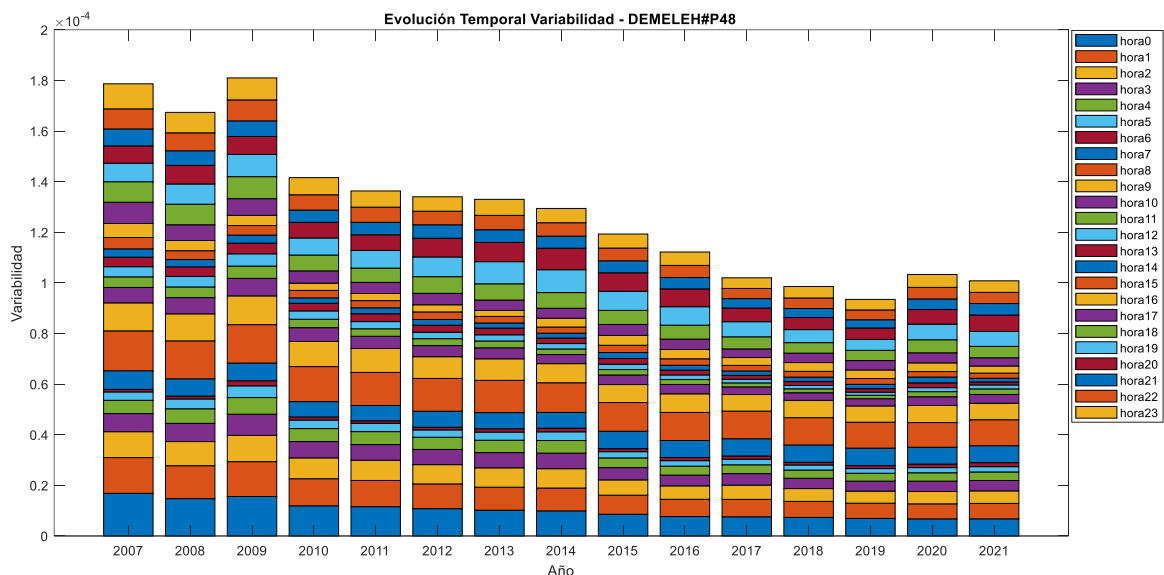


Figura 15. Diagrama de barras de la evolución temporal de la variabilidad de los coeficientes horarios de los perfiles de demanda del programa P48.

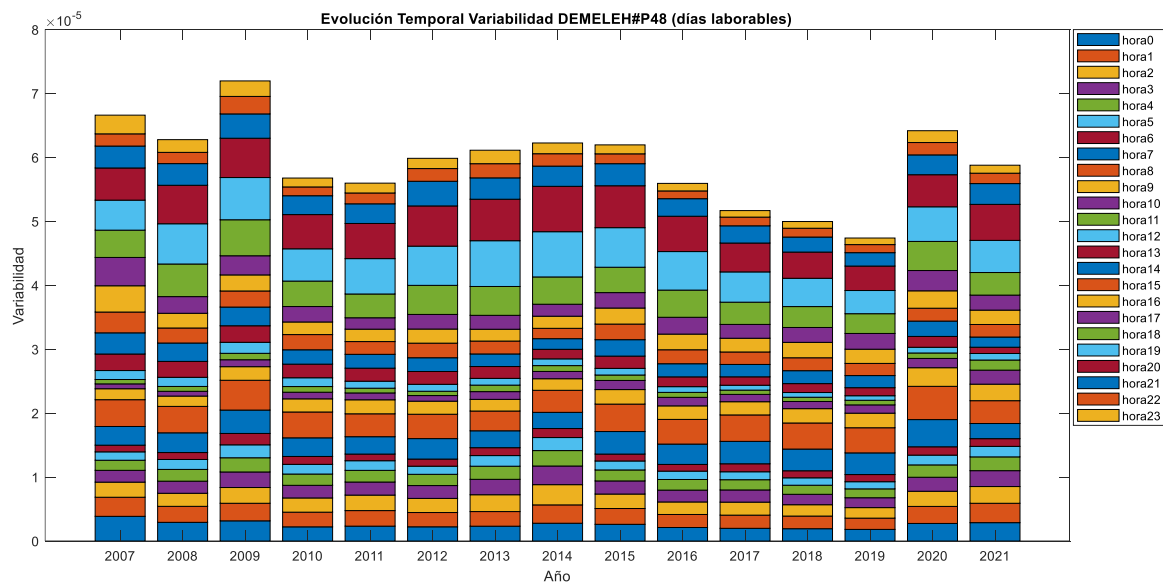


Figura 16. Diagrama de barras de la evolución temporal de la variabilidad de los coeficientes horarios de los perfiles de demanda para los días laborables del programa P48.

4.4 CONCLUSIONES

Tras este análisis preliminar de los datos se ha determinado el gran grado de influencia que tiene ciertos factores de calendario (hora, día, mes, etc.) en el comportamiento de los perfiles de demanda eléctrica. Además, se ha identificado como estos factores pueden servir para agrupar los perfiles y así poder diferenciar grupos homogéneos con características similares. Además, este comportamiento de los perfiles es cambiante en el tiempo, siendo relevante analizar e identificar los patrones de cambio a lo largo de los años.

Estos aspectos son tratados en mayor profundidad en el resto de capítulos.

Capítulo 5. PERFILES DE CONSUMO TIPO

En este capítulo se explica el concepto de los perfiles de consumo tipo, que se utilizarán para poder describir determinados grupos de perfiles de demanda normalizados. Además, con el uso de árboles de clasificación y PCA se identificará que variables son características de estos perfiles de consumo tipo.

5.1 GENERACIÓN DE PERFILES DE CONSUMO TIPO

Tras el análisis preliminar llevado a cabo en la sección 4.3, se ha podido observar cómo ciertos perfiles de demanda normalizados poseen factores comunes entre ellos. Es por ello que se ha decidido identificar y clasificar los perfiles de demanda normalizados dependiendo de sus características y así crear perfiles de consumo tipo.

Para la creación de los perfiles de consumo tipo se ha decidido utilizar K-medias como técnica de agrupación. Para cada año, se ha aplicado K-medias a los perfiles diarios normalizados para así agruparlos en perfiles similares por tener características parecidas. Debido al gran número de perfiles (uno para cada día) es clave tener unos perfiles de consumo tipo bien definidos. Estos perfiles de consumo tipo permiten sintetizar todos los perfiles de consumo normalizados y así poder identificar fácilmente como estos grupos de perfiles normalizados evolucionan en el tiempo.

Es difícil decidir el número de clústeres (K) que usar para agrupar los datos de cada año en K grupos. La Figura 17 muestra el error de cuantificación al aplicar K-medias dividiendo en K clústeres para la tarifa 2.0 en el año 2016. No se percibe un claro valor de codo para la elección de K, y lo mismo pasa en la Figura 18 para el año 2017. Debido a esto se tendrá que estudiar varios valores para K y elegir el óptimo acorde a las características de los datos.

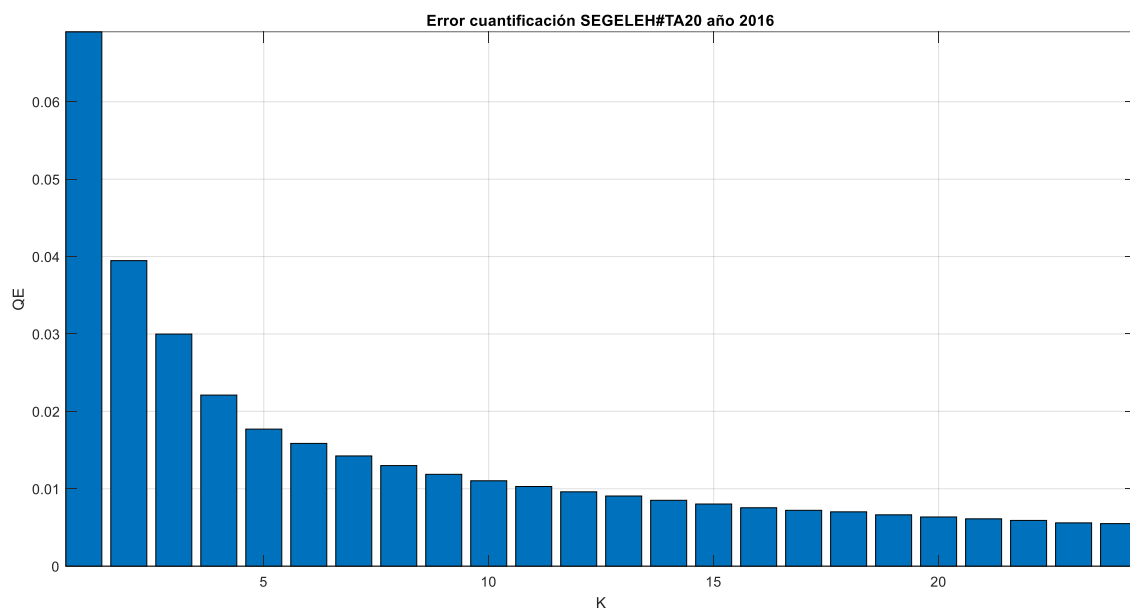


Figura 17. Error de cuantificación de K -medias variando K para la tarifa de demanda 2.0 para el año 2016.

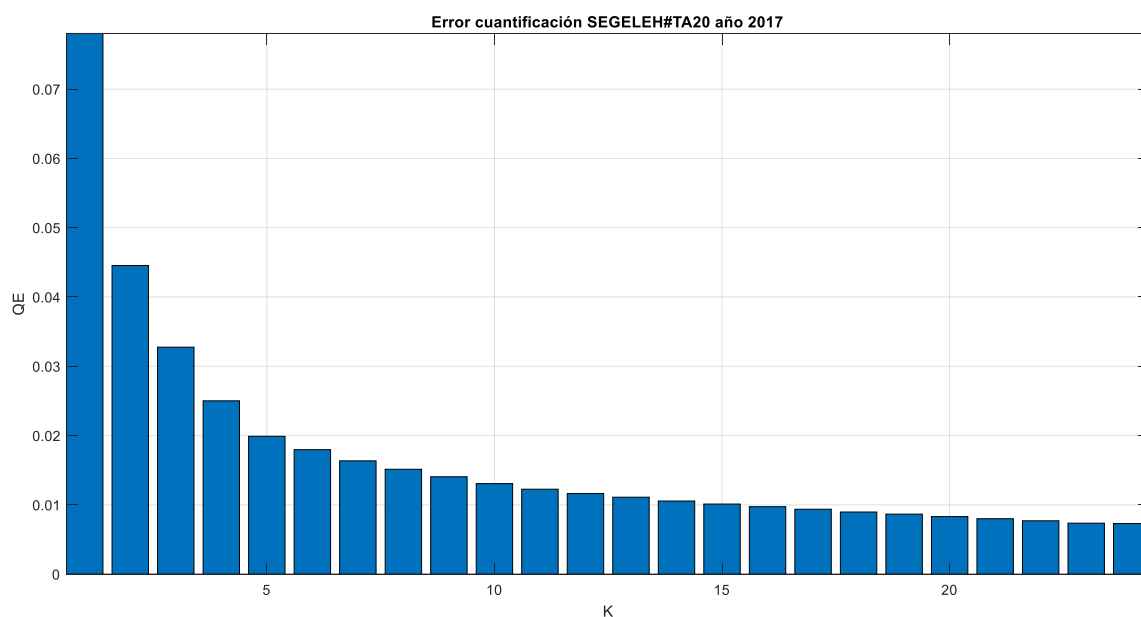


Figura 18. Error de cuantificación de K -medias variando K para la tarifa de demanda 2.0 para el año 2017.

En la Figura 19, se muestran los grupos de perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y en negrita el centroide de ese perfil tipo. Es evidente que los perfiles de consumo

tipo presentan características únicas que se pueden vincular con patrones vistos en perfiles normalizados de un determinado día o mes. Por ejemplo, se puede apreciar como el clúster 1 presenta un valle muy acusado alrededor de las 8 o 9 horas y otro a las 17 horas, que se asemeja con los de los perfiles del domingo y sábado de la Figura 20. Además, los clústeres 2, 3, 4 y 6 se pueden asemejar con los perfiles normalizados de los días de entre semana. Sin embargo, el clúster 5 y 7 muestran unos valles en las horas 8 y 17 que no se asemejan conjuntamente con ningún día de la semana, pero tal vez sea una característica relacionada con otro factor de calendario.

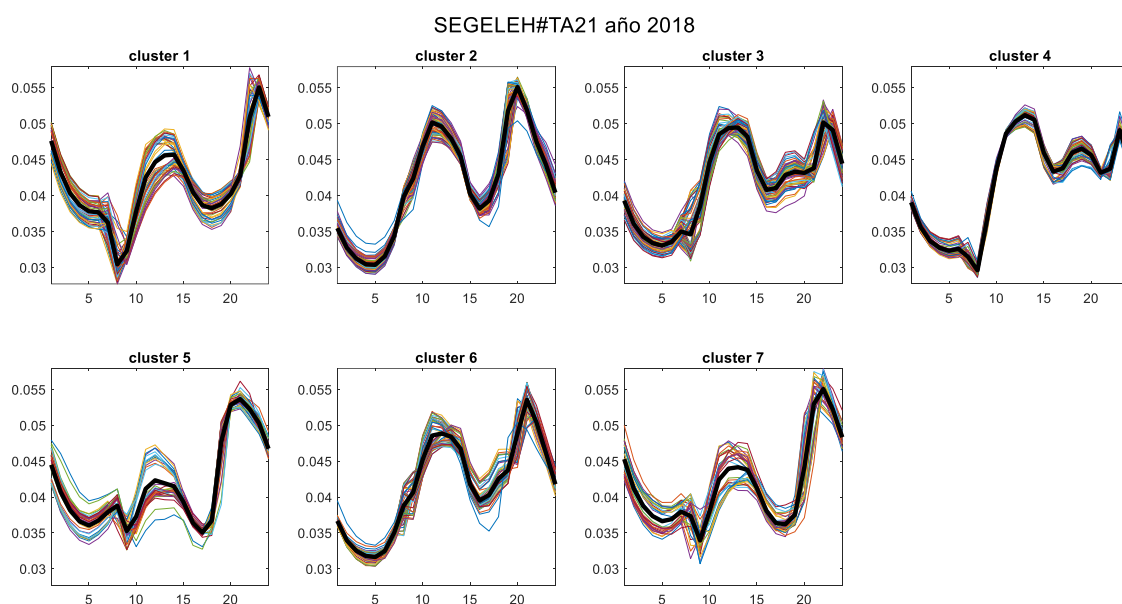


Figura 19. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide tras realizar K-medias ($K=7$) en la tarifa 2.1 en el año 2018.

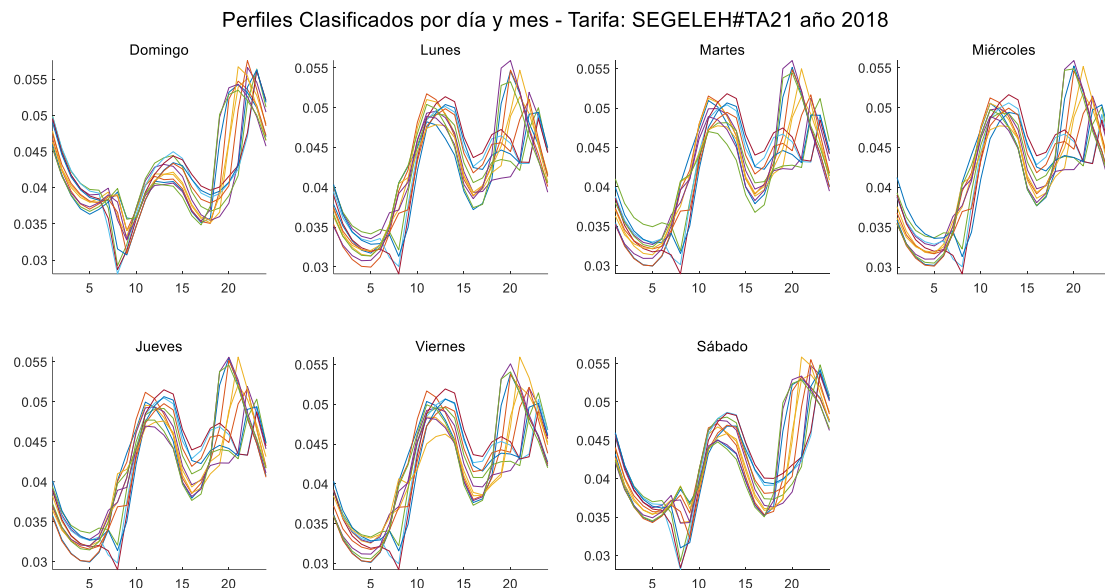


Figura 20. Perfiles de demanda mensuales medios de la tarifa 2.1 clasificados por mes y día en el año 2018.

Lo mismo sucede si se estudia los datos diferenciando por meses. Características vistas en los perfiles de consumo tipo también pueden estar presentes en perfiles normalizados de determinados meses. En la Figura 21, se tiene resaltado en negro el centroide de cada perfil de consumo tipo obtenido usando K-medias con 12 clústeres. Se puede percibir como los clústeres 3, 4, 5 y 6 presentan una llanura entre las horas 15 a 20, con un pico menos pronunciado. Este pico es similar a los perfiles normalizados medios de los meses de abril a septiembre vistos en la Figura 22. Además, se tiene que el pico pronunciado en la hora 20 y el gran valle en la hora 15 relacionado con los meses de invierno y otoño, también es característico de los clústeres 2, 7, 8, 9, 11 y 12. Clústeres como el 1 y el 10 son más difíciles de clasificar en un determinado grupo de meses, pero aquí se está estudiando solamente un factor de calendario a la vez. Muchos de los perfiles tipo pueden ser característicos de varias variables de calendario por lo que más adelante se estudiarán estos perfiles tipo teniendo en cuenta varias variables.

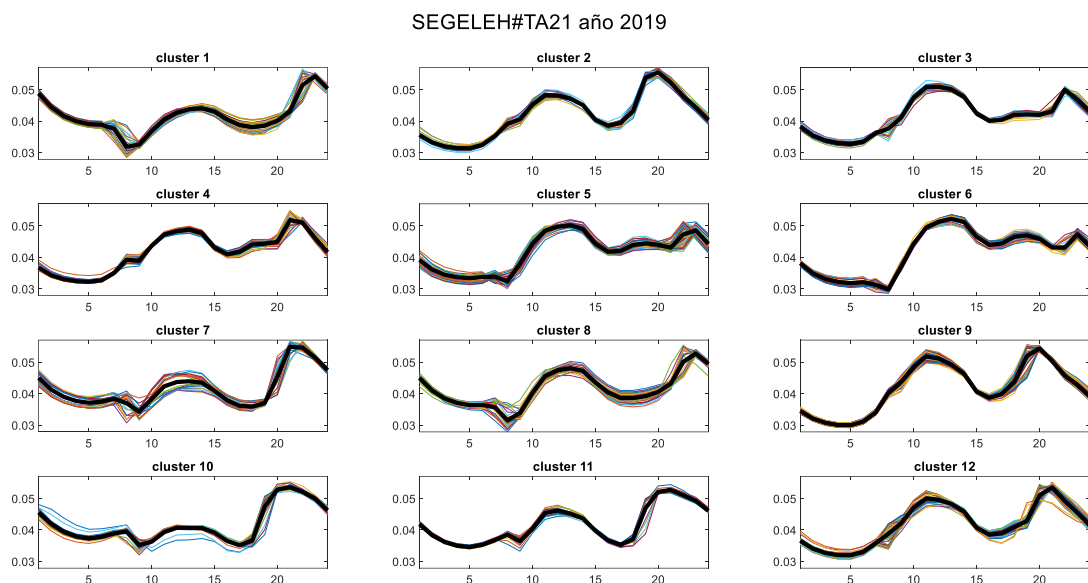


Figura 21. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide obtenidos con K-medias ($K=12$) en la tarifa 2.1 en el año 2019.

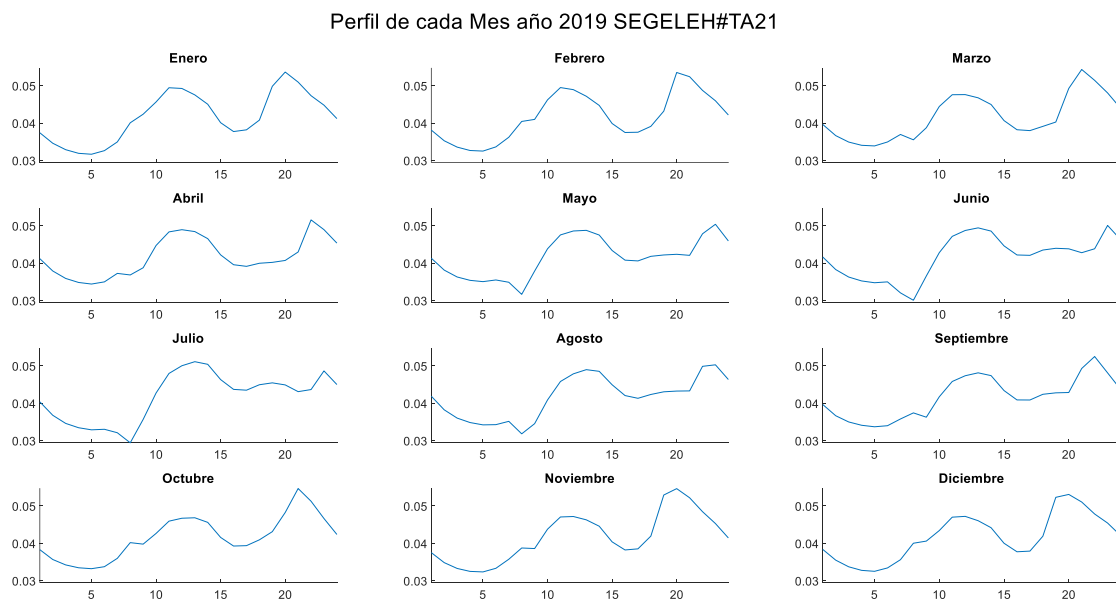


Figura 22. Perfil normalizado medio de cada mes para la tarifa 2.1 en el año 2019.

Los perfiles de consumo tipo engloban grupos de perfiles normalizados, por lo que a lo largo de los años es de esperar que los perfiles tipo vayan cambiando. Pueden cambiar en la forma de demanda y también en las características que presentan los perfiles normalizados a los que abarcan. En la Figura 23 y Figura 24, se muestra los diferentes perfiles de consumo tipo de la tarifa 3.1A en dos años contiguos. Se puede identificar fácilmente que existen perfiles tipo de distinto año que se parecen en la forma de su demanda, como el clúster 6 de 2016 y el clúster 2 de 2017 (el orden de los clústeres obtenidos con K-medias es arbitrario). En estas dos figuras no se identifica ningún perfil de consumo tipo que solo aparezca en un solo año. Se necesita estudiar en más detalle esta progresión en el tiempo de los perfiles tipo para realmente identificar su correcta evolución. Todo esto será estudiado en profundidad a partir del Capítulo 6.

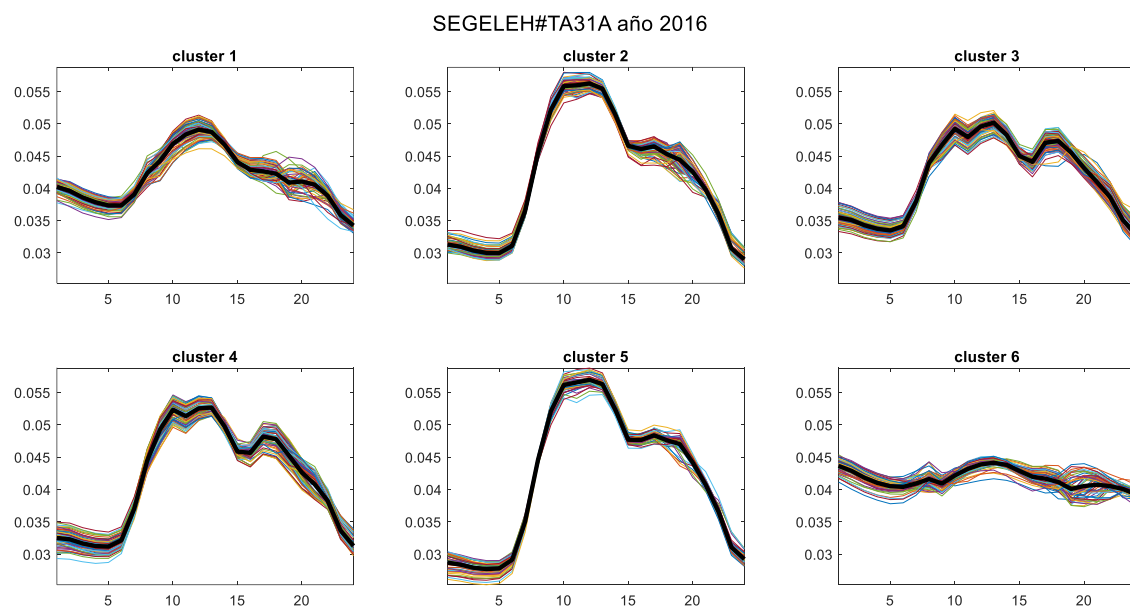


Figura 23. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide obtenidos con K-medias ($K=6$) para la tarifa 3.1A en el año 2016.

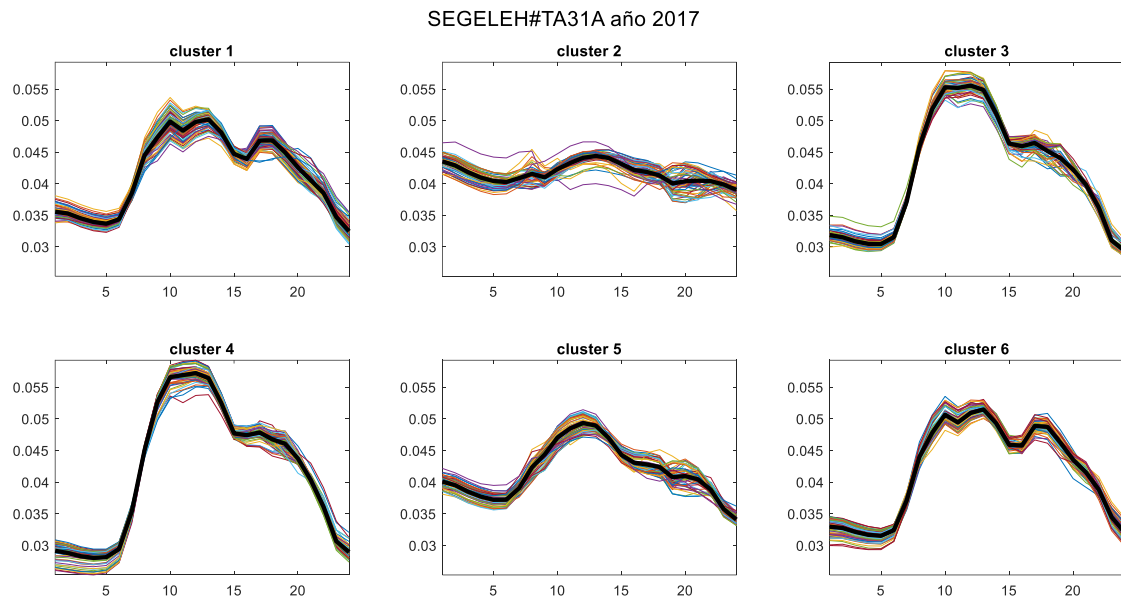


Figura 24. Perfiles normalizados pertenecientes a cada clúster y su respectivo centroide obtenidos con K-medias ($K=6$) para la tarifa 3.1A en el año 2017.

5.2 INTERPRETACIÓN MEDIANTE ÁRBOLES DE CLASIFICACIÓN

Se ha buscado entender las características presentes en cada perfil de consumo tipo y por ello se ha estudiado su activación temporal utilizando árboles de clasificación. Se ha analizado qué variables son determinantes para saber el perfil tipo que se activa. Las variables determinantes usadas han sido: el día de la semana (incluyendo una categoría para los festivos), el mes, y la estación del año. También se ha utilizado los valores de los propios perfiles tipo en cada hora para encontrar automáticamente las diferencias entre los diferentes perfiles en función de los valores que toman según las horas.

En la Figura 25, se muestra la clasificación de los perfiles tipo de la tarifa2.1 en 2019 teniendo en cuenta solo variables de calendario. Se observa como primero se realiza una clasificación entre los meses de abril a septiembre y el resto de meses, seguido de una clasificación entre los días laborables y no laborables. Por ejemplo, de este modo se tiene que el clúster 5 se activa en los días no laborables de los meses de invierno.

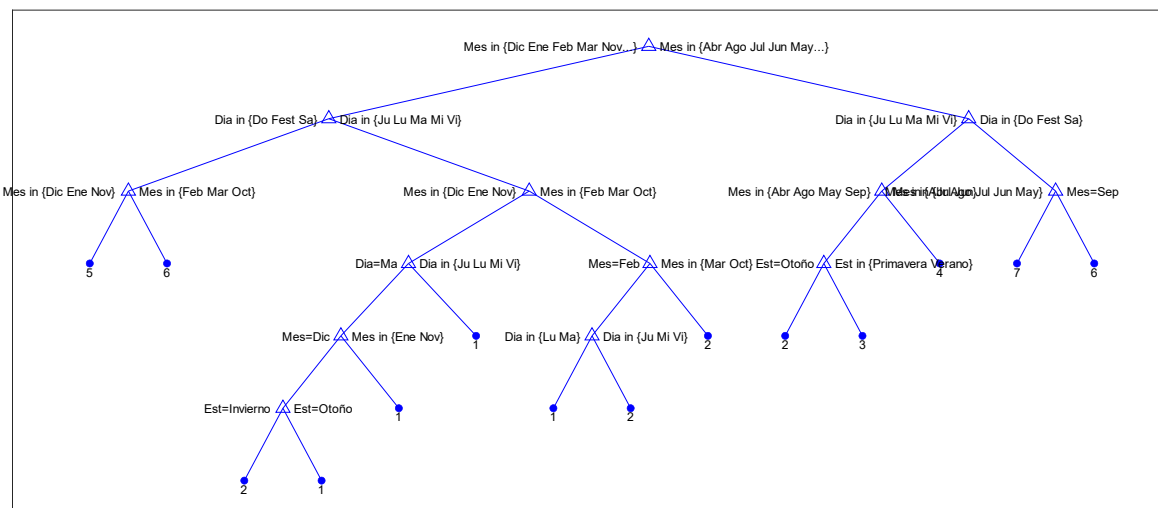


Figura 25. Árbol de clasificación con variables de calendario para la tarifa 2.1 en el año 2019.

Lo mismo se puede observar en la Figura 26, que muestra un árbol de clasificación mucho más profundo que el anterior. En este caso, se hace una clara diferencia entre los perfiles pertenecientes a días laborables y no laborables. Se tiene que los perfiles tipo 6, 7 y 8 son clasificados como correspondientes a días no laborables y el resto de perfiles como días laborables.

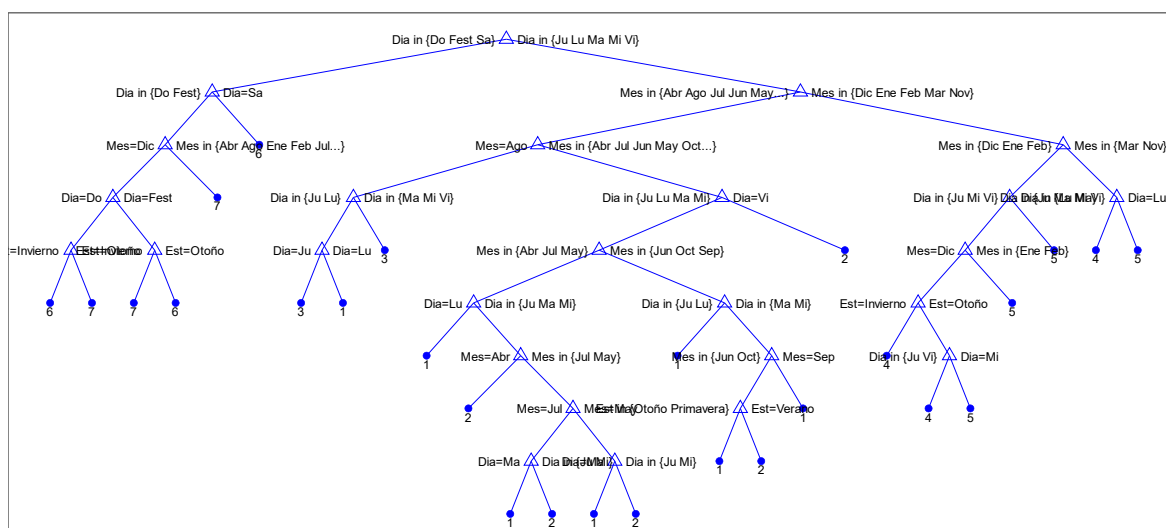


Figura 26. Árbol de clasificación con variables de calendario para la tarifa 3.1A en el año 2017.

También se ha estudiado la activación de los perfiles tipo dependiendo de las horas del día. Por ejemplo, en la Figura 27 se muestra como el perfil tipo 7 de la tarifa 6.1A en 2018 es característico por tener un valor de perfil horario en la hora 12 menor a 0.0463638 y en el perfil de la hora 22 un valor mayor o igual a 0.0399126. En cambio, el perfil tipo 1 destaca por tener valores mayores o iguales a 0.0463638 en la hora 12, valores menores a 0.04361 en la hora 7, valores mayores o iguales a 0.0328773 en la hora 0 y valores mayores o iguales a 0.0429598 en la hora 19.

En líneas generales, observando dicho modelo de clasificación, se puede concluir que los perfiles de la tarifa 6.1A en el año 2018 se diferencian fundamentalmente por los valores que toman en las horas 0, 4, 7, 12, 13, 19 y 22.

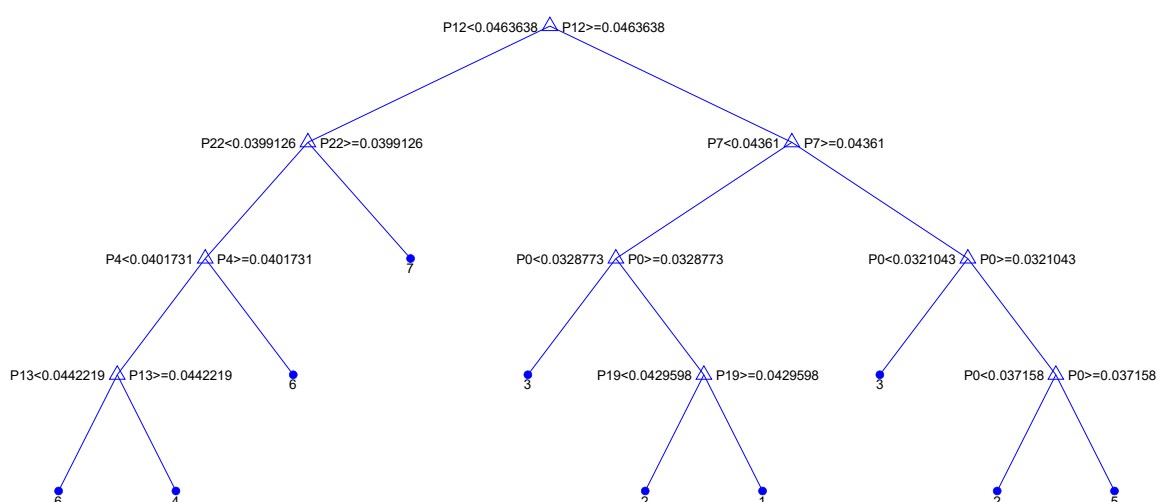


Figura 27. Árbol de clasificación para la tarifa 6.1A en 2018.

Observando la Figura 28, se puede ver cómo el factor del día de la semana es determinante para clasificar los perfiles tipo. Se puede identificar como los perfiles tipo 5 y 6 se singularizan por tener unos valores mayores o iguales a 0.0377982 en la hora 2 y valores menores a 0.0414536 en la hora 21. Sin embargo, estos dos perfiles de consumo tipo se diferencian por el día de la semana. Se tiene que el perfil tipo 6 es característico de los martes mientras que el perfil tipo 5 se puede describir por representar a días festivos, a jueves y a sábados.

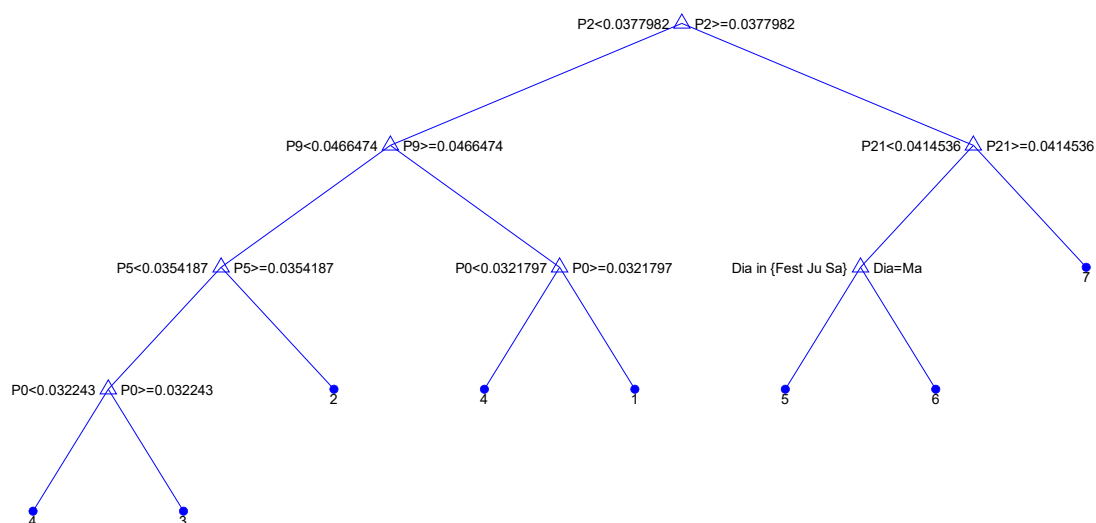


Figura 28. Árbol de clasificación para la tarifa 6.1A en 2019.

Se puede apreciar como ambos árboles de clasificación vistos tienen condiciones de clasificación distintas para separar las ramas. Por ello es importante estudiar como de decisivas son las variables determinantes para clasificar los perfiles tipo a lo largo de los años, y esto se muestra en la Figura 29. Por ejemplo, en 2015 se tiene que el valor de perfil de la hora 12 es significativamente decisivo para clasificar los perfiles tipo. Adicionalmente, las horas 5, 9 y 21 también tienen un rol importante en la clasificación de los perfiles tipo. Sin embargo, en 2016 la hora 0 gana gran importancia y la hora 12 baja drásticamente. Después en 2018, la hora 12 vuelve a ser la más decisiva y por ello en la Figura 27 se tiene esa misma hora como condición en la primera ramificación del árbol. Además, en 2019 la variable día tiene una cierta importancia, que también se refleja en el árbol de la Figura 28 existiendo como condición en una ramificación del nivel dos. Finalmente, en 2020 se puede observar cómo la hora 5 es decisiva para la clasificación de los perfiles tipo, la cual en 2017 y 2018 no tenía gran importancia, pero a partir de 2019 ha vuelto a ganar fuerza.

A lo largo de los años, ha habido ciertas variables que siempre han tenido una importancia considerable como las horas 21 y 0, mientras que las variables del día, mes y horas como las 12 y 5 han ido variando en su activación.

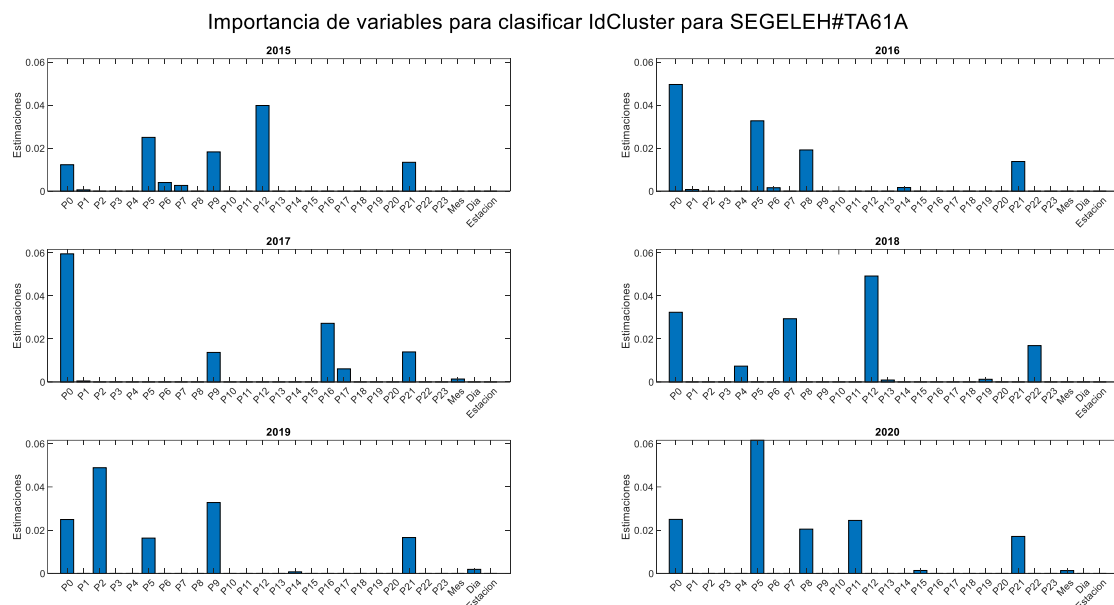


Figura 29. Evolución temporal del grado de importancia de las variables para clasificar los perfiles tipo para la tarifa6.1A.

5.3 ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES DE LOS PERFILES

La visión general aportada por los árboles de clasificación se puede completar analizando las correlaciones que existen entre las variables de los perfiles de consumo normalizados, en particular entre las variables horarias que los definen. Por ello, se ha realizado un análisis de la correlación de estas variables a través de la técnica de análisis de componentes principales (PCA). Se ha perseguido agrupar las horas que presentan un gran grado de correlación entre ellas y así descubrir si se puede englobar distintas variables sin perder un tamaño considerable de información.

Si se estudia la varianza explicada de las componentes principales (Figura 30), se observa como las dos primeras componentes principales explican solamente el 67.7% de la varianza. Parece que es necesario usar más componentes principales para explicar a mayor exactitud los datos originales. Sin embargo, estos valores bajos de la varianza explicada se deben a que se está estudiando la tarifa2.0 para un intervalo de años. Los perfiles de consumo tipo han experimentado cambios a lo largo de los años, por lo que al realizar un análisis con todos

los datos no se muestra una gran correlación entre las horas. Es por ello que, si se realiza el mismo análisis de la varianza, pero para un único año (Figura 31), se obtiene una mayor varianza explica utilizando solamente las dos primeras componentes principales.

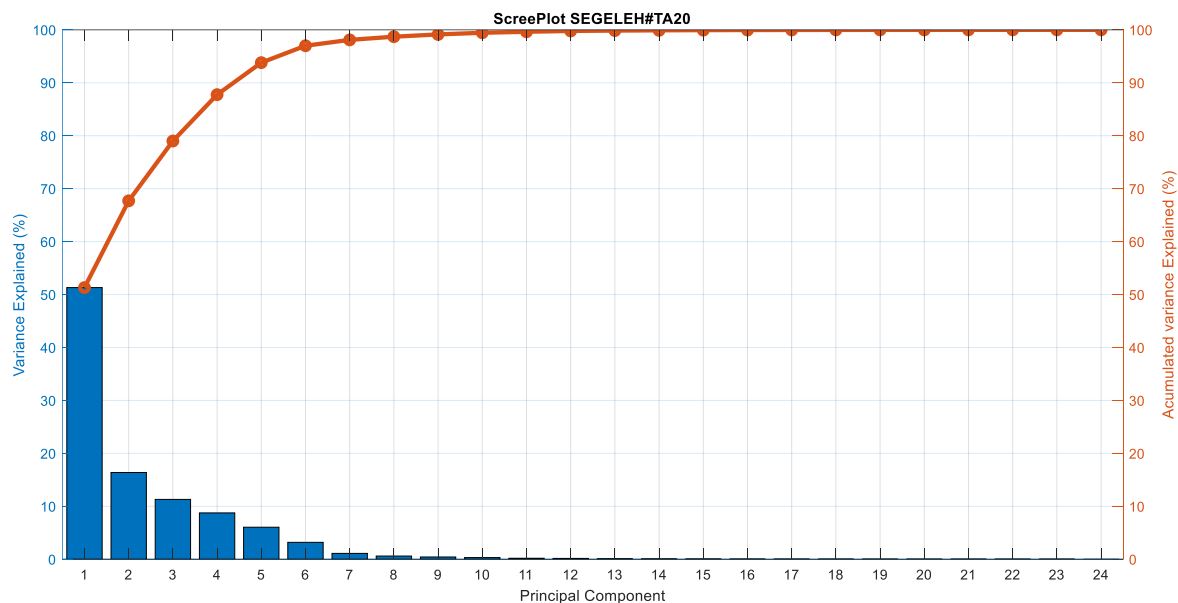


Figura 30. Gráfico de sedimentación (Screeplot) para la tarifa 2.0.

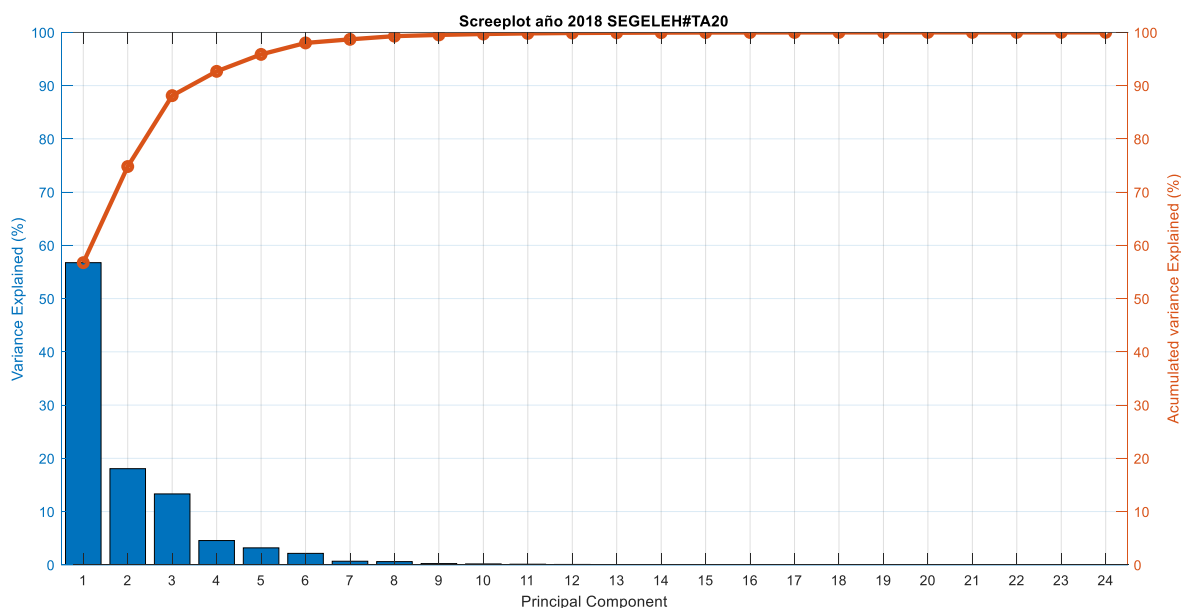


Figura 31. Gráfico de sedimentación (Screeplot) para la tarifa 2.0 año 2018.

En la Figura 32, en la que se ha utilizado todos los perfiles, se puede observar cómo ambas componentes principales tienen una gran importancia de pesos. Se observa que la primera componente principal diferencia las horas de entre las 11 a 17 y horas de las 23 a las 5 con el resto de horas. Sin embargo, la segunda componente principal se enfoca en el efecto que tienen las horas de descanso nocturno y horas de la tarde, con el resto de horas.

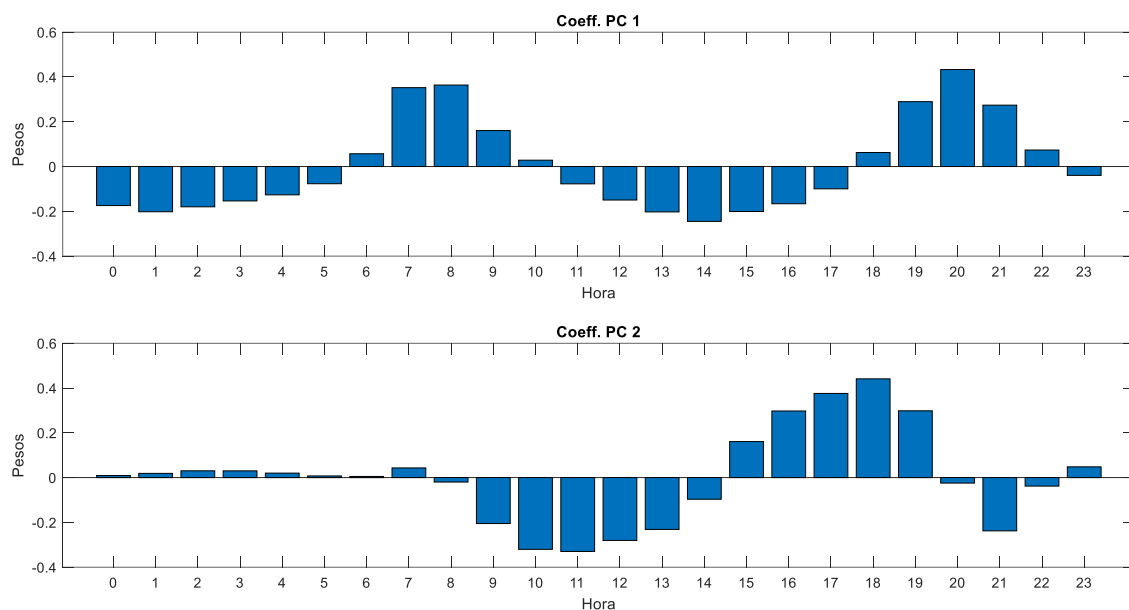


Figura 32. Pesos de los coeficientes de la primera y segunda componente principal para la tarifa 2.0.

Además, el gráfico biplot (Figura 33) permite observar mejor la existencia de grupos de horas teniendo en cuenta ambas componentes principales. Se identifica un fuerte grupo formado por las horas 0 a 5 que muestran un gran grado de correlación, sobre todo en la primera componente principal. Adicionalmente, se aprecia como horas como las 18, 19 y 21 se muestran más aisladas del resto de horas.

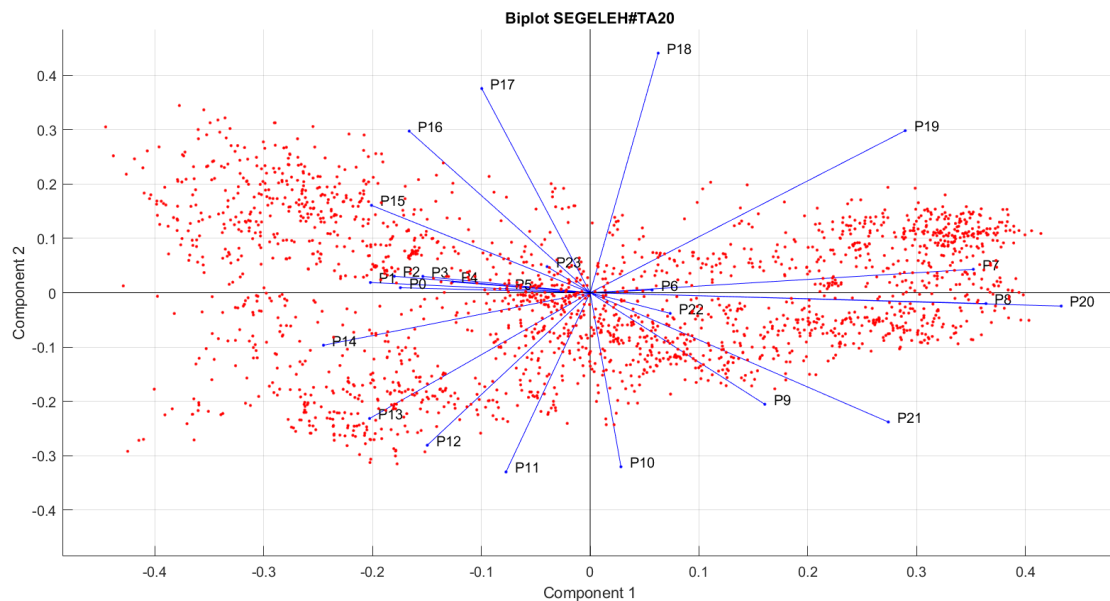


Figura 33. Primera y segunda componente principal tarifa 2.0.

5.4 ANÁLISIS CLÚSTER DE PERFILES

No solo es importante estudiar las correlaciones existentes de las variables sino también las similitudes que existen en la magnitud de dichas variables. El dendrograma de la Figura 34. explora las similitudes entre las magnitudes de las horas de los perfiles normalizados. Se tiene que las horas entre las 0 y 5 además de tener una notable correlación como se ha visto en la Figura 33, comparten una gran relación en su magnitud. Resulta interesante el comportamiento de la hora 18 que se muestra en el dendrograma, no muestra un gran grado de similitud con ninguna otra hora. Además, en la Figura 33 se identifica como la hora 18 muestra en la segunda componente principal un peso muy diferente al resto de horas concordando con lo visto en el dendrograma.

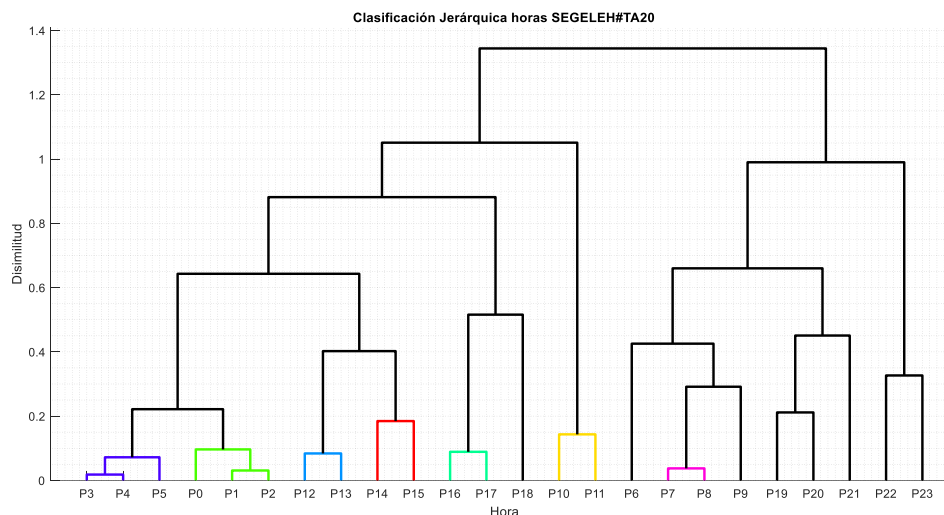


Figura 34. Dendrograma clasificación jerárquica de las horas de los perfiles de la tarifa 2.0.

La correlación que existe entre los coeficientes de las horas en las primeras dos componentes principales tiene un carácter cambiante y por ello es interesante estudiar su evolución temporal. En la Figura 35, se puede identificar como ambas componentes principales tienen pesos de tipo forma a lo largo de todos los años. Esto quiere decir que existen dos grupos de variables, en el que cada grupo tiene un efecto contrapuesto al otro grupo.

Por ejemplo, se observa como en la primera componente principal los pesos de las horas 22 y 23 han sufrido un gran cambio desde 2015. Comenzaron teniendo un gran peso negativo y a lo largo de los años ese peso ha ido perdiendo su carácter negativo, resultando en la hora 22 con un peso positivo en 2020. Además, es de destacar la gran diferencia entre los pesos de las horas 14 y 20 en 2020.

Si se observa los pesos de la segunda componente, se tiene como entre 2016 y 2019 no se ha presentado gran cambio en la positividad de los pesos de la mayoría de horas, excepto entre las horas 1 a 5. Sin embargo, a lo largo de esos años las horas con pesos positivos tienden a ser ligeramente menos positivas mientras que las horas con pesos negativos ganan en magnitud.

Se ha visto en secciones anteriores como las variables que describen las propiedades de los perfiles tipo tienden a presentar cambios en el tiempo. En secciones próximas se estudiará a gran detalle estos patrones y como ciertos sucesos socio económicos pueden afectar al comportamiento de los perfiles de consumo tipo.

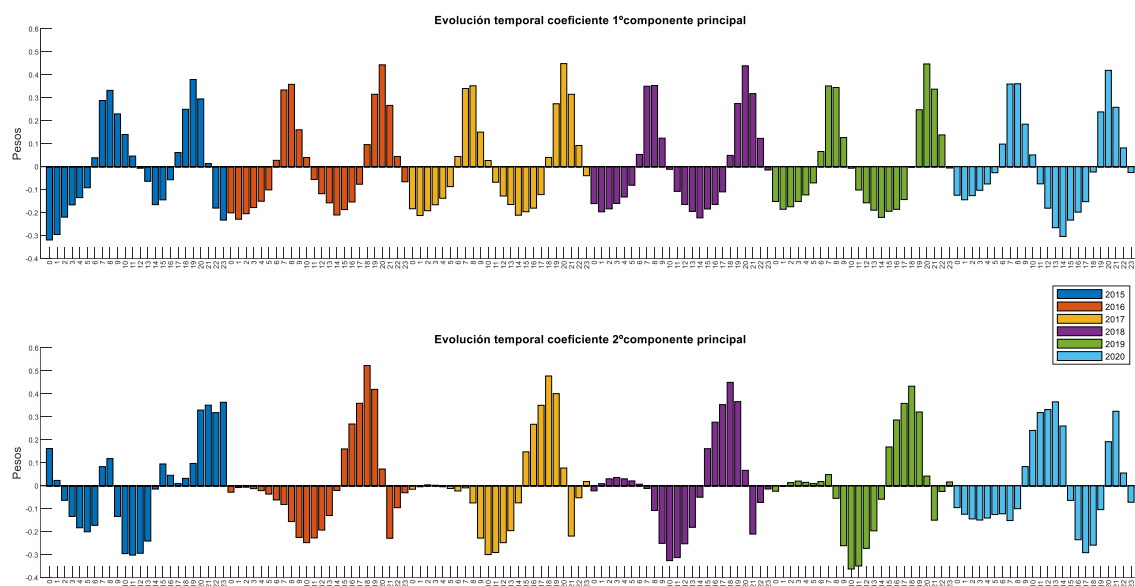


Figura 35. Evolución temporal de los pesos de los coeficientes de las variables horas de la primera y segunda componente principal de la tarifa 2.0.

5.5 CONCLUSIONES

Se ha visto como con la ayuda de árboles de clasificación se puede detectar que variables son más determinantes para clasificar los perfiles tipo. Estudiando la tarifa 6.1A se ha identificado como ciertas horas tienen un gran peso para definir los perfiles tipo, como es el caso de las horas 0 y 21. Sin embargo, se ha observado como el grado de importancia de las variables cambia a lo largo de los años, viendo como ciertas variables que antes no habían

tenido un papel determinante se convierten en factores claves para la clasificación de los perfiles.

Adicionalmente, con el uso de PCA se ha estudiado la correlación entre las distintas horas. Se ha identificado grupos de horas con una fuerte correlación entre ellas y como también tienen un efecto contrapuesto en otros grupos de horas. Finalmente, se ha analizado la evolución de los coeficientes de las variables horas de las dos primeras componentes principales. Tras este análisis se ha mostrado como los pesos de los coeficientes presentan una evolución generalmente constante, excepto en ciertas horas en los años 2015 y 2020.

Capítulo 6. EVOLUCIÓN TEMPORAL DE LOS PERFILES DE CONSUMO TIPO

En este capítulo se analizará como los perfiles de consumo tipo han ido evolucionando a lo largo de los años. Se detallará el modelo que ha sido usado para mostrar esta evolución y las condiciones usadas para crear las relaciones entre los perfiles tipos de distintos años. Además, se mostrará la evolución temporal de los perfiles tipo reflejando que características son propias de cada perfil tipo.

6.1 *MODELADO DE LA EVOLUCIÓN MEDIANTE GRAFOS*

El principal objetivo de este proyecto es analizar la evolución temporal de los perfiles de consumo tipo. Debido al gran número de datos y variables determinantes de estos perfiles tipo se ha buscado mostrar toda esta información de una forma clara y esquemática.

Para ello se ha decidido tener doce perfiles de consumo tipo para cada año. Debido a las características de los datos y las de las variables determinantes de los perfiles, se ha decidido que con doce perfiles de consumo tipo se puede tener representado razonablemente bien todos los posibles comportamientos del consumo de demanda. Además, dentro de cada año los perfiles tipo se han ordenado atendiendo a su frecuencia y parecido, utilizando la suma de las diferencias de los perfiles tipo como medida de distancia. Como resultado, el clúster con id1 es el más frecuente en ese año y el id12 es el más alejado del id1.

En un año puede aparecer un nuevo perfil tipo que no se parece a ninguno de los existentes en el año anterior, o desaparecer un clúster existente porque no se parece a ninguno de los del siguiente año. La decisión de cuando un perfil es un nuevo entrante o saliente, se ha tomado fijando un umbral de distancia. El umbral de distancia se ha determinado estudiando las distancias mínimas entre los perfiles de consumo de años contiguos. Se ha utilizado los datos pertenecientes a la demanda del programa P48 ya que engloba todos los diferentes perfiles de consumo peninsular y, además, abarca un mayor espacio temporal que el resto de

tarifas de demanda estudiadas. La Figura 36 muestra el histograma que ha sido usado para determinar este umbral, el cual se ha decidido fijar a 0.015 como valor.

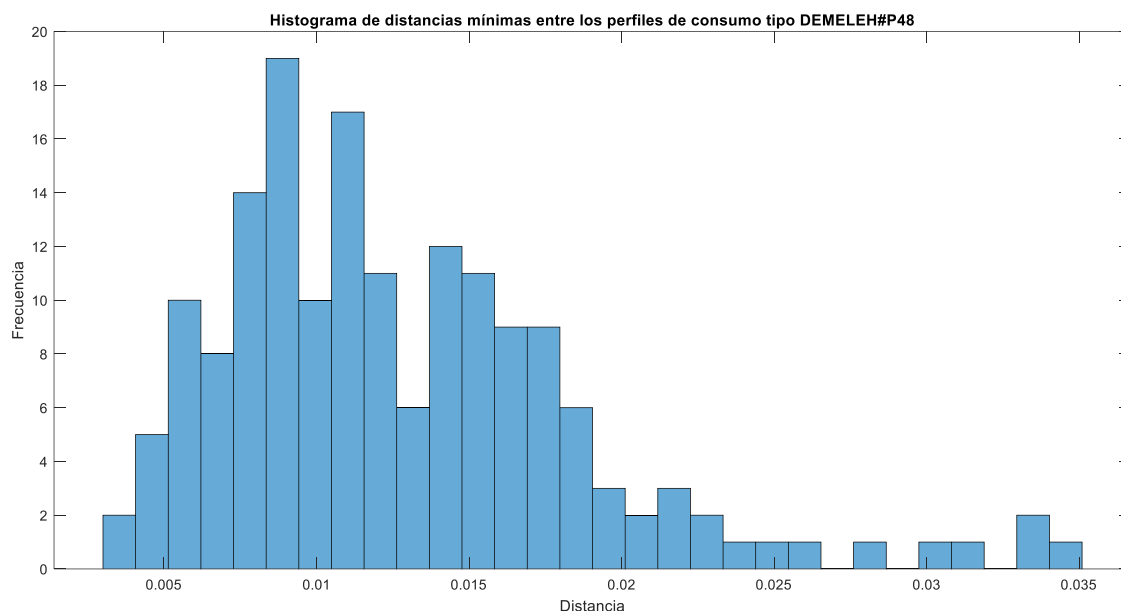


Figura 36. Histograma de frecuencia de las distancias mínimas entre los perfiles de consumo tipo de años contiguos de la demanda del programa P48.

Para poder modelar la evolución de los perfiles tipo se ha propuesto un modelo basado en grafos, los cuales han permitido una clara y sencilla forma de visualización de las secuencias temporales. La Figura 37 muestra un ejemplo de un grafo usado para la demanda del programa P48 cuyos perfiles tipo han sido clasificados por las estaciones del año. El grafo está organizado por filas, en donde cada fila representa un año de datos. La primera fila representa los perfiles tipo del primer año, conteniendo los perfiles tipo id1 a id12, y así sucesivamente con cada fila, con la última fila representando los perfiles tipo del último año, 2021. Además, el tamaño de los nodos del grafo está relacionado con la frecuencia del perfil tipo al que representan. Por ejemplo, el perfil tipo id1 de 2020 engloba a un mayor número de perfiles de demanda que el perfil tipo id10 de ese mismo año.

Un conjunto de nodos conectados que muestran una evolución temporal entre ellos se ha denominado con el término constelación. En la Figura 38 se señala el perfil tipo id1-2016, que pertenece a la constelación con id 48 (el número de id de constelación es arbitrario).

Además, a través de las etiquetas de cualquier nodo del grafo se puede obtener información relativa al tamaño exacto y varianzas del perfil tipo y de la constelación de la que forma parte.

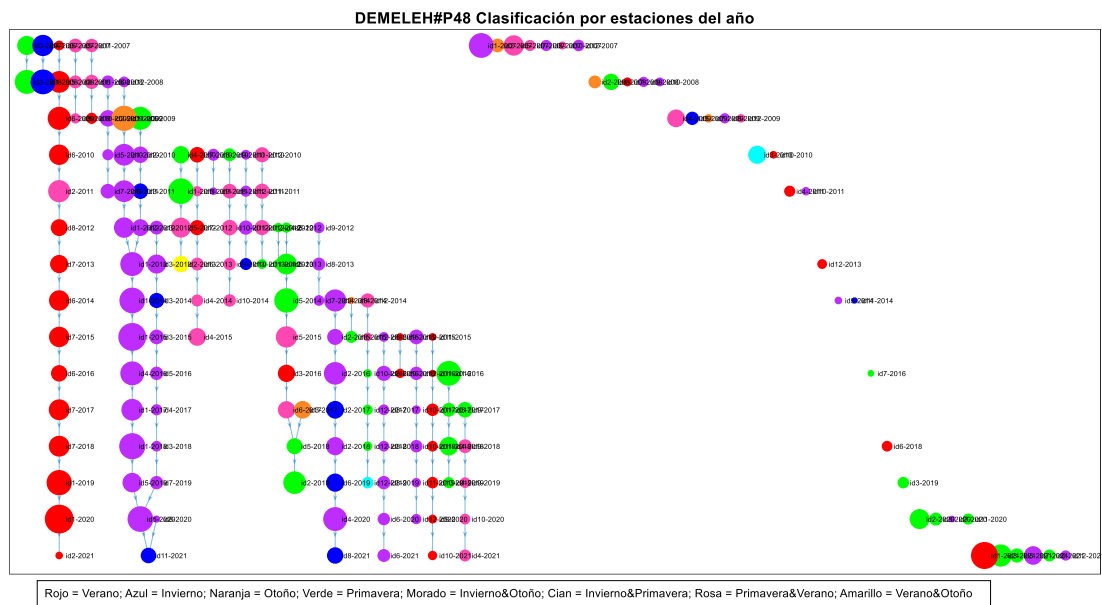


Figura 37. Evolución temporal estimada para los perfiles tipo, clasificados por estaciones, de la demanda del programa P48.

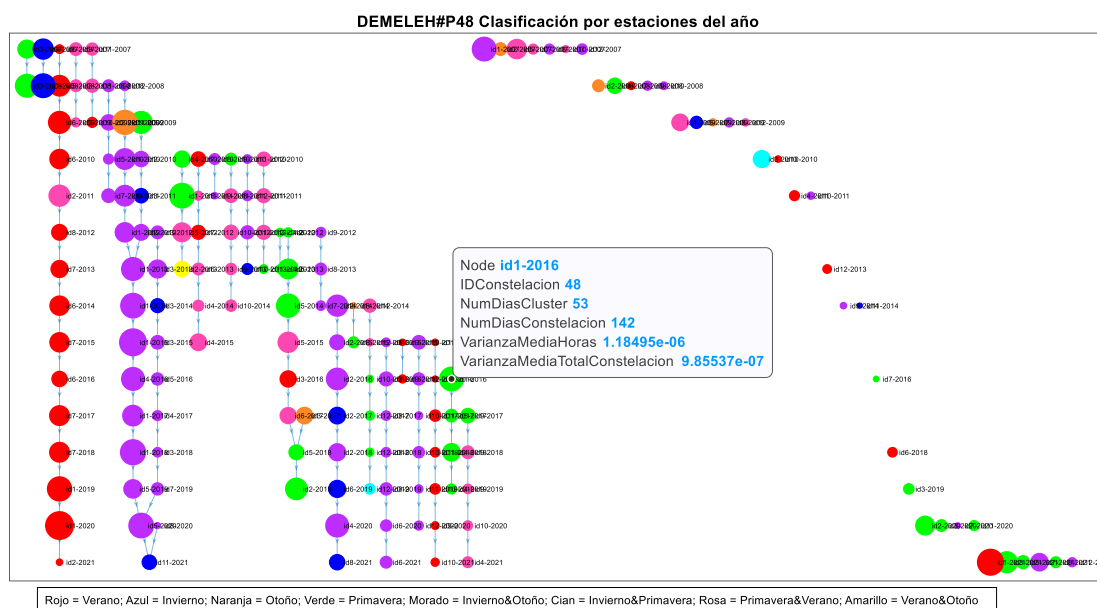


Figura 38. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones de la demanda del programa P48 mostrando la etiqueta del perfil tipo id1-2016.

6.2 ETIQUETADO DEL GRAFO MEDIANTE VARIABLES

Al tener un modelo para poder mostrar la evolución temporal de los perfiles tipo, se ha buscado el identificar qué factores son característicos de dichos perfiles tipos y como afectan en la secuencia de los perfiles tipos. Para ello se ha obtenido diferentes grafos destacando los factores determinantes característicos de cada perfil tipo. Los factores determinantes estudiados han sido las estaciones del año, los días de la semana, las festividades y los meses del año.

Por ejemplo, la Figura 39 muestra la evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificándolos por días laborables y no laborables. Se puede observar como todas las constelaciones muestran siempre una misma tendencia y no aparece ninguna transición entre laborables y no laborables.

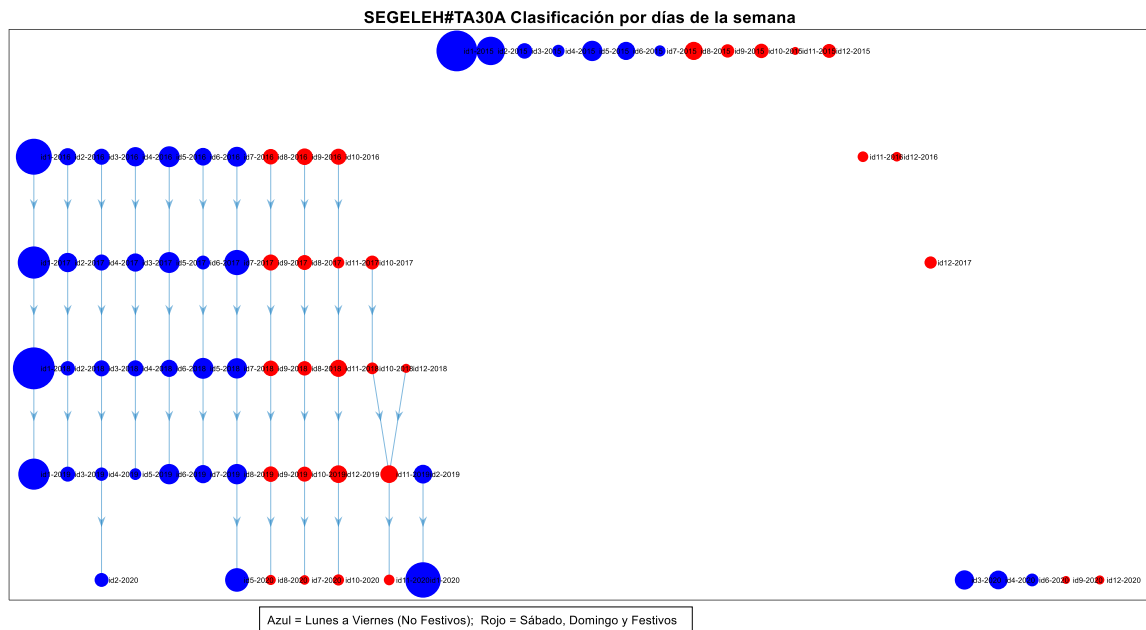


Figura 39. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificados por días laborables y no laborables.

Si se estudia en más detalle el tipo de día de la semana, Figura 40, se puede identificar mejor si ha habido cambios en el perfil tipo según el de día durante los años. En este caso los días martes, miércoles y jueves se han agrupado en un solo grupo debido a la gran similitud entre ellos. El grafo muestra como algunas constelaciones, formadas por más de un perfil tipo, se han mantenido constantes a lo largo de los años, como es el caso de las dos grandes constelaciones de los sábados, las dos constelaciones del domingo y la constelación de los viernes. Sin embargo, sí que ha habido transiciones entre distintos días de entre semana, pero entran dentro de lo normal ya que los comportamientos de consumo eléctrico suelen ser muy parecidos los días de entre semana (excluyendo el viernes). Además, se puede observar cambios graduales, como es el caso de la tercera constelación a la izquierda donde se muestra una transición de viernes a martes, miércoles o jueves, y finalmente a un lunes.

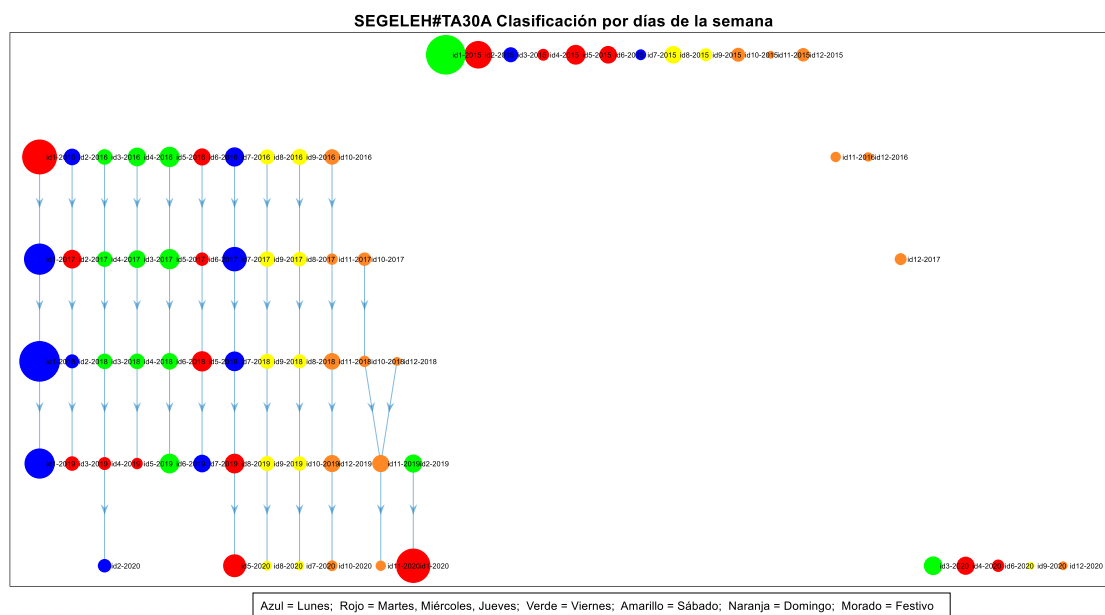


Figura 40. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificados por los días de la semana.

También se ha estudiado la evolución de los perfiles tipo clasificando por meses y estaciones del año. En la Figura 41 se han clasificado los perfiles tipo de la tarifa 2.0 por grupos de meses del año. Sin embargo, todas las constelaciones compuestas por más de un perfil tipo no presentan cambios, excepto en la constelación situada la segunda a la izquierda. El análisis por meses deberá realizarse a mayor profundidad y tener unos grupos de meses mejor definidos para poder identificar realmente si ha habido cambios considerables en la evolución. También es interesante observar cómo en cada año se crea diferentes perfiles tipo que no estaban presentes en el año anterior. Esto sucede a mayor escala en los años 2015 y 2020, indicando que en esos años algún suceso o serie de sucesos debió de afectar el comportamiento de demanda considerablemente.

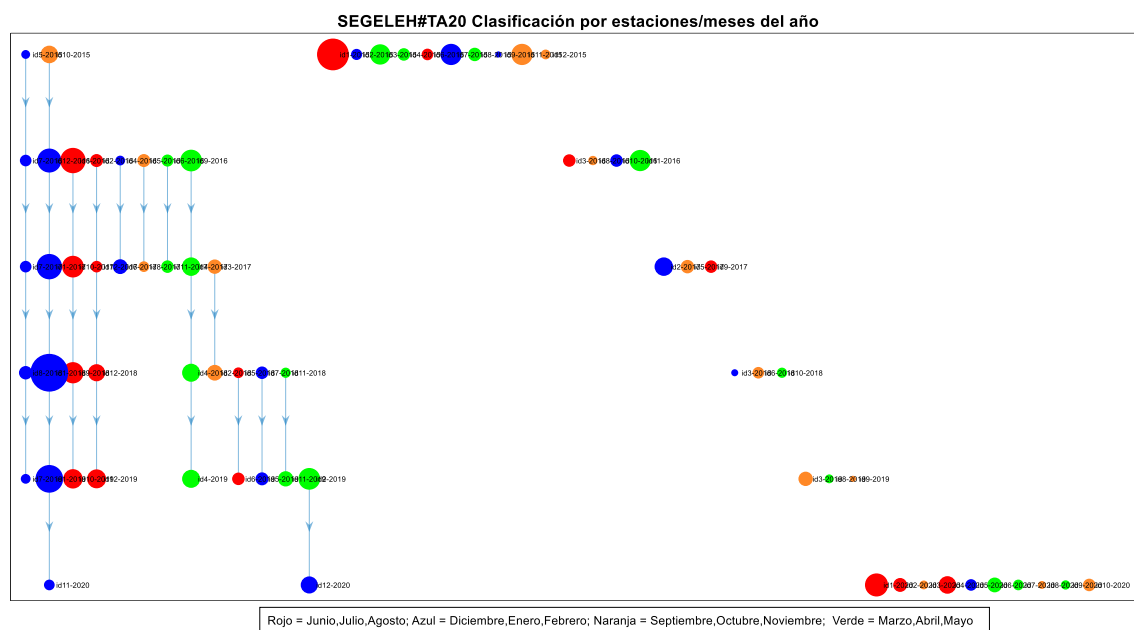


Figura 41. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la tarifa 2.0 clasificados por los meses del año.

En todos los anteriores grafos se ha determinado la clase del nodo (el color) a partir de las frecuencias de cada perfil tipo dentro del grupo, asignando al grupo más frecuente de la variable estudiada. Sin embargo, en el caso de la clasificación por estaciones se ha establecido varias condiciones en las asignaciones. Debido a que solo existen cuatro tipos de estaciones y muchos perfiles tipo pueden englobar en gran medida a más de una estación se han establecido condiciones de mezcla de estaciones (solo se ha considerado mezclas entre estaciones contiguas). Primero, se evalúa la frecuencia de la estación más frecuente. Se clasificará al perfil tipo en la estación más frecuente si dicha estación está presente en más del setenta por ciento de los perfiles de ese perfil tipo. En el caso de no cumplirse esta condición, se pasará a evaluar la frecuencia de la segunda estación más frecuente. Si la segunda estación más popular en ese perfil tipo está presente en más de veinte por ciento de los perfiles, se le asignará a ese perfil el grupo de la mezcla de las dos estaciones más frecuentes. Si finalmente no se cumple ninguna de las condiciones explicadas, se clasificará el perfil tipo en la estación que presente la mayor frecuencia.

En la Figura 42 se muestra el resultado final de la evolución de los perfiles tipo clasificados por las estaciones del año. Existen varias constelaciones que no presentan cambios en el tipo de estación como la primera constelación a la izquierda que muestra una fuerte tendencia de perfiles de otoño e invierno. Las constelaciones que si presentan cambios suelen ser entre estaciones contiguas, que cae dentro de lo normal, sin embargo, estos comportamientos se deberán analizar en profundidad para entender los patrones presentados.

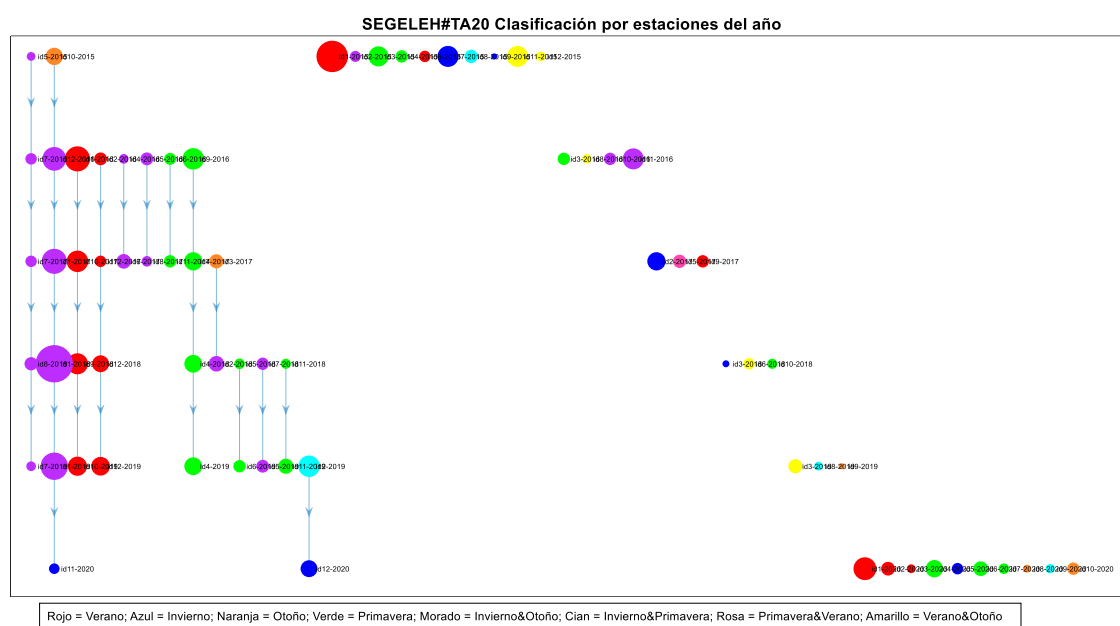


Figura 42. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la tarifa 2.0 clasificados por las estaciones del año.

6.3 ANÁLISIS DE LA EVOLUCIÓN DE LOS PERFILES TIPO

Gracias al modelado basado en grafos de la evolución de los perfiles tipo a lo largo de los años, y su etiquetado mediante variables derivadas del calendario, se ha obtenido una forma visual e intuitiva de visualización de la evolución de los perfiles tipo de varias tarifas y demandas eléctricas. Además, ahora se tiene las herramientas necesarias para poder analizar la evolución de los perfiles a partir de la activación de ciertas variables determinantes. A continuación, se realizará un análisis de los grafos obtenidos de las tarifas y demandas de consumo eléctrico estudiadas.

6.3.1 ANÁLISIS DE LOS PERFILES TIPO DEL PROGRAMA P48

La demanda del programa P48 aporta una visión general ya que engloba todos los perfiles de España peninsular. Se observa en la Figura 43 la evolución temporal de los perfiles tipo de esta demanda, destacando la activación por días de la semana. Es destacable el gran número de perfiles tipo nuevos que aparecen en los primeros años, 2007 a 2009, y también en 2019 y 2020. En el periodo de 2008 a 2014 España atravesó una gran crisis económica por lo que se experimentó una etapa cambiante y muchos individuos sufrieron un cambio en su consumo eléctrico. La Figura 44 [13] muestra como a partir de 2008 la tasa de paro empieza a crecer hasta llegar a su pico a mediados de 2013 y finalmente en 2018 el paro llega a sus valores más bajos desde que la crisis comenzó. A lo largo de esta crisis económica numerosas constelaciones nuevas han aparecido, algunas presentes en solo un único año (especialmente en los años 2007 a 2009) y otras de ellas formándose a lo largo de esta etapa.

Aunque la crisis económica finalizó oficialmente en 2014, sus efectos no desaparecieron hasta 2018. Consecuentemente, se tiene varias constelaciones que han dejado de crecer en este periodo de transición. Además, todas estas constelaciones que han sido empujadas por esta crisis económica no son características de un solo grupo de días de la semana, sino de todos, por lo que se puede concluir que este suceso afectó la vida social además de la vida laboral de España.

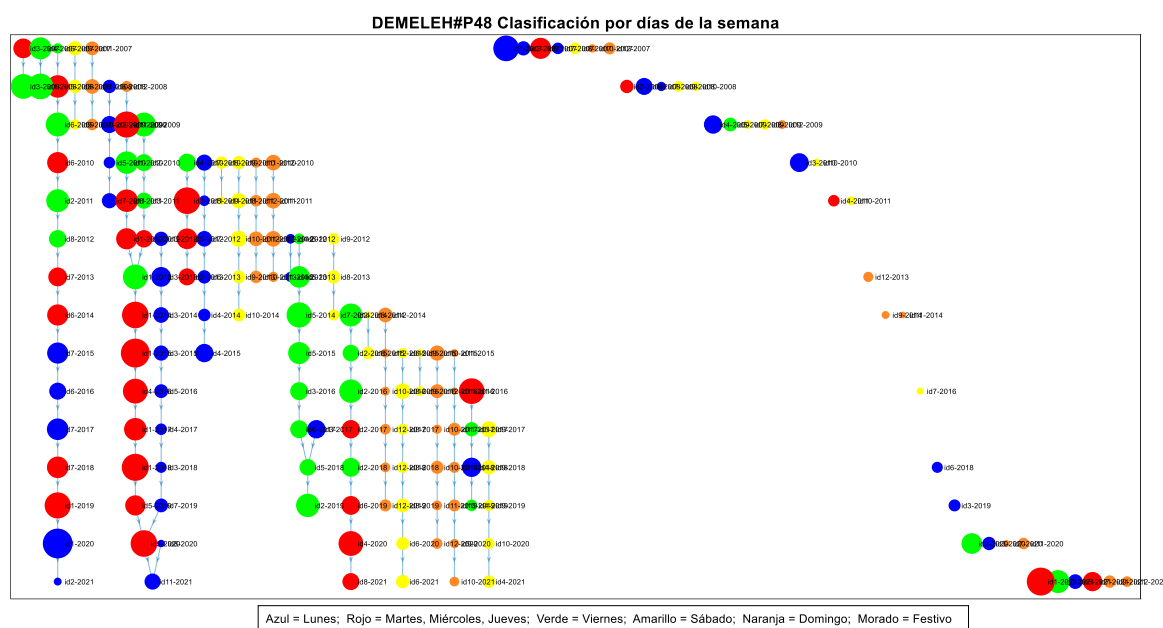


Figura 43. Evolución temporal perfiles tipo clasificados por días de la semana de la demanda del programa P48.



Figura 44. Encuesta de la tasa de paro de la población española. Fuente INE.

Otro suceso importante vivido en España fue la pandemia del coronavirus que comenzó en marzo de 2020. Esta pandemia provocó grandes periodos de aislamiento donde muchos individuos pasaron largos periodos de tiempo en sus casas y la actividad comercial e industrial no crítica paró. Uno de los grandes cambios sufridos por la pandemia fue el cambio sufrido en el modelo de trabajo y la jornada laboral. Como se observa en la Figura 45 a raíz

de la pandemia se tuvo un alce en el teletrabajo. Debido al teletrabajo el horario fue mucho más flexible y se le dio más poder al trabajador a decidir sus horas de trabajo, dando lugar a jornadas laborales muy diferentes entre trabajadores. Este efecto, junto con la reducción del consumo eléctrico en los sectores industrial y comercial, se observa en el grafo, muchas constelaciones características de días de entre semana dejaron de crecer a partir de 2019 y por ello en 2020 se tuvo un gran número de perfiles nuevos. Además, en 2021 se comenzó a volver a la normalidad de antes de la pandemia y los comportamientos experimentados en 2021 difieren bastante de los vistos en 2020. Otro factor muy determinante para explicar estas diferencias es el precio de la electricidad (Figura 48), el cual a partir de 2021 experimentó un rápido crecimiento nunca visto en años anteriores. Debido a esto, se tiene en 2021 muchos perfiles emergentes mayoritariamente relacionados a días de entre semana, aunque también se tiene dos perfiles nuevos de domingo.

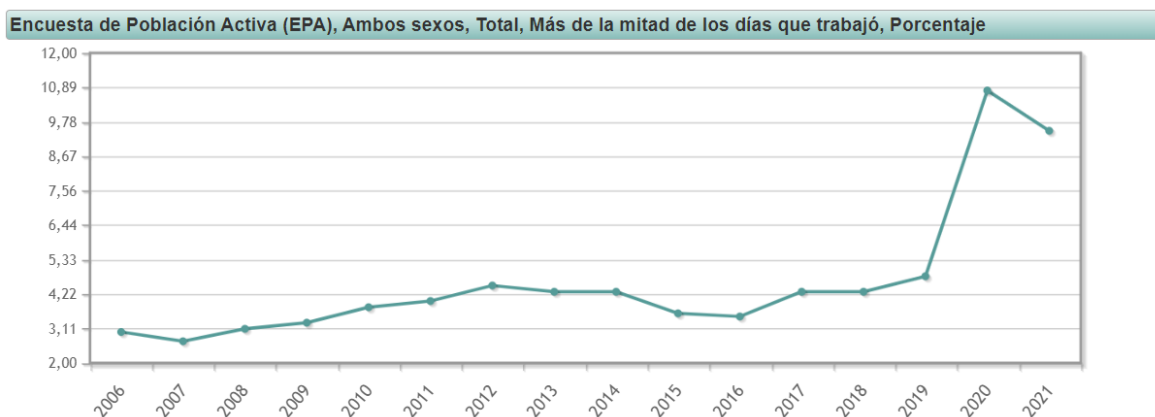


Figura 45. Encuesta a grupo de población de todas las edades sobre el porcentaje de personas que han trabajado en sus domicilios más de los días que trabajaron ese año. Fuente INE.

Además, los efectos de la pandemia también se observan en la Figura 46 en donde se tiene un gran número de perfiles tipo nuevos característicos de primavera en 2020, justo durante el confinamiento. Sin embargo, no todos los cambios vistos se deben a factores socio económicos, factores de temperatura también juegan un rol importante en el comportamiento de los perfiles. Por ejemplo, según la Figura 50, se obtuvo valores muy altos en primavera de 2020 afectando así a la creación de nuevos perfiles en esa estación en 2020. Además, la constelación (con id50) formada por un perfil de primavera/verano en 2017 experimenta

ciertos cambios que pueden ser explicados por efectos de temperatura (Figura 49 y Figura 50). A partir de 2017, las temperaturas de verano son cada vez menos altas, sobre todo en 2018, y en 2017 se tiene para primavera unos valores extremadamente altos, por lo que propicia comportamientos como los vistos en esa constelación. Además, si se observa la forma de los perfiles tipo de la constelación 50 (Figura 47), se puede identificar como estos cambios de temperatura se han visto reflejados en las horas 0 a 5 y entre las horas 18 y 22, donde la demanda se fija en un valor intermedio de las vistas en 2017. Es de destacar los cambios sufridos en la hora 21 de los perfiles, que presenta unos cambios de comportamiento mucho más extremos que en el resto de horas. Además, a lo largo de los años el pico más alto de demanda visto en la hora 10, que corresponde al perfil tipo id6 del 2012, ha experimentado una traslación y ahora el pico se encuentra en la hora 13.

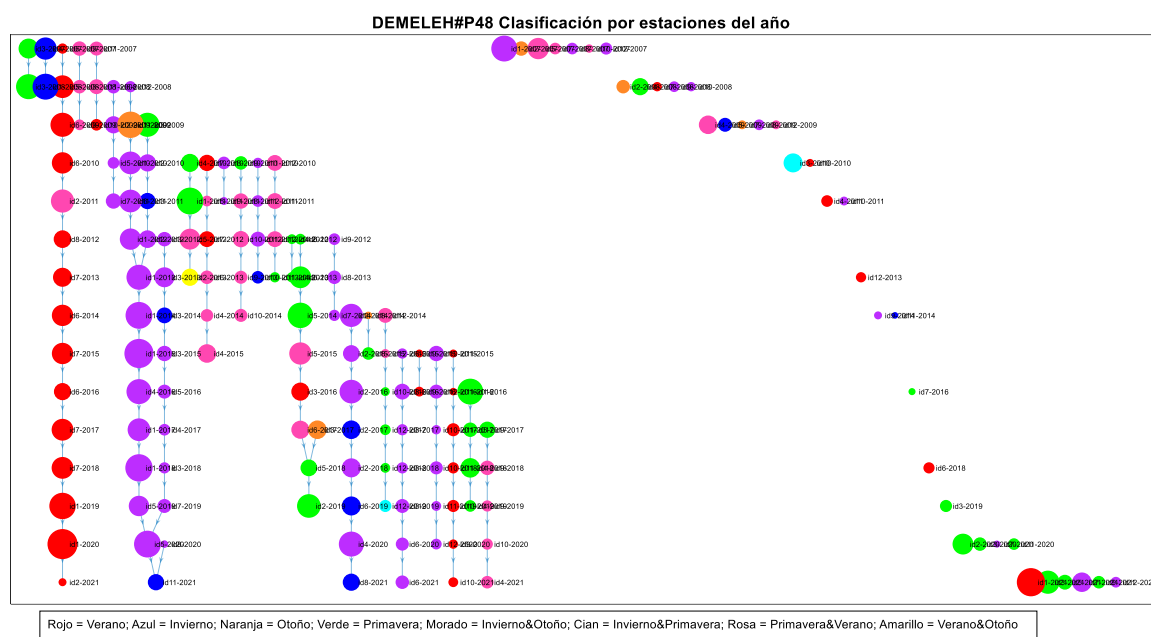


Figura 46. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la demanda del programa P48 clasificado por las estaciones del año.

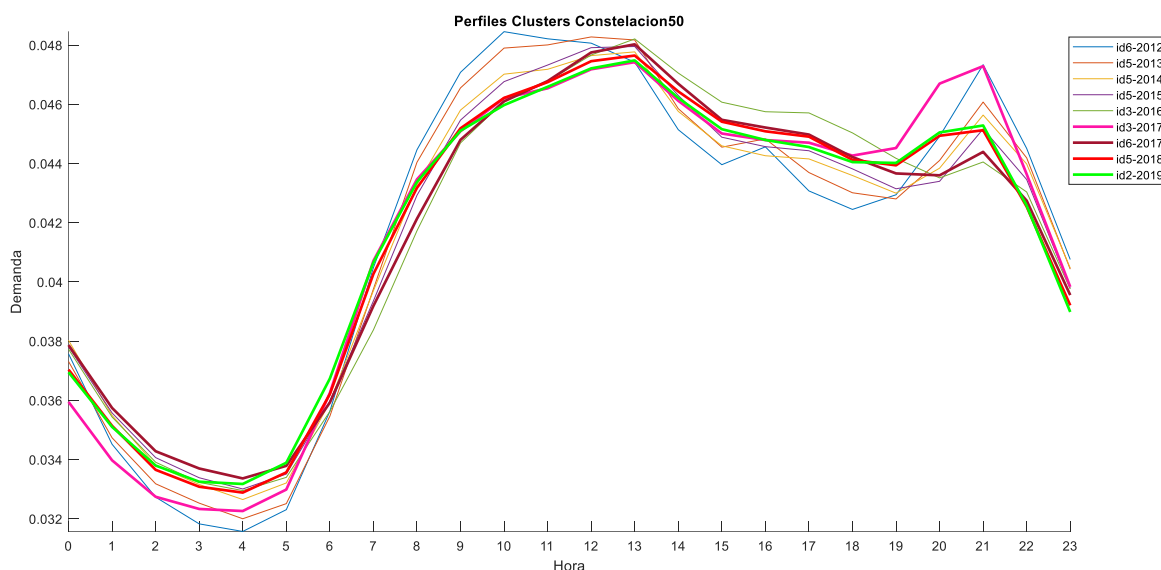


Figura 47. Prototipos de los perfiles de demanda típicos de la constelación 50 de la demanda del programa P48.

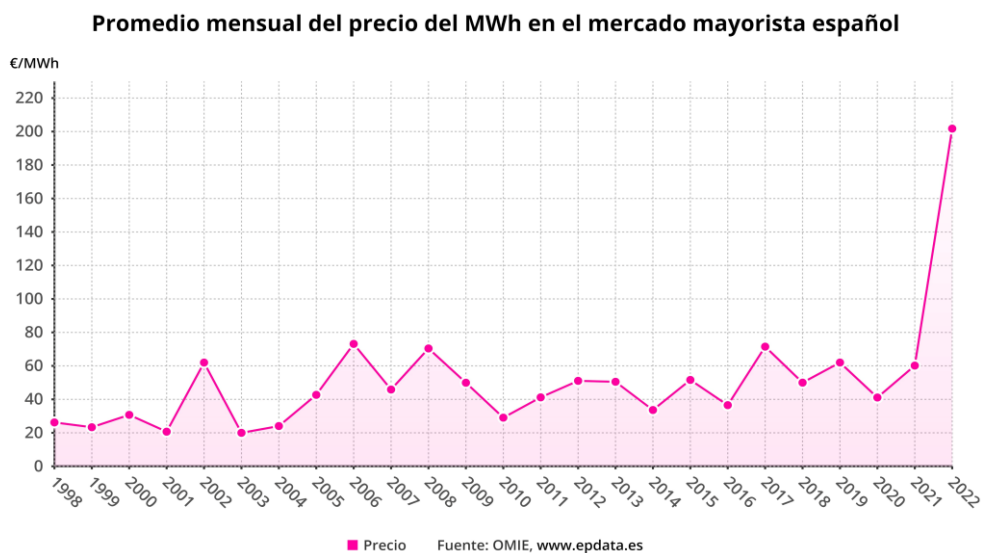


Figura 48. Promedio mensual del precio del MWh en el mercado mayorista español. Fuente OMIE, www.epdata.es.

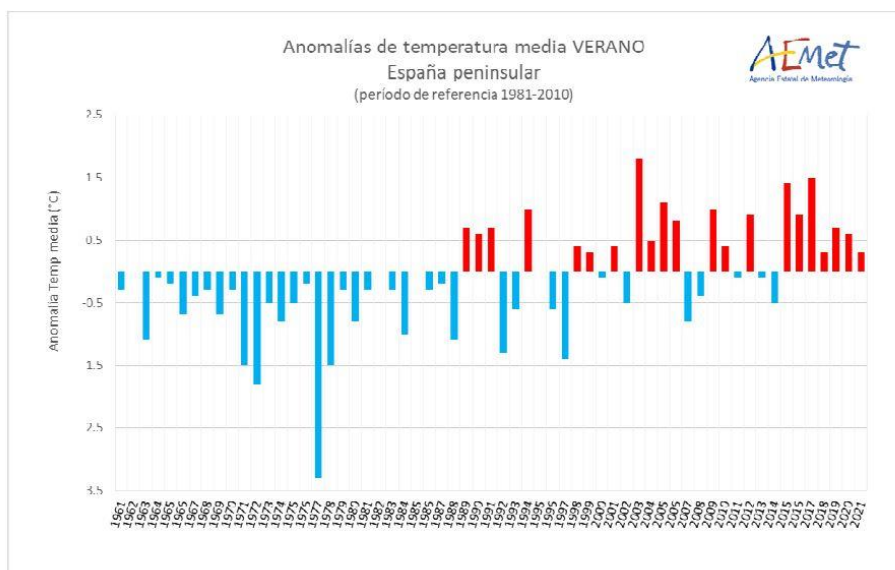


Figura 49. Anomalías de temperatura media en verano en España peninsular. Fuente AEMET.

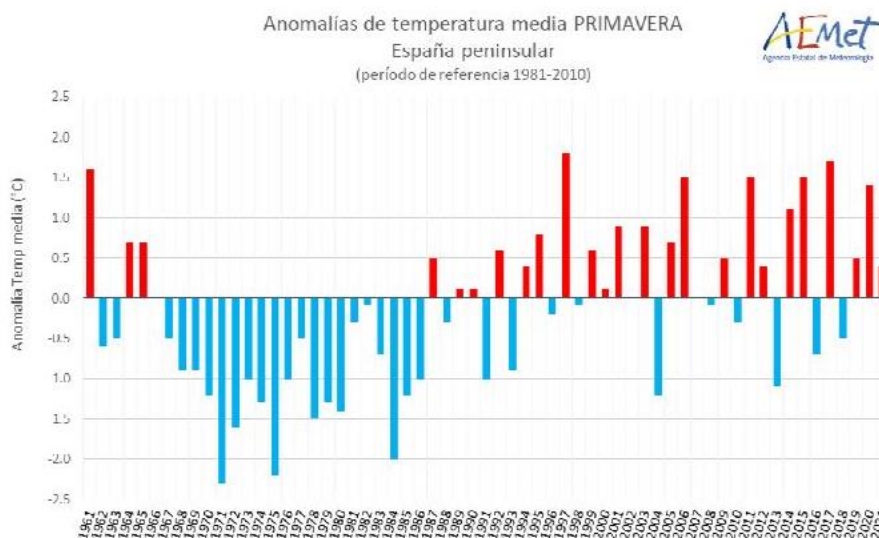


Figura 50. Anomalías de temperatura media en primavera en España peninsular. Fuente AEMET.

6.3.2 ANÁLISIS DE LOS PERFILES TIPO POR TARIFAS

Los efectos anteriormente vistos en los perfiles tipo de la demanda P48, provocados por la pandemia, se muestran a mayor escala en la tarifa 2.0 y la tarifa 2.1. Por ejemplo, se tiene en la Figura 51 y en la Figura 52 muchas constelaciones nuevas en 2020 y únicamente dos

perfiles tipo que se parecen a perfiles de años anteriores. Las nuevas constelaciones vistas en 2020 de la tarifa 2.0 corresponden mayoritariamente a días entre semana, aunque también aparecen varios perfiles relativos a días no laborables. Además, muchas constelaciones características mayoritariamente de días no laborables dejan de evolucionar en 2020 y desaparecen. El ocio de los españoles se vio perjudicado drásticamente y la pandemia afectó a gran escala al comportamiento de consumo de demanda de perfiles domésticos.

Es sorprendente el comportamiento de los perfiles del año 2015 de estas dos tarifas eléctricas, en especial la de la tarifa 2.1. En la tarifa 2.1 no existe ningún perfil tipo en ese año que se parezca a ningún otro del año próximo, por lo que 2015 ha debido de presentar una conducta bastante distinta que en 2016. Por ejemplo, en 2015 se tuvo unas temperaturas mucho más altas en verano y primavera, que las presentadas en 2016. Estas diferencias vistas en la evolución de los perfiles tipo entre 2015 y 2016 podría haber sido por consecuencia de las precipitaciones presentadas en primavera y verano en estos años. En la Figura 53 se observa como 2016 presentó una mayor cantidad de precipitación que la que se produjo en 2015. Algo parecido pasó en verano, Figura 54, el cual en 2015 fue característico por sus fuertes lluvias, contrastando con las precipitaciones de 2016. Es evidente, que existen diferencias climatológicas entre estos años, que se han podido identificar en los grafos presentados.

Además, se observa que las constelaciones relacionadas a estaciones de otoño/invierno y verano no experimentan cambios significativos por lo que es de esperar que esas estaciones a lo largo de los años hayan sido relativamente constantes. Por ejemplo, la Figura 49 muestra como a partir de 2016 los veranos siguen una tendencia de temperaturas más altas de lo normal y parecidas entre ellas, por lo que explicaría fuertes tendencias en los meses de verano.

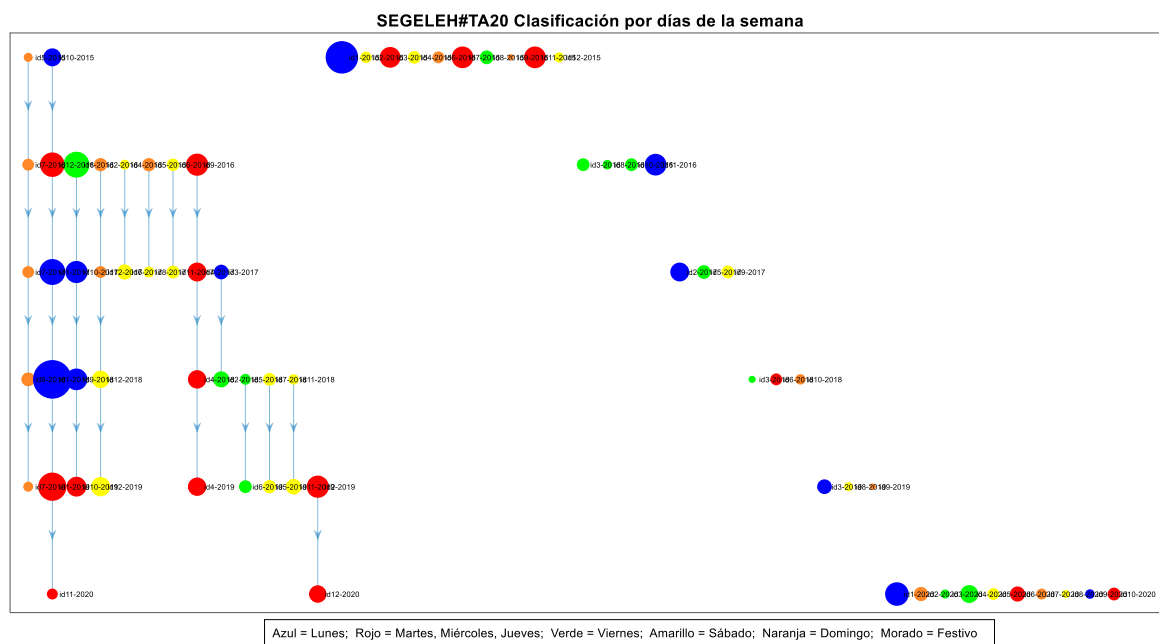


Figura 51. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 2.0 clasificado por días de la semana.

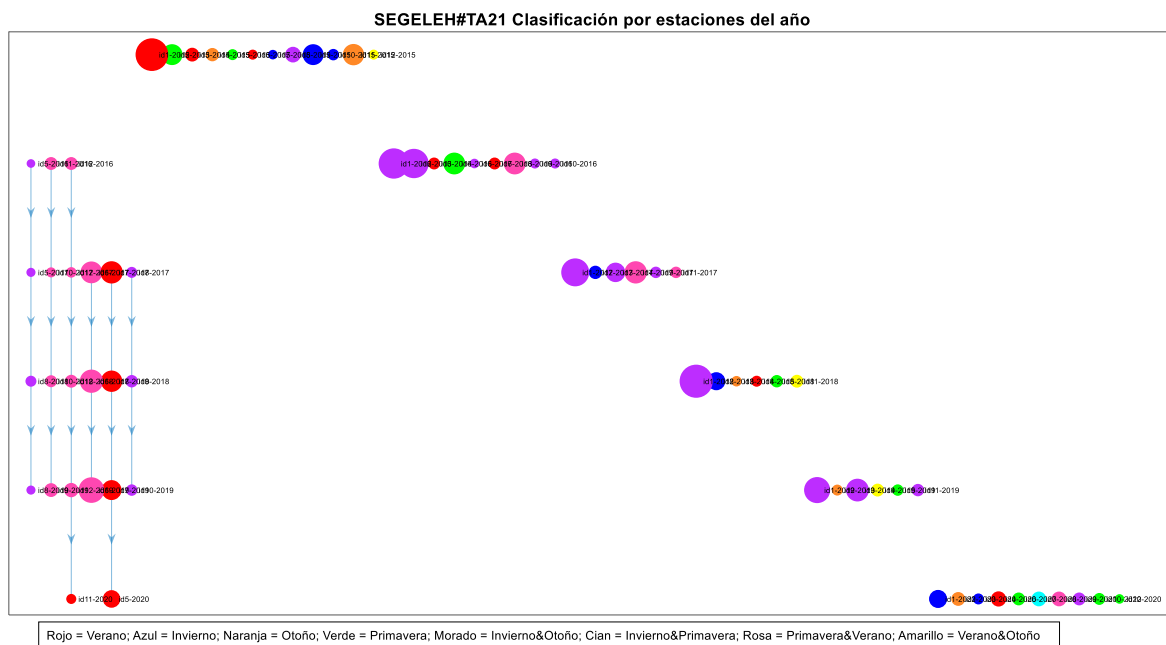


Figura 52. Evolución temporal de los perfiles tipo e la tarifa 2.1 clasificado por estaciones del año.

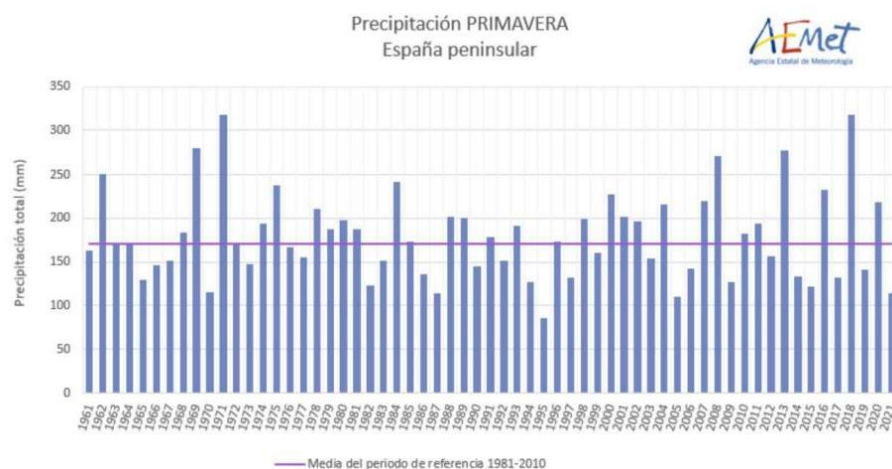


Figura 53. Serie de precipitación media en primavera en España peninsular. Fuente AEMET.

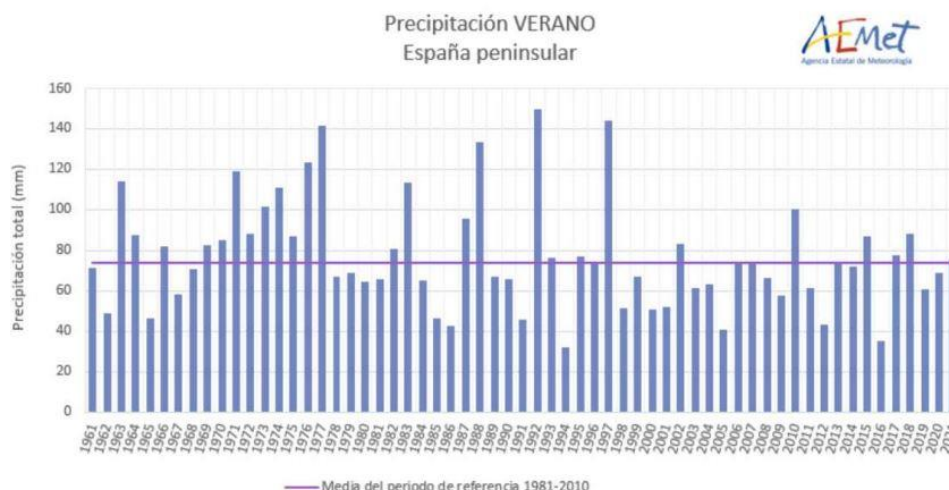


Figura 54. Serie de precipitación media en verano en España peninsular. Fuente AEMET.

Al contrario que el resto de tarifas, la tarifa 3.0A presenta un carácter más homogéneo en el periodo de tiempo estudiado, exceptuando el 2015. Las constelaciones de laborables y no laborables están claramente definidas y no se muestra ninguna transición entre estos dos grupos, esto mismo pasa en todas las tarifas si se observan las evoluciones temporales en el Capítulo 11. Sin embargo, en la Figura 55 se muestra como grandes comercios también han sufrido los efectos de la pandemia. Según datos del INE [13], durante el confinamiento el gasto doméstico relacionado con textiles y calzado disminuyó en un 81.6% respecto al año anterior y en caso del sector del ocio y cultura hubo una bajada del 44.3% respecto a 2019.

Sin embargo, si se compara la etapa post confinamiento del 2020 con el periodo de confinamiento, se experimentó en el sector de textiles y calzado un aumento del 317.6%. Seguramente todos estos cambios de comportamiento del consumo en España son los responsables de una mayor aparición de nuevos perfiles en 2020.

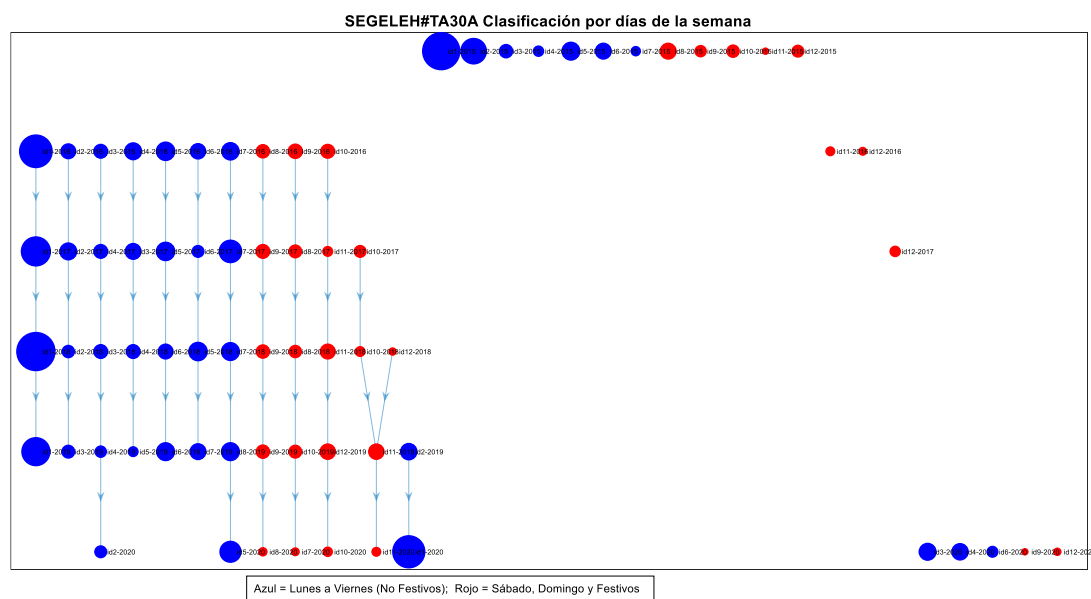


Figura 55. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A clasificado por días laborables y no laborables.

Finalmente, se tiene las tarifas 3.1A (Figura 56) y 6.1A (Figura 57), relativas a medianos y grandes consumidores de energía eléctrica, como fábricas y grandes edificios (hospitales, hoteles, etc.). El consumo industrial como, representado en la Figura 58, tiene un carácter relativamente constante a lo largo de los años, con el mes de septiembre experimentando los valores de consumo más bajos. Muchas de las constelaciones presentes en la tarifa 3.1A comparten esa evolución coherente entre años, por ejemplo, existen dos constelaciones relativas a los lunes y sábados donde se presenta una fuerte tendencia. Sin embargo, en 2017 pasa algo extraño y muchas constelaciones dejan de evolucionar. Después de cinco años consecutivos de crecimiento, de 2014 a 2017, la producción industrial en 2018 se ralentizó y solo creció un 0.8% [14], lo que podría explicar los fenómenos vistos en el grafo.

El carácter constante del consumo industrial se resalta más en la tarifa 6.1A, en la cual casi todas las constelaciones han ido evolucionando a lo largo de todo el periodo estudiado. Sin embargo, en todos los años sigue apareciendo nuevos perfiles nunca vistos, pero entra dentro de lo normal. Además, se puede observar como la constelación (con id11) más a la izquierda presenta un cambio de 2019 a 2020, pasando de un comportamiento relacionado con meses de verano a un perfil relativo a meses de otoño. Todo esto coincide con el mes de mayo de 2020 que presentó unos valores de producción industrial extremadamente bajos, parecido a las tendencias vistas en los meses de septiembre de los demás años. Si se observa las formas de demanda de los perfiles de la constelación 11 (Figura 59), se puede ver como en líneas generales los perfiles de demanda han sido bastante parecidos. Sin embargo, en los últimos años los perfiles de las horas 0 a 5 y 22 a 23 tienden a valores más altos, mientras que el pico de la hora 13 y horas entre 9 a 19 han ido teniendo valores más bajos.

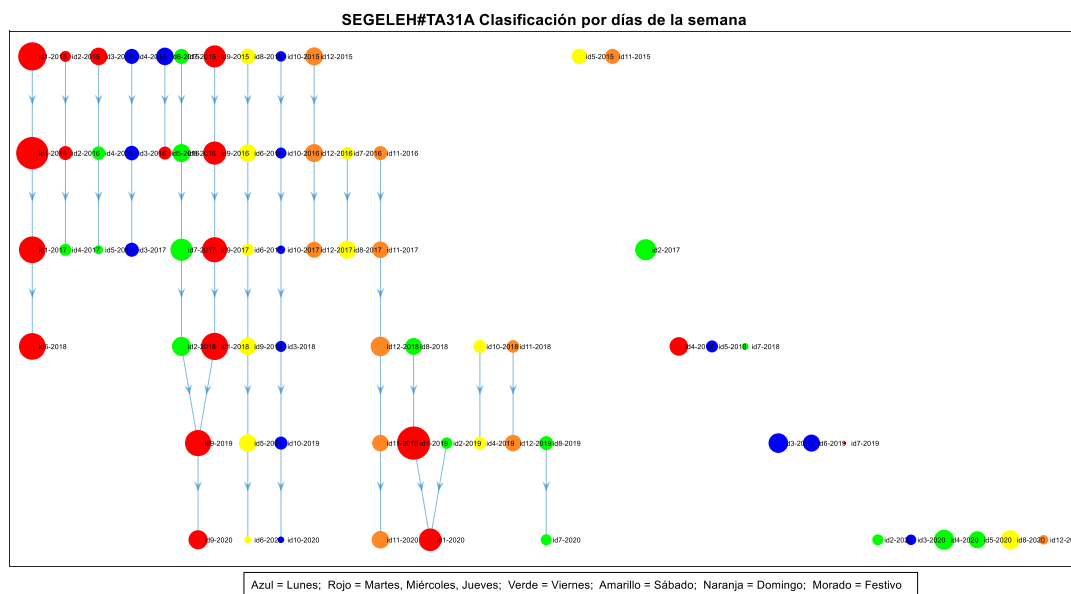


Figura 56. Evolución temporal de los perfiles de consumo tipo de la tarifa 3.1A clasificado por días de la semana.

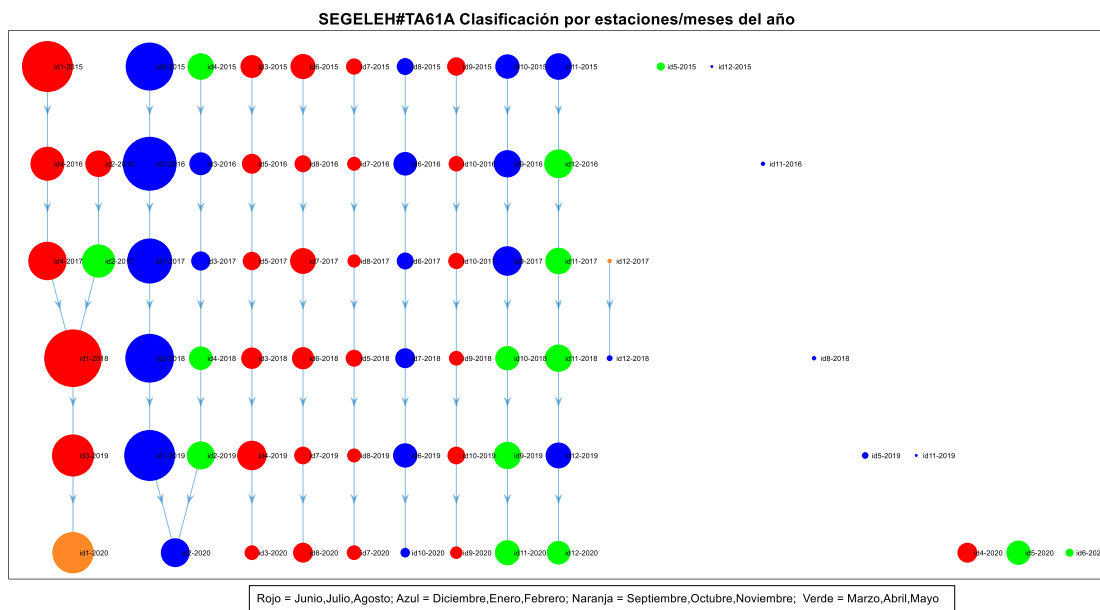


Figura 57. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 6.1A clasificado por meses del año.

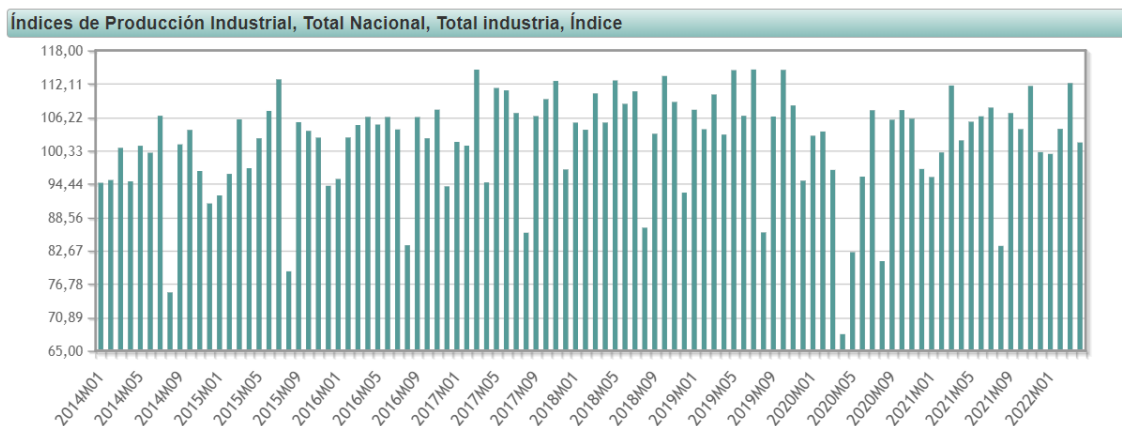


Figura 58. Producción industrial mensual en toda España.

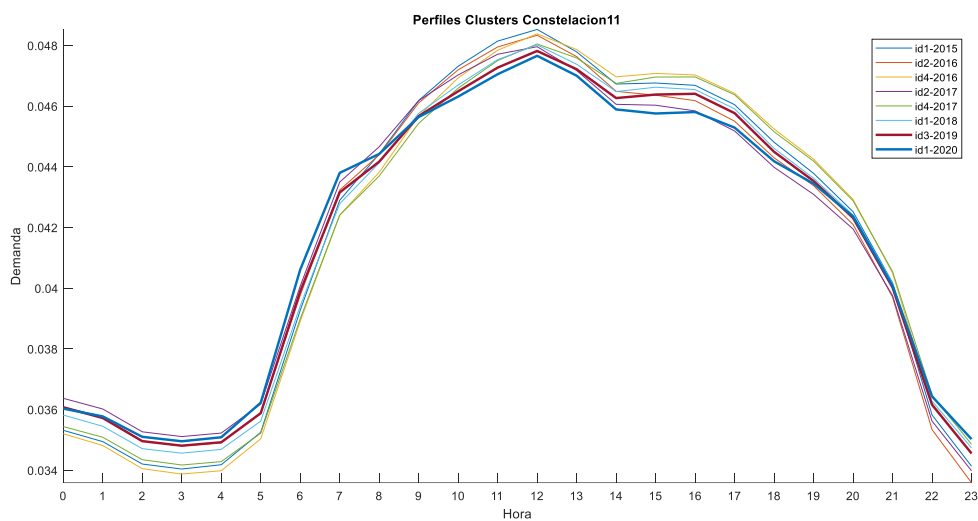


Figura 59. Prototipos de los perfiles de demanda típicos de la constelación 11 de la tarifa 6.1A.

Capítulo 7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este proyecto se ha modelado la evolución temporal de los perfiles de demanda eléctrica de las distintas tarifas y programas a lo largo de los años.

Primero, se han procesado los datos de demanda eléctrica obtenidos de REE para poder trabajar correctamente. Con los datos preparados se han obtenido perfiles de demanda eléctrica normalizados que han sido debidamente analizados. Estos perfiles normalizados han permitido identificar cómo ciertos factores de calendario pueden dictar a gran escala el comportamiento de estos perfiles. Además, al analizar los perfiles clasificando por estos factores se ha podido observar la existencia de grupos de perfiles normalizados y como estos perfiles tienden a presentar variaciones a lo largo de los años.

Una vez analizados los perfiles normalizados, para poder analizar su evolución con los años se han agrupado en perfiles de consumo tipo que engloban varios perfiles normalizados con características parecidas. Estos perfiles de consumo tipo han sido obtenidos automáticamente utilizando el algoritmo K-medias, ejecutado de forma independiente para cada año. Esto ha permitido tener una representación compacta de los perfiles originales sin perder información relevante para facilitar los análisis posteriores. Además, a través de técnicas de machine learning como árboles de clasificación y análisis de componentes principales (PCA) se ha podido caracterizar la activación de estos perfiles tipo según factores derivados del calendario. Se ha visto cómo cada perfil tipo puede ser clasificado por una serie de variables y como a lo largo de los años existen variables más decisivas que otras para la clasificación de los perfiles tipo. Adicionalmente, se han determinado las correlaciones presentes entre distintas horas, así como la existencia de grupos de horas, y cómo esas correlaciones se han mantenido relativamente constantes a lo largo de los años.

Con los perfiles de consumo tipo bien definidos se ha logrado mostrar su evolución temporal a través de grafos. Se ha creado un modelo interpretable que ha permitido evaluar fácilmente los comportamientos de los perfiles de consumo. Además, se ha conseguido poder clasificar estos perfiles tipo atendiendo a factores de calendario, los cuales se han mostrado en el grafo

para facilitar su interpretación. Con todas estas herramientas se ha podido analizar realmente los patrones y cambios experimentados en los perfiles de consumo. Se ha observado como sucesos como la pandemia del coronavirus y crisis económicas han afectado drásticamente los patrones de consumo y han motivado a la aparición de nuevos perfiles de consumo. También, los factores climatológicos han tenido una repercusión en los perfiles estudiados, observándose cómo las grandes diferencias entre años en las temperaturas y precipitaciones pueden explicar en parte la evolución de los perfiles. El efecto de estos factores ha sido más pronunciado en tarifas de consumo domésticas, en cambio los perfiles de las tarifas de grandes consumidores han mostrado un comportamiento mucho más constante.

Este proyecto ha mostrado como factores con carácter social, climatológico y económico pueden repercutir en los comportamientos presentes de las evoluciones temporales de los perfiles de consumo. El tener un modelo interpretable de la evolución de los perfiles que engloba grandes cantidades de datos es de gran utilidad para empresas del sector eléctrico. Este trabajo puede ser usado por empresas para entender mejor el comportamiento de la demanda eléctrica y cómo algunos factores afectan al comportamiento de sus consumidores y clientes. Este tipo de información es muy valiosa para poder realizar previsiones de la demanda esperada en el medio y largo plazo.

Capítulo 8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] ESIOS. (s.f.). *Red Eléctrica*. Obtenido de Red Eléctrica: <https://www.esios.ree.es/es>
- [2] S. A. Azad, A. B. M. S. Ali and P. Wolfs, "Identification of typical load profiles using K-means clustering algorithm," Asia-Pacific World Congress on Computer Science and Engineering, 2014, pp. 1-6, doi: 10.1109/APWCCSE.2014.7053855. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7053855&isnumber=7053833>
- [3] D. Deepak Sharma y S. N. Singh, "Electrical load profile analysis and peak load assessment using clustering technique," 2014 IEEE PES General Meeting | Conference & Exposition, 2014, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM.2014.6938869. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6938869&isnumber=6938773>
- [4] Fernández Sánchez, J., "Determinación de perfiles de consumo de energía eléctrica en una muestra de clientes del sector no residencial en España", Trabajo Fin de Máster, Universidad Pontificia Comillas ICAI, Madrid, Julio 2018. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/21535>
- [5] Behm C., Nolting L., Praktikno A., "How to model European electricity load profiles using artificial neural networks", Applied Energy, Volume 277, 2020. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626192031076X>
- [6] Savino Piscitelli M., Brandi S., Capozzoli A., "Recognition and classification of typical load profiles in buildings with non-intrusive learning approach", Applied Energy, Volume 255, 2019. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191931414X>
- [7] Medina, E. y Vicéns J., "Factores determinantes de la demanda eléctrica de los hogares en España: Una aproximación mediante regresión cuantílica", Estudios de economía aplicada vol. 29 – 2, págs. 515 – 538, España, 2011. https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/663828/DemandaElectrica_Medina_EE_A_2011.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [8] Gargallo Tatay, A., "Medición y análisis del consumo de energía eléctrica en los receptores domésticos en condiciones reales de funcionamiento: Aplicación a una vivienda unifamiliar", Trabajo Fin de Grado, Universidad Politécnica de Valencia, 2018. https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/106520/21790210X_Trabajo_1530815333000_7985563568234754430.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- [9] James, Gareth., Daniela Witten, Trevor Hastie and Robert Tibshirani. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. New York: Springer, 2013.
<https://www.ime.unicamp.br/~dias/Intoduction%20to%20Statistical%20Learning.pdf>
- [10] BOE. (s.f.). *Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado*. Obtenido de Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado: <https://www.boe.es/>
- [11] AEMET. (s.f.). *AEMET*. Obtenido de AEMET: <https://www.aemet.es/es/portada>
- [12] Matlab. (s.f.). *Matlab*. Obtenido de Matlab: <https://es.mathworks.com/products/matlab.html>
- [13] INE. (s.f.). *Instituto Nacional de Estadística*. Obtenido de Instituto Nacional de Estadística: <https://www.ine.es/>
- [14] El Economista, “La producción industrial en España frenó su crecimiento en 2018 un 0.8%”, El Economista, 2019. <https://www.eleconomista.es/economia/noticias/9684998/02/19/La-produccion-industrial-en-espana-freno-su-crecimiento-en-2018-al-08.html>
- [15] ODS. 2015. *Naciones Unidas*. Obtenido de Naciones Unidas: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>

Capítulo 9. ANEXO I: ALINEACIÓN DEL PROYECTO CON LOS ODS

En este anexo se analiza los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) [15] relacionados con este proyecto. Los ODS persiguen crear un mundo sostenible, libre de pobreza y el cual busca un bienestar general de la sociedad, economía y medioambiental. Por ello es importante contribuir en el desarrollo sostenible general de nuestro planeta. En la Figura 60, se muestran los 17 ODS.



Figura 60. Los Objetivos de Desarrollo Sostenible.

Existen varios ODS con los cuales este proyecto se alinea, a continuación, se explica cómo este proyecto contribuye a ciertos ODS:

- **Objetivo 9: Industria, innovación e infraestructuras:** este proyecto puede ayudar a empresas del sector energético a comprender mejor la evolución de los perfiles de consumo eléctrico y con ello, adaptarse a las tendencias y cambios presentes en ellos.

Las empresas pueden mejorar su eficiencia, invirtiendo en innovación para adaptarse mejor a los cambios detectados en los patrones de consumo eléctrico.

- **Objetivo 12: Producción y consumo responsables:** en relación con el anterior objetivo ODS mencionado, la realización del análisis de los perfiles de demanda eléctrica contribuye al mayor conocimiento de los comportamientos de los consumidores y los cambios experimentados a lo largo de ciertos años. Las empresas generadoras de electricidad, las distribuidoras y las comercializadoras pueden adelantarse al comportamiento futuro de la demanda eléctrica y así fomentar el consumo responsable, acorde a los cambios observados en los patrones de consumo de electricidad durante los últimos años.
- **Objetivo 11: Ciudades y comunidades sostenibles:** las ciudades ocupan un importante rol en el consumo eléctrico, representan entre un 60% y un 80% del consumo de energía. Parte de lo que se persigue en el Objetivo 11 es el tener unas ciudades sostenibles e inclusivas, y por ello es importante tener una red eléctrica de calidad y accesible a todos los colectivos. Un análisis de los perfiles de demanda eléctrica permite que organismos gubernamentales puedan entender en gran profundidad las necesidades eléctricas de los ciudadanos. Gracias a los resultados del proyecto desarrollado es posible incentivar la creación de programas que fomenten un uso sostenible del consumo eléctrico y realizar las medidas necesarias para un uso eficiente de la electricidad.
- **Objetivo 7: Energía asequible y no contaminante:** la energía es clave para el desarrollo global del planeta. Sin embargo, debido a la falta de recursos no todo el mundo tiene acceso a una energía fiable. Por ello es importante incentivar y perseguir proyectos que apoyen el uso de energías sostenibles y accesibles a todos los colectivos. Antes de invertir en un proyecto destinado a la producción de energía sostenible, se debe conocer primero el mercado o consumidores al que va dirigido. El tener un entendimiento del consumo eléctrico facilita la generación de una energía más sostenible y eficiente. Este proyecto permite tener un gran conocimiento de los comportamientos presentes en el consumo eléctrico y esto ayuda al desarrollo de una energía menos contaminante. Además, es importante conocer las necesidades de

consumo eléctrico de los consumidores y los requisitos necesarios para satisfacer las necesidades de la sociedad. Se debe incentivar un consumo eléctrico eficiente y que tenga el bienestar medioambiental siempre en mente. Además, este proyecto se puede usar en modelos predictivos que serán clave para la generación de una energía ajustada para cubrir las necesidades futuras con energía asequible.

Capítulo 10. ANEXO II: ESPACIO DE TRABAJO

En este anexo se explica la organización del código fuente y de los datos que ha sido llevada a cabo para la realización de este proyecto. Se detalla la organización de todos los ficheros de código y datos mediante directorios. Dado la gran cantidad de funciones, se incluye a modo de ejemplo el código fuente de las principales funciones usadas. Todas las funciones están debidamente comentadas.

10.1 ORGANIZACIÓN DEL CÓDIGO Y LOS DATOS

En este proyecto se ha trabajado con grandes cantidades de funciones y datos, por lo que ha sido fundamental llevar a cabo una correcta organización de los mismos utilizando diferentes carpetas. En la Figura 61 se muestra las diferentes carpetas que han sido usadas para el desarrollo del trabajo. La carpeta DATA almacena todos los datos de demanda eléctrica obtenidos de Red eléctrica (E-SIOS) y los datos correspondientes a días festivos del BOE. La carpeta CODE contiene todas las funciones que han sido desarrolladas para analizar los datos. Finalmente, se tiene la carpeta ALMACEN que incluye las tablas de los perfiles de demanda normalizados en formato binario ‘.mat’, específico de Matlab.

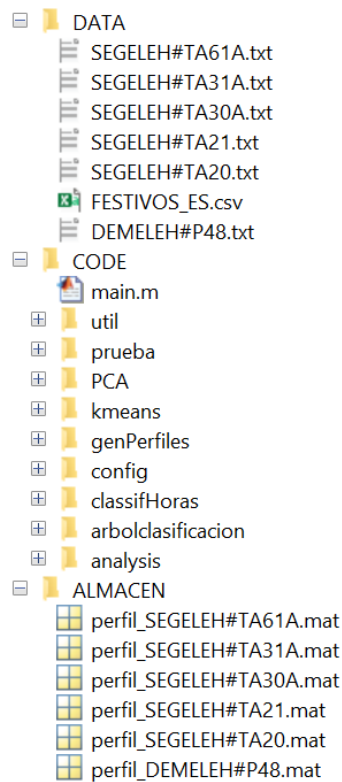


Figura 61. Organización carpetas de trabajo.

10.2 CONFIGURACIÓN DEL ENTORNO DE TRABAJO

Para poder trabajar con los datos de una tarifa o demanda se debe antes configurar el espacio de trabajo en MATLAB. En caso de querer analizar los datos de la tarifa/demanda llamada ‘nomSerie’ se debe ejecutar desde un script `main.m` las siguientes líneas de código:

```
addpath(genpath(pwd));
creaPerfilesReparto();
nomSerie = 'SEGELEH#TA30A';
nomInputVars = {'P0' 'P1' 'P2' 'P3' 'P4' 'P5' 'P6' 'P7' 'P8' 'P9' 'P10' 'P11'
'P12' 'P13' 'P14' 'P15' 'P16' 'P17' 'P18' 'P19' 'P20' 'P21' 'P22' 'P23'};
[ttp24h, timetableFestivos] = CargaDatos(nomSerie,nomInputVars);
```

Las dos funciones principales usadas para la configuración de los datos son `creaPerfilesReparto` y `CargaDatos`. Sin embargo, se puede analizar en los

subapartados 10.2.1 y 10.2.2 la estructura de estas dos funciones y otras funciones auxiliares usadas dentro de ellas.

Después de haber ejecutado las anteriores líneas de código se tendrá una tabla (ttp24h) con los perfiles de demanda eléctrica normalizados de la tarifa/demanda nomSerie y una tabla indicando si un día, en el rango 01/01/2007 a 31/12/2024, es festivo o no. Estas dos tablas serán usadas como argumentos en la mayoría de las funciones destinadas al análisis de los perfiles de demanda.

10.2.1 FUNCIÓN CREAFILESREPARTO.M

```
function creaPerfilesReparto()
% crea todos los perfiles de reparto de todas las series a estudiar y las
% guarda en la carpeta ALMACEN.
rutaOrigen = '..\DATA';
rutaDestino = '..\ALMACEN';

if ~exist(rutaDestino,'dir')
    mkdir(rutaDestino)
end

% listado de series
nomSeries = {'DEMELEH#P48', 'SEGELEH#TA20', 'SEGELEH#TA21', 'SEGELEH#TA30A',
'SEGELEH#TA31A', 'SEGELEH#TA61A'};

%para cada serie horaria original crea su serie normalizada y la guarda
for i=1:length(nomSeries)
    nomSerie = nomSeries{i};

    %lee datos originales de la serie
    nomFi = sprintf('%s.txt',nomSerie);
    fullFi = fullfile(rutaOrigen,nomFi);
    th = readtable(fullFi);
    th.FECHAHORA = datetime(th{:,1},'inputformat','uuuu-MM-
dd'T'HHZZZZ','Timezone','Europe/Madrid','locale','es_ES','Format','dd/MM/yyyy HH');

    %normaliza la serie horaria original corrigiendo cambio de hora
    thn = normalizaDatosHorarios(th);

    %crea el perfil normalizado
    ttp24h = creaPerfilRepartoUnaSerie(nomSerie, thn);

    %almacena datos perfiles en el almacen como .mat
    fullFiSalida = fullfile(rutaDestino, sprintf('perfil_%s.mat',nomSerie));
    save(fullFiSalida, 'ttp24h');

end

end
```

10.2.2 FUNCIÓN CARGADATOS.M

```
function [ttp24h, timetableFestivos] = CargaDatos(nomSerie, nomInputVars)
%obtención de la tabla de los perfiles de demanda normalizados
%correspondiente a la tarifa/demanda nomSerie

addpath 'C:\Users\Usuario\Documents\ICAI\TFG\DATOS\DATOS\ALMACEN';
infomat = load(sprintf('perfil_%s.mat',nomSerie));
infomat.ttp24h = renamevars(infomat.ttp24h,{'PERFILH0' 'PERFILH1' 'PERFILH2' 'PERFILH3'
'PERFILH4' 'PERFILH5' 'PERFILH6' 'PERFILH7' 'PERFILH8' 'PERFILH9' 'PERFILH10' 'PERFILH11'
'PERFILH12' 'PERFILH13' 'PERFILH14' 'PERFILH15' 'PERFILH16' 'PERFILH17' 'PERFILH18'
'PERFILH19' 'PERFILH20' 'PERFILH21' 'PERFILH22' 'PERFILH23'},nomInputVars);
ttp24h=infomat.ttp24h;

%generación tabla de festivos
addpath 'C:\Users\Usuario\Documents\ICAI\TFG\DATOS\DATOS\DATA';
tablaFestivos = readtable('FESTIVOS ES.csv');
timetableFestivos = table2timetable(tablaFestivos,'RowTimes','FECHA');
timetableFestivos.FECHA.Format = 'dd/MM/yyyy';

end
```

10.2.3 FUNCIÓN NORMALIZADATOSHORARIOS.M

```
function [th2] = normalizaDatosHorarios(th)
%realiza la corrección de los cambios de hora

% detectamos cambios de hora
ind23h = find(diff(th.FECHAHOA.Hour)==2); % meter una hora despues de este valor
ind25h = find(diff(th.FECHAHOA.Hour)==0); % Calcular la media de este valor con el
siguiente

th2 = th;
th2.FECHAHOA.Format = 'uuuu-MM-dd'T'HHZZZZ';
th2.FECHAHOANUEVA = th2.FECHAHOA;
th2.FECHAHOANUEVA.TimeZone = '';

% Añade hora que falta en día 23 horas
for i=1:length(ind23h)
    ind = ind23h(i) + (i-1);
    taux = th2(1,:);
    taux.FECHAHOA = th2.FECHAHOA(ind);
    taux.FECHAHOANUEVA = th2.FECHAHOANUEVA(ind)+hours(1);
    taux.DEM = mean([th2.DEM(ind), th2.DEM(ind+1)]);
    th2 = [th2(1:ind,:); taux; th2(ind+1:end,:)];
end

% Elimina hora repetida en día 25 horas
for i=1:length(ind25h)
    ind = ind25h(i) + 1;
    taux25h = th2(1,:);
    taux25h.FECHAHOA = th2.FECHAHOA(ind);
    taux25h.FECHAHOANUEVA = th2.FECHAHOANUEVA(ind);
    taux25h.DEM = mean([th2.DEM(ind), th2.DEM(ind+1)]);
    th2 = [th2(1:ind-1,:);taux25h;th2(ind+2:end,:)];
end
th2.FECHAHOA=[];
th2.Properties.VariableNames{'FECHAHOANUEVA'}='FECHAHOA';

end
```

10.3 FLUJO DE TRABAJO

Para poder obtener los resultados finales de la evolución temporal de cualquier demanda de programa o tarifa de consumo eléctrico se debe seguir el flujo de ejecución que se muestra en la Figura 62.

El primer bloque de funciones, como descrito en el apartado anterior, permite obtener las tablas de los perfiles de consumo normalizados y la tabla de festivos. El segundo bloque genera el grafo general (`GrafoEvolucionCluster.m`) y el resto de funciones de ese apartado preparan las tablas y estructuras con información relativa a las constelaciones de los grafos que serán necesarias para crear los grafos clasificados por variables de calendario. Después, en el tercer bloque se indica las funciones para obtener el resto de grafos. Finalmente, el último bloque realiza cambios en las etiquetas de los perfiles tipo del grafo, permitiendo la visualización de información relativa a la frecuencia y varianza del perfil y de la constelación de la que forma parte. Todas las funciones vistas se encuentran en la carpeta ‘kmeans’, exceptuando `CreaPerfilesReparto.m` y `CargaDatos.m`, que se encuentran en las carpetas ‘config’ y ‘analysis’ respectivamente (todas estas carpetas se encuentran dentro de la carpeta CODE).

El resto de funciones que se encuentran en las subcarpetas de la carpeta CODE son auxiliares o realizan un análisis de los datos. La subcarpeta ‘analysis’ contiene funciones para el análisis de los perfiles normalizados, mientras que el resto de funciones con carácter analítico realizan una exploración de los perfiles tipo utilizando una técnica de machine learning indicada en el nombre de la subcarpeta.

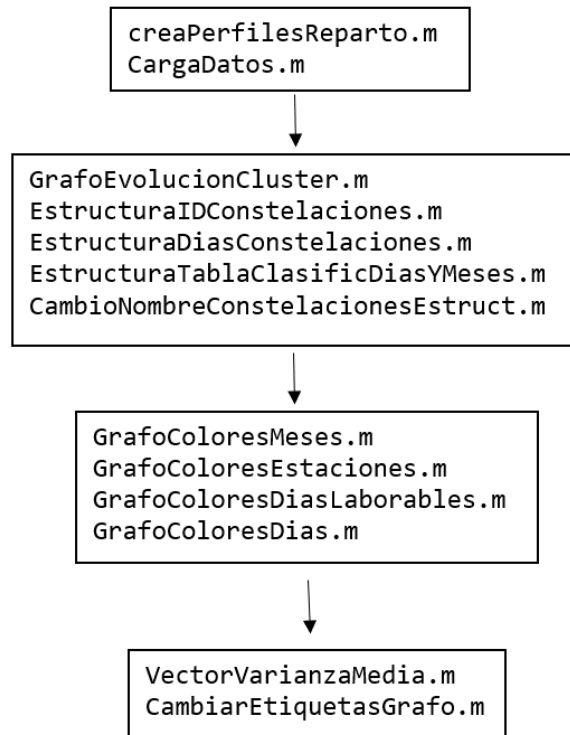


Figura 62. Flujo de ejecución de las funciones para la obtención de los grafos de una determinada tarifa o programa de demanda.

Capítulo 11. ANEXO III: RESULTADOS FINALES

En este anexo se recogen todos los grafos generados para las diferentes series de demanda estudiadas. Para cada una de ellas se incluyen los grafos clasificados por variables de calendario (meses del año, estaciones del año, festivos y días de la semana), al igual que el grafo general en el que no se destaca ningún factor.

11.1 PROGRAMA P48

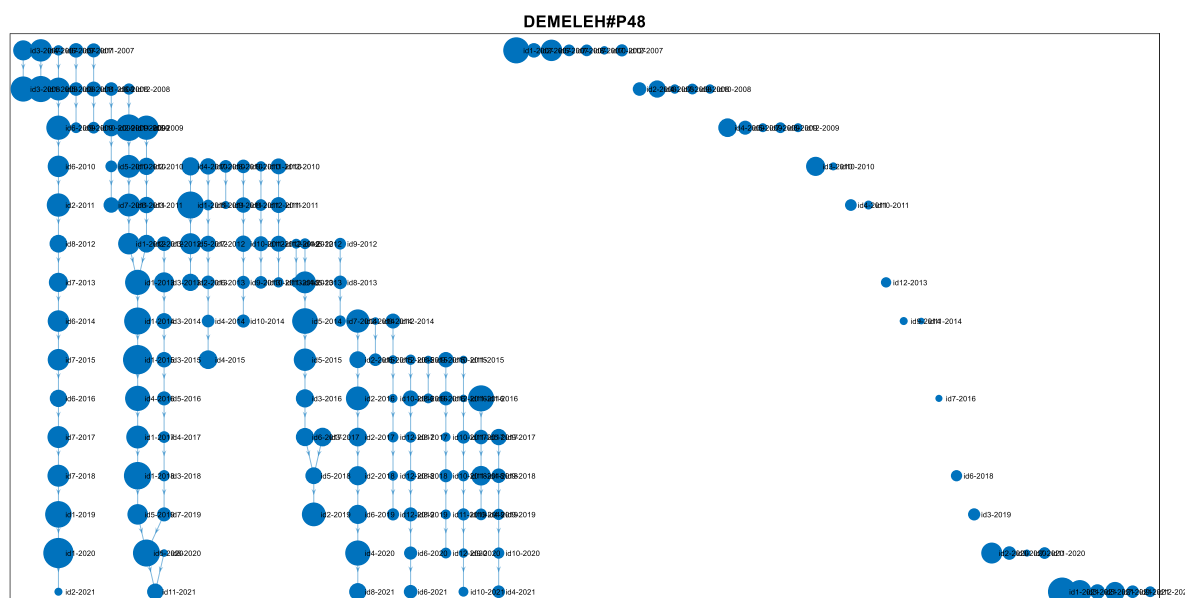


Figura 63. Evolución temporal de los perfiles tipo de la demanda del programa P48.

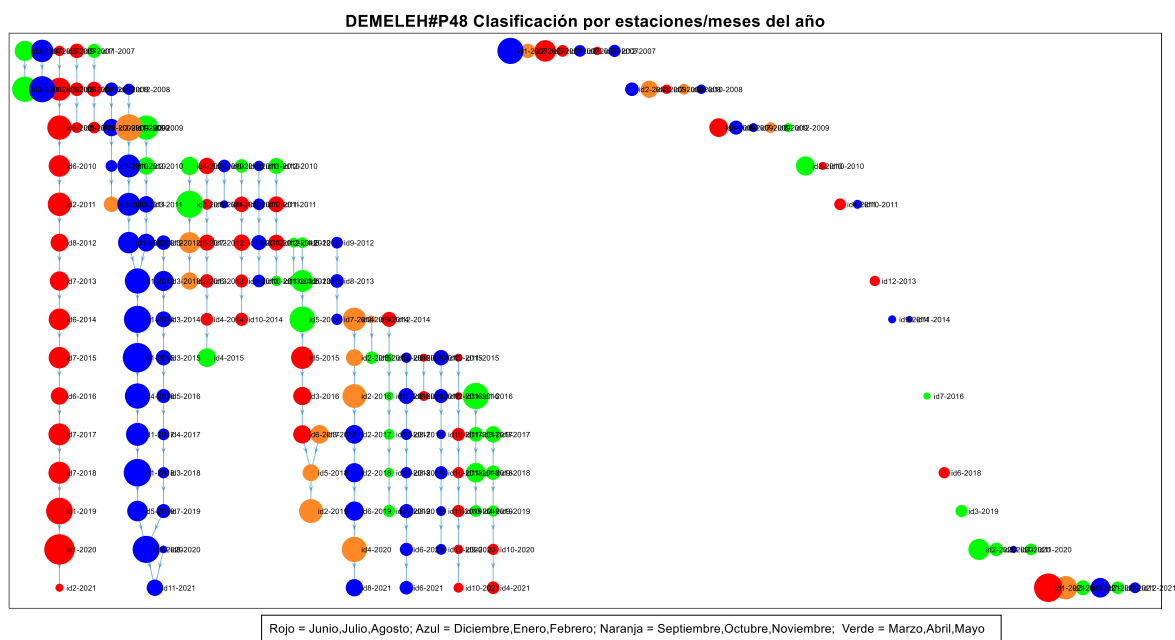


Figura 64. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por los meses del año de la demanda del programa P48.

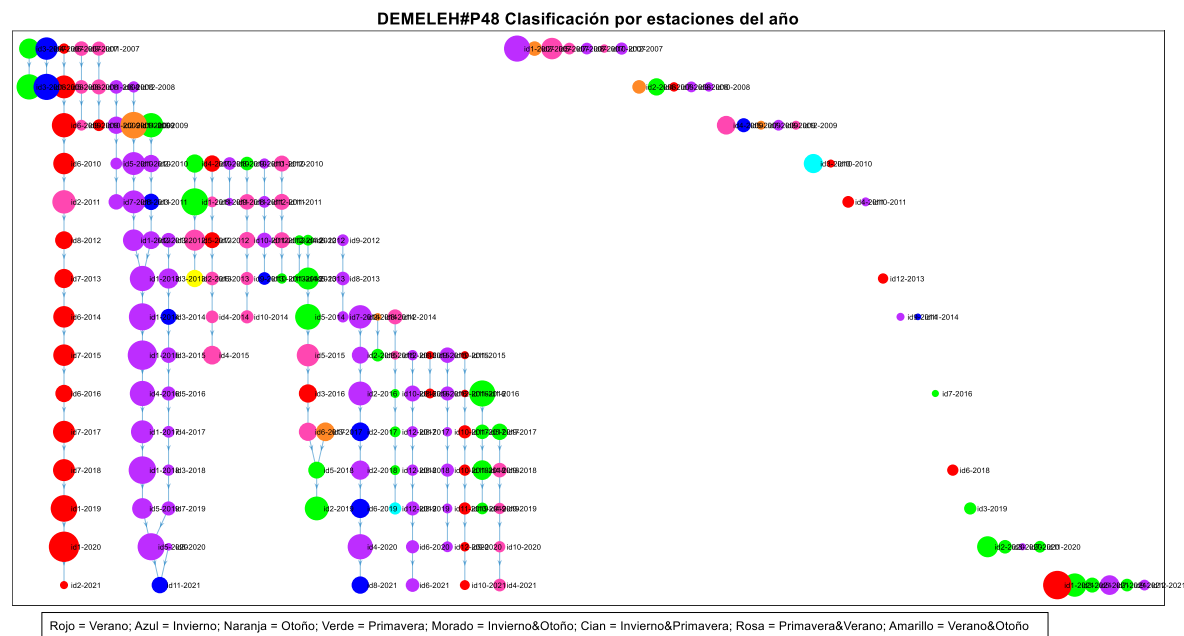


Figura 65. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la demanda del programa P48.

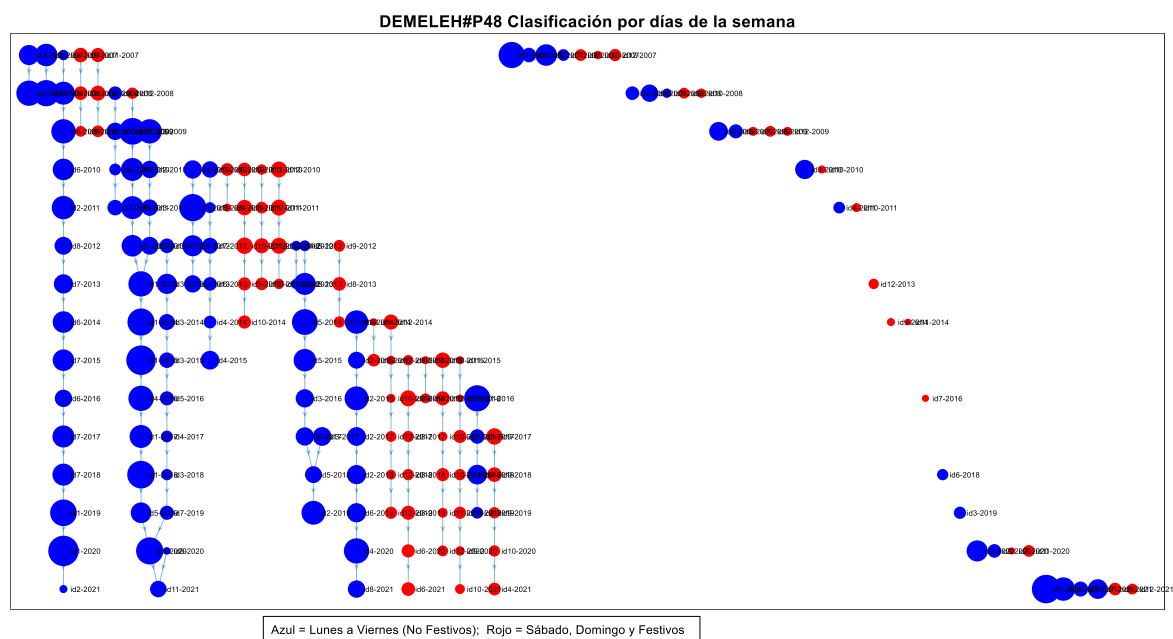


Figura 66. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la demanda del programa P48.

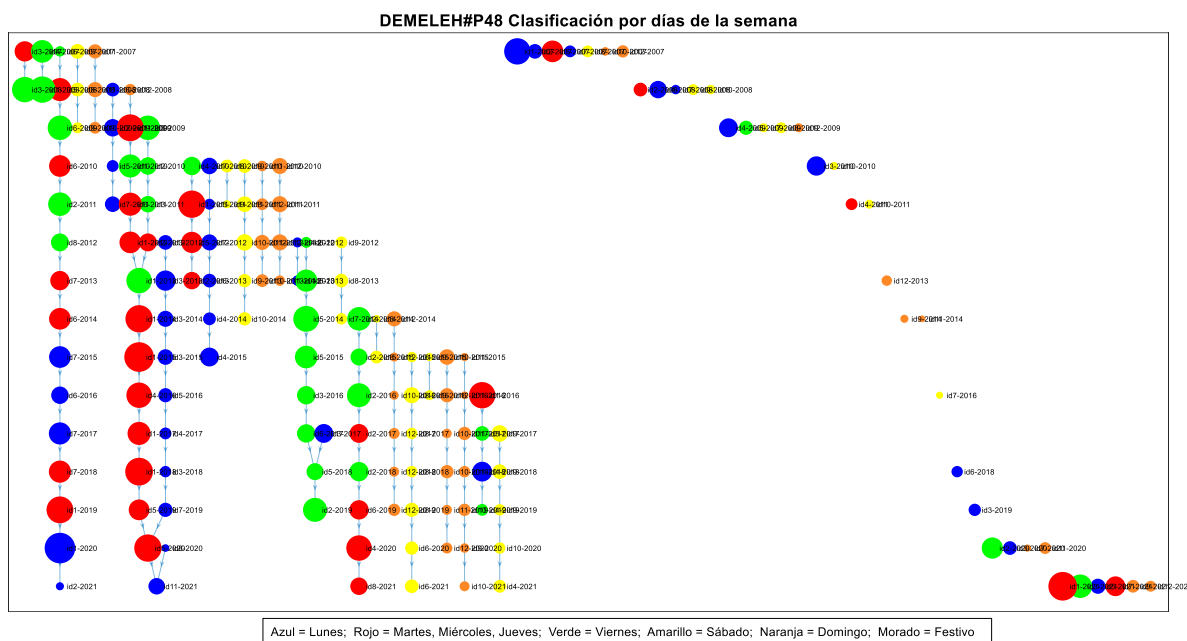


Figura 67. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la demanda del programa P48.

11.2 TARIFA 2.0

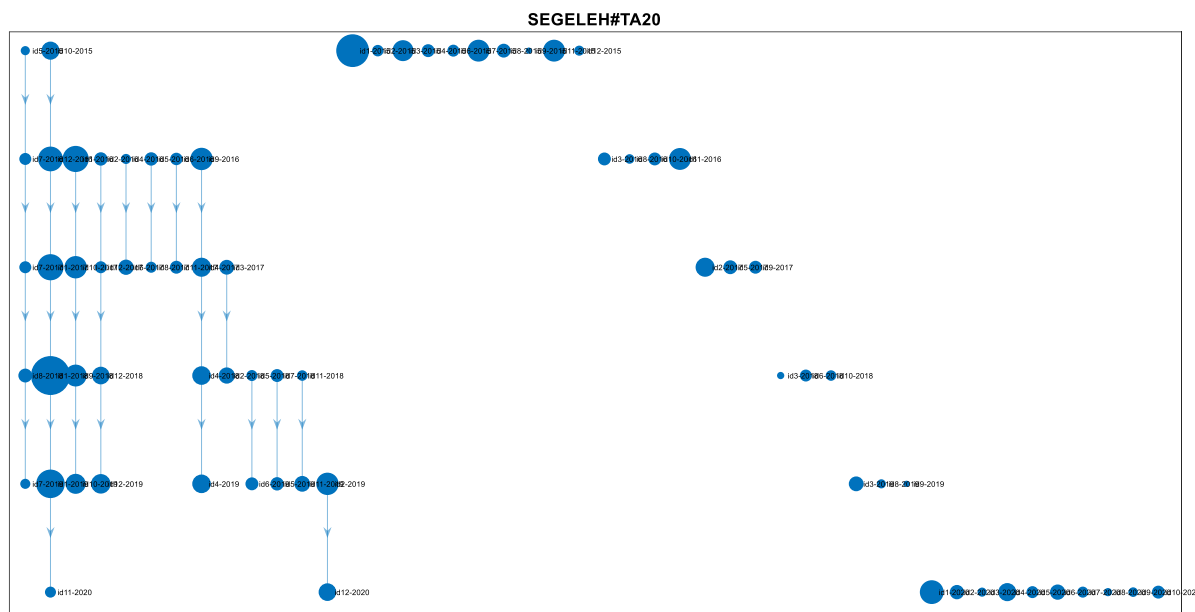


Figura 68. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 2.0.

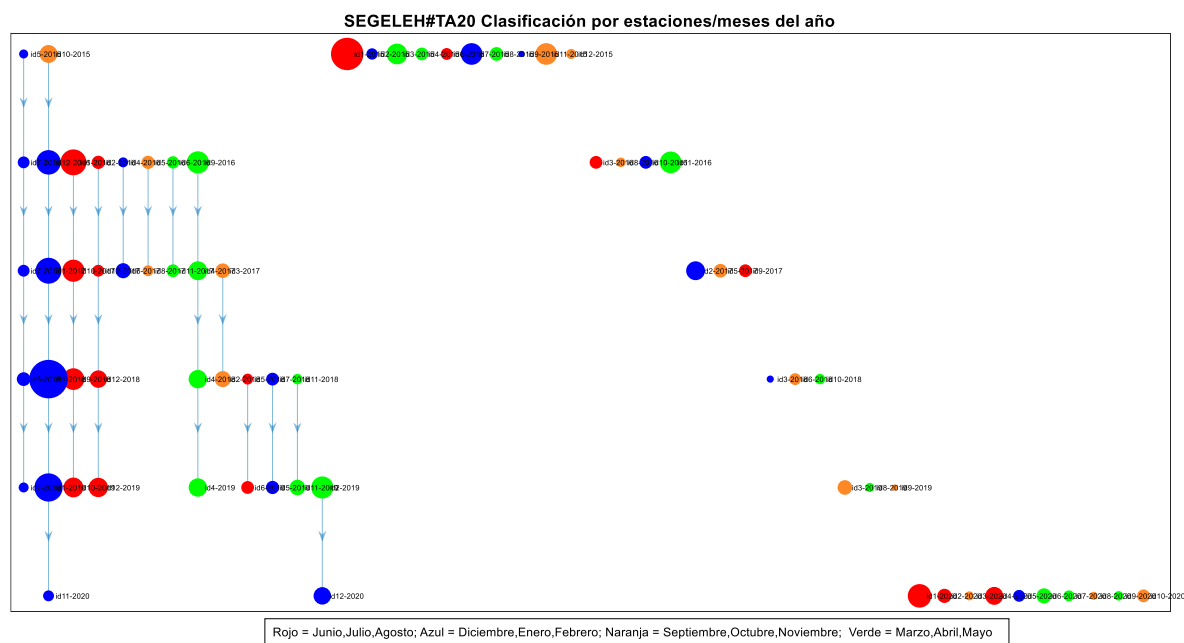


Figura 69. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 2.0.

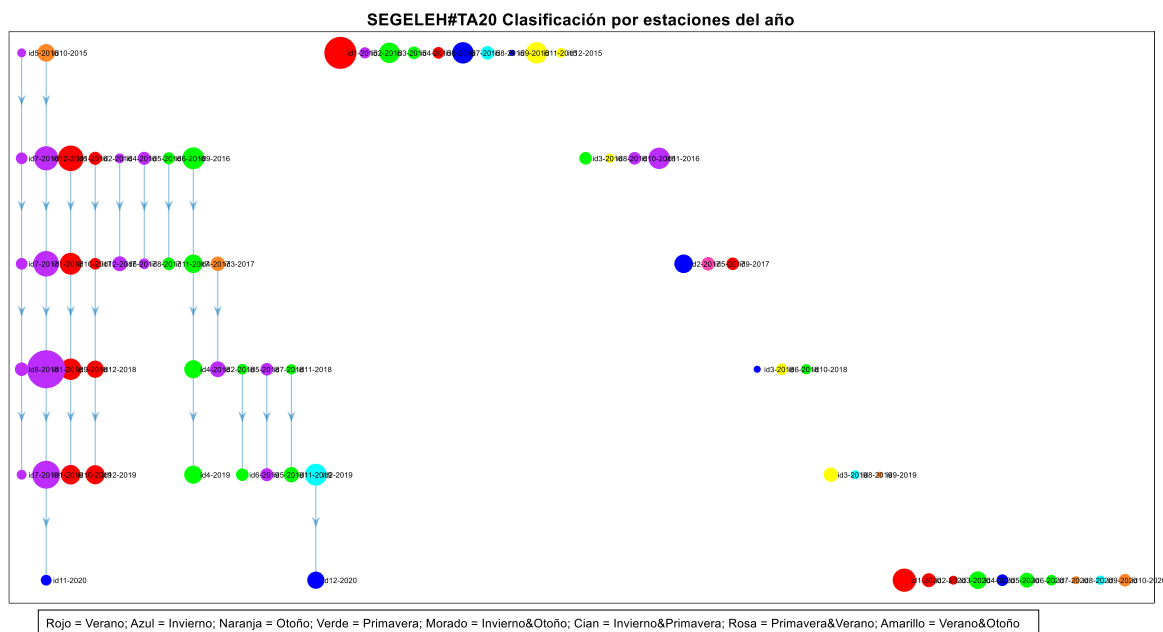


Figura 70. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 2.0.

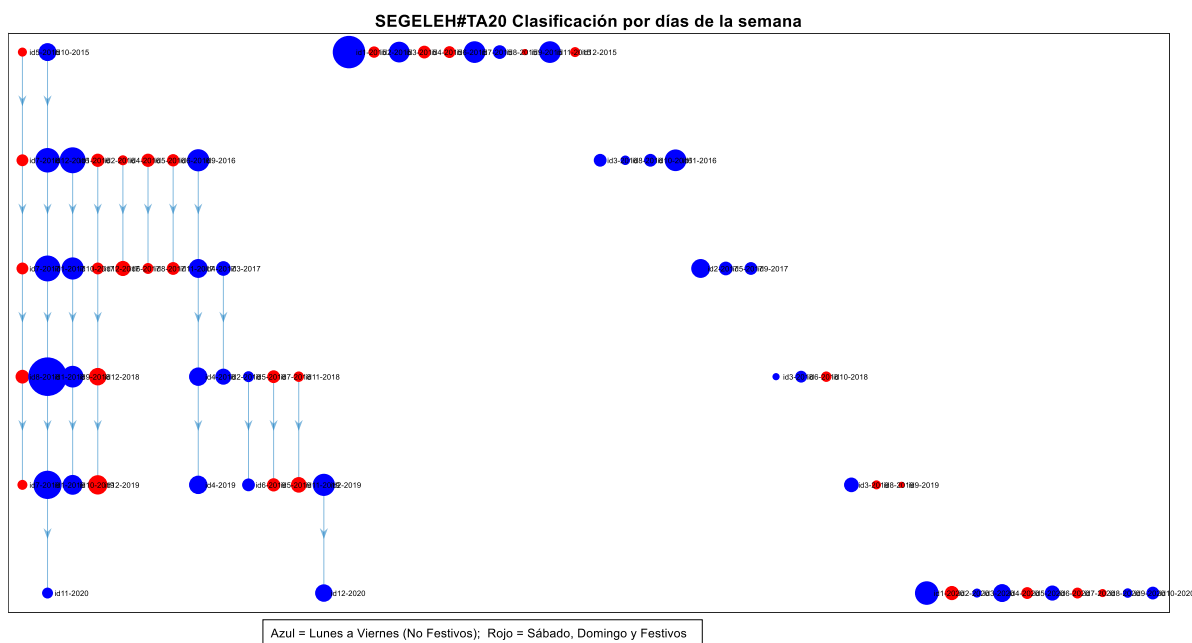


Figura 71. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 2.0.

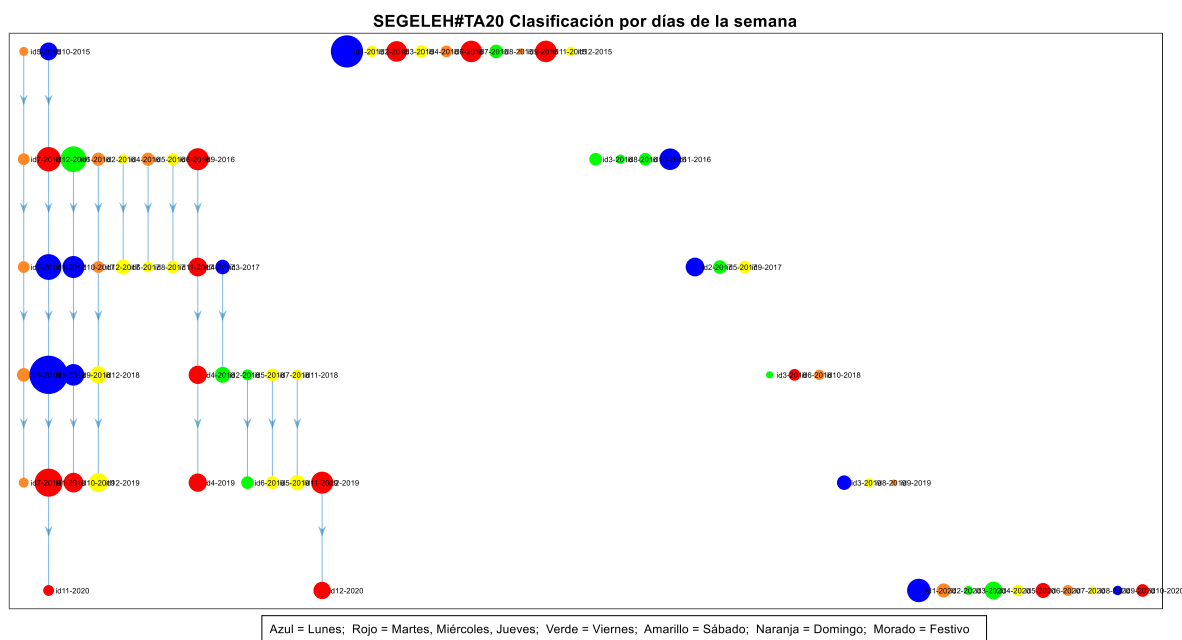


Figura 72. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 2.0.

11.3 TARIFA 2.1

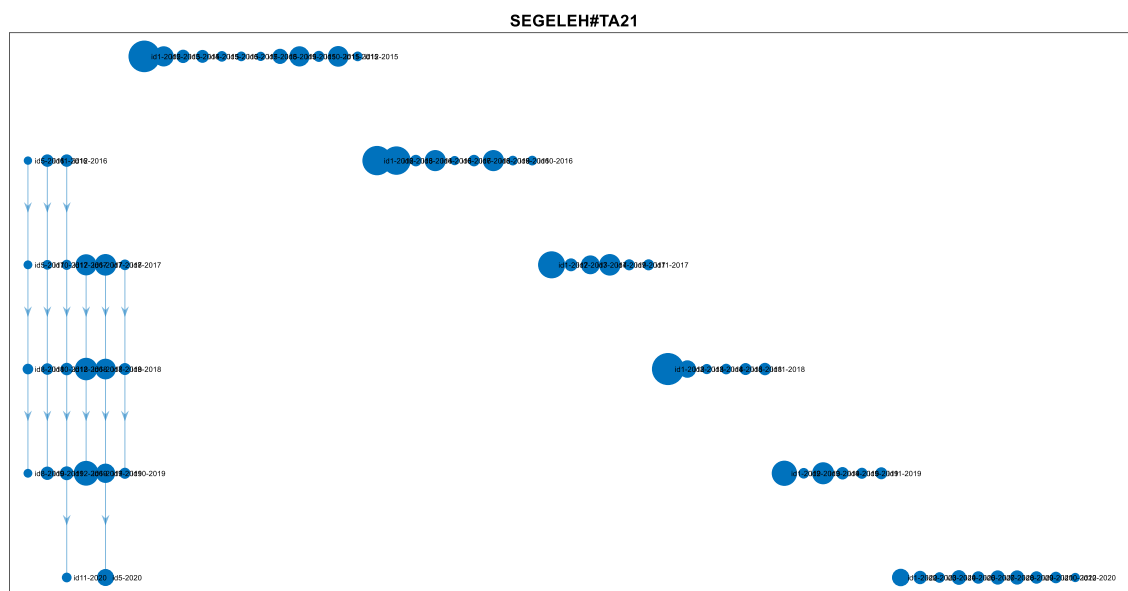


Figura 73. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 2.1.

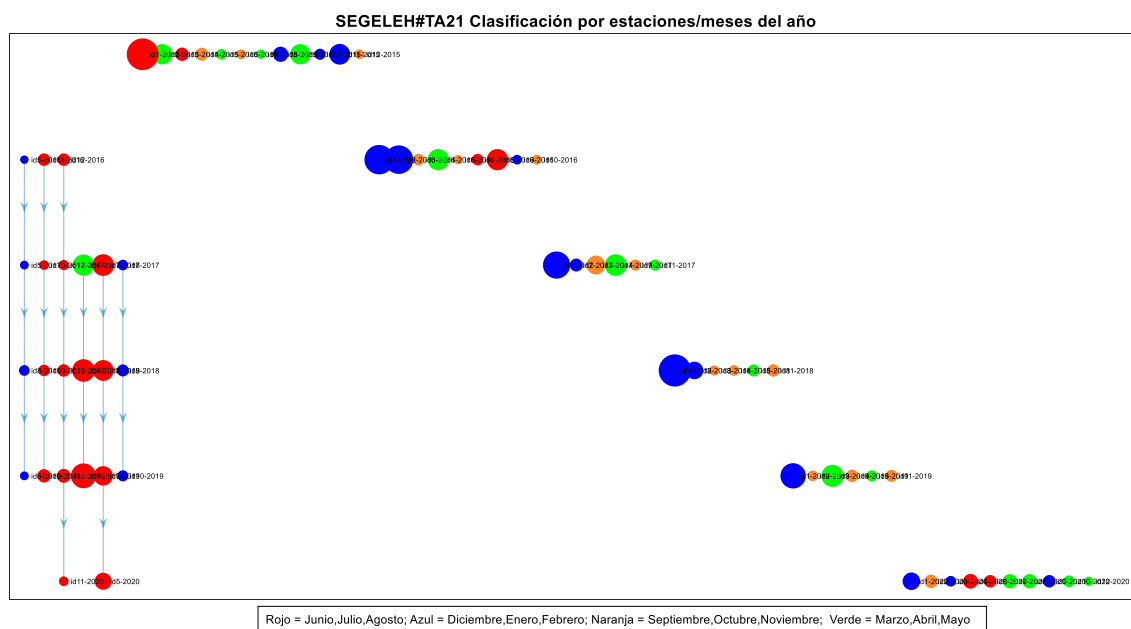


Figura 74. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 2.1.

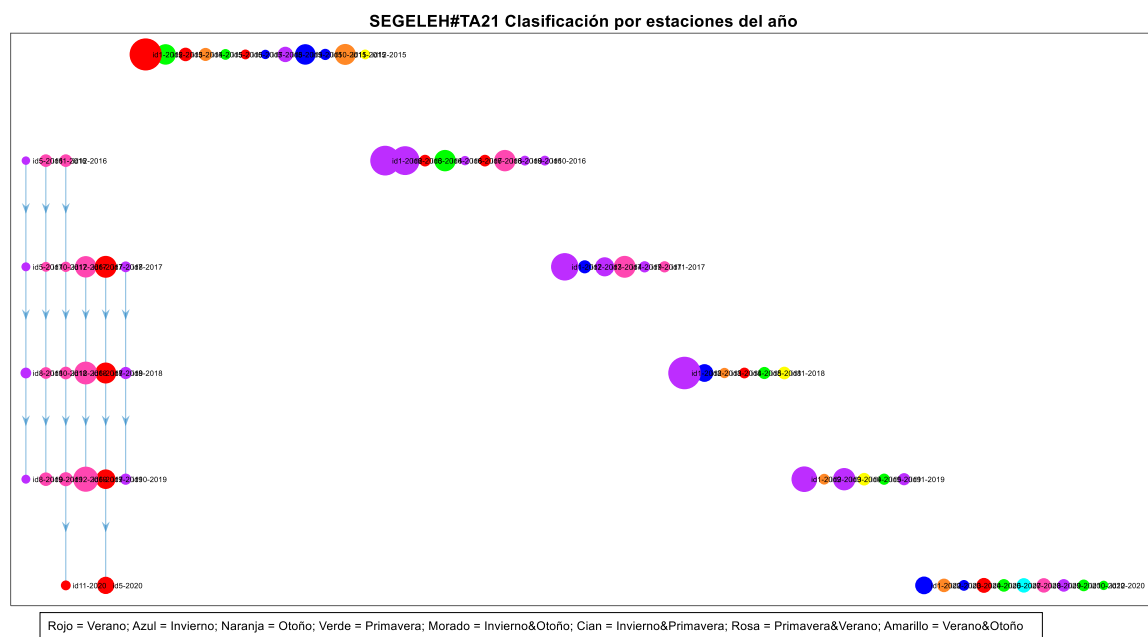


Figura 75. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 2.1.

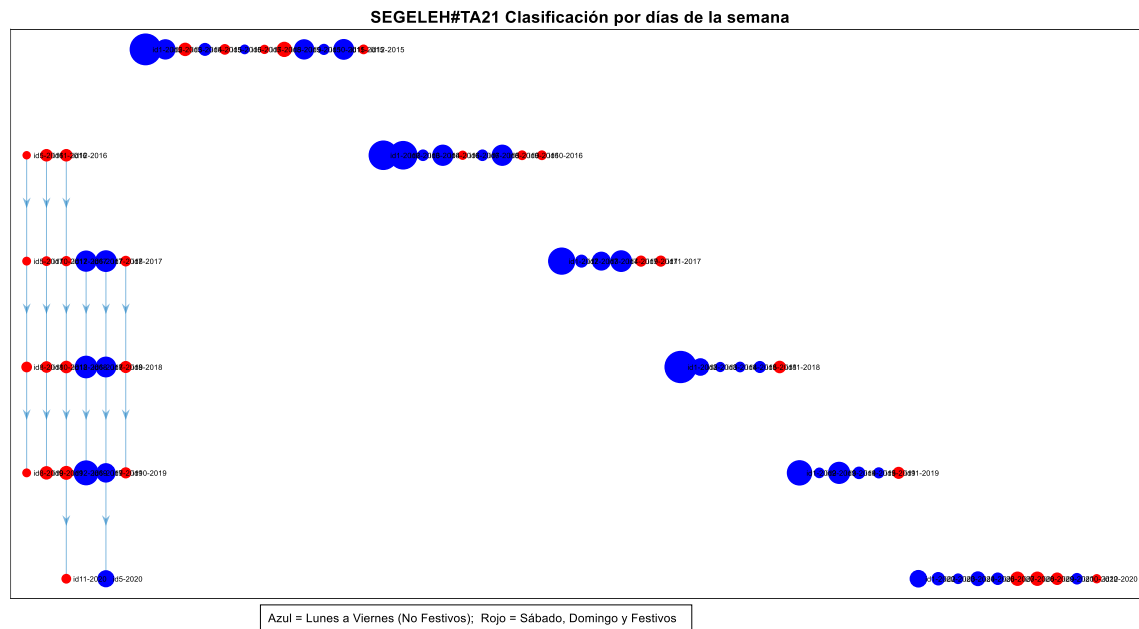


Figura 76. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de tarifa 2.1.

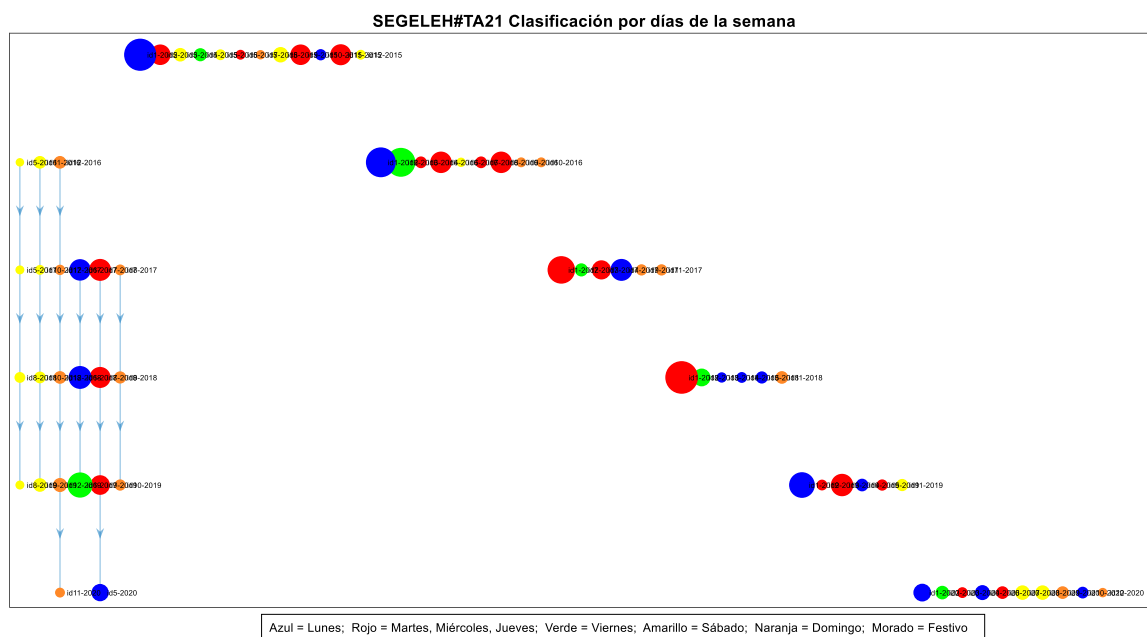


Figura 77. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 2.1.

11.4 TARIFA 3.0A

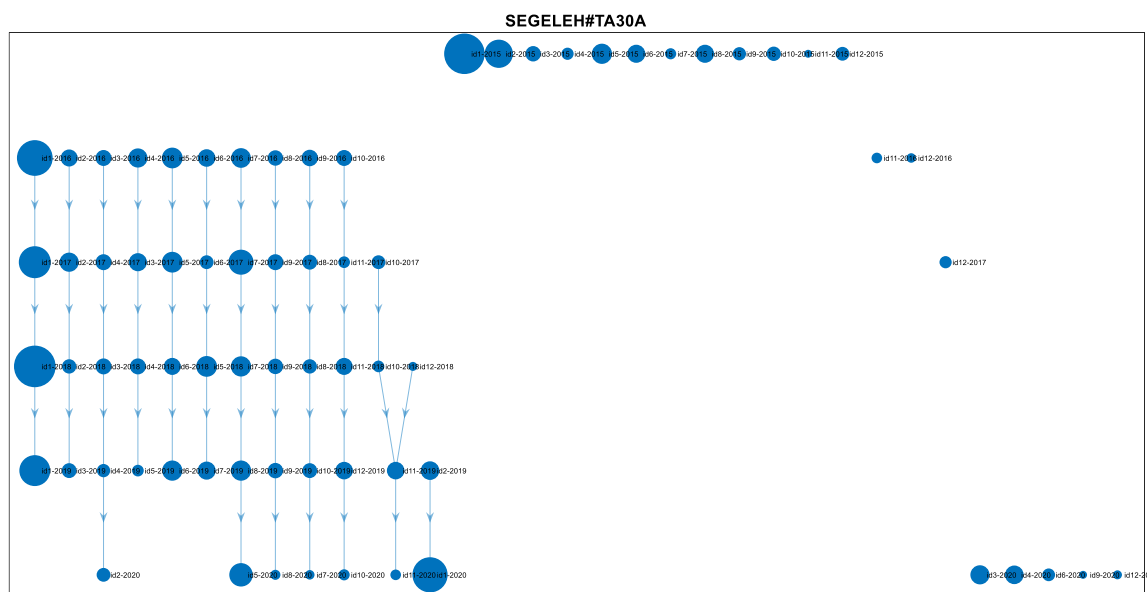


Figura 78. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.0A.

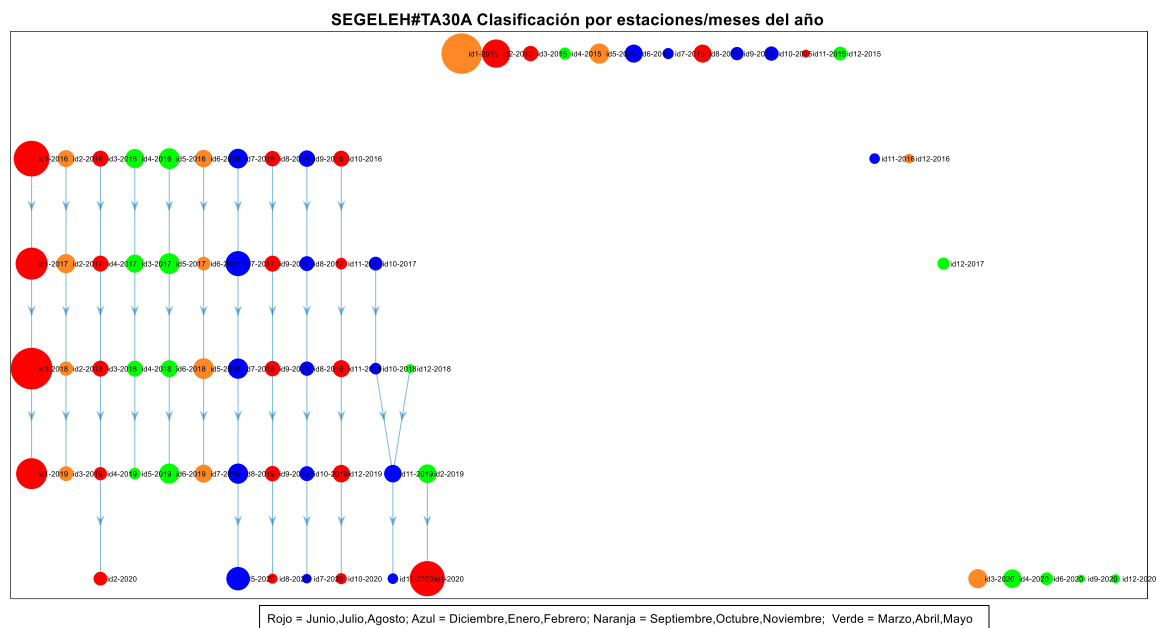


Figura 79. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 3.0A.

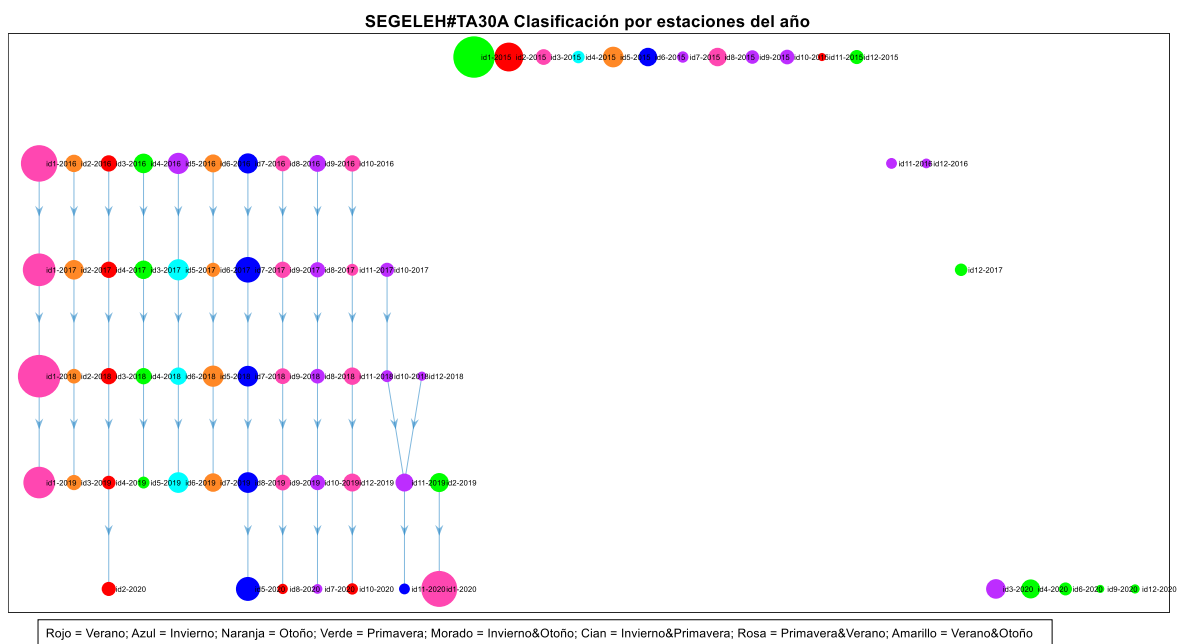


Figura 80. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 3.0A.

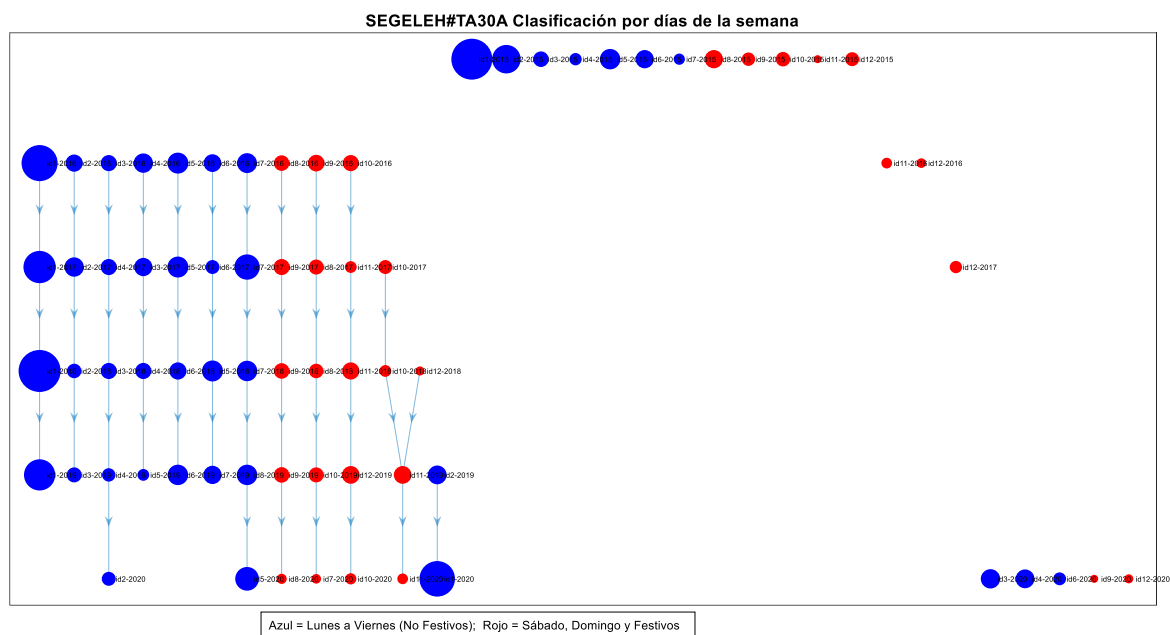


Figura 81. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 3.0A.

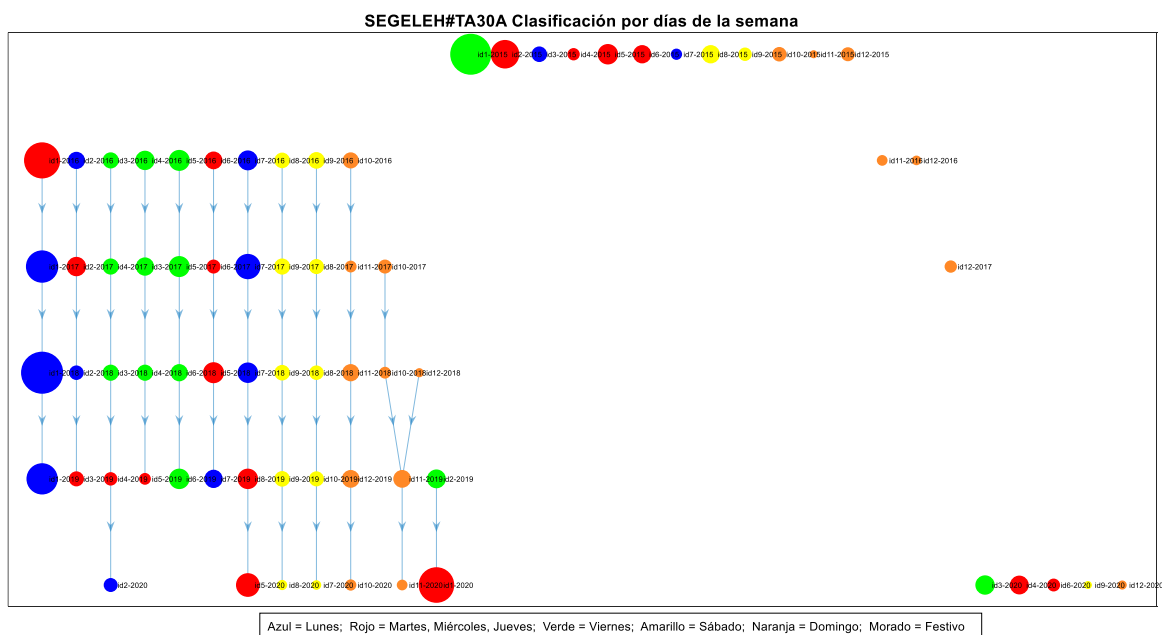


Figura 82. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 3.0A.

11.5 TARIFA 3.1A

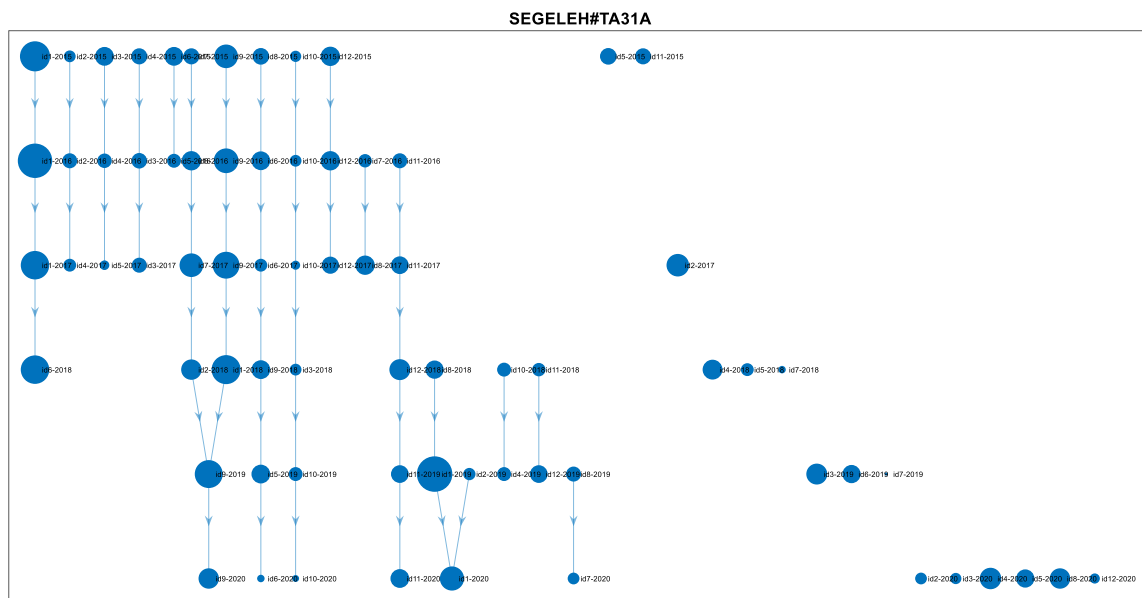


Figura 83. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 3.1A.

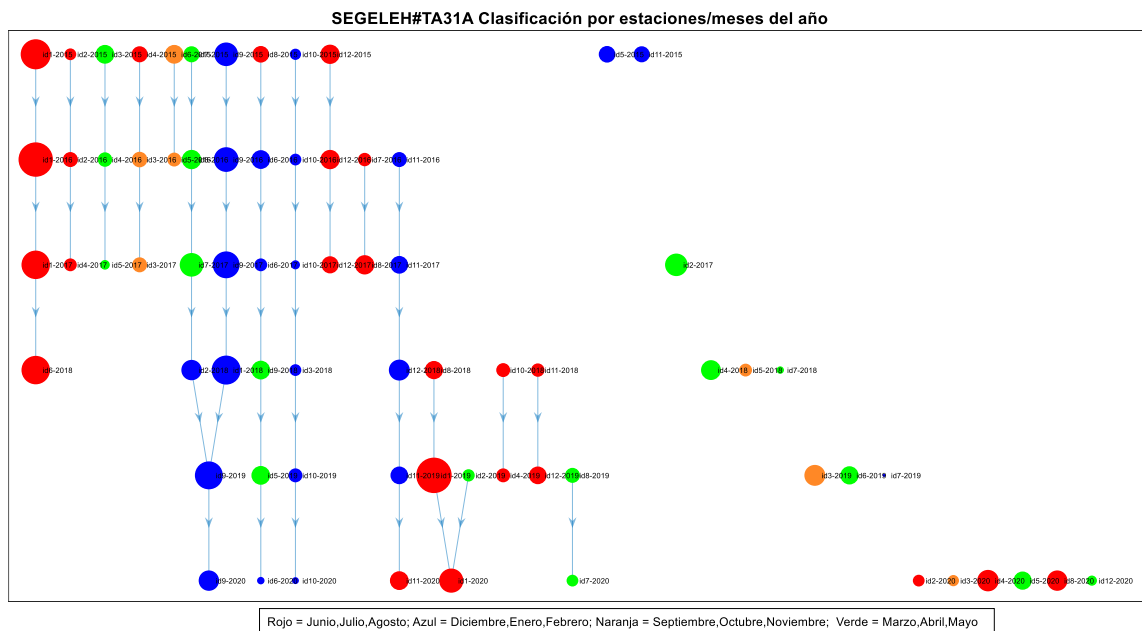


Figura 84. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 3.1A.

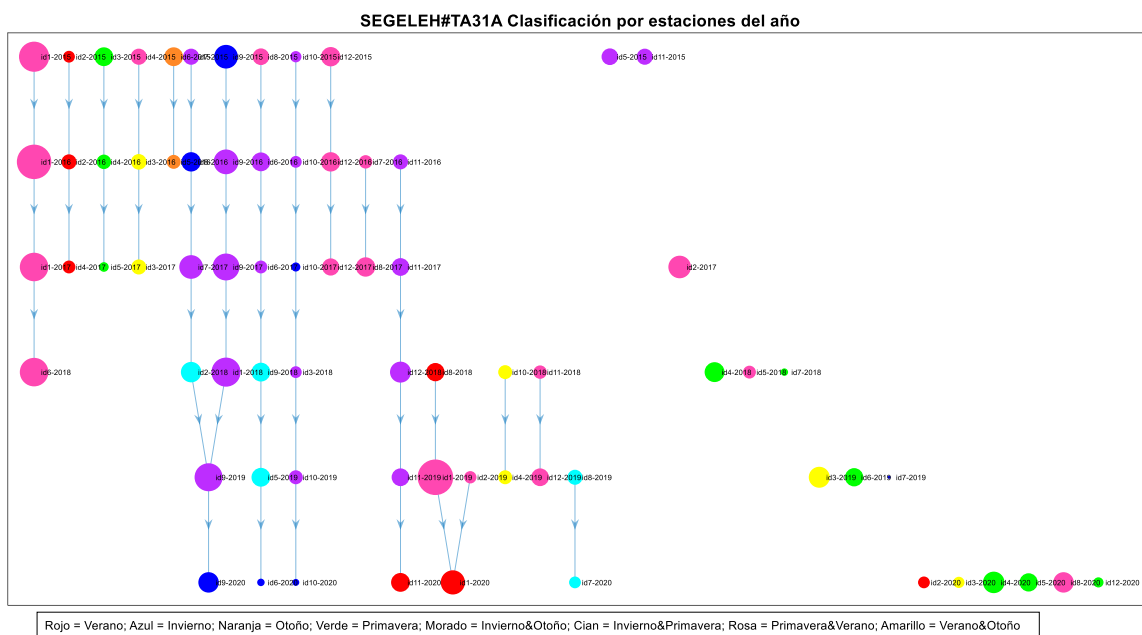


Figura 85. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 3.1A.

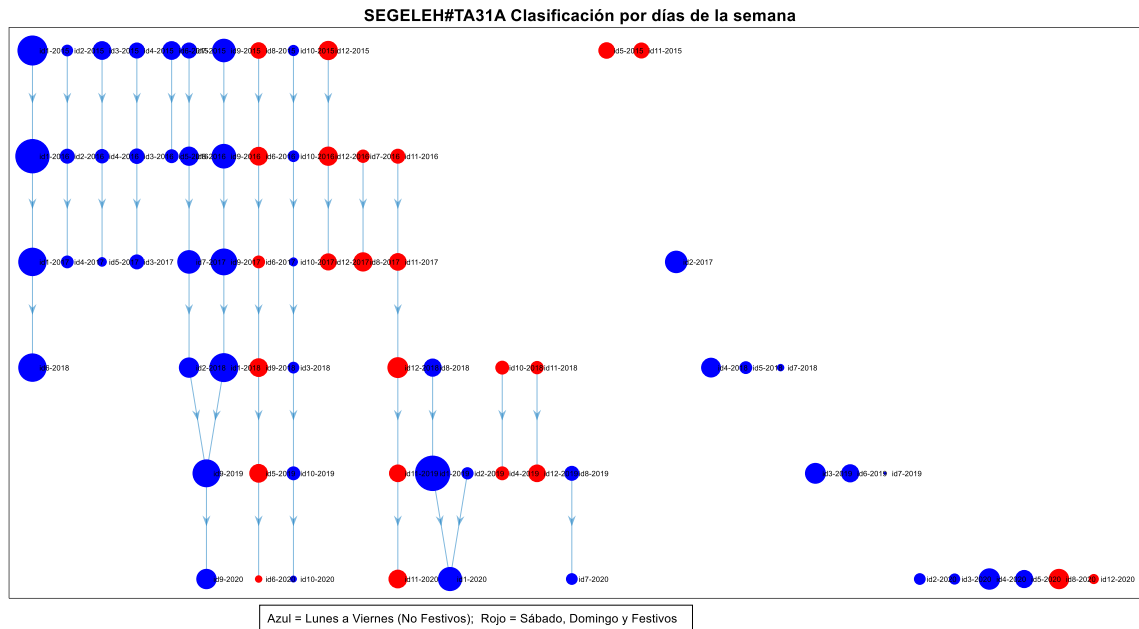


Figura 86. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 3.1A.

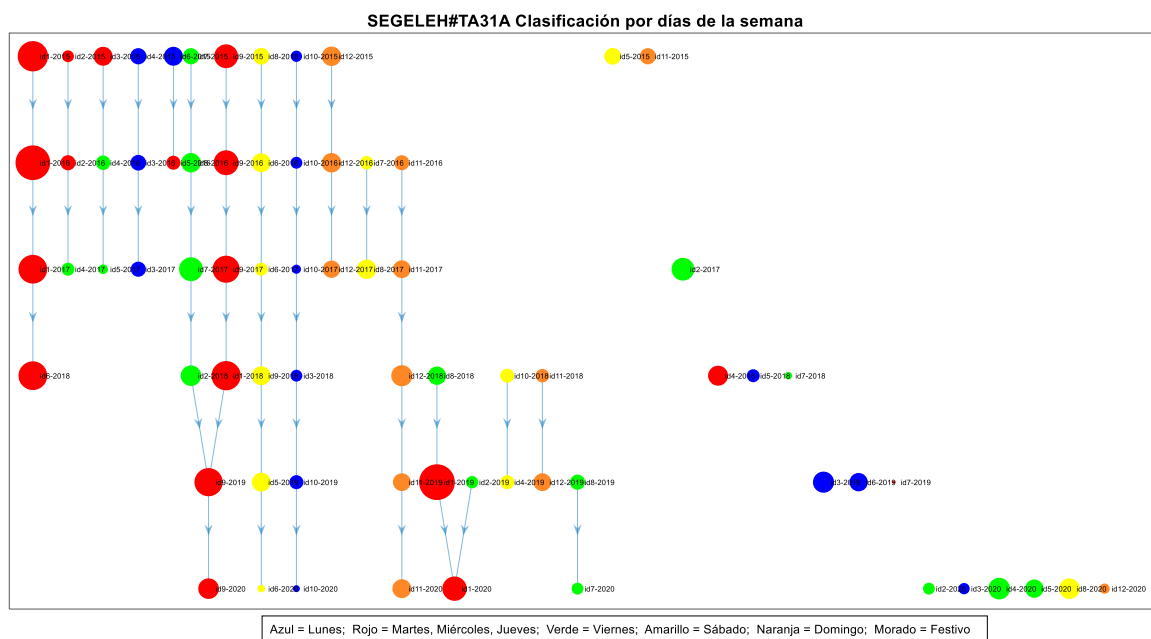


Figura 87. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 3.1A.

11.6 TARIFA 6.1A

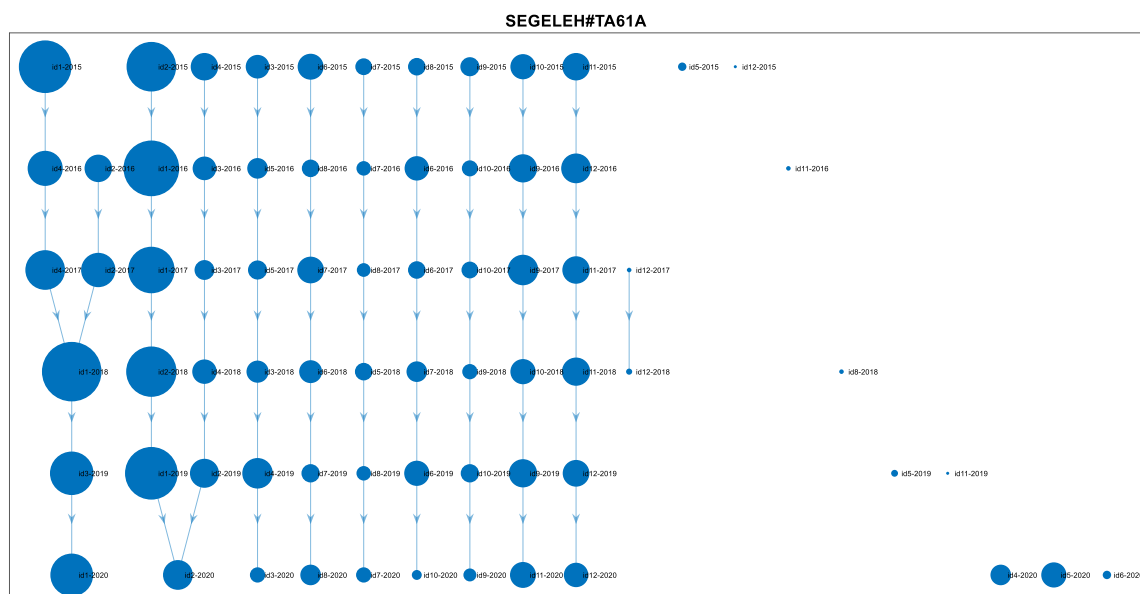


Figura 88. Evolución temporal de los perfiles tipo de la tarifa 6.1A.

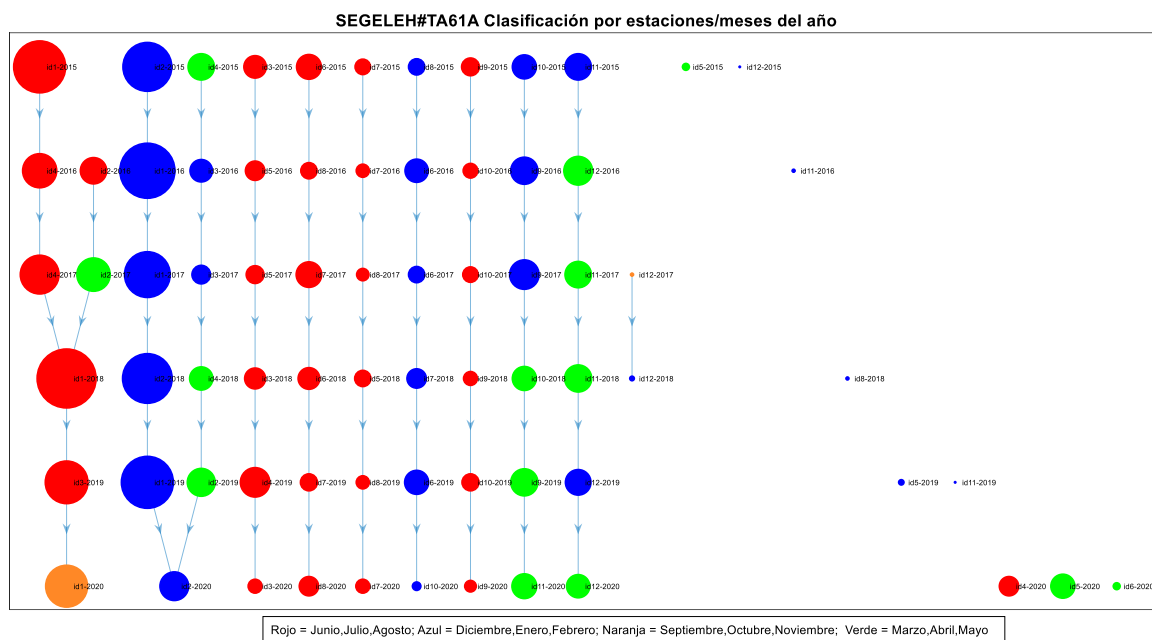


Figura 89. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por meses del año de la tarifa 6.1A.

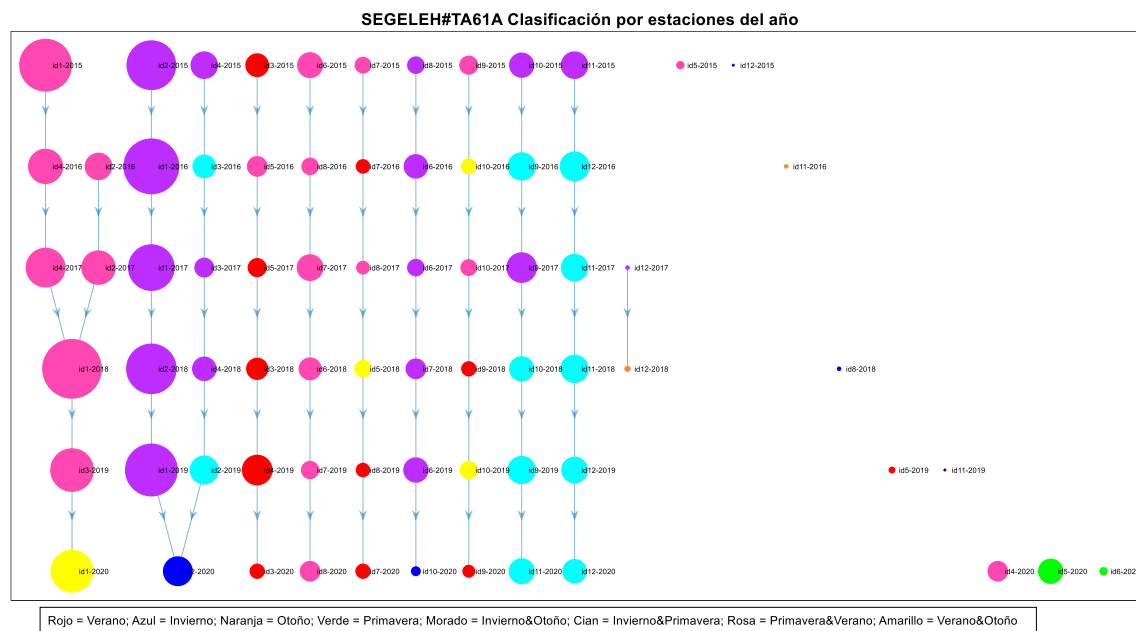


Figura 90. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por estaciones del año de la tarifa 6.1A.

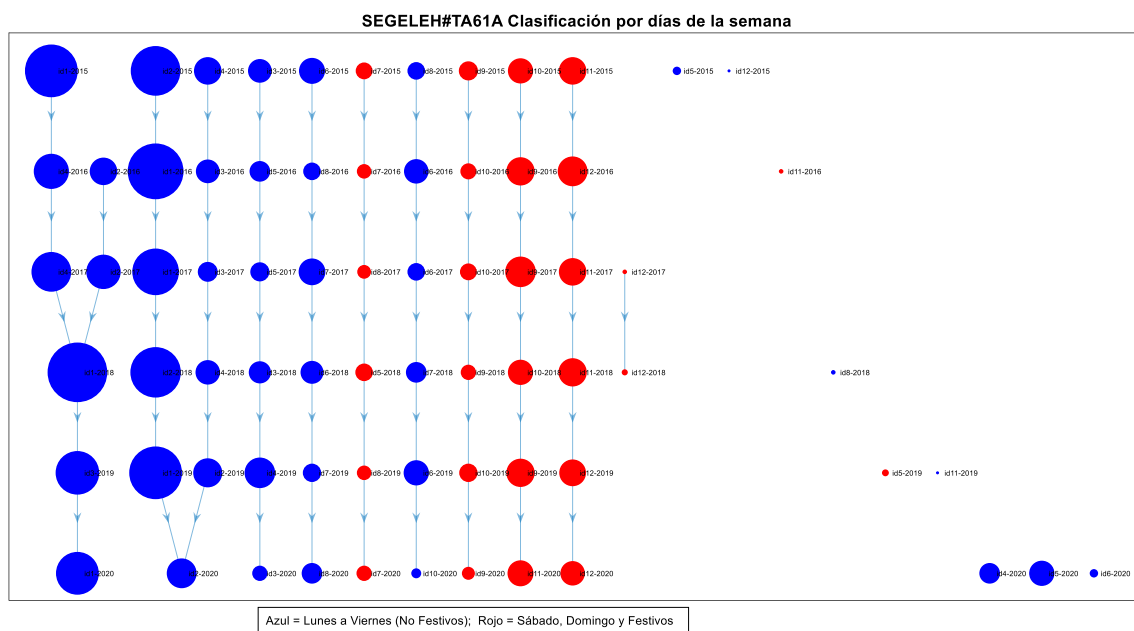


Figura 91. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días laborables y no laborables de la tarifa 6.1A.

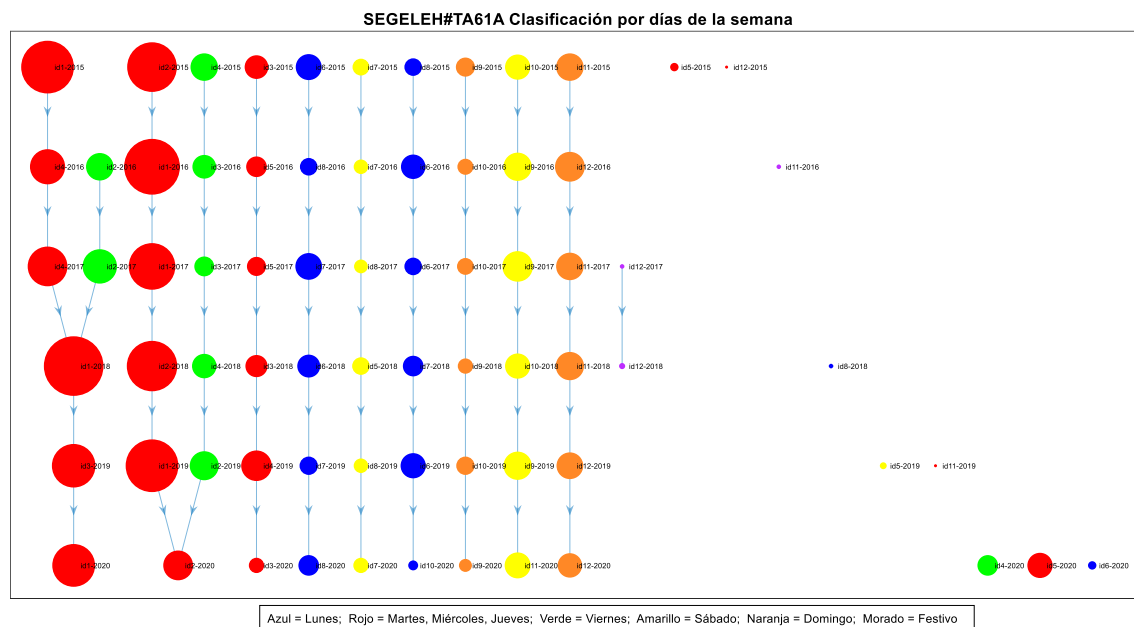


Figura 92. Evolución temporal de los perfiles tipo clasificados por días de la semana de la tarifa 6.1A.