

Proyecto Fin de Carrera

Ingeniería Industrial

Estudio de medidas horarias mediante  
técnicas de clustering

Autor: Fidel David Vázquez Cárdeno

Tutores: Manuel Burgos Payán

Jesús Manuel Riquelme Santos

**Departamento Ingeniería Eléctrica**  
**Escuela Técnica Superior de Ingeniería**  
**Universidad de Sevilla**

Sevilla, 2015



## ÍNDICE

1. Objetivo .....	10
2. Introducción .....	11
3. Tipo de tarifas.....	13
3.1. Potencias normalizadas .....	14
3.2. Periodos tarifarios.....	15
3.2.1. Modalidad de 2 períodos.....	15
3.2.2. Modalidad de 3 períodos.....	15
3.2.3. Modalidad de 6 períodos.....	17
4. Punto de medida .....	20
5. Métodos y técnicas de clustering.....	21
5.1. Definición .....	21
5.1.1. Atributos.....	21
5.1.2. Proceso .....	22
5.2. Criterios de similitud .....	23
5.2.1. Distancia euclídea.....	23
5.2.2. Distancia de Chebychev.....	24
5.2.3. Distancia de Manhattan .....	24
5.2.4. Distancia de Minkowski.....	24
5.3. Clasificación .....	25
5.3.1. Algoritmos de agrupamiento particionales.....	25
5.3.2. Algoritmos de agrupamiento jerárquicos. ....	26
5.3.3. Algoritmos de agrupamiento probabilísticos.....	27
5.3.4. Algoritmos de agrupamiento basados en densidades.....	28
5.4. Validación de resultados. Matriz de confusión .....	29
5.5. Interpretación de resultados .....	30
5.6. Técnicas de clustering empleadas .....	30
5.6.1. K-means .....	30
5.6.2. EM.....	32
5.6.3. DBSCAN.....	34
5.7. Comparativa entre Técnicas de clustering empleadas.....	35
5.7.1. K-means .....	35
5.7.2. EM.....	35

5.7.3.	DBSCAN.....	35
5.7.4.	Cuadro resumen .....	36
6.	Aplicación .....	37
6.1.	Datos .....	37
6.2.	Preprocesamiento.....	38
6.3.	Diseño y aplicación del algoritmo.....	44
6.3.1.	Medidas de similitud .....	44
6.3.2.	Aplicación del Algoritmo y Validación de los resultados.....	44
6.3.2.1.	K-means .....	46
6.3.2.1.1.	Tarifa 2A .....	46
6.3.2.1.1.1.	Clúster.....	48
6.3.2.1.1.1.1.	Clúster A.....	48
6.3.2.1.1.1.2.	Clúster B.....	51
6.3.2.1.1.1.3.	Clúster C.....	55
6.3.2.1.1.1.4.	Clúster D .....	58
6.3.2.1.1.2.	Subclúster .....	62
6.3.2.1.1.2.1.	Clúster A.....	62
6.3.2.1.1.2.2.	Clúster B.....	66
6.3.2.1.1.2.3.	Clúster C.....	68
6.3.2.1.1.2.4.	Clúster D .....	69
6.3.2.1.1.3.	Patrones diarios.....	71
6.3.2.1.2.	Tarifa 2.1 .....	75
6.3.2.1.3.	Tarifa 3.0 PM 4 .....	78
6.3.2.2.	EM.....	81
6.3.2.2.1.	Tarifa 2A .....	81
6.3.2.2.1.1.	Clúster.....	83
6.3.2.2.1.1.1.	Clúster A.....	83
6.3.2.2.1.1.2.	Clúster B.....	84
6.3.2.2.1.1.3.	Clúster C.....	84
6.3.2.2.1.2.	Subclúster .....	85
6.3.2.2.1.2.1.	Clúster A.....	85
6.3.2.2.1.2.2.	Clúster B.....	87
6.3.2.2.1.2.3.	Clúster C.....	89

6.3.2.2.1.3. Patrones diarios.....	94
6.3.2.2.2. Tarifa 2.1 .....	96
6.3.2.2.3. Tarifa 3.0 PM 4 .....	97
6.3.2.3. DBSCAN.....	98
6.3.2.3.1. Tarifa 2A .....	98
6.3.2.3.2. Tarifa 2.1 .....	99
6.3.2.3.3. Tarifa 3.0 .....	99
7. Conclusiones y aplicaciones .....	100
7.1. Conclusiones .....	100
7.2. Aplicaciones .....	101
8. Bibliografía .....	102
9. ANEXO 1: Manual weka .....	104
9.1. Introducción.....	104
9.2. Inicio del programa .....	104
9.3. Entrada de datos y preprocesamiento .....	106
9.4. Aplicación de algoritmo de clustering .....	110
10. Anexo 2: Patrones diarios .....	113
10.1. K- means.....	113
10.1.1. A.1.....	113
10.1.2. A.2 .....	115
10.1.3. A.3 .....	116
10.1.4. A.4 .....	117
10.1.5. B.1 .....	118
10.1.6. B.2 .....	119
10.1.7. B.3 .....	120
10.1.8. C .....	121
10.1.9. D.....	122
10.2. EM .....	123
10.2.1. A.1 .....	123
10.2.2. A.2 .....	124
10.2.3. A.3 .....	125
10.2.4. A.4 .....	126
10.2.5. A.5 .....	127

10.2.6.	A.6 .....	128
10.2.7.	A.7 .....	129
10.2.8.	B.1 .....	130
10.2.9.	B.2 .....	131
10.2.10.	B.3 .....	132
10.2.11.	B.4 .....	133
10.2.12.	B.5 .....	134
10.2.13.	B.6 .....	135
10.2.14.	B.7 .....	136
10.2.15.	C.1 .....	137
10.2.16.	C.2 .....	138
10.2.17.	C.3 .....	139
10.2.18.	C.4 .....	140
10.2.19.	C.5 .....	141
10.2.20.	C.6 .....	142
11.	ANEXO 3: Resultados de patrones de consumo diarios.....	143
11.1.	K-means.....	143
11.1.1.	A.1 .....	143
11.1.2.	A.2 .....	144
11.1.3.	A.3 .....	146
11.1.4.	A.4 .....	147
11.1.6.	B.1 .....	148
11.1.7.	B.2 .....	149
11.1.8.	B.3 .....	150
11.1.9.	C .....	151
11.1.10.	D .....	152
11.2.	EM .....	153
11.2.1.	A.1 .....	153
11.2.2.	A.2 .....	154
11.2.3.	A.3 .....	156
11.2.4.	A.4 .....	157
11.2.5.	A.5 .....	157
11.2.6.	A.6 .....	158

11.2.7.	A.7 .....	158
11.2.8.	B.1 .....	159
11.2.9.	B.2 .....	160
11.2.10.	B.3 .....	162
11.2.11.	B.4 .....	164
11.2.12.	B.5 .....	167
11.2.13.	B.6 .....	169
11.2.14.	B.7 .....	172
11.2.15.	C.1 .....	173
11.2.16.	C.2 .....	174
11.2.17.	C.3 .....	175
11.2.18.	C.4 .....	177
11.2.19.	C.5 .....	179
11.2.20.	C.6 .....	180

Ilustración 1. Esquema de clasificación de Minería de datos .....	11
Ilustración 2. Periodos tarifarios de tarifas 2.0DH y 2.1DH.....	15
Ilustración 3. Periodos tarifarios de tarifas 2.0DHS y 2.1DHS.....	15
Ilustración 4. Periodos tarifarios de tarifas 3.0A Zona 1 .....	16
Ilustración 5. Periodos tarifarios tarifa 3.1.....	19
Ilustración 6. Proceso de clustering.....	21
Ilustración 7. Esquema KDD.....	22
Ilustración 8. Propiedad de desigualdad triangular de la distancia .....	23
Ilustración 9. Proceso de algoritmo de agrupamientos particionales con k=2.....	25
Ilustración 10. Ejemplo de árbol binario de algoritmo aglomerativo .....	26
Ilustración 11. Proceso de algoritmo jerárquico divisivo .....	26
Ilustración 12. Ejemplo de algoritmo de agrupamiento basado en densidades.....	28
Ilustración 13. Ejemplo de matriz de confusión. ....	29
Ilustración 14. Ejemplo de algoritmo K-means .....	31
<i>Ilustración</i> 15. Ejemplo del proceso EM .....	33
Ilustración 16. Ejemplo de agrupación de datos con diferente densidad.....	36
Ilustración 17. Ejemplo de agrupación de datos con forma no convexa. ....	36
Ilustración 18. Distribución de suministros por tarifas .....	39
Ilustración 19. Curvas de suministros con tarifa 2A y $C_{max} > 10$ kWh .....	40
Ilustración 20. Ejemplo de curvas medias diarias de suministros Tarifa 3.0 PM 3 .....	41
Ilustración 21. Curvas medias diarias de suministros con Tarifa 3.0 PM 2 .....	42
Ilustración 22. Curvas medias diarias de suministros con Tarifa 3.1 .....	42
Ilustración 23. Curvas medias diarias de suministros con Tarifa 6.1 .....	43
Ilustración 24. Clasificación de $C_{max}$ en clústeres de la tarifa 2A por K-means.....	46
Ilustración 25. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros bien clasificados de A .....	48
Ilustración 26. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros incorrectamente clasificados en B del clúster A.....	48
Ilustración 27. Ejemplo de curvas de registros de clúster A en B. ....	49
Ilustración 28. . Distribución por rango de $C_{max}$ de registros incorrectamente clasificados en C del clúster A.....	49
Ilustración 29 . Ejemplo de curvas de registros de clúster A en C.....	50
Ilustración 30. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros incorrectamente clasificados en D del clúster A.....	50
Ilustración 31 Ejemplo de curvas de registros de clúster A en D. ....	51
Ilustración 32. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros bien clasificados de B .....	51
Ilustración 33. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros incorrectamente clasificados en A del clúster B.....	52
Ilustración 34 Ejemplo de curvas de registros de clúster B en A. ....	52
Ilustración 35. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros incorrectamente clasificados en C del clúster B .....	53
Ilustración 36 Ejemplo de curvas de registros de clúster C en B.....	53
Ilustración 37. Distribución por rango de $C_{max}$ de registros incorrectamente clasificados en D del clúster B.....	54
Ilustración 38. Ejemplo de curvas de registros de clúster B en D. ....	54

Ilustración 39. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de C .....	55
Ilustración 40. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A del clúster C .....	55
Ilustración 41. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en B del clúster C .....	56
Ilustración 42 Ejemplo de curvas de registros de clúster C en B.....	56
Ilustración 43. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en D del clúster C.....	57
Ilustración 44 Ejemplo de curvas de registros de clúster C en D. ....	57
Ilustración 45. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de D .....	58
Ilustración 46. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A del clúster D.....	58
Ilustración 47. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en B del clúster D.....	59
Ilustración 48 Ejemplo de curvas de registro de clúster D en B.....	59
Ilustración 49. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en C del clúster D.....	60
Ilustración 50 Ejemplo de curvas de registros de clúster D en C. ....	60
Ilustración 51. Distribución en clústeres de tarifa 2A por el método K-means .....	61
Ilustración 52. Consumos medios por clúster. ....	61
Ilustración 53. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster A por K-means. ....	62
Ilustración 54. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de A.3 ..	63
Ilustración 55. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A.2 del clúster A.3.....	64
Ilustración 56. Ejemplo de instancia de A.3 en A.2. ....	64
Ilustración 57. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A.4 del clúster A.3.....	65
Ilustración 58 Ejemplo de instancia de A.3 en A.4. ....	65
Ilustración 59. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster B por K-means. ....	66
Ilustración 60. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster C por K-means. ....	68
Ilustración 61. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster D por K-means. ....	69
Ilustración 62. Distribución en subclústeres de tarifa 2A por el método K-means .....	70
Ilustración 63. Consumos medios por clúster. ....	70
Ilustración 64. Ejemplo de suministro dentro del patrón A.1.....	71
Ilustración 65. Ejemplo de suministro dentro del patrón A.4.....	72
Ilustración 66. Curva media diaria residencial del proyecto Indel.....	73
Ilustración 67. Perfil final P <sub>a</sub> medio de enero de 2014.....	73
Ilustración 68. Patrones diarios del clúster A.1.....	74
Ilustración 69 Clasificación de Cmax de la tarifa 2.1 por K-means.....	75
Ilustración 70. Ejemplo de curvas medias diarias de suministro con tarifa 2.1.....	76
Ilustración 71. Media mensual de consumo tarifa 2.1.....	77
Ilustración 72. Perfil final P <sub>a</sub> medio de enero de 2014. ....	77
Ilustración 73. Clasificación de Cmax de la tarifa 3.0 PM 4 por K-means. ....	78
Ilustración 74. Ejemplo de curvas de consumo de tarifa 3.0 PM 4.....	79

Ilustración 75. Media mensual de consumo de tarifa 3.0 PM 4.....	79
Ilustración 76. Perfil Final Pc medio enero 2014.....	80
Ilustración 77. Clasificación de Cmax en clústeres de la tarifa 2A por EM. ....	81
Ilustración 78. Distribución de registros bien clasificados del clúster A.....	83
Ilustración 79 Ejemplo de curvas de registros de clúster A en B. ....	83
Ilustración 80. Distribución de numero de suministros por clúster.....	84
Ilustración 81. Consumos medios por clúster. ....	85
Ilustración 82. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster A por EM. ....	86
Ilustración 83. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster B por EM. ....	87
Ilustración 84. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster C por EM. ....	89
Ilustración 85. Distribución de suministros por subclúster.....	91
Ilustración 86. Consumos medios de subclústeres de la tarifa 2.A.....	92
Ilustración 87. Consumos medios de los subclústeres de A.....	92
Ilustración 88. Consumos medios de los subclústeres de C.....	93
Ilustración 89. Ejemplo de suministro dentro del patrón A.4.....	94
Ilustración 90. Ejemplo de suministro dentro del patrón C.3. ....	95
Ilustración 91. Curva media de sector de restauración del Proyecto INDEL.....	95
Ilustración 92. Clasificación de Cmax de la tarifa 2.1 por EM. ....	96
Ilustración 93. Clasificación de Cmax de la tarifa 2.1 por EM. ....	97
Ilustración 94. Clasificación de Cmax en clústeres de la tarifa 2A por EM ....	98
Ilustración 95. Ventana de inicio de Weka.....	105
Ilustración 96. Ventana de inicio de Explorer.....	105
Ilustración 97. Importación de fichero de datos.....	106
Ilustración 98. Aplicación de filtro.....	107
Ilustración 99. Aplicación la discretización sobre los datos.....	108

Tabla 1. Tarifa de acceso .....	13
Tabla 2. Potencias Normalizadas.....	14
Tabla 3. Periodos Tarifarios para tarifa 3.0 .....	16
Tabla 4. Periodo tarifario tarifas 6.1.....	18
Tabla 5. Punto de medida.....	20
Tabla 6. Cuadro comparativo de métodos de clustering. ....	36
Tabla 7. Valores de consumos medios por hora de la tarifa 2.A.....	44
Tabla 8. Valores de consumos medios por hora de la tarifa 2.1 .....	45
Tabla 9. Valores de consumos medios por hora de la tarifa 3.0 PM 4.....	45

## 1. OBJETIVO

El objetivo de este proyecto fin de carrera es la realización de un estudio de curvas de consumos horarios haciendo uso de una de las técnicas de la minería de datos, el clustering. Para ello se emplea una base de datos que contiene los consumos horarios de 6121 suministros del mes de enero de 2014.

Tras realizar este estudio se obtendrán unos patrones diarios de las agrupaciones que se obtengan a partir de las características de los datos y se analizará cual de la técnicas aplicadas es la más óptima para la determinación de clústeres.

## 2. INTRODUCCIÓN

La Minería de datos consiste en la extracción no trivial de información que reside de manera implícita en los datos. Dicha información era previamente desconocida y podrá resultar útil para algún proceso. En resumen, la minería de datos prepara, sondea y explora los datos para sacar la información oculta en ellos.

Las bases de la minería de datos se encuentran en la inteligencia artificial y en el análisis estadístico. Mediante los modelos extraídos utilizando técnicas de minería de datos se aborda la solución a problemas de predicción, clasificación y segmentación.

A continuación se muestra en la Ilustración 1 las principales técnicas de minería de datos:

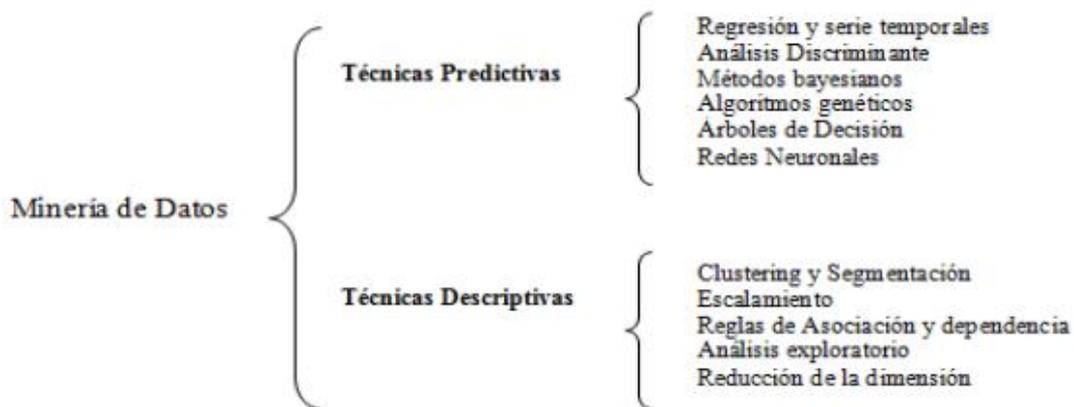


Ilustración 1. Esquema de clasificación de Minería de datos

El Clustering es una de las técnicas descriptivas dentro de la minería de datos. Este proceso localiza agrupaciones (o clúster) de datos con características similares entre sí.

Por este motivo, en este proyecto se hace uso de las técnicas de clustering para determinar patrones de consumo a partir de la base de datos de consumos históricos.

Este proyecto consta de los siguientes capítulos:

- **Tipos de tarifas:**

En este capítulo se explican los distintos tipos de tarifas de acceso que existen en España, las potencias normalizadas que existen para el término de potencia en el contrato de un suministro y los periodos tarifarios de las tarifas de acceso. Todo esto es necesario debido a que una de las características de los datos es el tipo de tarifa de los suministros (o CUPs).

- **Punto de medida:**

En este capítulo se desarrollan los 5 tipos de punto de medida que existen en España.

Como en el capítulo anterior, esto es necesario para caracterizar los datos.

- **Métodos y técnicas de clustering:**

En este capítulo se desarrolla la clasificación técnicas de clustering que existen, entrando en detalle las utilizadas en este proyecto.

- **Aplicación:**

Se detalla todo el estudio que se ha hecho sobre las curvas de consumo que tiene como producto la obtención de patrones de las curvas de consumo.

- **Conclusiones y aplicaciones:**

Se exponen las conclusiones obtenidas tras aplicar los procesos de clustering sobre los datos.

Además se plantean posibles usos de las técnicas del clustering.

- **Anexos:**

- **Anexo 1: Manual Weka**

Manual básico de la aplicación usada en este proyecto para el proceso de clustering.

- **Anexo 2: Patrones diarios**

Se muestran todos los resultados tras la aplicación de los métodos de clustering y representación gráfica de los patrones diarios.

- **Anexo 3: Resultados de patrones de consumo diarios**

Valores de los patrones diarios de cada clúster y subclúster obtenidos por cada algoritmo de clustering.

### 3. TIPO DE TARIFAS

La denominación actual del sistema de tarifas de acceso se establece en el *Artículo 7 del Real Decreto 1164/2001, de 26 de octubre*. Las tarifas se clasifican de la siguiente manera:

Tarifa	Termino de potencia	Tensión	Numero de periodos tarifarios
2.0A	P < 10 kW	< 1 kV	1
2.0DHA	P < 10 kW	< 1 kV	2
2.0DHS	P < 10 kW	< 1 kV	3
2.1	10 kW < P < 15	< 1 kV	1
2.1DHA	10 kW < P < 15	< 1 kV	2
2.1DHS	10 kW < P < 15	< 1 kV	3
3.0	P > 15 kW	< 1 kV	3
3.1	15 kW < P < 450 kW	1 - 36 kV	3
6.1	P > 450 kW	1 - 36 kV	6
6.2	P > 450 kW	36 - 72,5 kV	6
6.3	P > 450 kW	72,5 - 145 kV	6
6.4	P > 450 kW	> 145KV	6
6.5	P > 450 kW	Conexiones Internacionales	

Tabla 1. Tarifa de acceso

De esta tabla se deduce que los pequeños consumidores (hogares, pequeños comercios, pequeñas industrias, etc.) se encuentran en las tarifas 2.0, 2.0DHA, 2.0DHS (en adelante tarifas 2A), que los consumidores algo mayores que los anteriores (grandes comercios, medianas industrias, etc.) se encuentran en tarifas 2.1, 3.0 y 3.1, y los grandes consumidores (grandes industrias) se encuentran en tarifas 6.

Se observa que de la tarifa 3.1 en adelante se suministra en alta tensión (>1 kV) debido a los grandes consumos de los suministros que tienen contratadas estas tarifas.

### 3.1. POTENCIAS NORMALIZADAS

La Dirección General de Política Energética y Minas aprobó la *Resolución de 8 de septiembre de 2006*, en la que se establece las potencias normalizadas para todos los suministros en baja tensión (<1 kV).

En base a la siguiente tabla los clientes pueden elegir la potencia a contratar, debiendo escoger entre los escalones de intensidad para los aparatos de control de consumo.

Intensidad (A)	POTENCIAS NORMALIZADAS (kW)							
	Monofásicos				Trifásicos			
	U=127 V	U=133 V	U=220 V	<b>U=230 V</b>	3x127/220 V	<b>3x133/230 V</b>	3x220/380 V	<b>3x230/400 V</b>
1,5	0,191	0,200	0,330	<b>0,345</b>	0,572	<b>0,598</b>	0,987	<b>1,039</b>
3	0,381	0,399	0,660	<b>0,690</b>	1,143	<b>1,195</b>	1,975	<b>2,078</b>
3,5	0,445	0,466	0,770	<b>0,805</b>	1,334	<b>1,394</b>	2,304	<b>2,425</b>
5	0,635	0,665	1,100	<b>1,150</b>	1,905	<b>1,992</b>	3,291	<b>3,464</b>
7,5	0,953	0,998	1,650	<b>1,725</b>	2,858	<b>2,988</b>	4,936	<b>5,196</b>
10	1,270	1,330	2,200	<b>2,300</b>	3,811	<b>3,984</b>	6,582	<b>6,928</b>
15	1,905	1,995	3,300	<b>3,450</b>	5,716	<b>5,976</b>	9,873	<b>10,392</b>
20	2,540	2,660	4,400	<b>4,600</b>	7,621	<b>7,967</b>	13,164	<b>13,856</b>
25	3,175	3,325	5,500	<b>5,750</b>	9,526	<b>9,959</b>	16,454	<b>17,321</b>
30	3,810	3,990	6,600	<b>6,900</b>	11,432	<b>11,951</b>	19,745	<b>20,785</b>
35	4,445	4,655	7,700	<b>8,050</b>	13,337	<b>13,943</b>	23,036	<b>24,249</b>
40	5,080	5,320	8,800	<b>9,200</b>	15,242	<b>15,935</b>	26,327	<b>27,713</b>
45	5,715	5,985	9,900	<b>10,350</b>	17,147	<b>17,927</b>	29,618	<b>31,177</b>
50	6,350	6,650	11,000	<b>11,500</b>	19,053	<b>19,919</b>	32,909	<b>34,641</b>
63	8,001	8,379	13,860	<b>14,490</b>	24,006	<b>25,097</b>	41,465	<b>43,648</b>

Tabla 2. Potencias Normalizadas

El ICP es un dispositivo que limita la cantidad de corriente que se consume de forma simultánea en un hogar en función de la potencia que se tiene contratada. La presencia de este dispositivo es obligatoria por ley.

La fórmula para determinar la potencia normalizada es:

$$Potencia (kW) = \frac{Tensión (V) \times Intensidad (A)}{1000}$$

En las nuevas contrataciones o modificaciones de potencias y/o tarifas, se deberá de tener en cuenta que sólo podremos contratar las potencias de las columnas en negrita. En este caso, para los suministros monofásicos, podremos contratar las potencias establecidas en la columna U=230 V. En cuanto a las potencias de los suministros trifásicos deberemos contratar las potencias de las columnas de 3x133/230 y 3x230/400 V según la tensión del suministro, debido a la progresiva extinción de las otras tensiones.

### 3.2. PERIODOS TARIFARIOS

Los periodos tarifarios son los rangos de horas donde a un suministro se le tarifica de forma distinta. Para cada una de las modalidades de tarifa establecidas en la **Tabla 1. Tarifa de acceso** las horas de que abarcan los distintos periodos tarifarios son los siguientes:

#### 3.2.1. MODALIDAD DE 2 PERÍODOS

Se aplica para las tarifas 2.0DH y 2.1DH.

	Valle	Punta
Invierno	22 - 12 h	12 - 22 h
Verano	23 - 13 h	13 - 23 h



Ilustración 2. Periodos tarifarios de tarifas 2.0DH y 2.1DH

#### 3.2.2. MODALIDAD DE 3 PERÍODOS

Se aplica para las tarifas 2.0DHS y 2.1DHS

Supervalle	Llano	Punta
1 - 7 h	8 - 13 y 23 - 1 h	13 - 23 h



Ilustración 3. Periodos tarifarios de tarifas 2.0DHS y 2.1DHS

Para las tarifas 3.0 se aplica lo siguiente:

Zona	Invierno			Verano		
	Valle	Llano	Punta	Valle	Llano	Punta
1	0 - 8	8 - 18 22 - 24	18 - 22	0 - 8	8 - 9 13 - 24	9 - 13
2	0 - 8	8 - 18 22 - 24	18 - 22	1 - 9	0 - 1 9 - 19 23 - 24	19 - 23
3	0 - 8	8 - 18 22 - 24	18 - 22	1 - 9	0 - 1 9 - 19 23 - 24	19 - 23
4	0 - 8	8 - 19 23 - 24	19 - 23	1 - 9	0 - 1 9 - 20	20 - 24

Tabla 3. Periodos Tarifarios para tarifa 3.0

A estos efectos las zonas en que se divide el mercado eléctrico nacional serán las relacionadas a continuación e incluyen las Comunidades Autónomas que se indican:

- **Zona 1:** Península.
- **Zona 2:** Baleares.
- **Zona 3:** Canarias.
- **Zona 4:** Ceuta y Melilla.

Los cambios de horario de invierno a verano o viceversa coincidirán con la fecha del cambio oficial de hora.

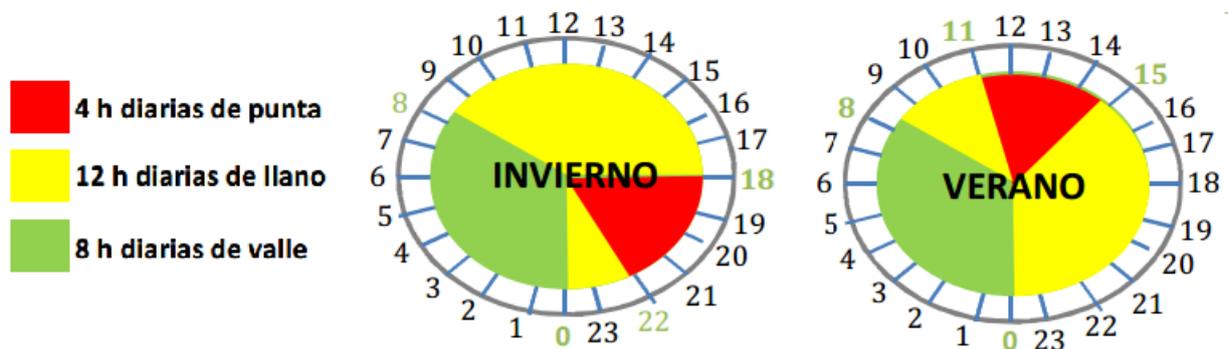


Ilustración 4. Periodos tarifarios de tarifas 3.0A Zona 1

### 3.2.3. MODALIDAD DE 6 PERÍODOS

Para las tarifas 3.1, 6.1 y siguientes

Se aplica a las tarifas generales de alta tensión. Para esta modalidad los tipos de días, períodos tarifarios y horarios concretos a aplicar son los que se definen a continuación:

#### **1. Tipos de días.**

Para la aplicación de estas tarifas, se divide el año eléctrico en los tipos de días siguientes:

- **Tipo A:** de lunes a viernes no festivos de temporada alta.
- **Tipo B:** de lunes a viernes no festivos de temporada media.
- **Tipo C:** de lunes a viernes no festivos de temporada baja, excepto agosto en el Sistema Peninsular y el mes correspondiente de mínima demanda en cada uno de los sistemas aislados extrapeninsulares e insulares. Dicho mes se fijará por la Dirección General de Política Energética y Minas.
- **Tipo D:** sábados, domingos y festivos y agosto en el Sistema Peninsular y el mes de menor demanda para los sistemas aislados insulares y extrapeninsulares (que se fijará por la Dirección General de Política Energética y Minas).

Las temporadas **alta, media y baja** serán las siguientes:

- a) Para península:
  1. Temporada alta: noviembre, diciembre, enero y febrero.
  2. Temporada media: marzo, abril, julio y octubre.
  3. Temporada baja: mayo, junio, agosto y septiembre.
- b) Para Baleares, Ceuta y Melilla:
  1. Temporada alta: junio, julio, agosto y septiembre.
  2. Temporada media: enero, febrero, octubre y diciembre.
  3. Temporada baja: marzo, abril, mayo y noviembre.
- c) Para las islas Canarias:
  1. Temporada alta: diciembre, enero, febrero y marzo.
  2. Temporada media: abril, septiembre, octubre y noviembre.
  3. Temporada baja: mayo, junio, julio y agosto.

Se considerarán, a estos efectos, como días festivos los de ámbito nacional definidos como tales en el calendario oficial del año correspondiente, con inclusión de aquellos que puedan ser sustituidos a iniciativa de cada Comunidad Autónoma.

**2. Períodos tarifarios.** La composición de los seis períodos tarifarios es la siguiente:

- Período 1: comprende seis horas diarias de los días tipo A.
- Período 2: comprende diez horas diarias de los días tipo A.
- Período 3: comprende seis horas diarias de los días tipo B.
- Período 4: comprende diez horas diarias de los días tipo B.
- Período 5: comprende dieciséis horas diarias de los días tipo C.
- Período 6: resto de horas no incluidas en los anteriores y que comprende las siguientes:
  - Ocho horas de los días tipo A.
  - Ocho horas de los días tipo B.
  - Ocho horas de los días tipo C.
  - Veinticuatro horas de los días tipo D.

Las horas de este período, a efectos de acometida, serán las correspondientes a horas valle.

2. **Horarios a aplicar en cada período tarifario.** Los horarios a aplicar en cada uno de los períodos tarifarios serán los siguientes:

Periodo tarifario	tipo de día			
	Tipo A	Tipo B	Tipo C	Tipo D
1	16 - 22	-	-	-
2	8 - 16 22 - 24	-	-	-
3	-	9 - 15	-	-
4	-	8 - 9 15 - 24	-	-
5	-	-	8 - 24	-
6	0 - 8	0 - 8	0 - 8	0 - 24

Tabla 4. Periodo tarifario tarifas 6.1

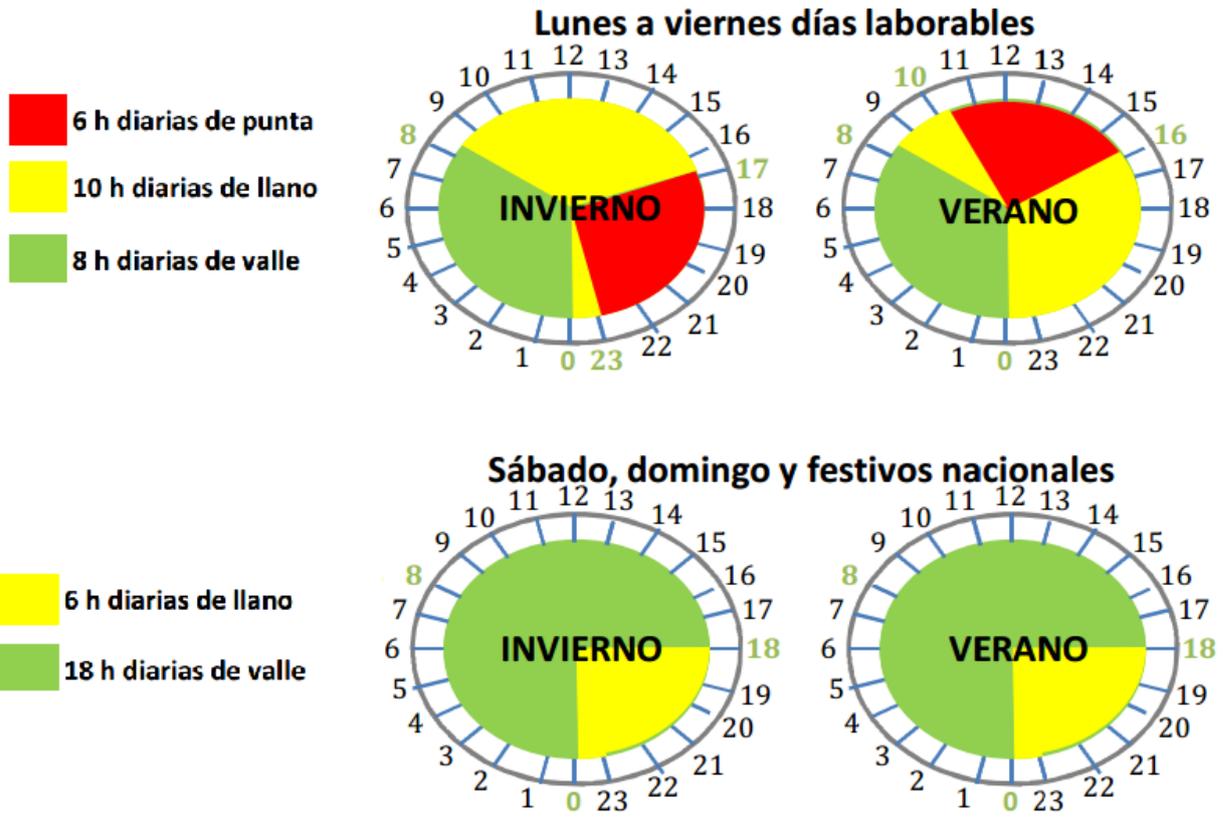


Ilustración 5. Periodos tarifarios tarifa 3.1

#### 4. PUNTO DE MEDIDA

Según el *Real Decreto 1110/2007, de 24 de agosto de 2007*, por el que se aprueba el Reglamento unificado de puntos de medida del sistema eléctrico, en su Artículo 7. Clasificación de los puntos de medida y frontera. Se define la siguiente clasificación:

1. Son puntos de medida de tipo 1 los siguientes:
  - Puntos situados en las fronteras de clientes cuya potencia contratada en cualquier periodo sea igual o superior a 10 MW.
  - Puntos situados en las fronteras de generación cuya potencia aparente nominal sea igual o superior a 12 MVA.
  - Puntos situados en cualquier otra frontera cuya energía intercambiada anual sea igual o superior a 5 GWh.
2. Son puntos de medida de tipo 2: aquellos que no pudiendo clasificarse como tipo 1 sean:
  - Puntos situados en las fronteras de clientes cuya potencia contratada en cualquier periodo sea superior a 450 kW.
  - Puntos situados en las fronteras de generación, cuya potencia aparente nominal sea igual o superior a 450 kVA.
  - Puntos situados en cualquier otra frontera cuya energía intercambiada anual sea igual o superior a 750 MWh.
3. Son puntos de medida de tipo 3: aquellos que no puedan clasificarse en otra categoría.
4. Son puntos de medida tipo 4 los puntos situados en las fronteras de clientes, cuya potencia contratada en cualquier periodo sea igual o inferior a 50 y superior a 15 kW.
5. Son puntos de medida tipo 5:
  - Puntos situados en las fronteras de clientes cuya potencia contratada en cualquier periodo sea igual o inferior a 15 kW.
  - Puntos situados en las fronteras de instalaciones de generación cuya potencia nominal sea igual o inferior a 15 kVA.

En la siguiente tabla se resume todo lo anterior:

Punto de medida	Potencia Contratada	Potencia Aparente	Energía anual intercambiada
<b>Tipo 1</b>	$\geq 10$ MW	$\geq 12$ MVA	$\geq 5$ GWh
<b>Tipo 2</b>	$10 \text{ MW} > P > 450$ kW	$12 \text{ MVA} > S \geq 450$ kVA	$5 \text{ GWh} > E \geq 750$ MWh
<b>Tipo 3</b>	$450 \text{ kW} \geq P \geq 50$ kW	$\leq 450$ kVA	$\leq 750$ MWh
<b>Tipo 4</b>	$50 \text{ kW} \geq P \geq 15$ kW		
<b>Tipo 5</b>	$\leq 15$ kW	$\leq 15$ kVA	

Tabla 5. Punto de medida

## 5. MÉTODOS Y TÉCNICAS DE CLUSTERING

### 5.1. DEFINICIÓN

El agrupamiento o clustering consiste en la clasificación de datos, observaciones o vectores de atributos o características en grupos (clusters). El resultado de un agrupamiento es un conjunto de grupos en los cuales los datos de un mismo grupo son más similares entre sí que con datos de otros grupos.

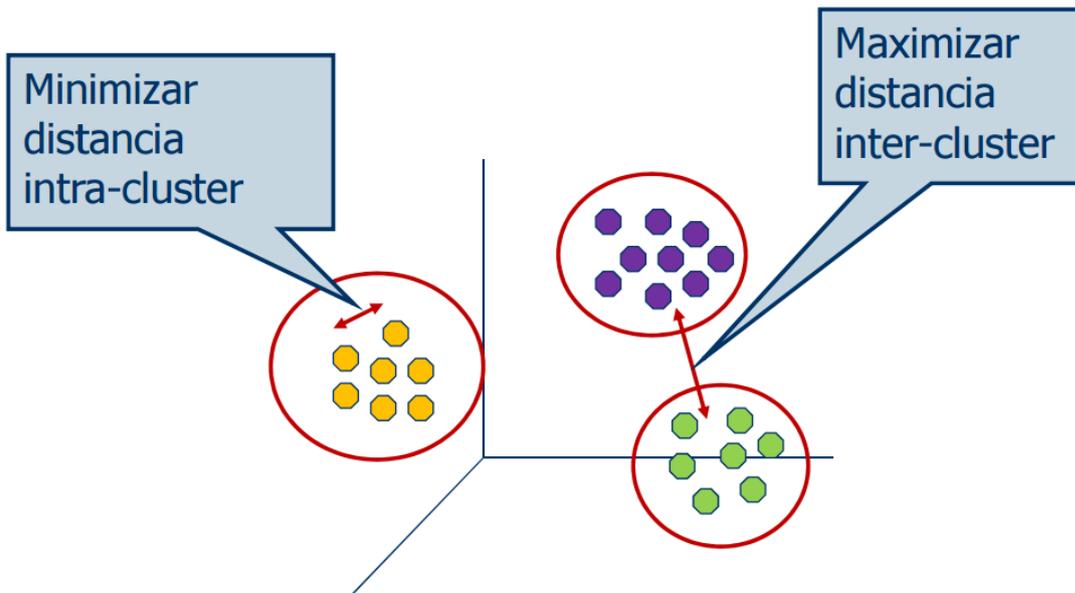


Ilustración 6. Proceso de clustering

Un dato está formado por un conjunto finito de atributos (características).

#### 5.1.1. ATRIBUTOS

Estos atributos pueden ser:

- Numéricos: Números reales en general.
- Nominales: Son variables discretas, pero sin un orden especificado.  
Ej: color de ojos, raza, género, etc.
- Ordinales: Son variables discretas con una relación de orden.  
Ej: altura (alto, mediano, bajo), tamaño (pequeño, mediano, grande), etc.
- Binarias: Sólo pueden tomar dos estados posibles (1 o 0).

### 5.1.2. PROCESO

El clustering es una técnica de la minería de datos, la cual sigue el esquema KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) que consta de 4 partes principales:

1. Preproceso: Se realiza la extracción y selección de características.
2. Diseño y aplicación del algoritmo:
  - a. Búsqueda de criterios de agrupación (medidas de similitud).
  - b. Elección del algoritmo de clustering.
  - c. Aplicación del algoritmo.
3. Validación de los resultados.
4. Interpretación de los resultados.

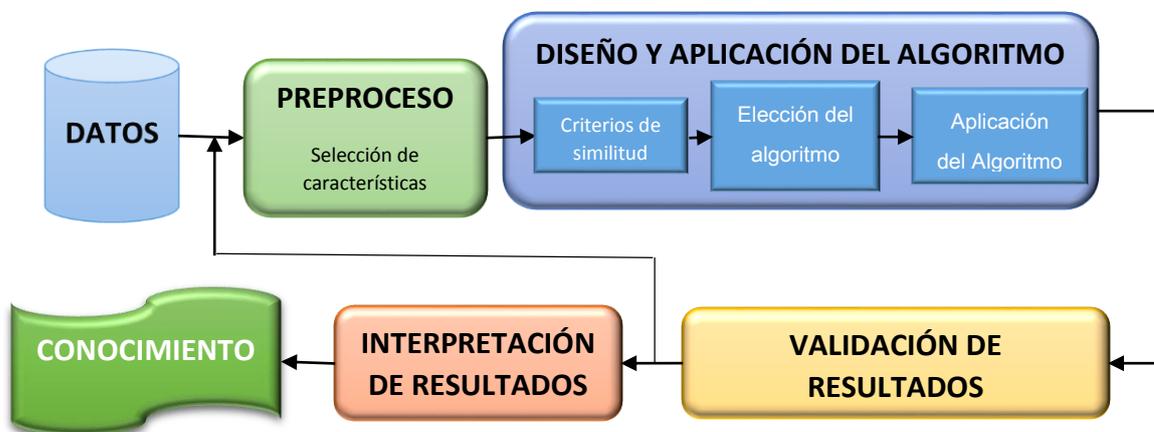


Ilustración 7. Esquema KDD

Los resultados obtenidos dependerán de:

- El algoritmo de agrupamiento seleccionado.
- El conjunto de datos disponible.
- Atributos seleccionados para agrupar (preproceso).
- Los criterios de similitud utilizados para comparar datos.

## 5.2. CRITERIOS DE SIMILITUD

Para determinar la semejanza y desemejanza entre los datos con atributos continuos se calcula la distancia entre los datos, los datos con distancias menores entre sí tendrán mayor similitud que otros datos con distancias mayores. Entonces se cumple:

$$d(i, j) > d(i, k)$$

Donde i es más cercano/similar a k que a j.

La distancia tiene las siguientes propiedades:

- Propiedad reflexiva  $d(i, j) = 0$  si y sólo si  $i=j$
- Propiedad simétrica  $d(i, j) = d(j, i)$
- Desigualdad triangular  $d(i, j) \leq d(i, k) + d(k, j)$

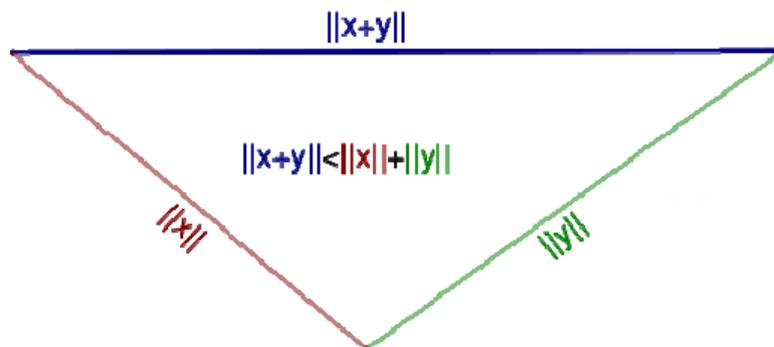


Ilustración 8. Propiedad de desigualdad triangular de la distancia

A continuación se detallan las distintas formas de calcular la distancia:

### 5.2.1. DISTANCIA EUCLÍDEA

La distancia euclidiana o euclídea es la distancia "ordinaria" (la que se mediría con una regla) entre dos puntos de un espacio euclídeo. Esta distancia se deduce a partir del teorema de Pitágoras.

Su expresión es la siguiente:

$$d(i, j) = \sqrt{(|x_{i1} - x_{j1}|^2 + |x_{i2} - x_{j2}|^2 + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|^2)}$$

Siendo:

$i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip})$  y  $j = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jp})$  son dos datos con p atributos.

### 5.2.2. DISTANCIA DE CHEBYCHEV

También conocida como distancia del tablero de ajedrez (chessboard distance):

Número de movimientos que el rey ha de hacer para llegar de una casilla a otra en un tablero de ajedrez.

Se define como:

$$d(i, j) = \text{Max} (|x_{i1} - x_{j1}|, |x_{i2} - x_{j2}|, \dots, |x_{ip} - x_{jp}|)$$

Da como resultado valores enteros y discretos.

	a	b	c	d	e	f	g	h	
8	5	4	3	2	2	2	2	2	8
7	5	4	3	2	1	1	1	2	7
6	5	4	3	2	1	♔	1	2	6
5	5	4	3	2	1	1	1	2	5
4	5	4	3	2	2	2	2	2	4
3	5	4	3	3	3	3	3	3	3
2	5	4	4	4	4	4	4	4	2
1	5	5	5	5	5	5	5	5	1
	a	b	c	d	e	f	g	h	

### 5.2.3. DISTANCIA DE MANHATTAN

La distancia de ciudad, distancia Manhattan, o longitud Manhattan entre dos puntos es la suma de las diferencias (absolutas) de sus coordenadas. El último nombre alude al diseño de rejilla de la mayoría de las calles de la isla de Manhattan, siendo la distancia que tendría que recorrer un coche de un punto a otro la “*distancia de Manhattan*”.

Se define como:

$$d(i, j) = |x_{i1} - x_{j1}| + |x_{i2} - x_{j2}| + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|$$

### 5.2.4. DISTANCIA DE MINKOWSKI

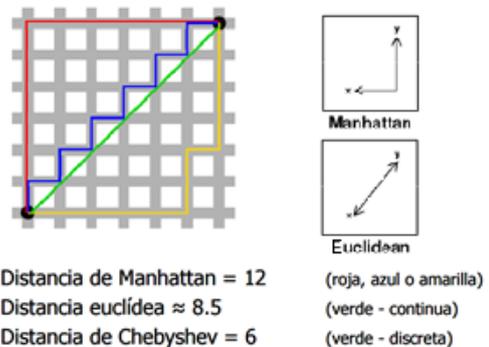
Se define como:

$$d(i, j) = \sqrt[q]{(|x_{i1} - x_{j1}|^q + |x_{i2} - x_{j2}|^q + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|^q)}$$

Con  $q > 0$

Si  $q = 1$ ,  $d$  es la distancia de Manhattan.

Si  $q = 2$ ,  $d$  es la distancia euclídea.



### 5.3. CLASIFICACIÓN

Debido a la gran variabilidad de problemas de análisis de grandes volúmenes de información, han surgido multitud de algoritmos o técnicas de clustering a lo largo de del tiempo para que sus soluciones se adecuaran mejor a las necesidades específicas de cada problema.

Todos estos algoritmos se pueden clasificar en base a una serie de criterios, dependiendo de cuál sea el resultado final, de cómo se escojan los parámetros de entrada, de la estructura del algoritmo, etc.

A pesar de la gran cantidad de técnicas de agrupamiento existentes en la literatura, todas son susceptibles de ser clasificadas en uno de los siguientes cuatro tipos de agrupamiento.

1. Algoritmos de agrupamiento particionales.
2. Algoritmos de agrupamiento jerárquicos.
3. Algoritmos de agrupamiento probabilísticos.
4. Algoritmos de agrupamiento basados en densidades.

#### 5.3.1. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO PARTICIONALES.

Son aquellos que obtienen como resultado un número  $k$  de grupos (particiones) a partir de todo el conjunto de datos iniciales, agrupándose entre sí los que tienen mayor similitud.

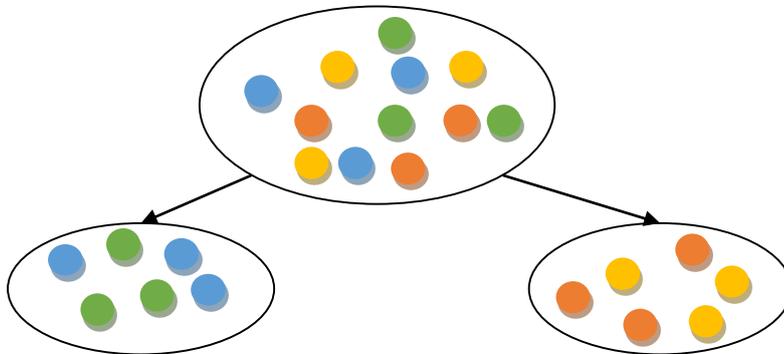


Ilustración 9. Proceso de algoritmo de agrupamientos particionales con  $k=2$ .

Ejemplo de algoritmos:

- K-means (MacQueen'67):  
Cada clúster se representa por la media del centro del clúster.
- K-medoids (Kaufman & Rousseeuw'87):  
Cada clúster se representa por uno de los objetos del clúster.
- BFR:  
Asume que cada clúster se distribuye según una distribución normal gaussiana en torno a un centroide en un espacio euclideo.

### 5.3.2. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO JERÁRQUICOS.

Organizan los datos en estructuras jerárquicas de acuerdo a una matriz de proximidades. Los resultados de estos algoritmos son, por lo general, mostrados en un árbol binario o en un dendograma. Estos algoritmos se pueden dividir a su vez en:

- Aglomerativos:

Esta técnica parte inicialmente de los objetos individuales que van progresivamente fusionando en grupos de características similares.

Ejemplo:

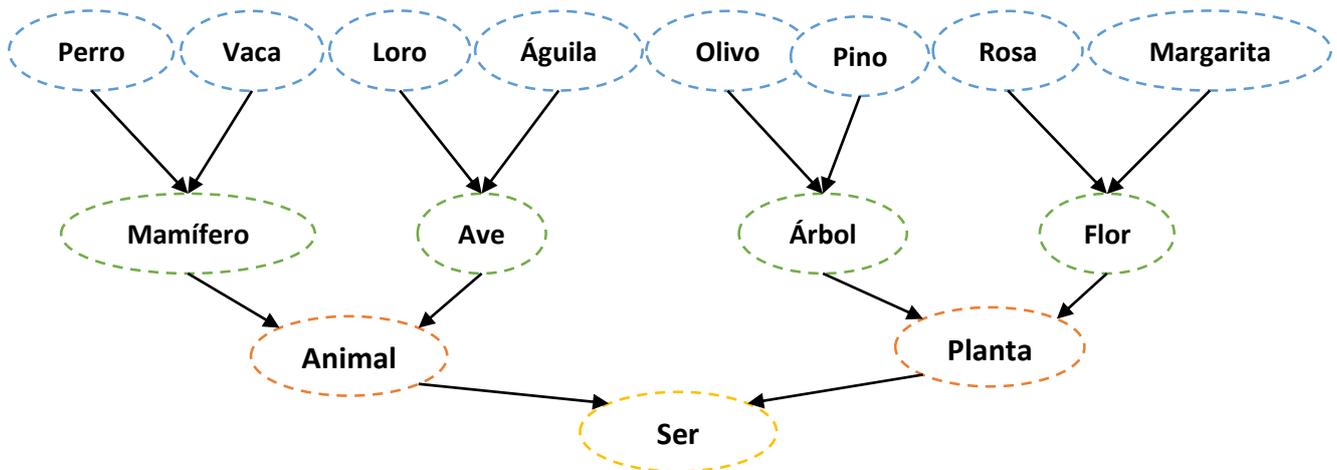


Ilustración 10. Ejemplo de árbol binario de algoritmo aglomerativo

- Divisivos:

Esta técnica trata el conjunto total de objetos como un conglomerado y va sucesivamente subdividiendo en grupos más pequeños de características similares.

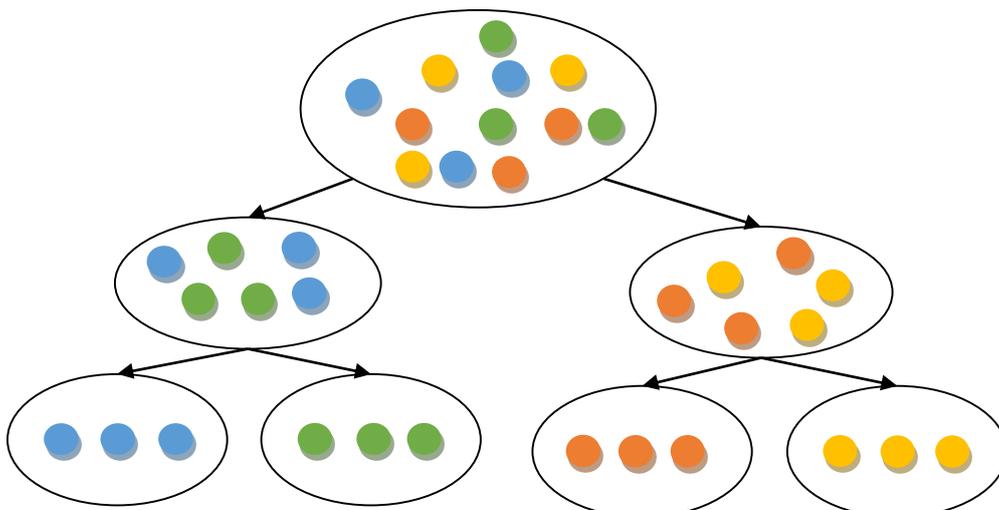


Ilustración 11. Proceso de algoritmo jerárquico divisivo

Ejemplos de algoritmos jerárquicos:

- COBWEB: (Douglas H. Fisher)
- BIRCH: Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies (Zhang, Ramakrishnan & Livny, SIGMOD'1996).
- ROCK: RObust Clustering using linKs (Guha, Rastogi Rastogi & Shim, ICDE'1999).
- CURE: Clustering Using REpresentatives (Guha, Rastogi Rastogi & Shim, SIGMOD'1998)
- CHAMELEON: Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling (Karypis, Han & Kumar, 1999).

### 5.3.3. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO PROBABILÍSTICOS.

Los algoritmos probabilísticos parten inicialmente de un reparto de los datos en clústeres aleatorios, posteriormente calculan la varianza y la media de esos clústeres y determinan la función de probabilidad. Con lo que se calcula la probabilidad de que cada dato pertenezca con mayor probabilidad a un clúster u otro. Se ejecutan tantos nuevos repartos en función de su probabilidad hasta que los datos no varíen su asignación de un clúster a otro.

Estos algoritmos se encargan de determinar las k distribuciones normales (medias y varianzas) y las probabilidades particulares de cada distribución (pueden ser diferentes). Si tuviéramos dos distribuciones A y B con  $\mu_A$ ,  $\sigma_A$ ,  $\mu_B$ ,  $\sigma_B$ , y  $P_A$  ( $P_A + P_B = 1$ ), podemos generar un conjunto de datos. Si supiéramos de qué distribución salió cada dato, es fácil calcular su media y varianza, y la  $P_A$  y  $P_B$ .

$$\mu = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$
$$\sigma^2 = \frac{(x_1 - \mu)^2 + (x_2 - \mu)^2 + \dots + (x_n - \mu)^2}{n - 1}$$
$$P(x|A) = \frac{P(x|A)P(A)}{P(x)} = \frac{f(x, \mu_A, \sigma_A)P_A}{P(x)}$$

Donde  $f(x, \mu_A, \sigma_A)$  es una distribución normal:

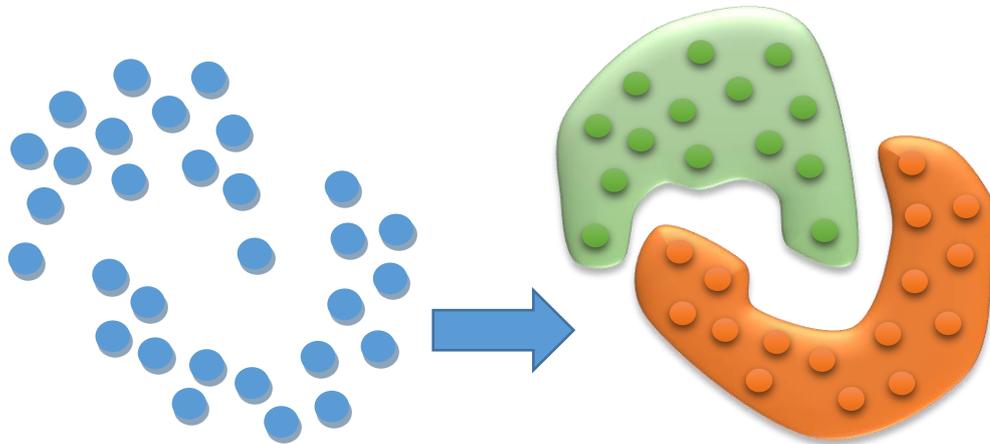
$$f(x, \mu_A, \sigma_A) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Ejemplos de algoritmos:

- EM (1977 por Arthur Dempster, Nan Laird, and Donald Rubin).
- AutoClass (P. Cheeseman, J. Stutz)

#### 5.3.4. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO BASADOS EN DENSIDADES.

Estos algoritmos aplican criterios locales de grupo. Los grupos están compuestos por regiones en el espacio de atributos de gran densidad de datos separados por regiones de menor densidad (ruido). Estas regiones pueden tener cualquier forma y/o distribución.



**Ilustración 12. Ejemplo de algoritmo de agrupamiento basado en densidades.**

Ejemplo de algoritmos:

- DBSCAN. (Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander y Xiaowei Xu en 1996).
- Optics. (Mihael Ankerst, Markus M. Breunig, Hans-Peter Kriegel and Jörg Sander).

#### 5.4. VALIDACIÓN DE RESULTADOS. MATRIZ DE CONFUSIÓN

La matriz de confusión es la forma de cuantificar el grado de fiabilidad de las agrupaciones que han determinado los métodos de clustering. Es el siguiente paso tras la obtención de los resultados de los algoritmos.

La matriz de confusión tiene la siguiente forma:

	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3	Clúster N
Clúster 1	$C_{11}$	$C_{21}$	...	$C_{n1}$
Clúster 2	$C_{12}$	$C_{22}$	...	$C_{n2}$
...	...	...	...	...
Clúster N	$C_{1n}$	$C_{2n}$	...	$C_{nn}$

Siendo el número de datos total dentro un clúster 1:

$$\sum_{1}^{n} C_{n1}$$

Donde:

$C_{11}$  es el número de datos que perteneciendo al clúster 1 están bien clasificados.

$C_{21}$  es el número de datos que perteneciendo al clúster 1 deberían estar en el 2.

$C_{n1}$  es el número de datos que se encuentra en clúster 1 y que deberían estar en el N.

Entonces se cumple que los elementos diagonales son el número de datos bien clasificados de un clúster y los elementos no diagonales son lo que se encuentran incorrectamente asignados a otro clúster.

En la matriz del ejemplo que aparece a continuación, de 8 gatos reales (suma de filas Algoritmos de agrupamiento), el sistema predijo que tres eran perros y de seis perros predijo que uno era un conejo y dos eran gatos. A partir de la matriz se puede ver que el sistema tiene problemas distinguiendo entre gatos y perros, pero que puede distinguir razonablemente bien entre conejos y otros animales.

	Gato	Perro	Conejo
Gato	5	3	0
Perro	2	3	1
Conejo	0	2	11

Ilustración 13. Ejemplo de matriz de confusión.

## 5.5. INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

Una vez aplicado el proceso de clustering y validados sus resultados, se observa si de estos resultados se obtiene alguna información útil o en cambio debemos cambiar alguna parte del proceso (entrada de datos, cambio de algoritmo, etc.) hasta obtener unos resultados satisfactorios.

## 5.6. TÉCNICAS DE CLUSTERING EMPLEADAS

En este apartado se detallan los algoritmos de clustering empleados en este proyecto.

### 5.6.1. K-MEANS

Se trata de un algoritmo de agrupamiento particional y es hasta ahora el más utilizado en aplicaciones científicas e industriales por su sencillez y facilidad de implantación. El nombre le viene porque representa cada uno de los clústeres por la media (o media ponderada) de sus puntos, es decir, por su centroide. Este método únicamente se puede aplicar a atributos numéricos, y los valores atípicos (outliers) o ruido le pueden afectar muy negativamente.

Sin embargo, la representación mediante centroides tiene la ventaja de que tiene un significado gráfico y estadístico inmediato. La suma de las discrepancias entre un punto y su centroide, expresado a través de la distancia apropiada, se usa como función objetivo.

La función objetivo tiene la siguiente forma:

$$\text{Min} \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2$$

Donde  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  es un conjunto de datos,  $k$  es un número de clúster ( $k \leq n$ )  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$  y  $\mu_i$  es la media de puntos en  $S_i$ .

El algoritmo iterativo tiene los siguientes pasos:

1. Inicialmente se seleccionan  $K$  objetos del conjunto de entrada. Estos  $K$  objetos serán los centroides iniciales de los  $K$ -grupos.
2. Se calculan las distancias de los datos a cada uno de los centroides. Los datos se asignan a aquellos grupos cuya distancia es mínima con respecto a todos los centroides.
3. Se actualizan los centroides como el valor medio de todos los objetos asignados a ese grupo.

- Se repite el paso 2 y 3 hasta que se satisface algún criterio de convergencia, como puede ser que tras una iteración los centroides no varían de posición o llegar un número máximo de iteraciones.

Los parámetros configurables de este algoritmo son:

- Número de clúster para los que se quiera agrupar.
- Número máximo de iteraciones.
- Elección de la medida de la distancia. (Euclídea, Manhattan, etc).

Ejemplo con K=2:

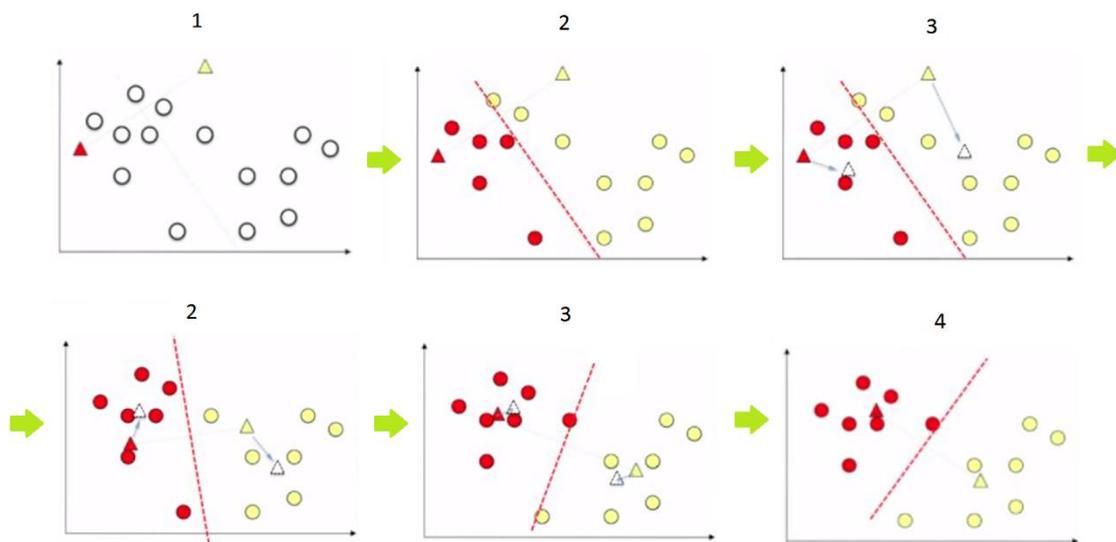


Ilustración 14. Ejemplo de algoritmo K-means

### 5.6.2. EM

EM (Expectation Maximization) es un método de clustering probabilístico que trata de obtener la FDP (Función de Densidad de Probabilidad) desconocida a la que pertenecen el conjunto completo de datos. Esta FDP se puede aproximar mediante una combinación lineal de NC componentes, definidas a falta de una serie de parámetros  $\{\theta\} = \cup \{\theta_j \ \forall j = 1, \dots, NC\}$ , que son los que hay que averiguar.

$$P(x) = \sum_{j=1}^{NC} \pi_j p(x; \theta_j) \text{ con } \sum_{j=1}^{NC} \pi_j = 1$$

Donde  $\pi_j$  son las probabilidades a priori de cada clúster cuya suma debe ser 1, que también forman parte de la solución buscada,  $P(x)$  denota la FDP arbitraria y  $p(x; \theta_j)$  la función de densidad del componente  $j$ . Cada clúster se corresponde con las respectivas muestras de datos que pertenecen a cada una de las densidades que se mezclan. Se pueden estimar FDP de formas arbitrarias, utilizándose FDP normales n-dimensionales, t-Student, Bernoulli, Poisson, y log-normales. Aquí se modelarán los datos mediante distribuciones normales, por ser éstas las más comunes.

El ajuste de los parámetros del modelo requiere alguna medida de su bondad, es decir, cómo de bien encajan los datos sobre la distribución que los representa. Este valor de bondad se conoce como el likelihood de los datos.

Se trataría entonces de estimar los parámetros buscados  $\theta$ , maximizando este likelihood (este criterio se conoce como ML-Maximum Likelihood). Normalmente, lo que se calcula es el logaritmo de este likelihood (log-likelihood) ya que es más fácil de calcular de forma analítica. La solución obtenida es la misma, gracias a la propiedad de monotonicidad del logaritmo.

La forma de esta función log-likelihood es:

$$L(\theta, \pi) = \log \prod_{n=1}^{NI} P(x_n)$$

Donde NI es el número de instancias o datos, que suponemos independientes entre sí.

El algoritmo EM, procede en dos pasos que se repiten de forma iterativa:

#### 1. Expectation:

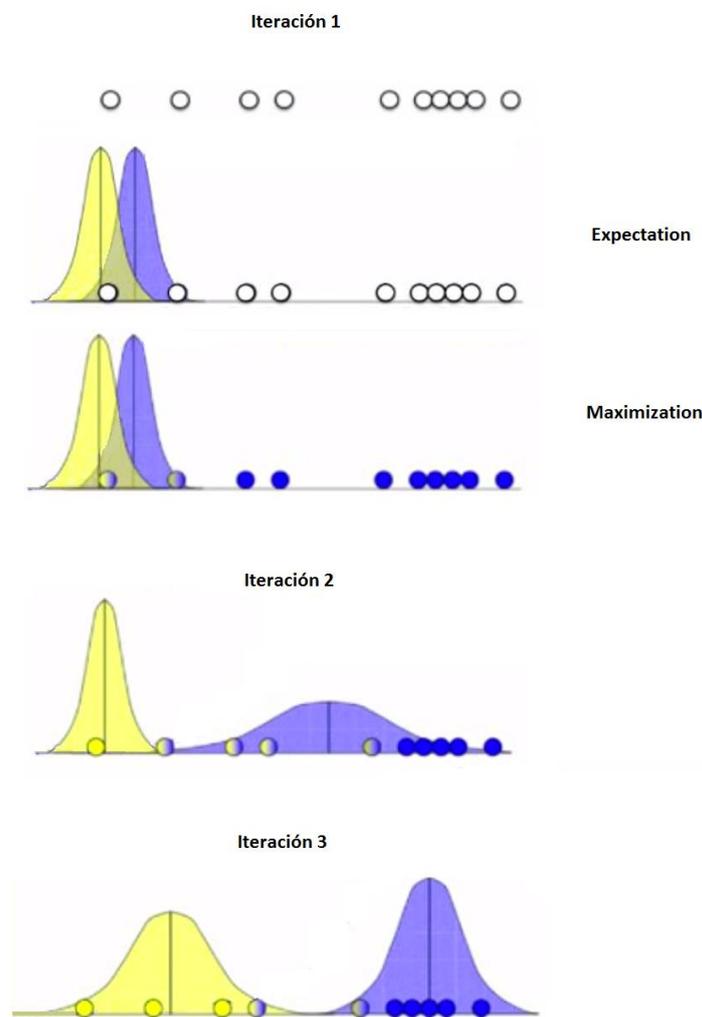
Obtiene diferentes FDP a partir de los parámetros iniciales o los proporcionados por el paso de Maximization de la iteración anterior, o sea que realiza el cálculo de las probabilidades de los atributos o los valores esperados de los atributos.

## 2. Maximization:

Se calcula los valores de los parámetros de las distribuciones y maximiza la verosimilitud de las distribuciones de los datos.

En resumen, el algoritmo comienza suponiendo los parámetros de las distribuciones, que posteriormente los usa para calcular las probabilidades de que cada objeto pertenezca a un clúster, usando esas probabilidades para re-estimar los parámetros de las probabilidades, hasta que converja después de una serie de iteraciones.

Finalmente se obtendrá un conjunto de clusters que agrupan el conjunto de datos original. Cada uno de estos clusters estará definido por los parámetros de una distribución normal.



*Ilustración 15. Ejemplo del proceso EM*

Los parámetros configurables de este algoritmo son:

- Número de clúster para los que se quiera agrupar (opcional).
- Número máximo de iteraciones.

### 5.6.3. DBSCAN

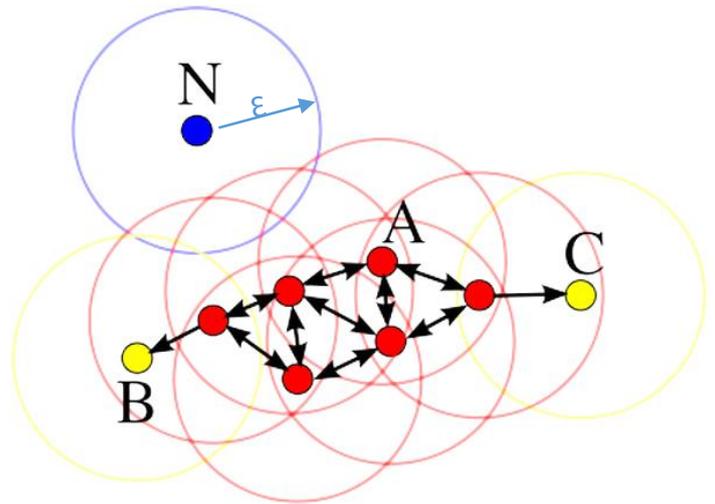
El agrupamiento espacial basado en densidades de aplicaciones con ruido o Density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) es un algoritmo de agrupamiento basado en densidad (density-based clustering) que realiza una búsqueda de puntos centrales o core en los grupos. Estos puntos centrales poseen un área o región de vecindad para un radio determinado que contiene al menos un número mínimo de puntos, es decir, que su área de vecindad excede un umbral determinado.

DBSCAN tiene dos parámetros configurables:

- **Épsilon  $\epsilon$ :** Radio máximo de la región de vecindad de cada punto.
- **MinPts:** Número mínimo de puntos requeridos para que una región se considere densa, y por tanto el punto pase a ser un punto central; en otras palabras, tamaño de clúster mínimo deseado.

De este modo en un conjunto de datos se pueden distinguir tres tipos de puntos:

- **Puntos centrales o core. (Rojo)**  
Puntos interiores de un clúster que cumplen, que al menos, tienen un número mínimo de puntos MinPts en su región de vecindad de radio Épsilon  $\epsilon$ .  
Ej.: (MinPts = 3).
- **Puntos frontera o de borde. (Amarillo)**  
Estos puntos no son puntos centrales, pero pertenecen a la región de vecindad de uno o más puntos centrales. (No tiene MinPts en su región de vecindad).
- **Puntos de ruido. (Azul)**  
Cualquier punto que no forma parte de un clúster ("core") ni está en su frontera ("de borde").



Este método es muy sencillo de implementar, pero la densidad de los puntos depende del radio de la región de vecindad especificado. De este modo, si el radio es suficientemente grande todos los puntos tendrán una densidad igual al número de puntos total del conjunto de datos. Por el contrario, si es muy pequeño todos los puntos tendrán una densidad igual a 1, es decir, el punto se encontrará aislado.

## 5.7. COMPARATIVA ENTRE TÉCNICAS DE CLUSTERING EMPLEADAS

### 5.7.1. K-MEANS

- **Ventajas:**
  - Eficiente ante grandes cantidades de datos.
  - Rapidez resolución.
- **Desventajas:**
  - Se necesita especificar el número K de clúster. (Se desconoce a priori cuál será el óptimo).
  - Sensible a la elección inicial de los centroides. (Varias soluciones posibles).
  - No es capaz de tratar el ruido.
  - No es apropiado para descubrir clúster con formas no convexas, diferente densidad o diferente tamaño.

### 5.7.2. EM

- **Ventajas:**
  - Calcula el número de clústeres óptimo.
  - Es apropiado para descubrir clústeres con formas de diferente densidad o diferente tamaño.
- **Desventajas:**
  - No son buenos antes ruidos.
  - No es apropiado para descubrir clústeres con formas no convexas.

### 5.7.3. DBSCAN

- **Ventajas:**
  - Identifican clústeres de formas geométricas arbitrarias, incluso con formas no convexas.
  - Robustos ante la presencia de ruido.
  - El algoritmo se ejecuta de una sola pasada.
  - No necesita de la especificación del número de clústeres.
- **Desventajas:**
  - Variedad de soluciones posibles: los puntos borde que son alcanzables desde más de un clúster.
  - No es apropiado para descubrir clústeres con formas de diferente densidad (ya que la combinación MinPts no se puede escoger adecuadamente para todos los grupos).

#### 5.7.4. CUADRO RESUMEN

En la siguiente tabla viene resumido todo lo anterior:

	K-Means	EM	DBSCAN
<b>Velocidad de resolución</b>	Muy alta	Baja	Media
<b>Especificar Nº Clúster</b>	Sí	Opcional	No
<b>Tratar ruido</b>	No	No	Sí
<b>Apropiado para descubrir clúster no convexo</b>	No	No	Sí
<b>Apropiado para descubrir clúster con diferente densidad</b>	No	Sí	No
<b>Proceso iterativo</b>	Sí	Sí	No

Tabla 6. Cuadro comparativo de métodos de clustering.

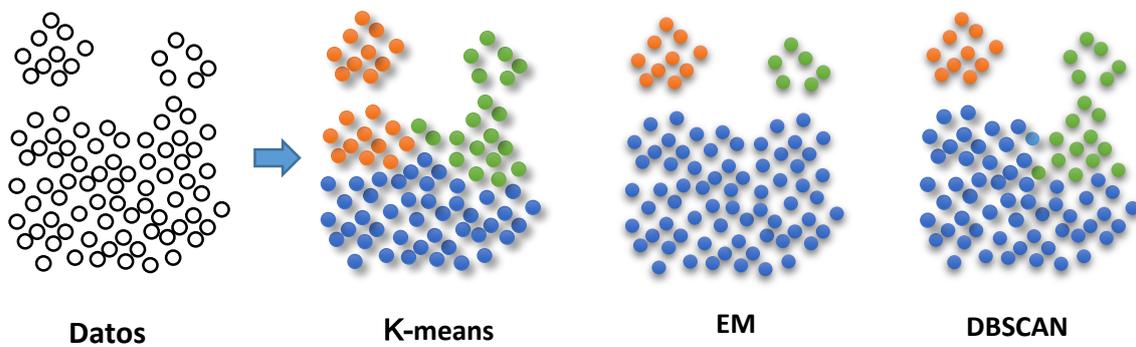


Ilustración 16. Ejemplo de agrupación de datos con diferente densidad.

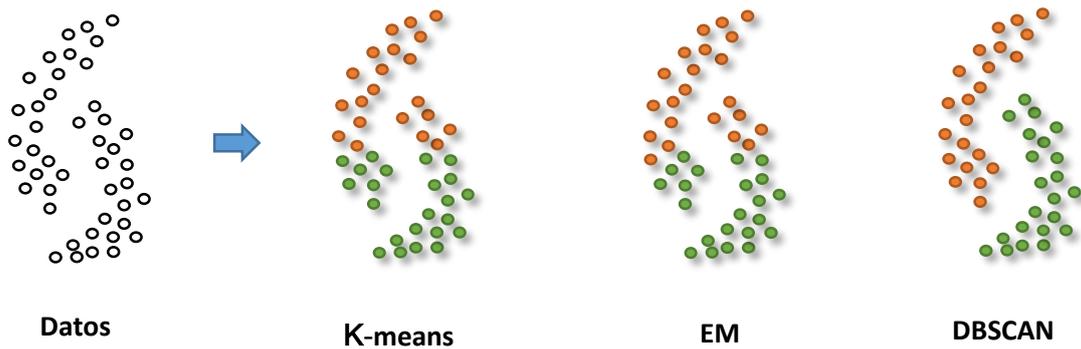


Ilustración 17. Ejemplo de agrupación de datos con forma no convexa.

## 6. APLICACIÓN

En este apartado se aplicarán las técnicas de clustering anteriormente descritas sobre una base de datos de consumos horarios de telegestión de 6.121 suministros durante el mes de enero de 2014. Para ello la estructura de este apartado sigue el esquema KDD, explicado en el punto 5.1.2.

### 6.1. DATOS

Se parte de una tabla con 177.406 registros en una hoja de cálculo EXCEL con la siguiente estructura:

FECHA CURVAS	CUPs CURVAS	Tarifa	Tipo PdM	Tension	h01	h02	h03	...	h22	h23	h24
--------------	-------------	--------	----------	---------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Siendo:

- **FECHA CURVAS:** Fecha de la curva de consumo (Valores desde 01/01/2014 al 31/01/2014).
- **CUPs CURVAS:** Código identificación único de cada suministro (6121 CUPS).
- **Tarifa:** Tipo de Tarifa de acceso que tiene contratado el suministro (5 tipos).
- **Tipo PdM:** Tipo de punto de medida que tiene el suministro (4 tipos).
- **Tension:** Tipo de rango de tensión de conexión a la red del suministro.
- **h01:** Consumo en Vatios (W) de un suministro para una fecha y entre las 00.00h y 01.00h.  
(...)
- **h24:** Consumo en Watios (W) de un suministro para una fecha y entre las 23.00h y 24.00h.

## 6.2. PREPROCESAMIENTO

Para poder gestionar este volumen de información se hace uso del programa Microsoft Access©.

Con este programa haciendo uso de lenguaje SQL se realizan consultas a la base de datos, obteniéndose de esta manera nuevas características de los datos.

A continuación se detallan los pasos realizados:

- 1) Se importa a Access la tabla de Excel (datos de partida), nombrando esta tabla como "Telegestión".
- 2) Mediante esta consulta SQL (abajo mostrada) para la hora 1 y desde el mismo modo hasta la hora 24:

```
INSERT INTO consumo (CUP, Fecha, Hora, Consumo)
SELECT [Telegestion].[CUPs CURVAS], [Telegestion].[FECHA CURVAS], 1 AS hora,
[Telegestion].h01 AS consumo
FROM [Telegestion];
```

Obtenemos una nueva tabla, "consumo", con 4.257.744 de registros, con la siguiente estructura:

CUP	Fecha	Hora	Consumo
-----	-------	------	---------

- 3) Haciendo una consulta sobre la tabla "consumo" se calcula:
  - Cmax: El consumo máximo en una hora para un CUPs concreto durante el mes.
  - Hmax: Hora a la que se produjo ese consumo máximo.
  - Contador: Suma de todos los consumos del mes.
  - Media: Valor consumo medio por hora.

```
SELECT consumo.CUP, consumo.Hora, Max(consumo.Consumo) AS CMax,
Sum(consumo.Consumo) AS Contador, Avg(consumo.Consumo) AS Media
FROM consumo
GROUP BY consumo.CUP, consumo.Hora;
```

Estos valores los anexamos a la tabla "Telegestión", obteniendo la siguiente estructura:

FECHA CURVAS	CUPs CURVAS	Tarifa	Tipo PdM	Tension	Cmax	Hmax	Contador	Media	h01	...	h24
--------------	-------------	--------	----------	---------	------	------	----------	-------	-----	-----	-----

- 4) Después estos datos se filtran según el tipo de tarifa de acceso y tipo de punto de medida, quedando los 6121 suministros repartidos en 7 grupos de la siguiente manera:

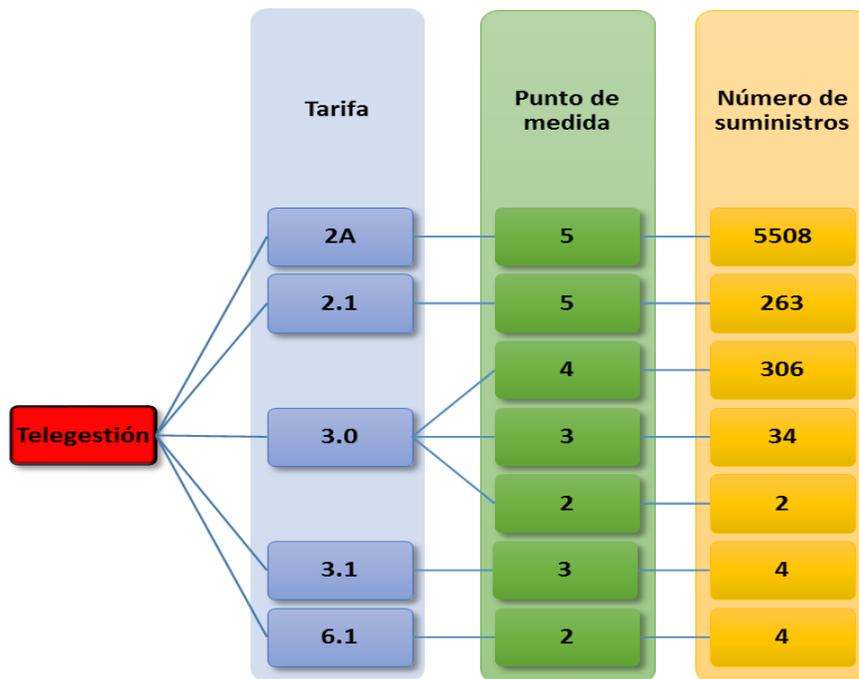


Ilustración 18. Distribución de suministros por tarifas

- 5) Antes de aplicarle los algoritmos se ha omitido los siguiente suministros:

### Tarifa 2A

- Suministros que no han tenido ningún consumo durante el mes (1501 suministros). Este número tan alto de suministros sin consumo puede ser debido a que la zona es turística y costera, con lo que los suministros están deshabitados durante el invierno.
- Suministros que cumplen lo siguiente:
  - Cmax menor que 1500 W y/o Contador menor que 100 kWh (1775 suministros). Esto supone omitir el 5% de la energía total del mes (suma de toda la energía por cada hora de cada día y cada suministro).
  - Suministros que superen en una hora 10 kWh, estos los supongo como error debido a que la tarifa 2.A tiene como potencia máxima de 10 kW. (22 suministros y supone 4,77% de la energía total del mes).

Los consumos medios diarios de algunos de los 22 suministros tienen la siguiente forma:

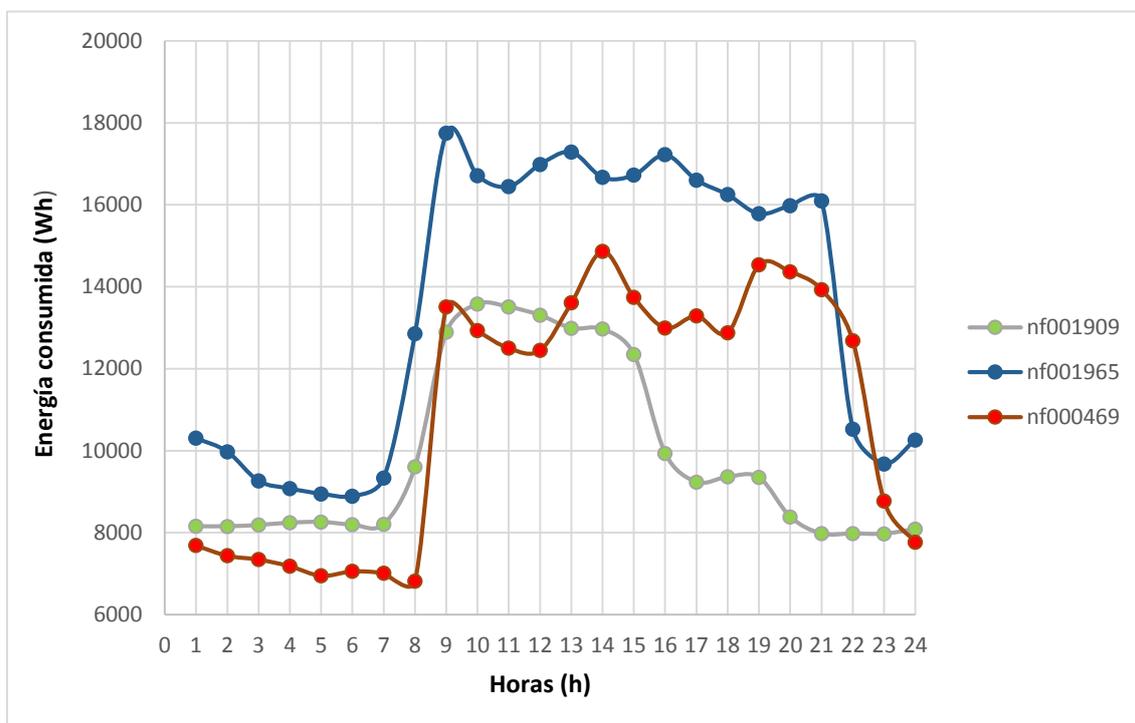


Ilustración 19. Curvas de suministros con tarifa 2A y  $C_{max} > 10$  kWh

Observándose que estos suministros superan durante varias horas del día el valor de 10 kWh, además que no tiene el comportamiento típico de esta tarifa.

Tras omitir estos suministros quedan 2210 suministros.

### Tarifa 2.1

- Suministros que cumplen lo siguiente:  
C<sub>max</sub> menor que 1500 W y/o Contador menor que 100 kWh (126 suministros).  
Esto supone omitir el 1,82% de la energía total del mes (suma de toda la energía por cada hora de cada día y cada suministro).

Tras omitir estos suministros quedan 137 suministros.

En esta tarifa no se han detectado ningún suministro con consumo 0 en todo el mes.

### Tarifa 3.0

- PM 4

- Suministros que no han tenido ningún consumo durante el mes (31 suministros).
- Suministros que cumplen lo siguiente: Cmax menor que 1500 W y/o Contador menor que 100 kWh (83 suministros).

Esto supone omitir el 0,56% de la energía total del mes (suma de toda la energía por cada hora de cada día y cada suministro).

Tras omitir estos suministros quedan 192 suministros.

- PM 3

Solo al disponer de las curvas de 34 suministros estos datos son poco significativos para realizar el estudio mediante técnicas de clustering.

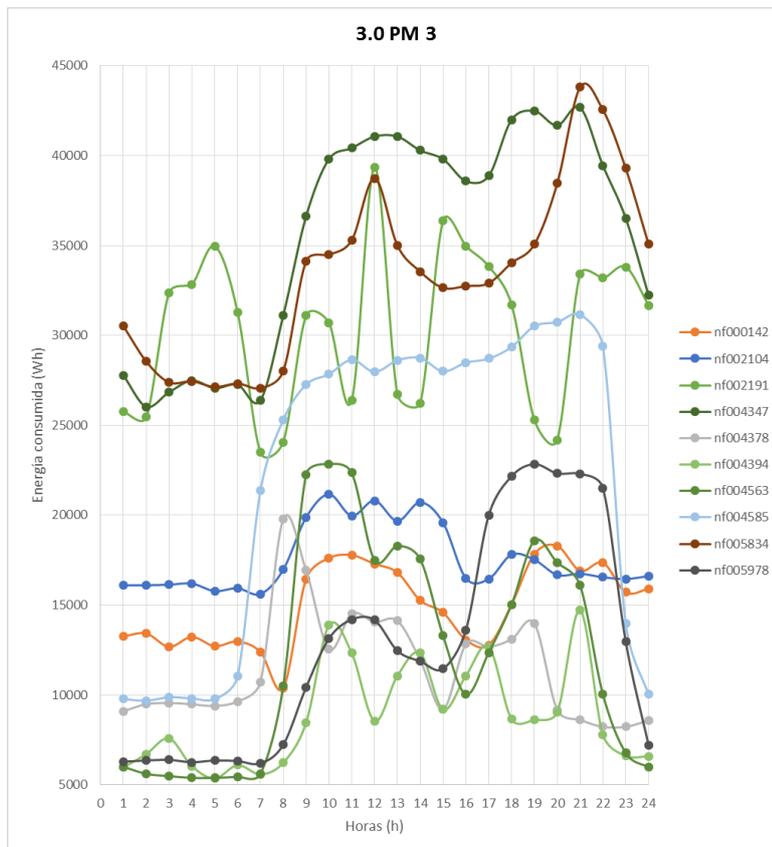


Ilustración 20. Ejemplo de curvas medias diarias de suministros Tarifa 3.0 PM 3

Además se observa que el comportamiento es muy distinto entre las curvas.

- PM 2

Los datos de 2 suministros son poco significativos para realizar el estudio mediante técnicas de clustering.

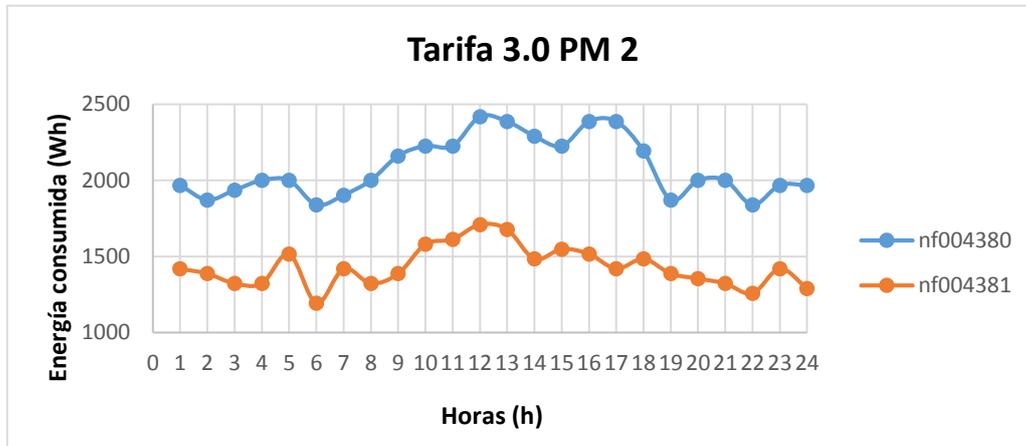


Ilustración 21. Curvas medias diarias de suministros con Tarifa 3.0 PM 2

### Tarifa 3.1

Los datos de 4 suministros son poco significativos para realizar el estudio mediante técnicas de clustering.

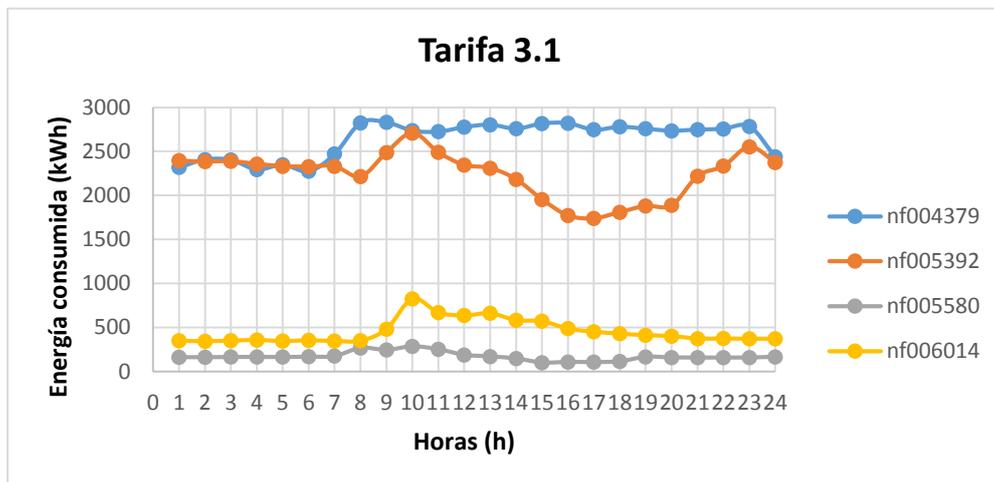


Ilustración 22. Curvas medias diarias de suministros con Tarifa 3.1

## Tarifa 6.1

Los datos de 4 suministros son poco significativos para realizar el estudio mediante técnicas de clustering.

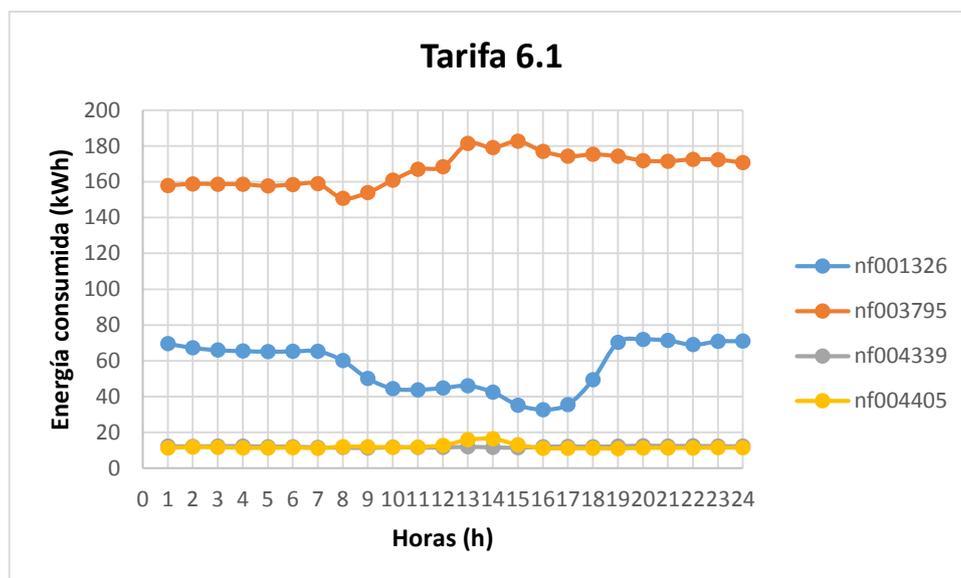


Ilustración 23. Curvas medias diarias de suministros con Tarifa 6.1

### 6.3. DISEÑO Y APLICACIÓN DEL ALGORITMO

En este apartado se aplican las técnicas de clustering anteriormente descritas en el apartado 5.6 (K-means, EM y DBSCAN) a los datos preprocesados en el apartado 6.2 Preprocesamiento (consumos horarios de suministros con tarifas 2A, 2.1 y la tarifa 3.0 con Punto de Medida 4 (en adelante 3.0 PM 4)).

Para aplicar los algoritmos de clustering se usa la aplicación informática WEKA. En el anexo 1 se detalla su funcionamiento.

#### 6.3.1. MEDIDAS DE SIMILITUD

La medida utilizada para medir la similitud es la distancia euclídea.

#### 6.3.2. APLICACIÓN DEL ALGORITMO Y VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS.

1. Los datos de inicio tiene las siguientes características:

#### 2A

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	791,0	667,9	602,3	572,4	558,3	556,1
Desv. Estándar	881,8	802,3	754,1	733,7	725,5	725,6
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	608,1	736,8	810,7	834,4	868,8	871,0
Desv. Estándar	760,0	854,7	901,9	925,7	970,5	972,7
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	875,5	914,8	923,9	919,9	919,9	960,5
Desv. Estándar	971,6	968,8	947,6	956,7	972,8	998,5
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1110,7	1260,7	1325,1	1315,1	1182,8	986,4
Desv. Estándar	1080,1	1181,1	1229,6	1221,2	1131,9	1006,4

Tabla 7. Valores de consumos medios por hora de la tarifa 2.A

## 2.1

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1535,0	1385,7	1323,6	1283,8	1306,7	1309,5
Desv. Estándar	1949,1	1852,8	1819,3	1804,2	1875,1	1895,6
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1377,5	1572,5	1850,2	1989,7	2069,6	2116,0
Desv. Estándar	1974,8	2053,8	2330,3	2516,0	2535,5	2548,4
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2103,8	2037,0	1905,1	1800,5	1805,4	1932,1
Desv. Estándar	2496,3	2411,1	2382,0	2311,0	2263,3	2294,4
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2108,4	2268,6	2284,6	2229,5	2028,2	1759,0
Desv. Estándar	2396,7	2589,6	2705,6	2712,5	2527,8	2243,3

Tabla 8. Valores de consumos medios por hora de la tarifa 2.1

## 3.0 PM 4

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2279,6	2138,6	2112,7	2094,8	2042,7	1999,8
Desv. Estándar	3215,1	3038,5	3024,2	3055,9	2992,5	2892,1
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2108,7	2533,3	3162,0	3310,3	3500,3	3479,2
Desv. Estándar	3100,5	3789,7	5147,7	5123,4	5497,4	5393,1
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	3462,0	3291,7	2755,0	2790,3	2970,9	3288,1
Desv. Estándar	5446,1	5155,9	3995,5	3948,6	4402,5	5194,3
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3724,1	3724,1	3675,9	3403,6	3137,9	2876,5
Desv. Estándar	5862,5	5720,0	5207,8	4854,5	4280,7	3564,5

Tabla 9. Valores de consumos medios por hora de la tarifa 3.0 PM 4

### 6.3.2.1. K-MEANS

A continuación se describe el procedimiento seguido para las 3 tarifas que se van analizar:

#### 6.3.2.1.1. TARIFA 2A

1. Se introducen los datos de los 2210 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

Cmax	h01	...	h24
------	-----	-----	-----

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtiene los siguientes intervalos:

- (-inf-2345.4]
- (2345.4-3189.8]
- (3189.8-4034.2]
- (4034.2-4878.6]
- (4878.6-5723]
- (5723-6567.4]
- (6567.4-7411.8]
- (7411.8-8256.2]
- (8256.2-9100.6]
- (9100.6-inf)

3. Se aplica el algoritmo K-means, introduciendo el parámetro agrupación en 2 clúster, esto nos dará un resultado. Con este resultado vuelvo a ejecutar pero esta vez con el parámetro de agrupación en 3 clúster. Se repite esta acción hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

Se obtiene lo siguiente:

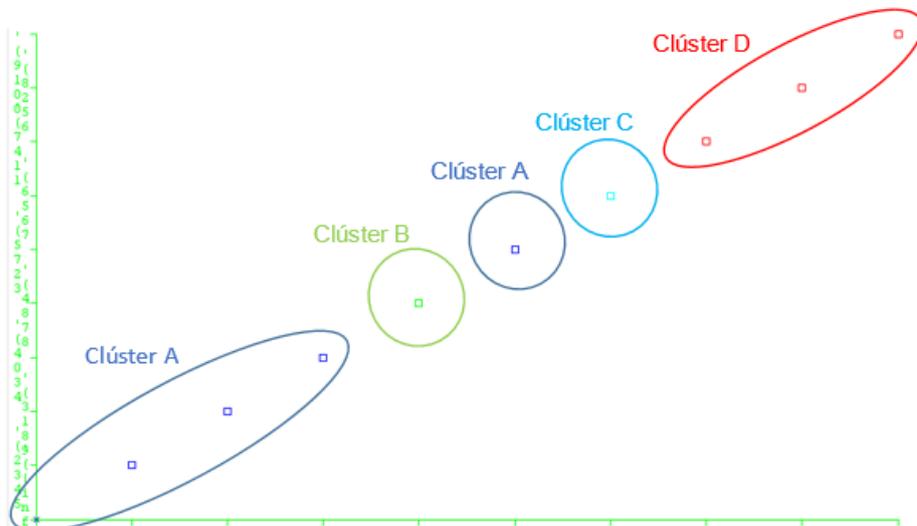


Ilustración 24. Clasificación de Cmax en clústeres de la tarifa 2A por K-means.

Los 2210 suministros se dividen en 4 clústeres:

- Clúster A: Suministros con Cmax entre (-inf-4878.6] y (5723-6567.4] (1883 suministros).
- Clúster B: Suministros con Cmax entre (4878.6-5723] (220 suministros).
- Clúster C: Suministros con Cmax entre (6567.4-7411.8] (56 suministros).
- Clúster D: Suministros con Cmax entre (7411.8-inf). (51 suministros).

4. Calculo ahora la matriz de confusión para comprobar la correcta asignación de los suministros en esos clústeres. Y se obtiene lo siguiente:

	A	B	C	D	Nº Total de registros
A	28890	948	18914	6421	55173
B	1176	375	2780	2232	6563
C	181	584	297	683	1744
D	160	829	169	435	1593

Los coeficientes de esta matriz son el resultado de la suma de las registros (consumo horario de un Cmax de un día y cup concreto) que pertenecen a uno u otro clúster. Cada registro tiene la forma explicada en el punto 6.1, pero omitiendo los datos de las columnas en rojo:

FECHA CURVAS	CUPs CURVAS	Tarifa	Tipo PdM	Tension	Cmax	Hmax	Contador	Media	h01	...	h24
--------------	-------------	--------	----------	---------	------	------	----------	-------	-----	-----	-----

Se observa que existen suministros que en lugar de pertenecer al clúster que le corresponde por su rango de Cmax, pertenece a otro clúster con rango de Cmax.

### 6.3.2.1.1.1. CLÚSTER

A continuación se representa la distribución de los registros por rango de Cmax entre los registros bien clasificados e incorrectamente clasificados por cada clúster:

#### 6.3.2.1.1.1.1. CLÚSTER A

Los 28890 registros bien clasificados se distribuyen de la siguiente manera:

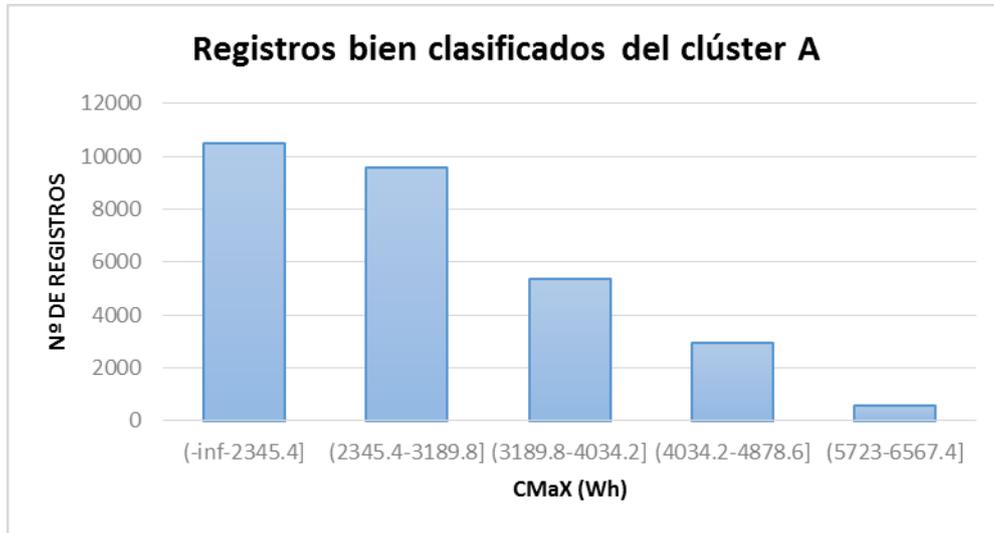


Ilustración 25. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de A

De este gráfico se determina que en el clúster A, la mayoría de los registros se encuentran en el rango de Cmax inferior de 2345.4 Wh.

A continuación se analizan los registros que se encuentran dentro del rango del clúster A, pero el algoritmo determina que están en otro clúster:

#### **Registros que el algoritmo determina que esta B en el clúster A:**

Los 948 registros se distribuyen de la siguiente manera:

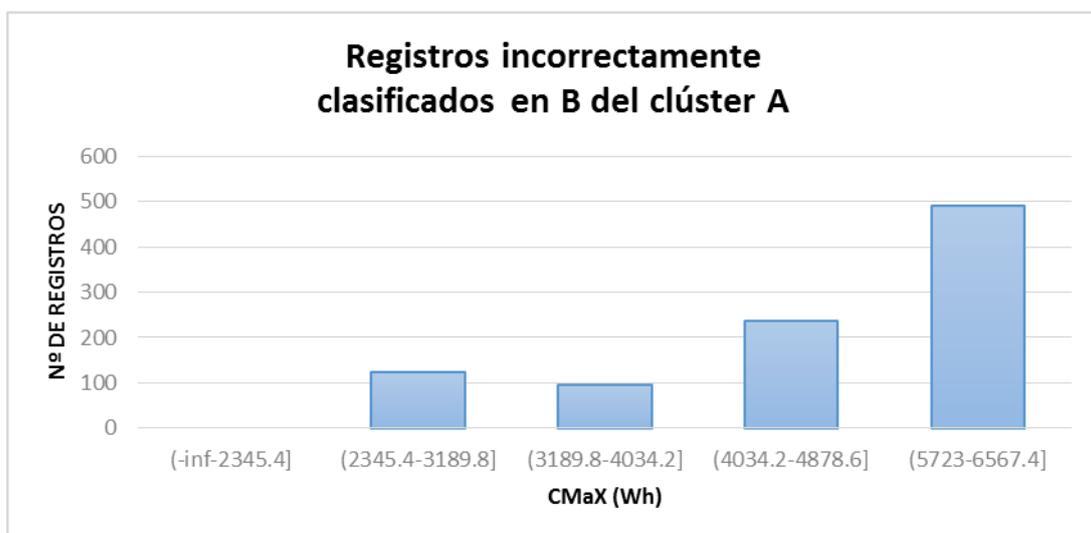


Ilustración 26. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en B del clúster A

Aquí se observa que la mayoría de los registros tienen un Cmax próximo al rango de Cmax del clúster B (4878.6-5723] Wh y no existe ningún registro en el rango de Cmax inferior a 2345.4 Wh.

Analizando algunos registros incorrectamente clasificados de los distintos intervalos se obtiene lo siguiente:

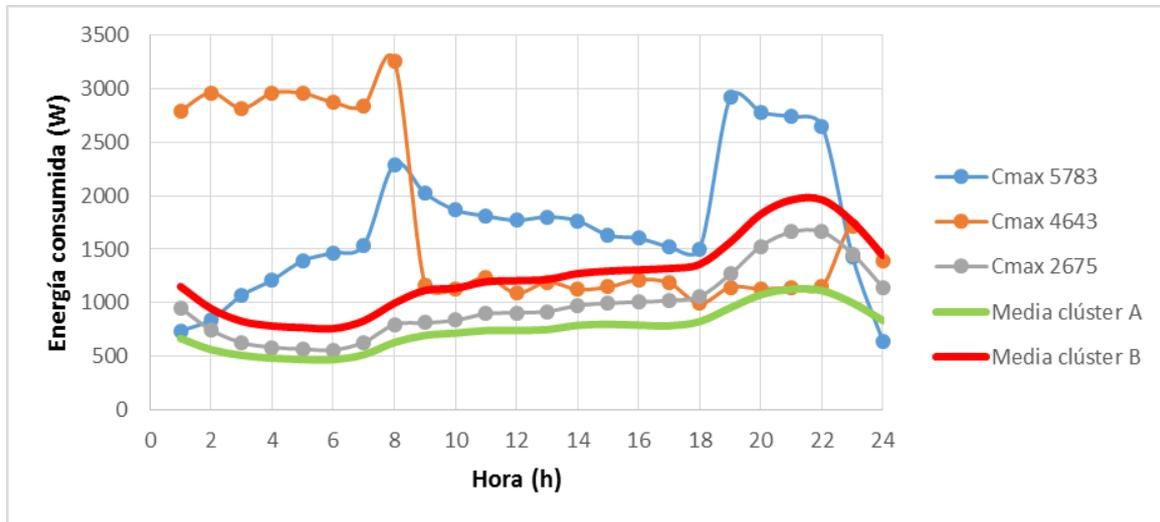


Ilustración 27. Ejemplo de curvas de registros de clúster A en B.

Se deduce a partir de analizar estas curvas y el número de registros incorrectamente clasificados por cada CUPs, que algunos CUPs (14 casos) tienen puntualmente un día o varios un comportamiento más próximo al del clúster B que al del A, sobre todo en los casos donde Cmax este más próximo. En solo 16 suministros tiene todos los días un comportamiento más próximo del clúster B que al de clúster A.

Esto provoca que aumente el valor de la media de los datos.

**Registros que el algoritmo determina que esta C en el clúster A:**

Los 18913 registros se distribuyen de la siguiente manera:

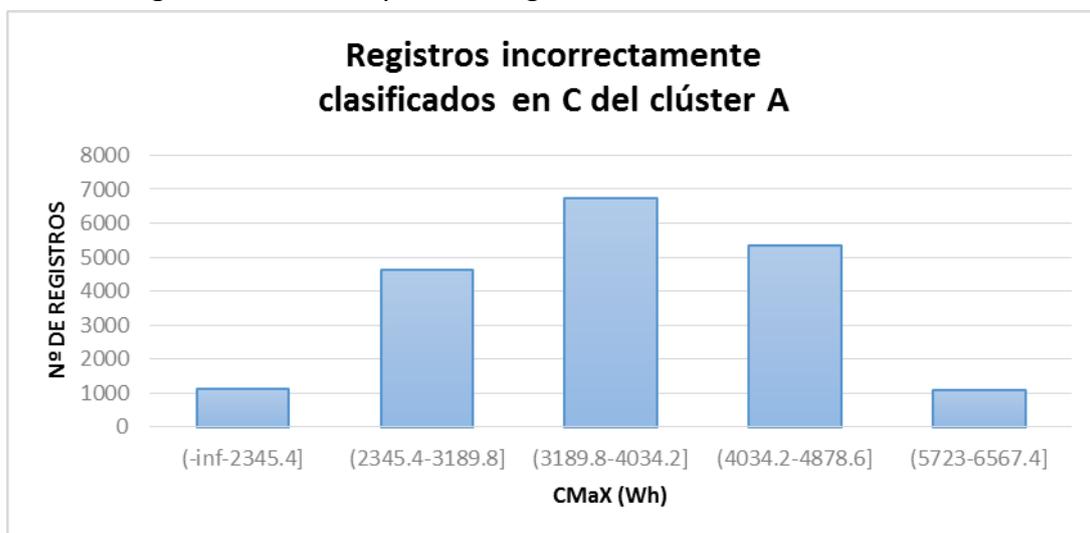


Ilustración 28. . Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en C del clúster A

Aquí se observa que hay pocos registros próximos al rango de Cmax del clúster C (6567.4-7411.8] Wh, en cambio se concentran en el intervalo 3189.9 – 4034.2 Wh.

Analizando en detalle los registros que se encuentran en ese intervalo:

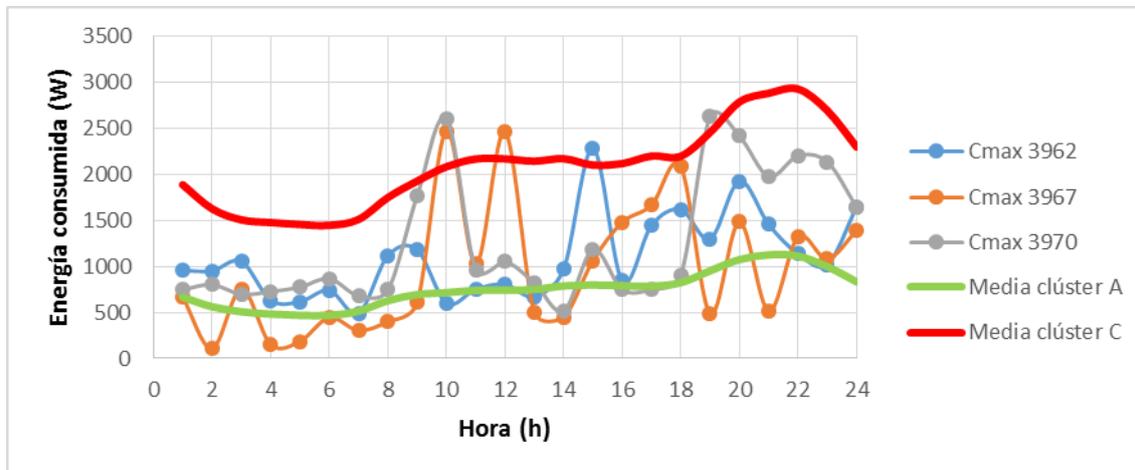


Ilustración 29 . Ejemplo de curvas de registros de clúster A en C.

Se observa que el algoritmo ha tenido que agrupar estas instancias en el clúster C, en lugar del clúster A, por unos picos de consumo durante unas horas del día.

#### Registros que el algoritmo determina que esta D en el clúster A:

Los 6421 registros se distribuyen de la siguiente manera:

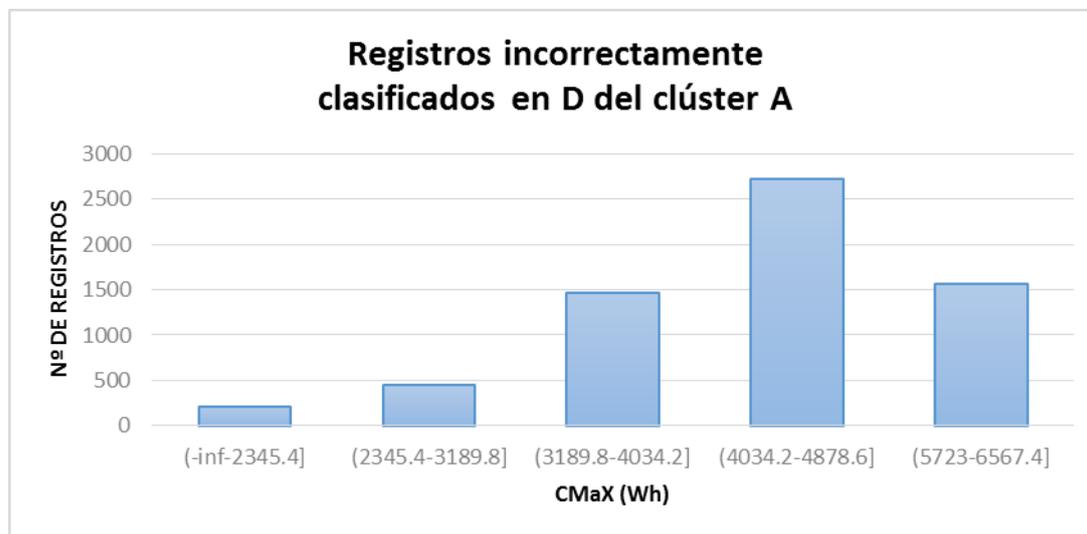


Ilustración 30. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en D del clúster A

Aquí se observa que existen muchas instancias próximas al rango de Cmax del clúster D (7411.8-inf) Wh, pero donde se haya la mayor concentración de instancias es en el rango de 4034.2-4878.6 Wh.

Analizando en detalle los registros que se encuentran en ese intervalo:

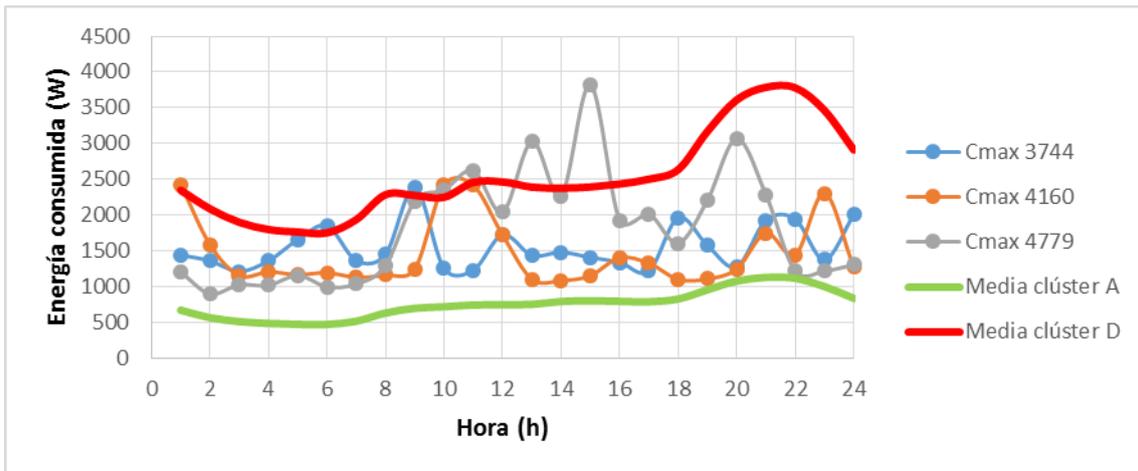


Ilustración 31 Ejemplo de curvas de registros de clúster A en D.

Se observa que el algoritmo ha tenido que agrupar estos registros en el clúster D, en lugar del clúster A, por unos picos de consumo durante unas horas del día.

#### 6.3.2.1.1.1.2. CLÚSTER B

Se observa que en este clúster, el número de registros incorrectamente clasificados es mayor que el de bien clasificados, a continuación se detalla las posibles causas de este efecto.

Los 375 registros bien clasificados se distribuyen de la siguiente manera:

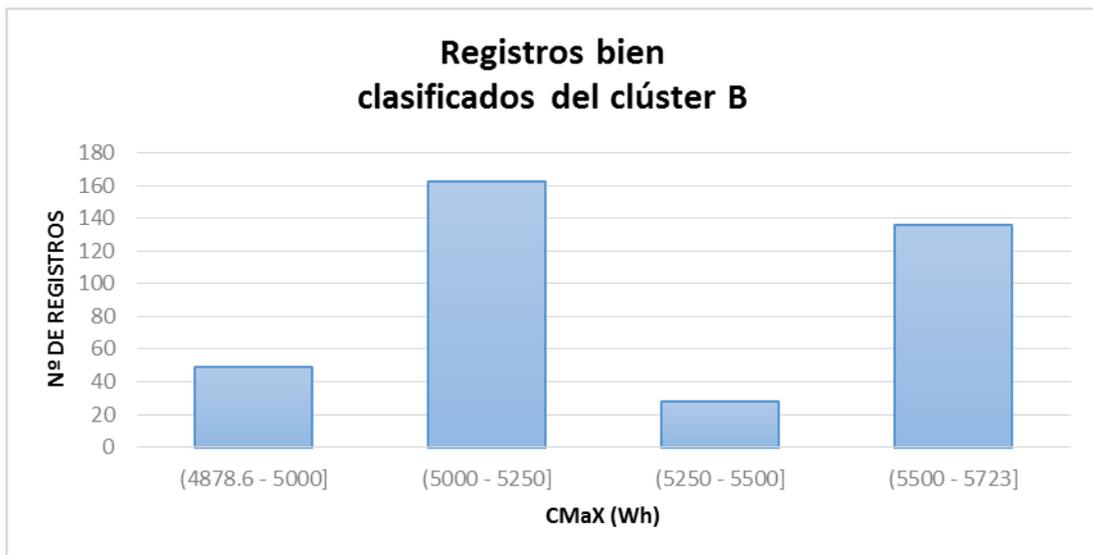


Ilustración 32. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de B

De este gráfico se determina que en el clúster B, la mayoría de los registros se encuentran en el rango de Cmax de (5000 – 5250] Wh.

A continuación se analizan los registros que se encuentran dentro del rango del clúster B, pero el algoritmo determina que están en otro clúster:

**Registros que el algoritmo determina que esta A en el clúster B:**

Los 1176 registros se distribuyen de la siguiente manera:

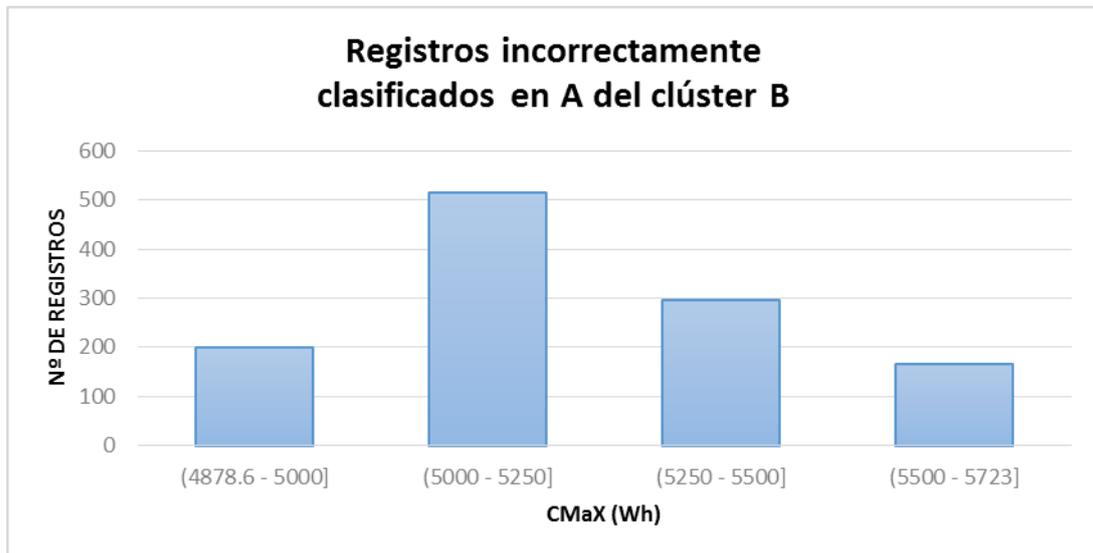


Ilustración 33. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A del clúster B

Se observa que la mayoría de los registros se ubican en el rango de 5000-5250 Wh, siendo bastante menor en el rango más próximo al clúster A (-inf-4878.6] y (5723-6567.4] Wh.

Analizando algunos registros en los intervalos de 5000-5250 Wh se obtiene:

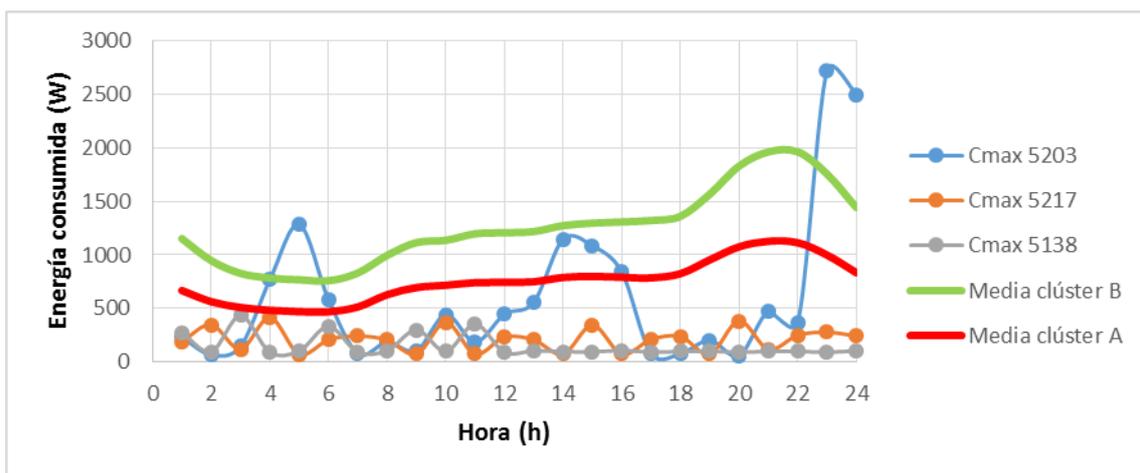


Ilustración 34 Ejemplo de curvas de registros de clúster B en A.

Se observa que los consumos son reducidos, por lo que se puede deber a que los clientes de los suministros varios días estén ausente, los consumos son próximos a cero, con lo que los consumos se parecen más a los de clúster A debido a que tiene menor consumo medio que el clúster B. Los 1176 registros pertenecen a 68 suministros.

**Registros que el algoritmo determina que esta C en el clúster B:**

Los 2780 registros se distribuyen de la siguiente manera:



Ilustración 35. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en C del clúster B

Se observa que la mayoría de los registros se ubican en el rango de 5000-5250 Wh, siendo bastante menor en el rango más próximo al clúster C (6567.4-7411.8] Wh.

Analizado algunos registros se obtiene:

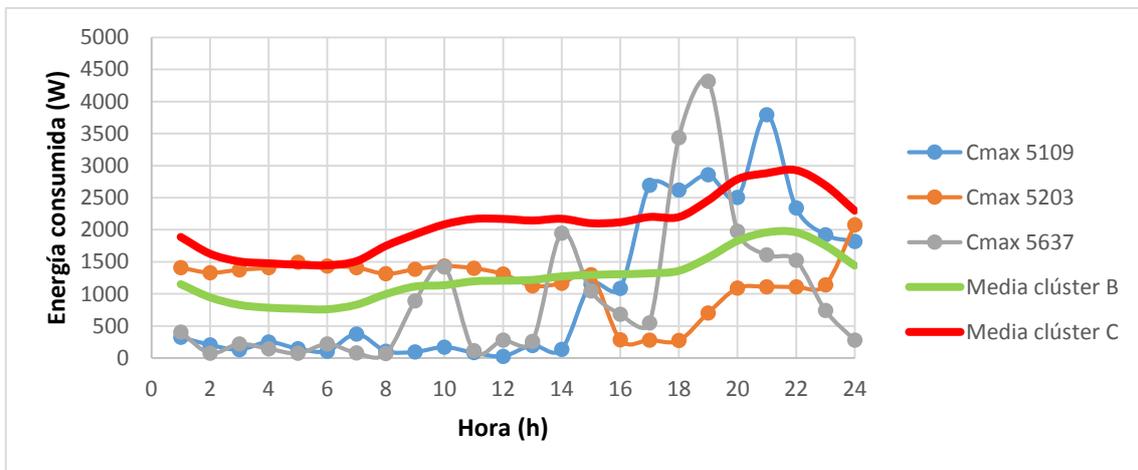


Ilustración 36 Ejemplo de curvas de registros de clúster C en B.

Se observa que algunas horas del día se aproximan mucho los consumos de estos registros al consumo del clúster C, por esto el algoritmo lo habrá considerado dentro de clúster C en lugar del B.

### Registros que el algoritmo determina que esta D en el clúster B:

Los 2232 registros se distribuyen de la siguiente manera:

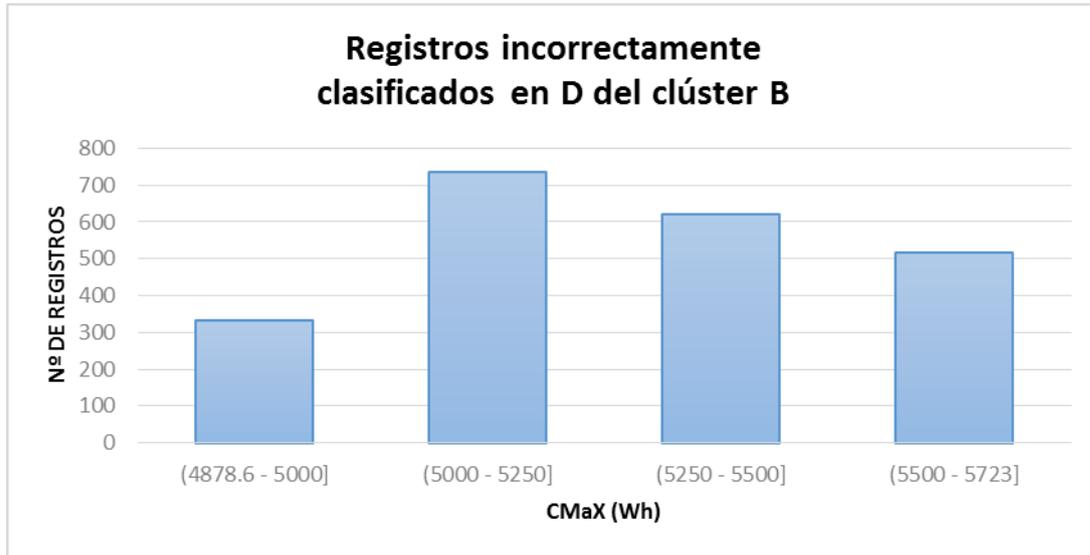


Ilustración 37. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en D del clúster B

Se observa que la mayoría de los registros se ubican en el rango de 5000-5250 Wh, siendo bastante menor en el rango más próximo al clúster D (7411.8-inf) Wh.

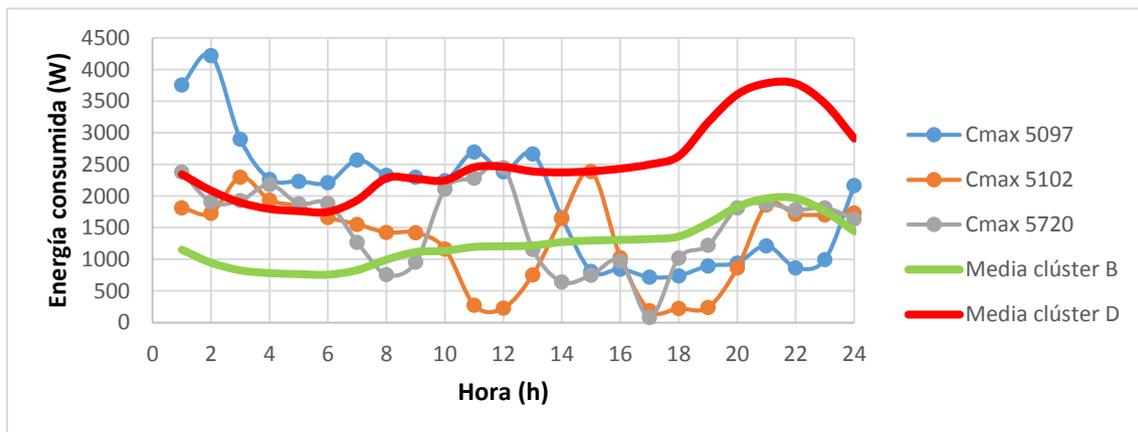


Ilustración 38. Ejemplo de curvas de registros de clúster B en D.

Viendo este gráfico se puede determinar que estas instancias están en el clúster D (según el algoritmo) en lugar de B, debido a unas horas en que los consumos son más próximos.

### 6.3.2.1.1.1.3. CLÚSTER C

Se observa que en este clúster, el número de registros incorrectamente clasificados es mayor que el de bien clasificados, a continuación se detalla las posibles causas de este efecto.

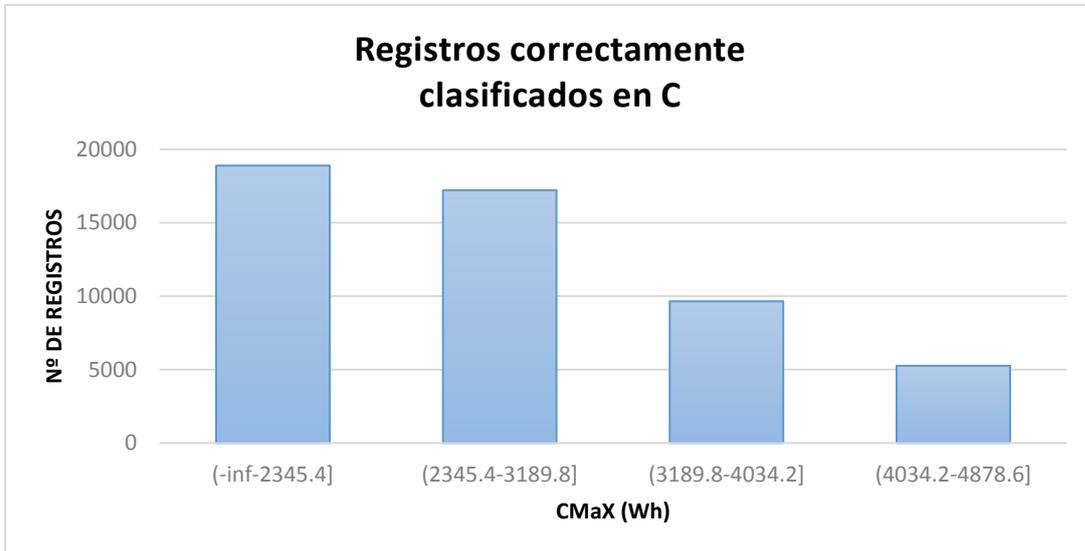


Ilustración 39. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de C

De este gráfico se determina que en el clúster C, la mayoría de las instancias (o suministros) se encuentran en el rango de Cmax 6567.4-6750 Wh.

A continuación se analizan los registros que se encuentran dentro del rango del clúster C, pero el algoritmo determina que están en otro clúster:

#### **Registros que el algoritmo determina que esta A en el clúster C**

Los 181 registros se distribuyen de la siguiente manera:

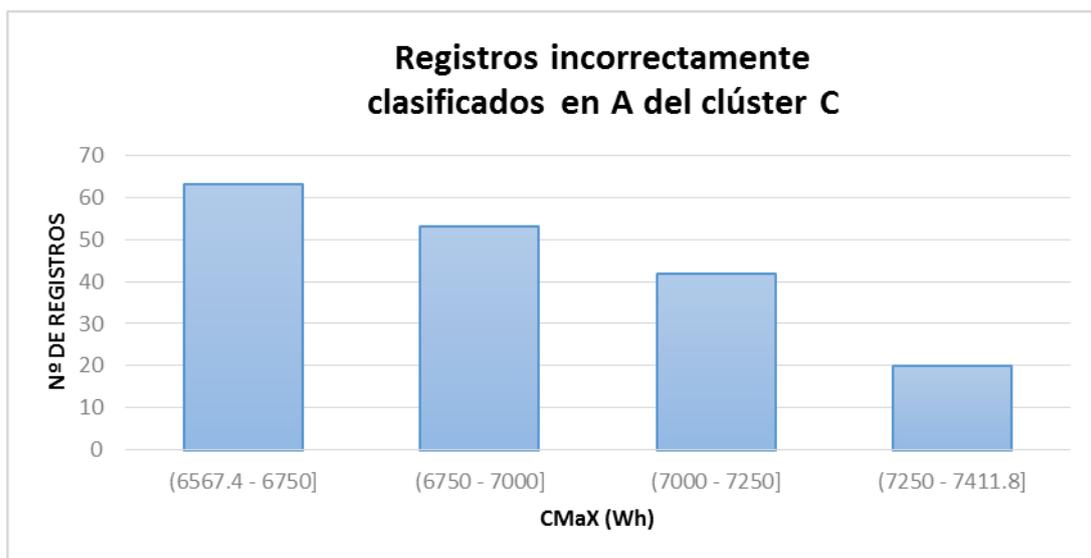


Ilustración 40. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A del clúster C

Se observa que la mayoría de los registros se ubican en el rango de 6500-6750, siendo bastante menor en el rango más próximo al clúster A (-inf-4878.6] y (5723-6567.4] Wh.

Analizando los consumos se observa que ocurre lo mismo que en el caso del clúster B, en el que los registros tienen consumos cercanos a cero y por tanto se parecen más al clúster A que al clúster C.

**Registros que el algoritmo determina que esta B en el clúster C:**

Los 297 registros se distribuyen de la siguiente manera:

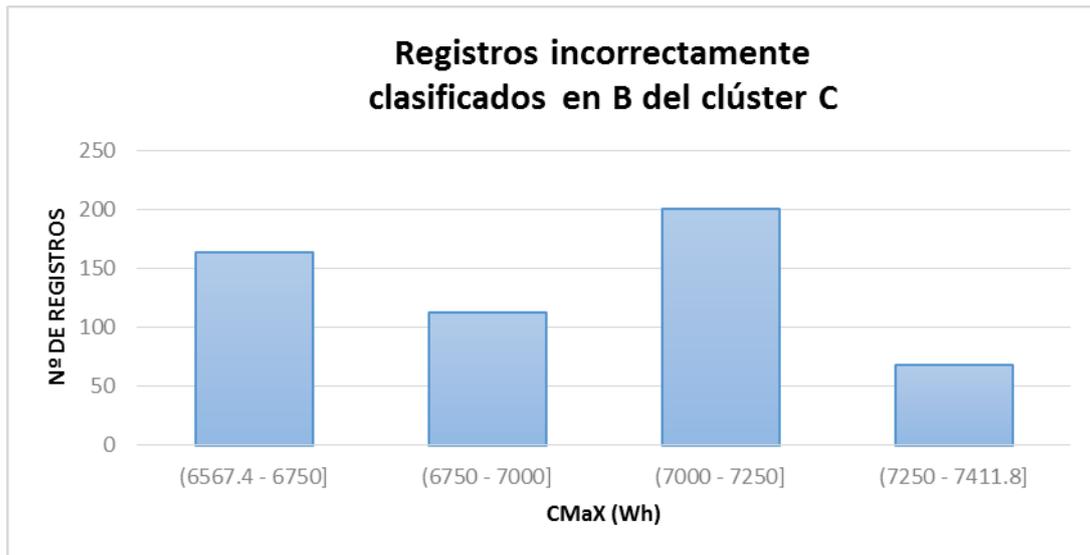


Ilustración 41. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en B del clúster C

Se observa que la mayoría de las instancias se ubican en el rango de 7000-7250 Wh, siendo algo menor en el rango más próximo al clúster B (4878.6-5723] Wh.

Analizando las curvas de algunos registros en esos rangos de Cmax:

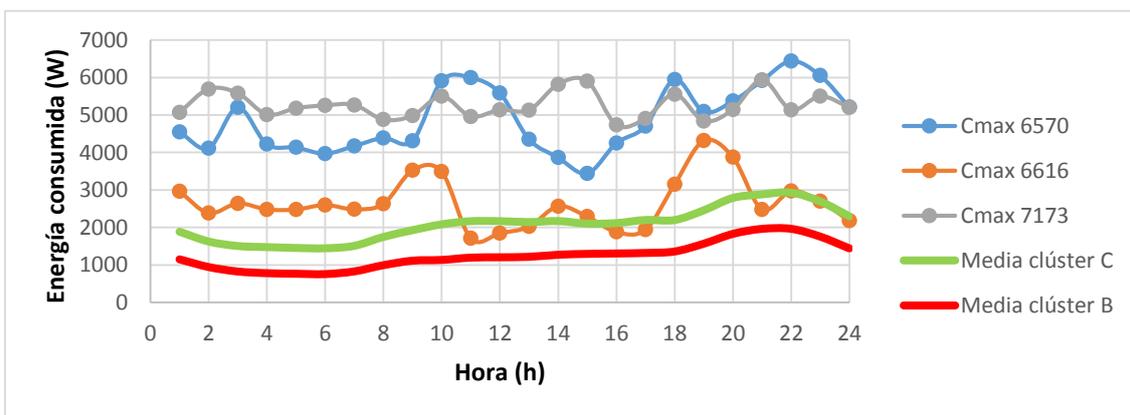


Ilustración 42 Ejemplo de curvas de registros de clúster C en B.

Al ver estos consumos, no se encuentra explicación de por qué el algoritmo lo ha catalogado en el clúster B, deberían estar en clúster D.

### Registros que el algoritmo determina que esta D en el clúster C:

Los 683 registros se distribuyen de la siguiente manera:

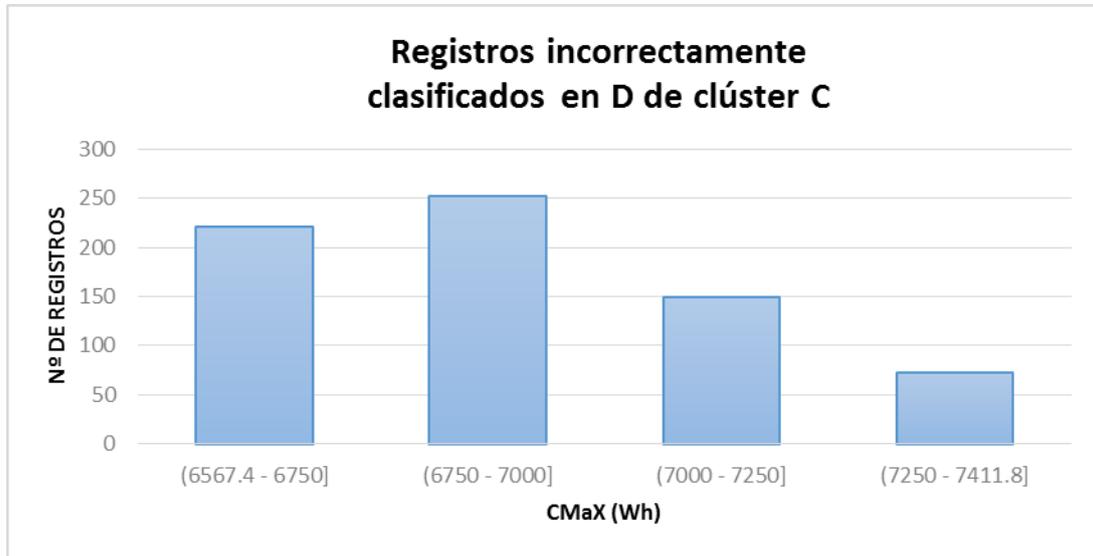


Ilustración 43. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en D del clúster C

Aquí se observa que existen pocos registros próximos al rango de Cmax del clúster D (7411.8-inf) Wh, hallándose la mayor concentración de instancias es el rango de 6750 – 7000 Wh.

Analizando algunas instancias en esos rangos se obtiene:

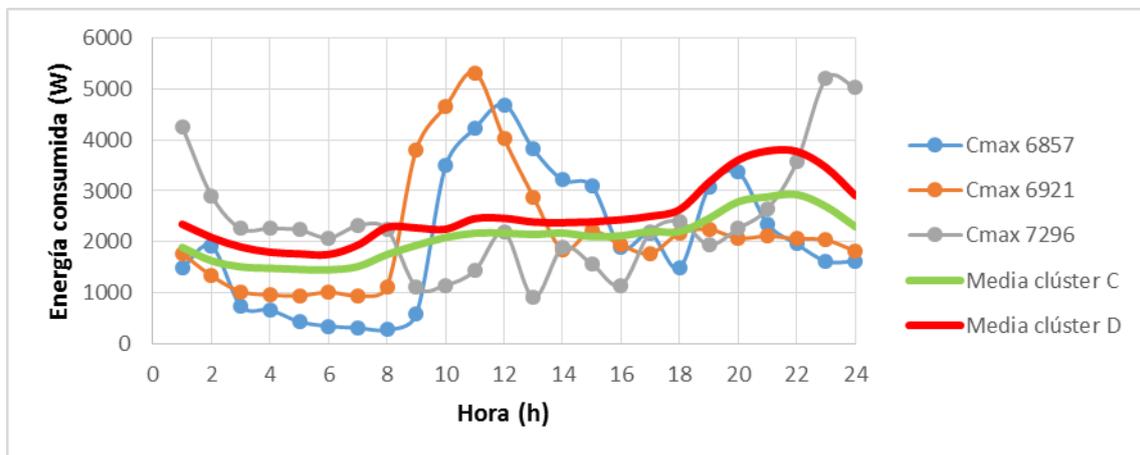


Ilustración 44 Ejemplo de curvas de registros de clúster C en D.

Se observa que los consumos en muchas horas están por encima de ambas medias, y al tener el clúster D mayor consumo medio que el C, hace que el algoritmo lo tome como clúster D en lugar de C.

#### 6.3.2.1.1.1.4. CLÚSTER D

Los 435 registros bien clasificados se distribuyen de la siguiente manera:



Ilustración 45. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de D

De este gráfico se determina que en el clúster D, la mayoría de los registros se encuentran en el rango de Cmax 7411.8-8256.2 Wh.

A continuación se analizan los registros que se encuentran dentro del rango del clúster D, pero el algoritmo determina que están en otro clúster:

#### **Registros que el algoritmo determina que esta A en el clúster D:**

Los 160 registros se distribuyen de la siguiente manera:

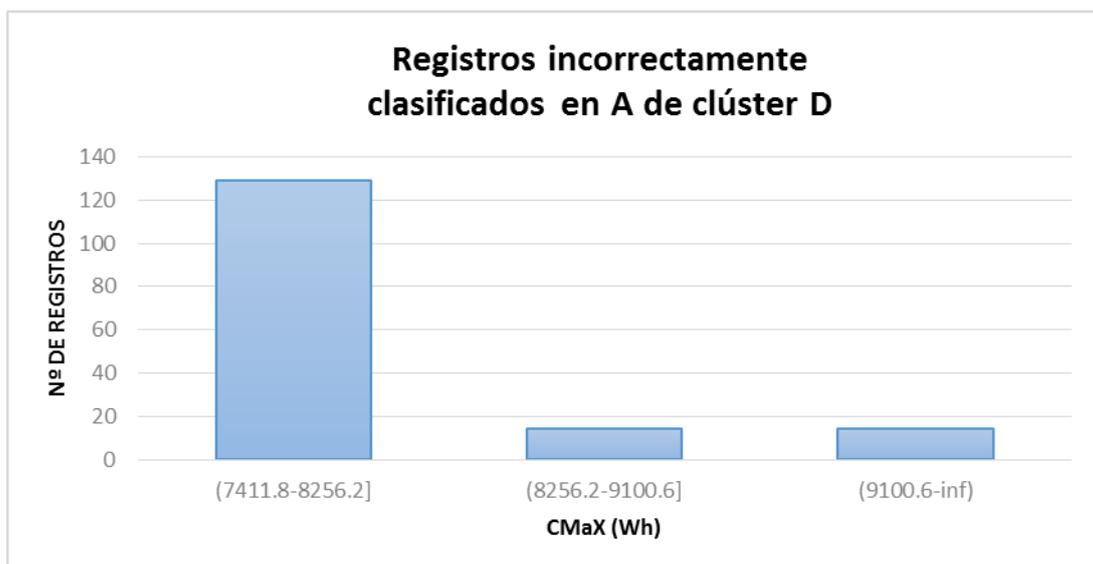


Ilustración 46. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A del clúster D

Se observa que la mayor concentración de instancias se encuentra en 7411.8-8256.2.

Si analizamos con detalle las curvas de consumos en esos rangos de Cmax ocurre lo mismo que en el caso de B y C, en el que unos suministros puntualmente tienen consumos muy bajos, casi 0, debido a que estará ausente el cliente de los suministros.

**Registros que el algoritmo determina que esta B en el clúster D:**

Los 829 registros se distribuyen de la siguiente manera:

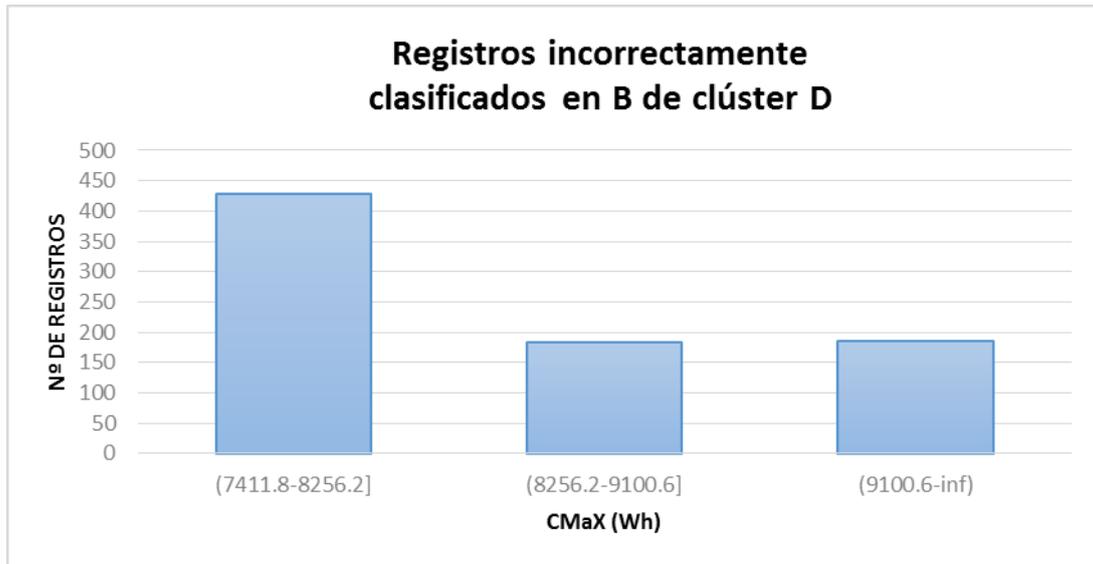


Ilustración 47. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en B del clúster D

Se observa que la mayoría de las instancias se ubican en el rango de 7411.8-8256.2.

Analizando curvas en esos rangos de Cmax, se obtiene:

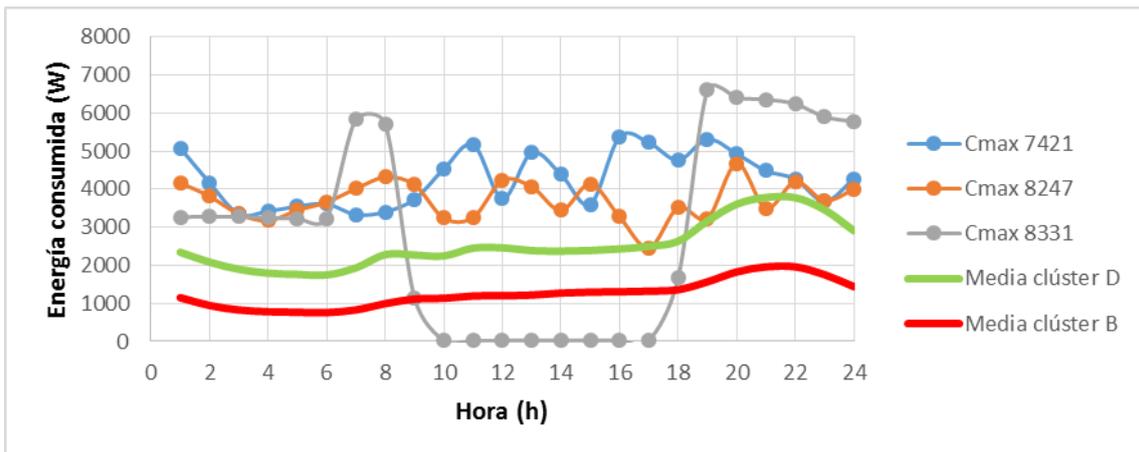


Ilustración 48 Ejemplo de curvas de registro de clúster D en B.

Se observa que las 3 curvas tienen un comportamiento que no puede encajarse en ninguno de los 4 clúster.

### Registros que el algoritmo determina que esta C en el clúster D:

Los 169 registros se distribuyen de la siguiente manera:

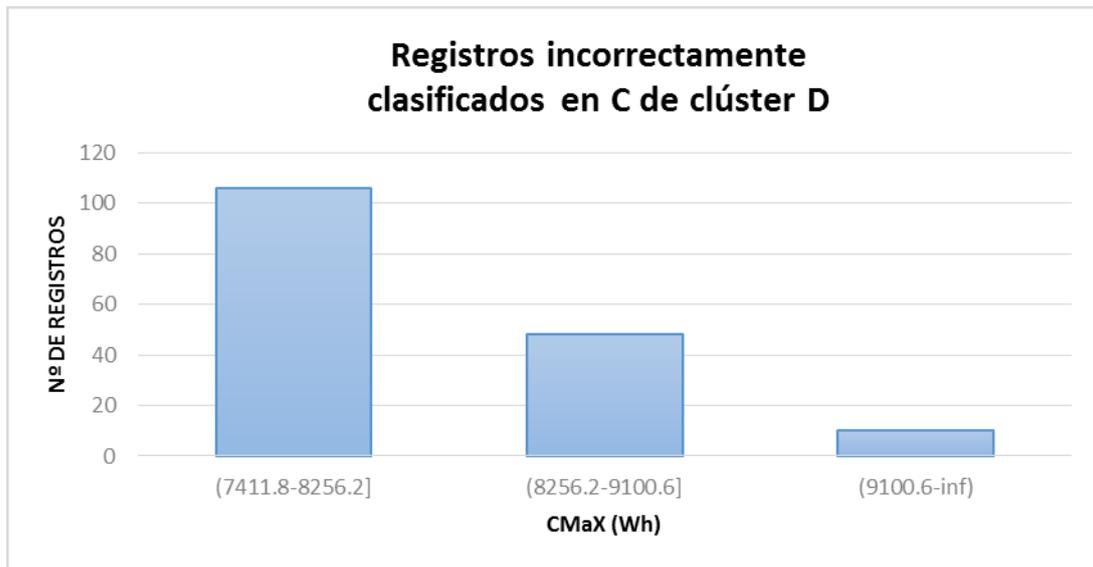


Ilustración 49. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en C del clúster D

Se observa que la mayoría de las instancias se ubican en el 7411.8-8256.2 Wh

Se analizan curvas de consumo en esos rangos de Cmax:

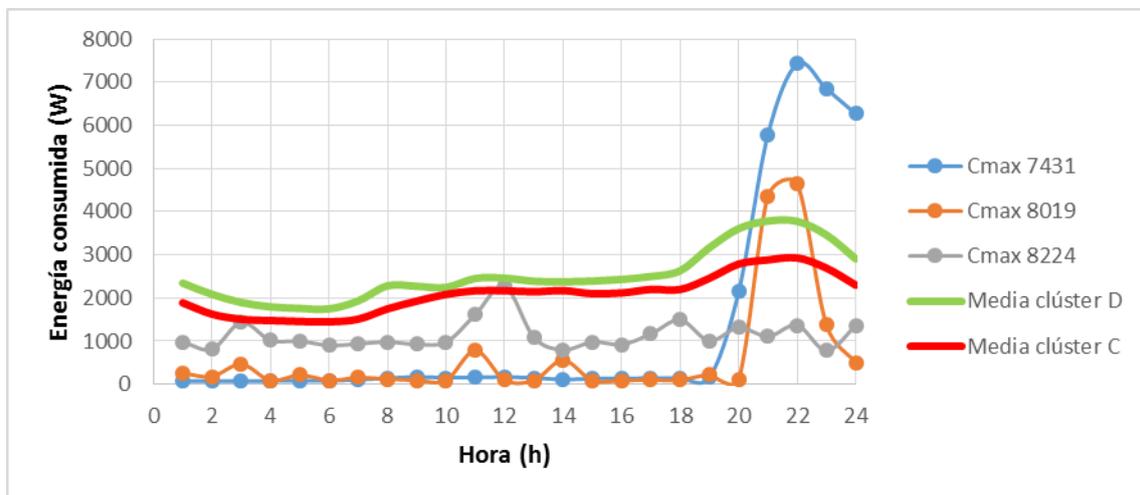


Ilustración 50 Ejemplo de curvas de registros de clúster D en C.

Se observa que estas instancias han sido clasificadas como clúster C en lugar del D, debido a que a lo largo del día ha tenido muy poco consumo y en unas horas ha tenido unos consumos altos.

Resumiendo todo lo anterior, la distribución en clústeres de la tarifa 2A por el método de clustering K-means quedaría de la siguiente forma:

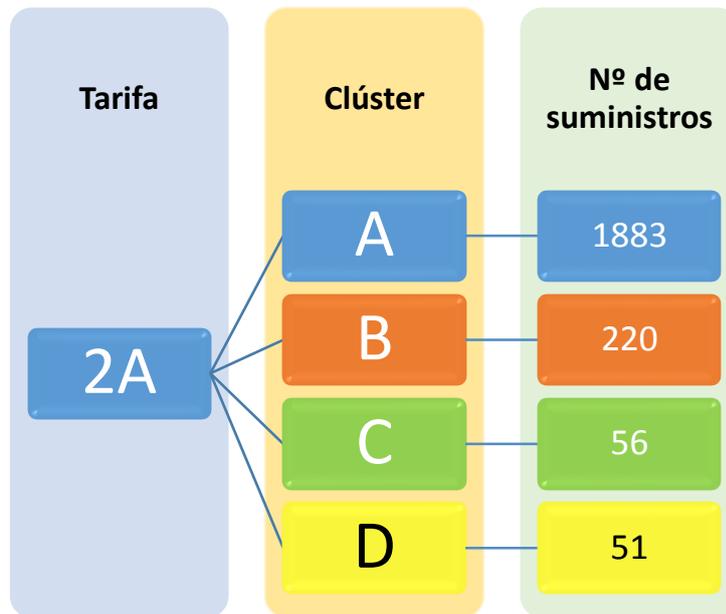


Ilustración 51. Distribución en clústeres de tarifa 2A por el método K-means

- Clúster A: Suministros con Cmax entre (-inf-4878.6] y (5723-6567.4] Wh.
- Clúster B: Suministros con Cmax entre (4878.6-5723] Wh.
- Clúster C: Suministros con Cmax entre (6567.4-7411.8] Wh.
- Clúster D: Suministros con Cmax entre (7411.8-inf) Wh.

La representación gráfica de los consumos medios de cada clúster tiene la siguiente forma:

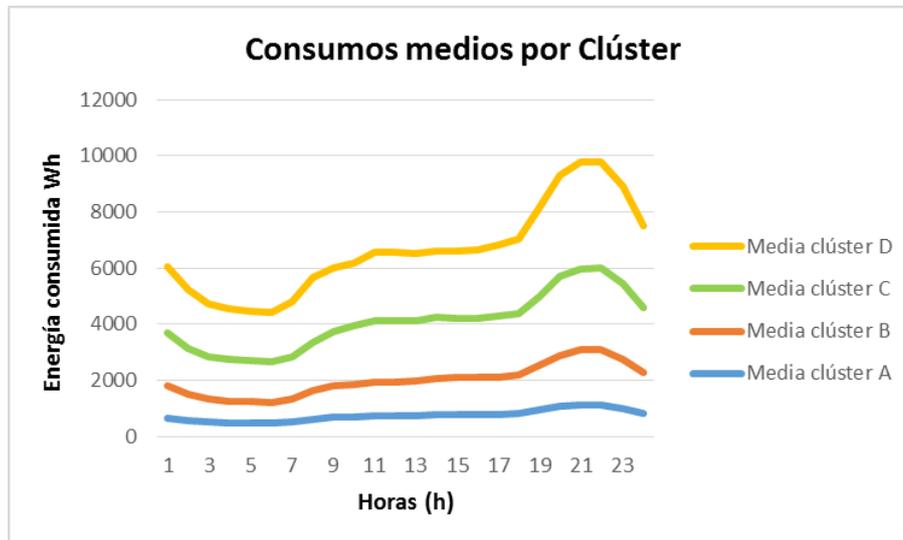


Ilustración 52. Consumos medios por clúster.

Una vez analizado todos los casos en los que el algoritmo haya catalogado los registros en otro clúster, se observa que la mayoría de los casos están en otro clúster debido a que unas horas puntuales en lo que ha variado el consumo significativamente.

A partir de los clústeres obtenidos anteriormente se le aplicará otra vez el proceso de clustering, para obtener subclústeres aplicando esta vez como variable de entrada en el algoritmo el atributo Contador.

### 6.3.2.1.1.2. SUBCLÚSTER

Se repite el mismo proceso con Contador, omitiendo las columnas en rojo:

FECHA CURVAS	CUPs CURVAS	Tarifa	Tipo PdM	Tension	Cmax	Hmax	Contador	Media	h01	...	h24
--------------	-------------	--------	----------	---------	------	------	----------	-------	-----	-----	-----

Y se introduce los datos de la siguiente forma:

Contador	h01	...	h24
----------	-----	-----	-----

#### 6.3.2.1.1.2.1. CLÚSTER A

Los valores de Contador (55173 registros) se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Contador. Se obtienen los siguientes intervalos:

- (-inf-373804.8]
- (373804.8-646244.6]
- (646244.6-918684.4]
- (918684.4-1191124.2]
- (1191124.2-1463564]
- (1463564-1736003.8]
- (1736003.8-2008443.6]
- (2008443.6-2280883.4]
- (2280883.4-2553323.2]
- (2553323.2-inf)

Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

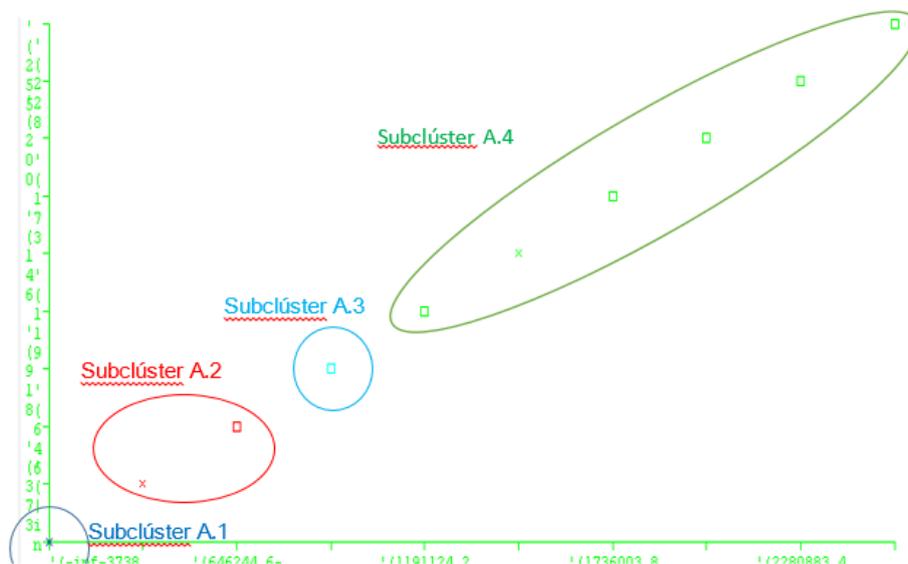


Ilustración 53. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster A por K-means.

Tras aplicarse el algoritmo se obtiene 4 subclústeres dentro del clúster A:

- **Clúster A.1:** Suministros con Contador entre (-inf-373804.8] Wh (777 suministros).
- **Clúster A.2:** Suministros con Contador entre (373804.8-918684.4] Wh (861 suministros).
- **Clúster A.3:** Suministros con Contador entre (918684.4-1191124.2] Wh (131 suministros).
- **Clúster A.4:** Suministros con Contador entre (1191124.2-inf] Wh (114 suministros).

Obteniéndose una matriz de confusión de esta forma:

	<b>A1</b>	<b>A2</b>	<b>A3</b>	<b>A4</b>	<b>Nº de registros</b>
<b>A1</b>	17446	3630	335	28	21.439
<b>A2</b>	5663	15282	4953	271	26.169
<b>A3</b>	146	390	3076	428	4.040
<b>A4</b>	53	42	612	3018	3.725

De aquí se observa que los registros están generalmente bien clasificados (60,33% instancias correctamente clasificadas).

Se analiza a continuación el subclúster A.3.

Los registros bien clasificados de A.3 (3076 registros) se distribuyen de la siguiente manera:

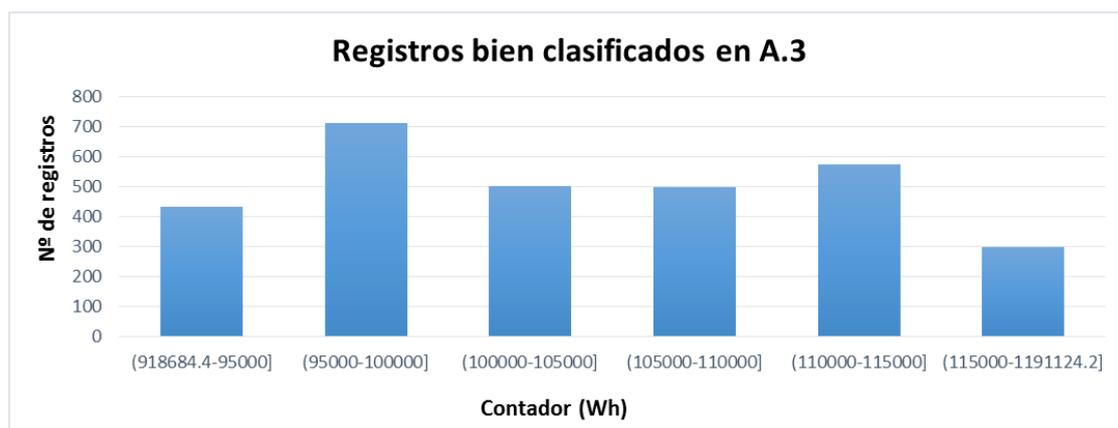


Ilustración 54. Distribución por rango de Cmax de registros bien clasificados de A.3

Donde se observa que la mayor concentración de instancias (o suministros) se concentran en los intervalos (95000-100000] y (110000-115000] Wh.

A continuación se analizan los registros que se encuentran dentro del rango del clúster A.3, pero el algoritmo determina que están en otro clúster:

### Registros que el algoritmo determina que esta A.2 en el clúster A.3

Los 390 registros se distribuyen de la siguiente manera:

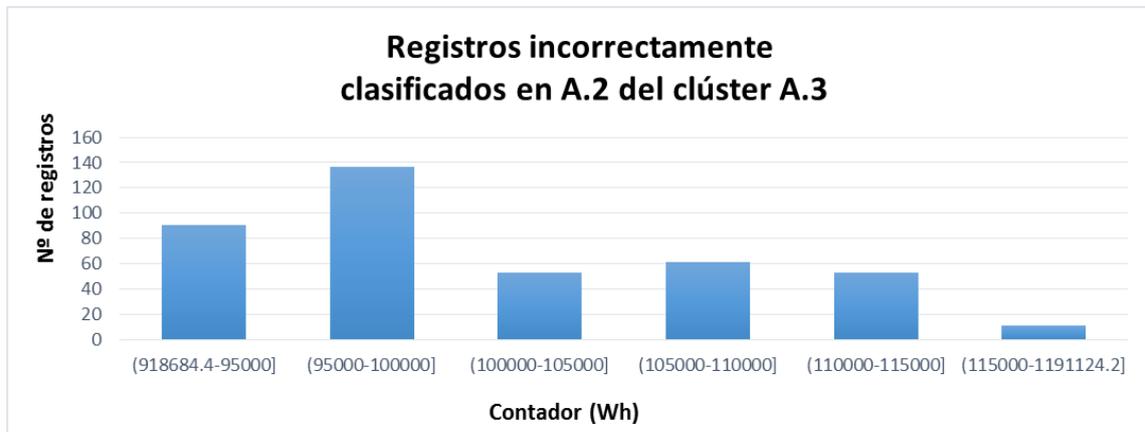


Ilustración 55. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A.2 del clúster A.3

Se observa que la mayoría de los registros se concentran en el intervalo 95000-100000 Wh, siendo algo menor en el rango más próximo a A.2 (373804.8-918684.4] Wh.

Si analizamos las curvas en esos rangos, se obtiene:

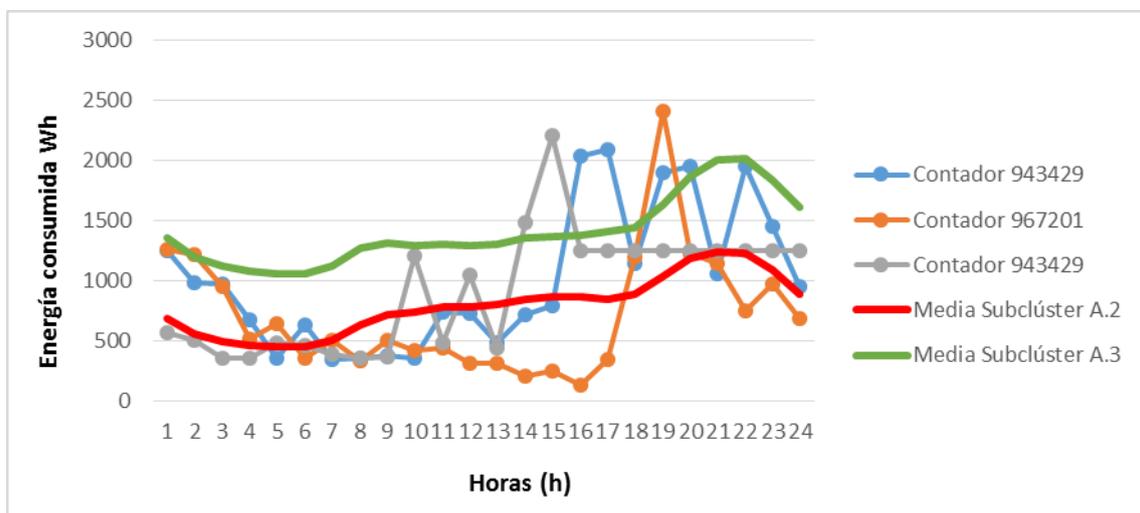


Ilustración 56. Ejemplo de instancia de A.3 en A.2.

Se puede observar que a las primeras horas del día las curvas se asemejan más a A.2 que A.3, y ocurre lo contrario a partir del mediodía, donde las curvas se asemejan más a A.3.

### Registros que el algoritmo determina que esta A.4 en el clúster A.3

Los 428 suministros se distribuyen de la siguiente manera:

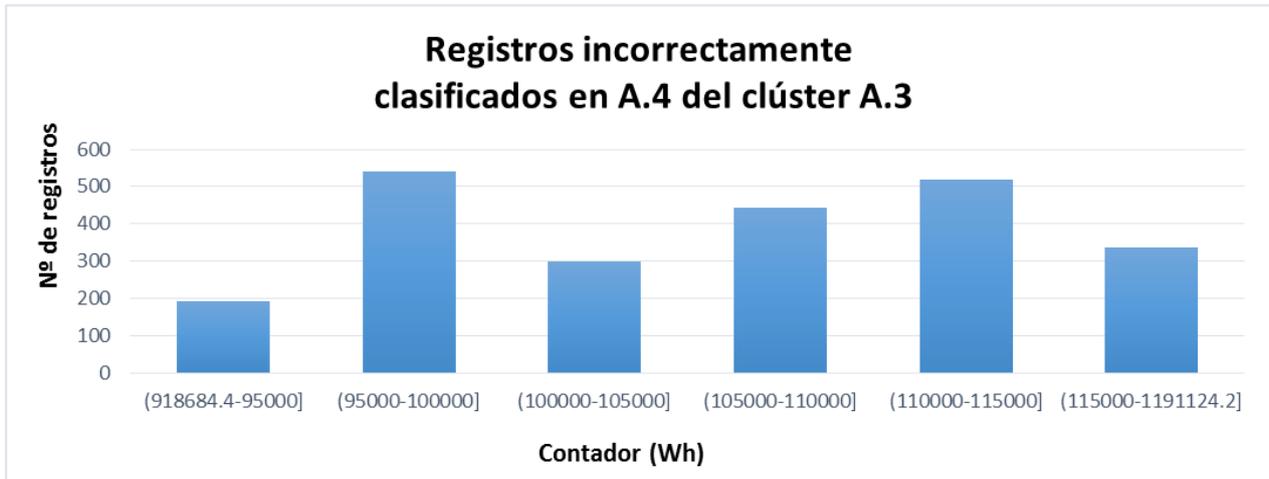


Ilustración 57. Distribución por rango de Cmax de registros incorrectamente clasificados en A.4 del clúster A.3

Se observa que la mayoría de las instancias se concentran en el intervalo 110000-115000 Wh, siendo algo menor en el rango más próximo a A.4 (1191124.2-inf] Wh.

Si analizamos las curvas en esos rangos, se obtiene:

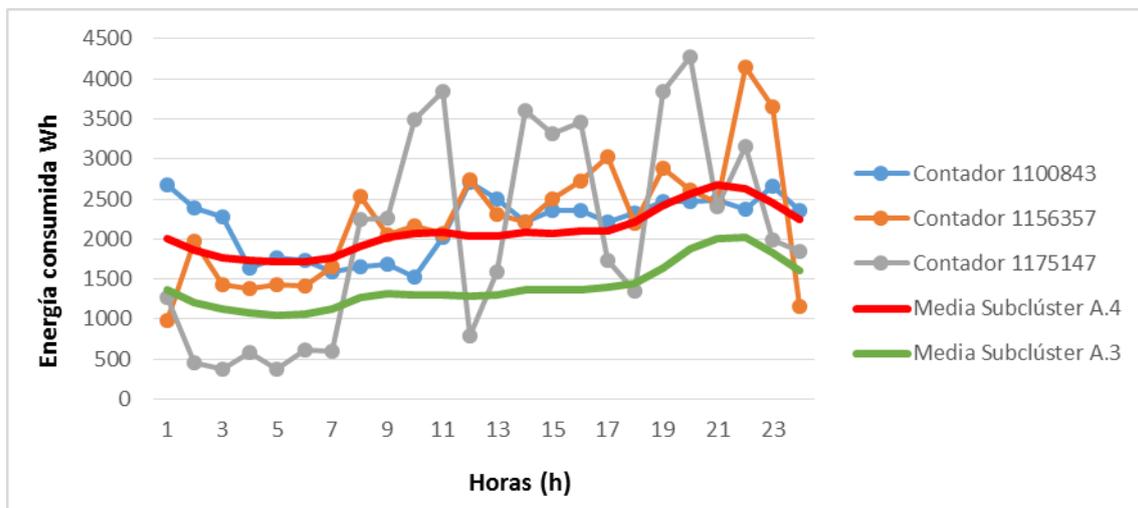


Ilustración 58 Ejemplo de instancia de A.3 en A.4.

Aquí se observa claramente que el proceso de clustering lo ha catalogado en otro clúster por su similitud, analizando otras instancias de estos suministros se comprueba que estos comportamientos son puntuales en unos días.

### 6.3.2.1.1.2.2. CLÚSTER B

Los valores de Contador (6563 registros) se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Contador. Se obtienen los siguientes intervalos:

(-inf-373376.1]  
(373376.1-626345.2]  
(626345.2-879314.3]  
(879314.3-1132283.4]  
(1132283.4-1385252.5]  
(1385252.5-1638221.6]  
(1638221.6-1891190.7]  
(1891190.7-2144159.8]  
(2144159.8-2397128.9]  
(2397128.9-inf)

Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

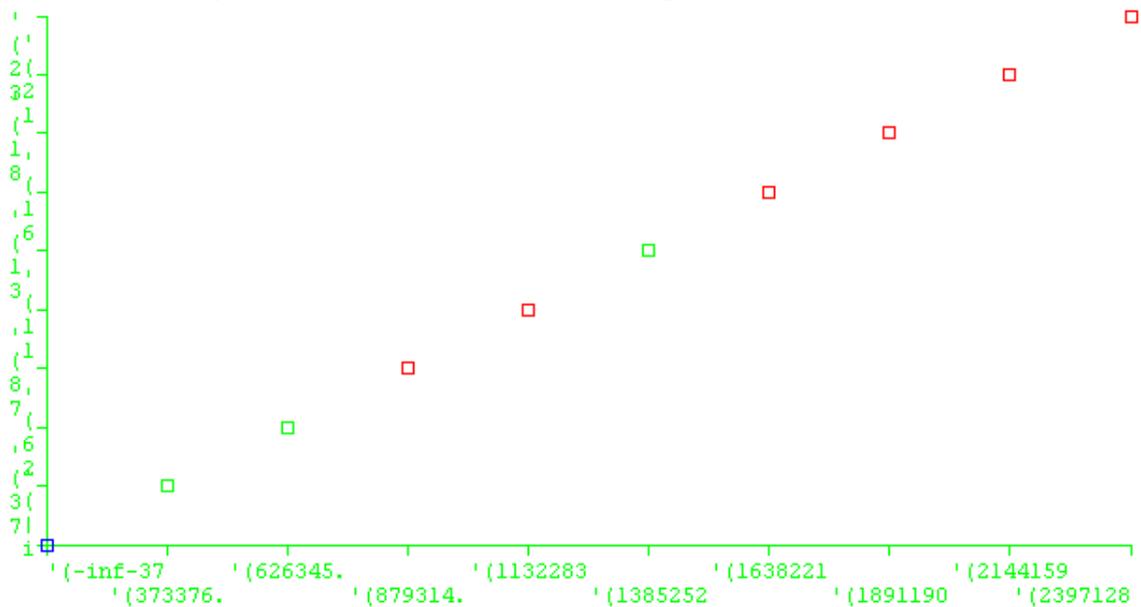


Ilustración 59. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster B por K-means.

Tras aplicarse el algoritmo se obtiene 3 subclústeres dentro del clúster B:

- Clúster B.1: Suministros con Contador entre (-inf-373376.1] Wh (17 suministros).
- Clúster B.2: Suministros con Contador entre (373376.1-879314.3] y (1385252.5-1638221.6] Wh (97 suministros).
- Clúster B.3: Suministros con Contador entre (879314.3-1385252.5] y (1638221.6-inf) Wh (106 suministros).

Obteniéndose una matriz de confusión de esta forma:

	<b>B.1</b>	<b>B.2</b>	<b>B.3</b>	<b>Nº Total de registros</b>
<b>B.1</b>	376	42	4	442
<b>B.2</b>	1473	1358	64	2895
<b>B.3</b>	345	1807	1094	3246

De aquí se observa que los registros están generalmente bien clasificadas (52,09% instancias correctamente clasificadas). Se observa que el subclúster B.2 y B.3 tienen un menor número de instancias bien clasificadas, con lo que son los casos que se analiza y se obtiene unos resultados similares al subclúster A, en el que unos consumos puntuales a provocan que se comporte en unas horas más parecido a otro subclúster.

### 6.3.2.1.1.2.3. CLÚSTER C

Los valores de Contador (1744 registros) se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Contador. Se obtienen los siguientes intervalos:

- (-inf-632893.1]
- (632893.1-954607.2]
- (954607.2-1276321.3]
- (1276321.3-1598035.4]
- (1598035.4-1919749.5]
- (1919749.5-2241463.6]
- (2241463.6-2563177.7]
- (2563177.7-2884891.8]
- (2884891.8-3206605.9]
- (3206605.9-inf)

Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

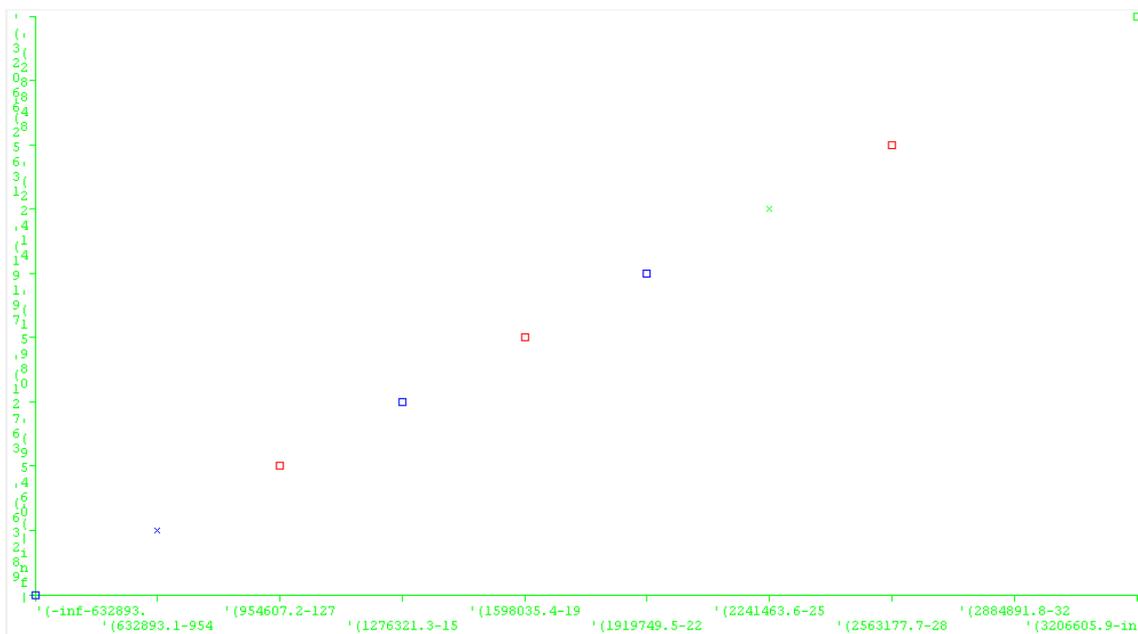


Ilustración 60. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster C por K-means.

Tras aplicarse el algoritmo se obtiene 3 subclústeres dentro del clúster C:

Pero se observa que solo existe un 32,34% de instancias están bien clasificadas, por lo que del clúster C no podemos sacar más subclústeres lo suficientemente fiables. Esto se puede deber a la falta de similitud entre instancias bajo el atributo Contador.

#### 6.3.2.1.1.2.4. CLÚSTER D

Los valores de Contador (1593 registros) se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Contador. Se obtienen los siguientes intervalos:

- (-inf-834719.2]
- (834719.2-1325653.4]
- (1325653.4-1816587.6]
- (1816587.6-2307521.8]
- (2307521.8-2798456]
- (2798456-3289390.2]
- (3289390.2-3780324.4]
- (3780324.4-4271258.6]
- (4271258.6-4762192.8]
- (4762192.8-inf)

Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

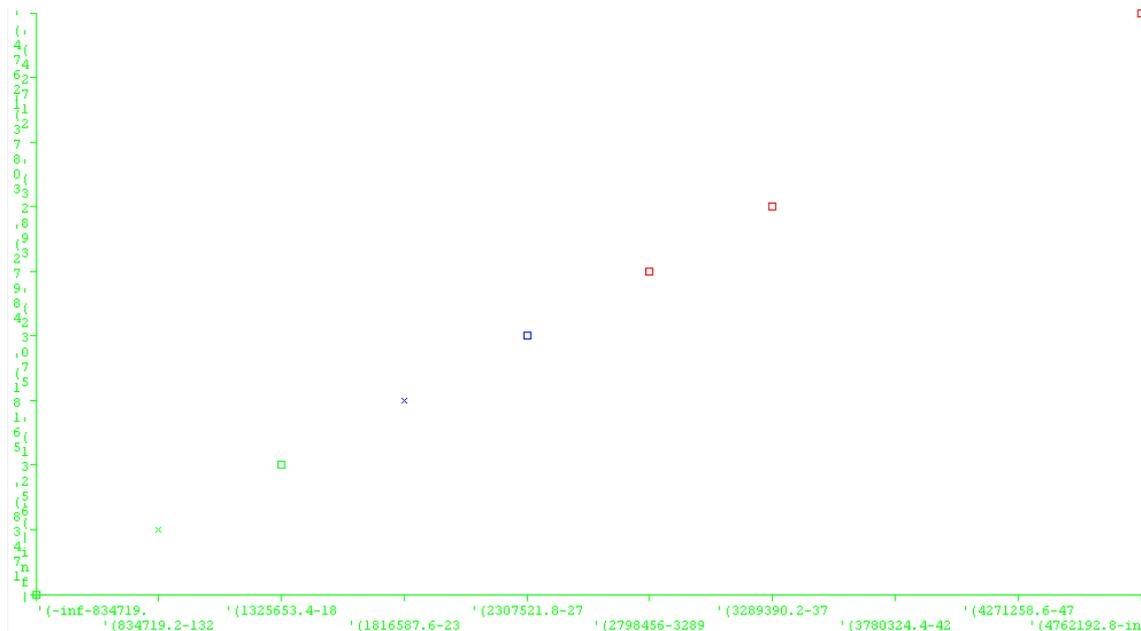


Ilustración 61. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster D por K-means.

Tras aplicarse el algoritmo se obtiene 3 subclústeres dentro del clúster D

Pero se observa que solo existe un 37,54% instancias están bien clasificadas, por lo que del clúster D no podemos sacar más subclústeres lo suficientemente fiables. Esto se puede deber a la falta de similitud entre instancias bajo el atributo Contador.

Resumiendo todo lo anterior, la distribución de suministros quedaría de la siguiente forma:

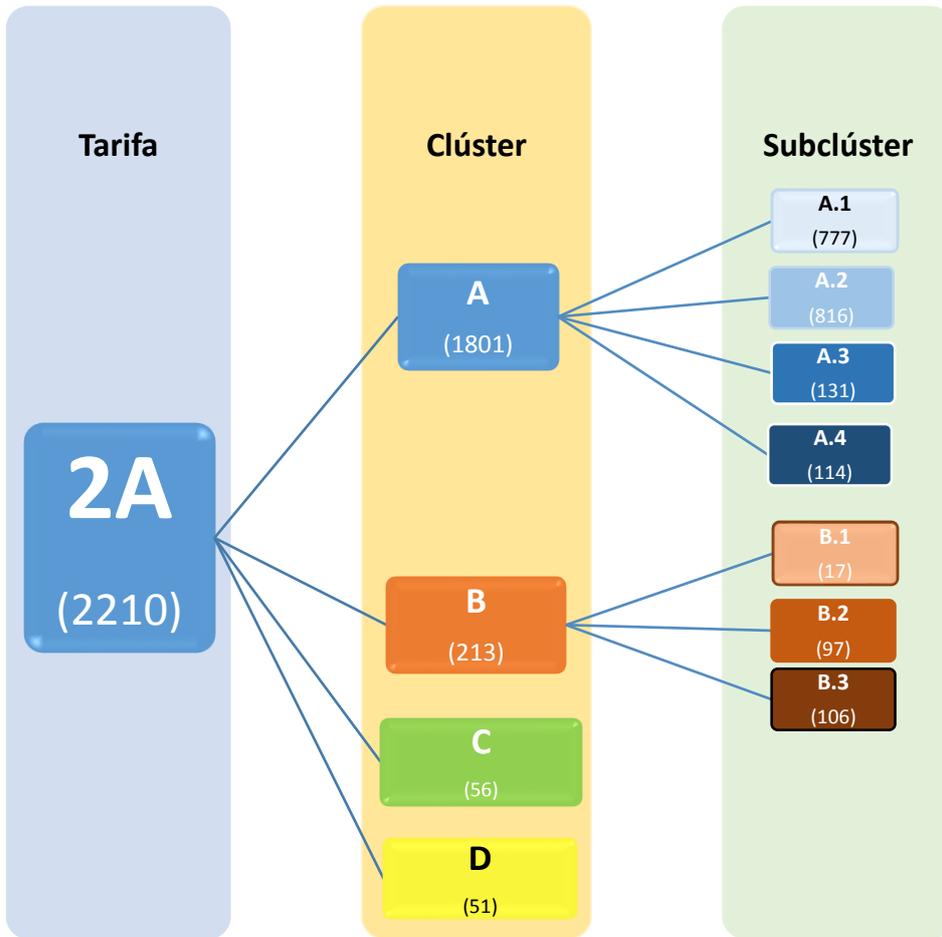


Ilustración 62. Distribución en subclústeres de tarifa 2A por el método K-means

La representación gráfica de los consumos medios de cada clúster tiene la siguiente forma:

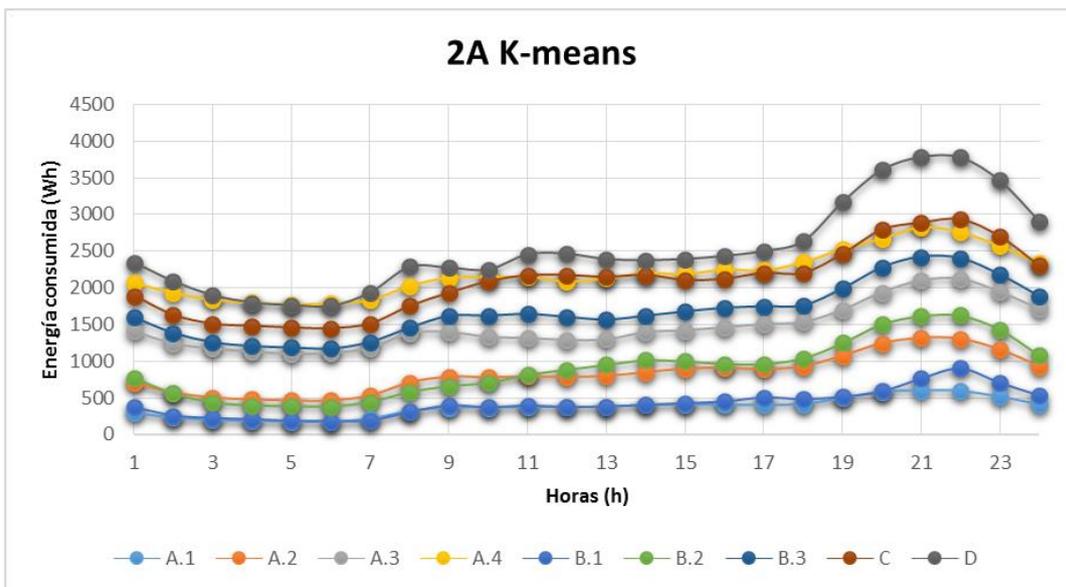


Ilustración 63. Consumos medios por clúster.

### 6.3.2.1.1.3. PATRONES DIARIOS

Ahora de todos los clúster y subclústeres obtenidos se analizan individualmente sus curvas por día de la semana (lunes, martes, etc.). Para los resultados no se vean afectados por los días festivos de enero, se analizó entre los días 13/01/2014 al 31/01/2014.

De esta manera, realizamos de nuevo el proceso de clustering, introduciendo los datos de la siguiente manera:

DiaSem	h01	...	h24
--------	-----	-----	-----

Donde **DiaSem** es el día de la semana (lu (Lunes), ma (Martes), mi (Miércoles), etc.)) Con lo que obtenemos qué días de la semana muestran un comportamiento más parecido.

En el anexo 2 de este documento se muestran todos los resultados de la aplicación del método de clustering y representación gráfica de los patrones diarios, y en el anexo 3, los resultados numéricos obtenidos de los patrones diarios.

A continuación se muestran los casos más representativos de los resultados obtenidos en el punto anterior:

#### Súbcluster A.1

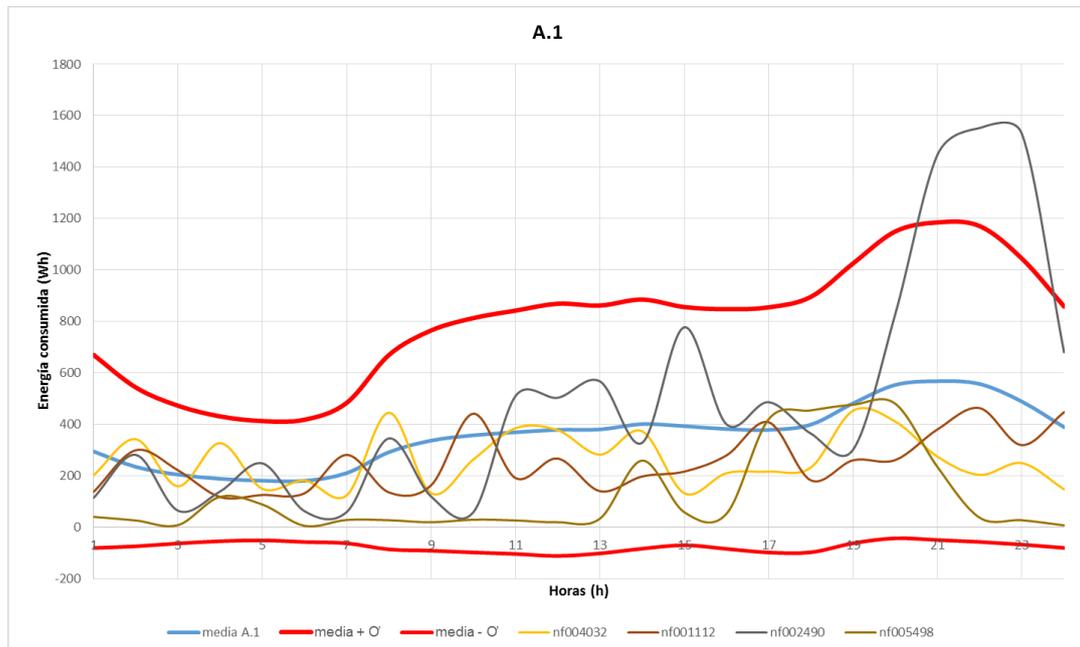


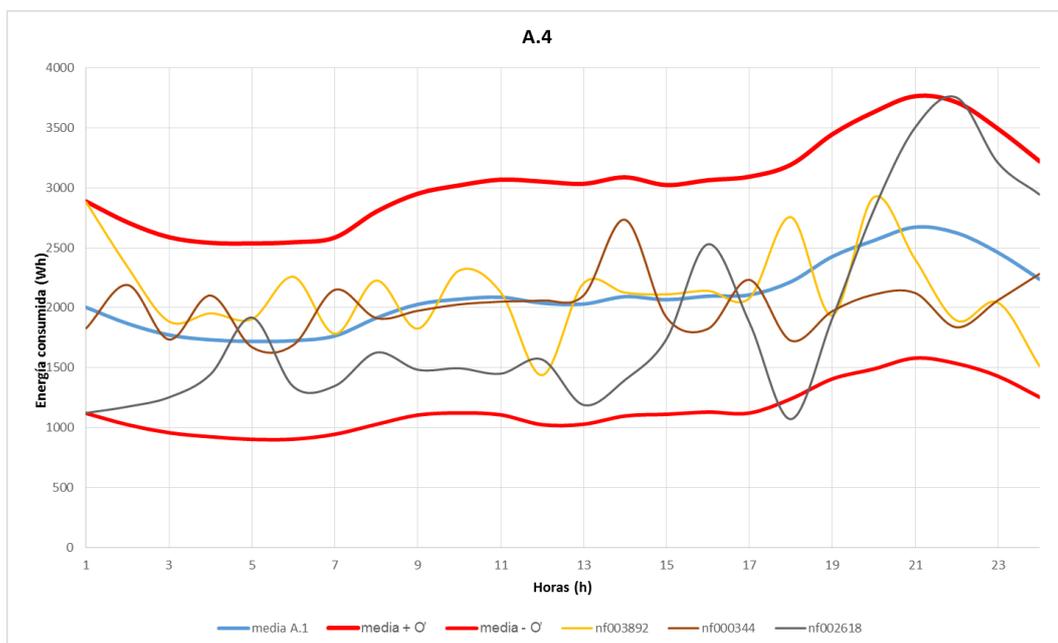
Ilustración 64. Ejemplo de suministro dentro del patrón A.1.

Se representa el patrón diario del clúster A.1 para los lunes (Media A.1, línea azul) y la media más y menos la desviación típica ( $\sigma$ ) del clúster A.1 junto las curvas de consumo del día 13/01/2014 de algunos suministros (elegidos al azar) que conforman este clúster A1 (Cmax entre  $(-\infty-4878.6]$  y  $(5723-6567.4]$  Wh y Contador entre  $(-\infty-373804.8]$  Wh).

Se observa que los consumos de los suministros fluctúan dentro de la banda formada entre las líneas rojas (media  $\pm \sigma$ ). Aunque no tienen las curvas la misma forma que la media, tienen misma tendencia ascendente, produciéndose un máximo en torno a las 21 horas.

Además se observa que el suministro, con CUP nf002490 en unas horas se sale de la banda, entonces se analiza el comportamiento de Cup en otros días y se observa que este hecho es puntual y que el algoritmo precisamente esa curva la había categorizado en A.3.

También se observa que la banda es “muy ancha” (llegando a tener valores negativos) debida a que el valor de la desviación típica es mayor en algunas horas a la media. Por esto se concluye que los consumos tienen una dispersión mayor que en el siguiente ejemplo que se mostrará. Esto era algo previsible debido a que en la matriz de confusión calculada anteriormente en el punto 6.3.2.1.1.2.1, el subclúster A.1 tiene mayor cantidad de elementos no diagonales en proporción que A.4, que provoca que algunas curvas (como la curva del CUP nf002490 del ejemplo) aumente la desviación con elevados consumos a horas puntuales.



**Ilustración 65. Ejemplo de suministro dentro del patrón A.4.**

En este ejemplo se observa que la banda es más reducida, debido a que los suministros que cumplen las características de pertenecer al clúster A.4 ( $C_{max}$  en  $(-\infty, -4878,6]$  W y  $(5723,6567,4]$  W y Contador  $> 1.191.124,2$ ) tienen comportamiento más similares.

Analizando los patrones, todos tienen la misma forma, un mínimo a la hora 6 y un máximo en torno a la hora 21. Esta forma se compara con las curvas obtenidas en el proyecto Indel de REE (Atlas de la demanda eléctrica española) y encaja perfectamente con la curva media diaria residencial.

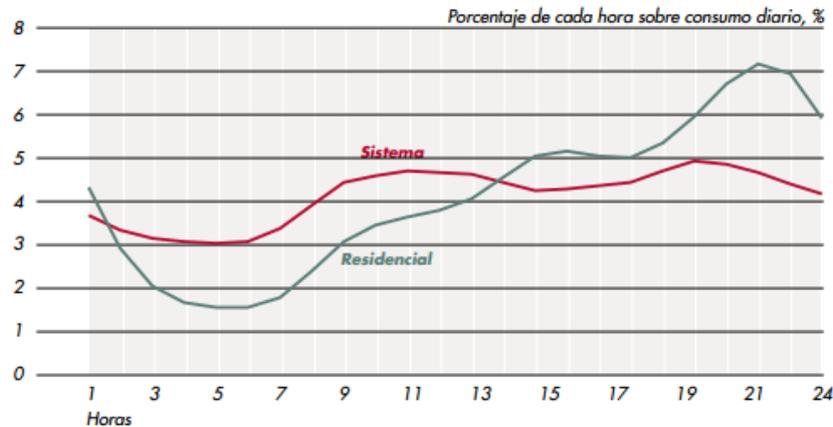


Ilustración 66. Curva media diaria residencial del proyecto Indel.

Además para analizar estas curvas, se compara si tiene una forma similar a la curvas de los Perfiles Finales  $P_a$  (correspondiente para la tarifa 2.0 y 2.1). Estos Perfiles se aplican sobre los suministros que no dispongan de un “contador inteligente” (no registra consumos hora a hora). Los Perfiles son las curvas horarias sobre las que distribuye la energía consumida de un suministro entre lectura y lectura de su contador (cada uno o dos meses).

Estos Perfiles Finales son publicados REE (Red Eléctrica Española) a partir de los Perfiles Iniciales (en nuestro caso, el correspondiente de la Resolución de 26 de diciembre de 2013, BOE nº313) y la demanda total del sistema.

El perfil final  $P_a$  medio horario del mes de enero de 2014 es el siguiente:

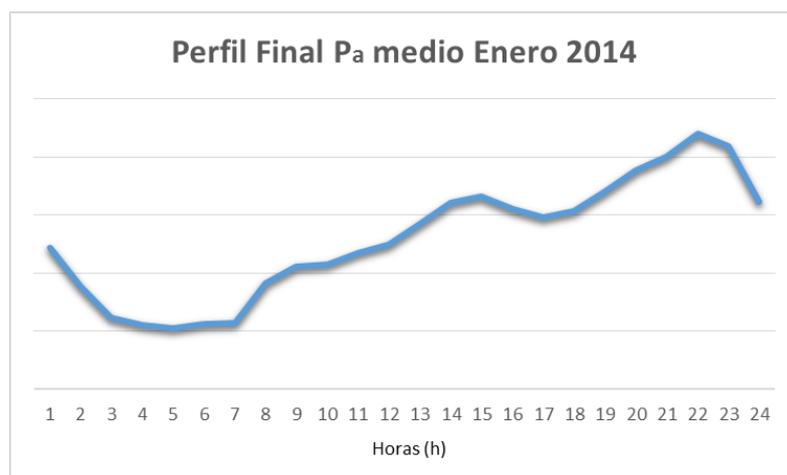


Ilustración 67. Perfil final  $P_a$  medio de enero de 2014.

Se observa que la curva también tiene la misma tendencia.

Comparando los patrones diarios dentro un mismo clúster se observa:

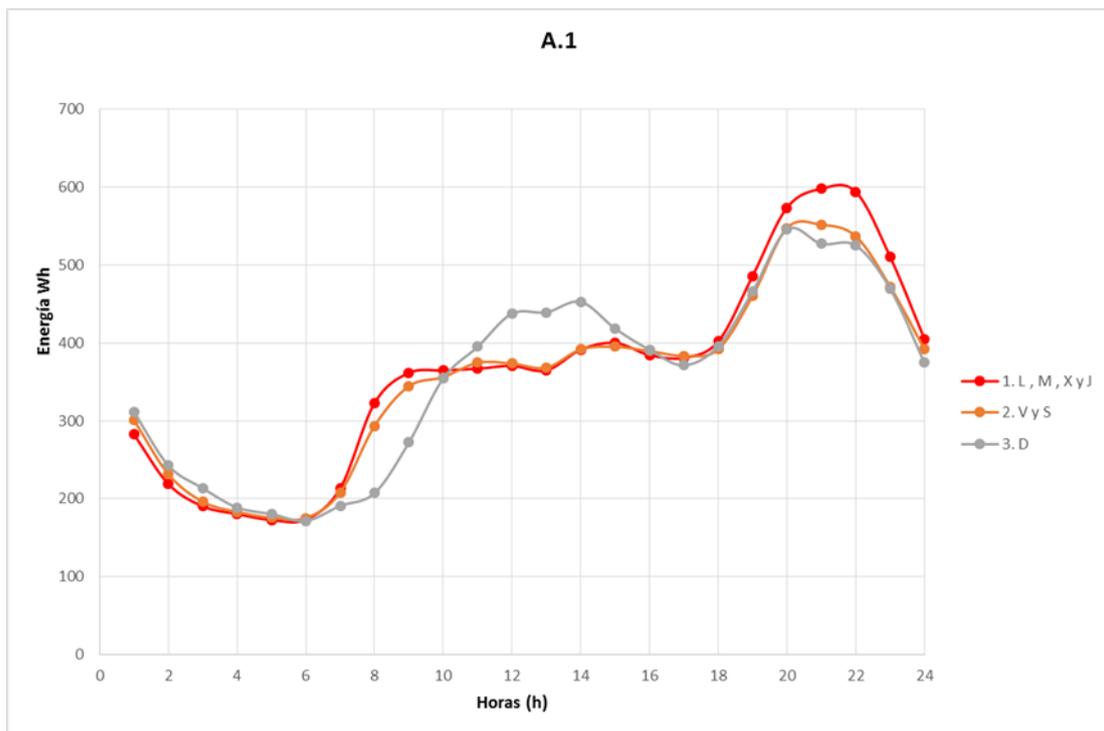


Ilustración 68. Patrones diarios del clúster A.1.

Que generalmente los fines de semana la curva es algo más plana, reduciéndose el máximo de 21h – 22h y el aumento del consumo a partir de la 6h tiene menor pendiente (“la gente madruga menos”).

También se observa en los domingos que un máximo local sobre las 14 h, respecto a la otras curvas donde el consumo es más plano.

### 6.3.2.1.2. TARIFA 2.1

1. Se introduce los datos de los 137 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

Cmax	h01	...	h24
------	-----	-----	-----

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtiene los siguientes intervalos:

(-inf-3954.7]  
(3954.7-6369.4]  
(6369.4-8784.1]  
(8784.1-11198.8]  
(11198.8-13613.5]  
(13613.5-16028.2]  
(16028.2-18442.9]  
(18442.9-20857.6]  
(20857.6-23272.3]  
(23272.3-inf)

3. Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

Se obtiene lo siguiente:

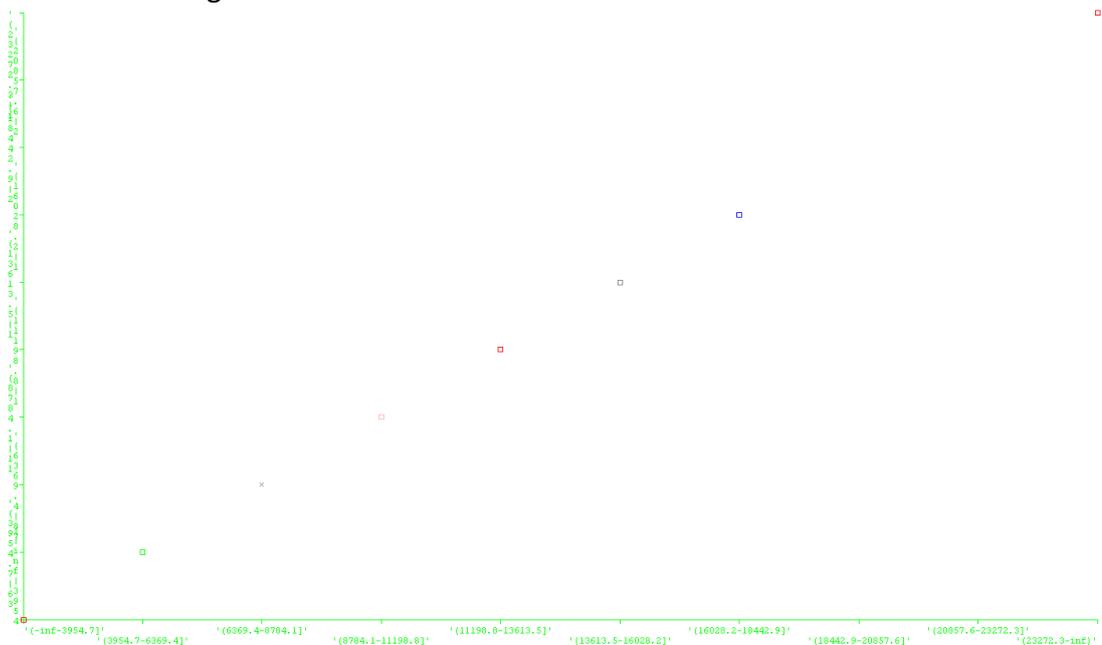


Ilustración 69 Clasificación de Cmax de la tarifa 2.1 por K-means.

No se encuentra ninguna agrupación entre los rangos de Cmax, debido a que cada rango de Cmax pertenece a un clúster distinto.

Se prueba ante esto, aumentar los intervalos de Cmax hasta 20 intervalos, pero se obtiene igualmente el mismo resultado, un clúster por cada intervalo.

A continuación, se prueba todo el procedimiento anterior, pero en lugar de introducir Cmax, se introduce el atributo Contador, Media y Hmax. En todos los casos no se encuentra ninguna agrupación posible.

Dados estos resultados se determina que los datos deben ser lo suficientemente distintos unos a otros que únicamente podrían formar clúster consigo mismo.

Esto puede deberse a que esta tarifa es contratada por medianas industrias y comercios, los cuales tienen patrones de consumo distintos.

Si se hubiera dispuesto del código CNAE de los suministros se hubiera intentado agrupar y se habrían obtenido unos comportamientos más acertados.

A continuación se representan los comportamientos de algunas de estas curvas:

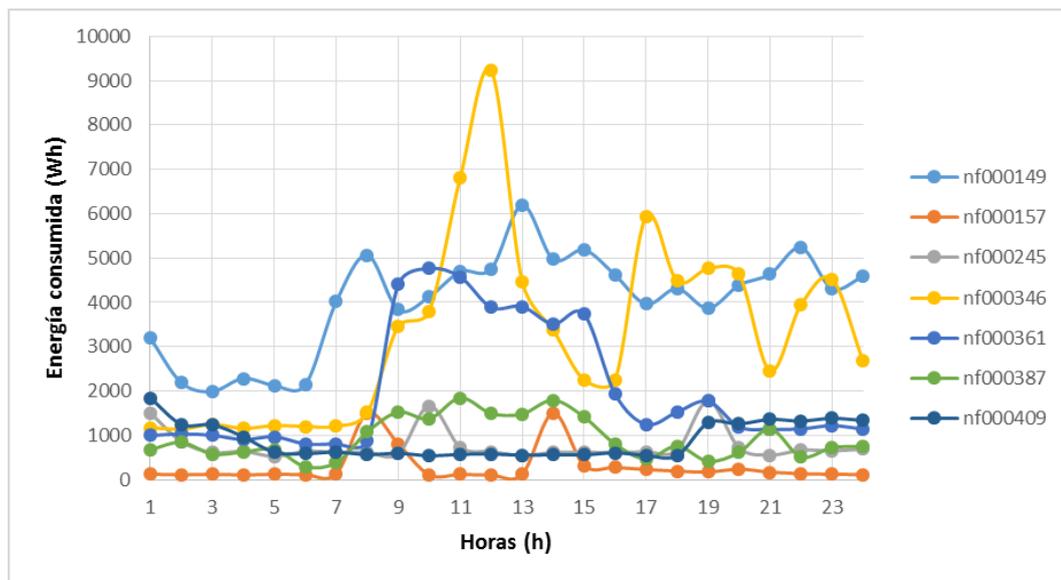
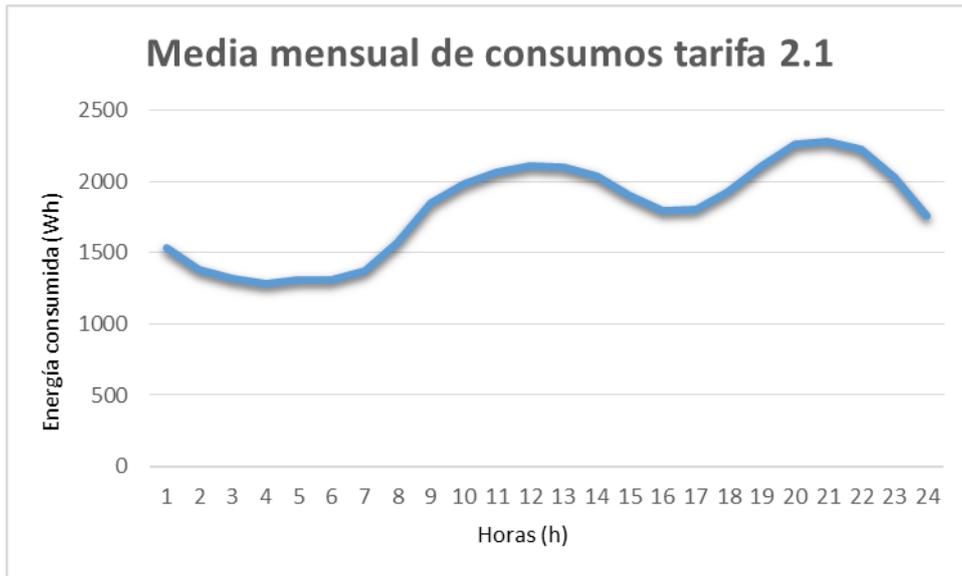


Ilustración 70. Ejemplo de curvas medias diarias de suministro con tarifa 2.1.

Aquí se puede observar claramente que ninguno de los suministros se parece entre sí, teniendo picos de consumo en horarios de mañana.

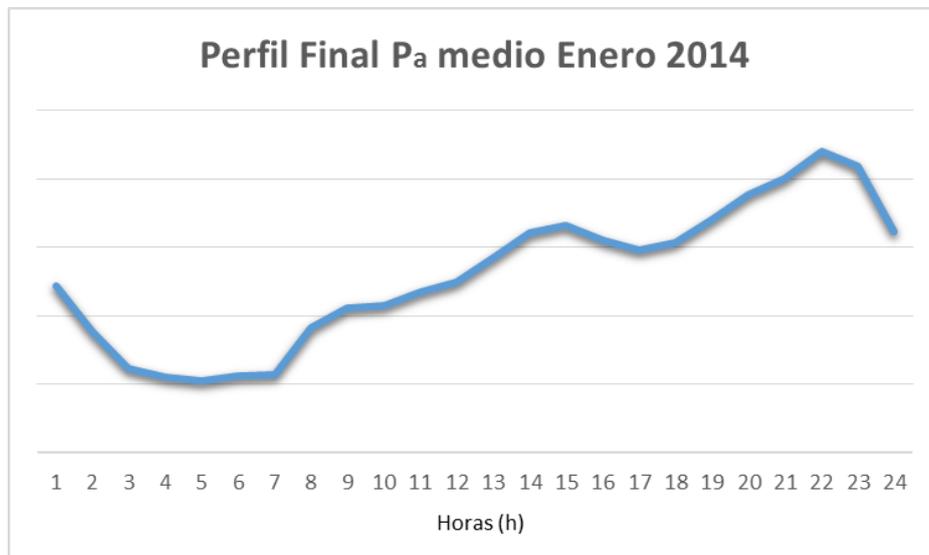
Ahora se analizará el consumo medio horario de todos los días del mes y de los 137 suministros, cuya curva tiene la siguiente forma:



**Ilustración 71. Media mensual de consumo tarifa 2.1**

Para analizarlo, se compara si tiene una forma similar a la curvas de los Perfiles Finales  $P_a$  (correspondiente para la tarifa 2.0 y 2.1).

De nuevo represento el perfil final  $P_a$  medio horario del mes de Enero de 2014 es el siguiente:



**Ilustración 72. Perfil final Pa medio de enero de 2014.**

Se observa que las curvas tienen una tendencia bastante similar, pero los máximos locales de la media mensual de consumo (12h y 21h) están adelantados respecto al del perfil (15h y 22h). Esto puede deberse a que la tarifa 2.1 comparte el mismo perfil de consumo que la tarifa 2.0 (con mayor cantidad de suministro).

### 6.3.2.1.3. TARIFA 3.0 PM 4

1. Se introducen los datos de los 192 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

Cmax	h01	...	h24
------	-----	-----	-----

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtiene los siguientes intervalos:

(-inf-8100]  
(8100-14200]  
(14200-20300]  
(20300-26400]  
(26400-32500]  
(32500-38600]  
(38600-44700]  
(44700-50800]  
(50800-56900]  
(56900-inf)

3. Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.

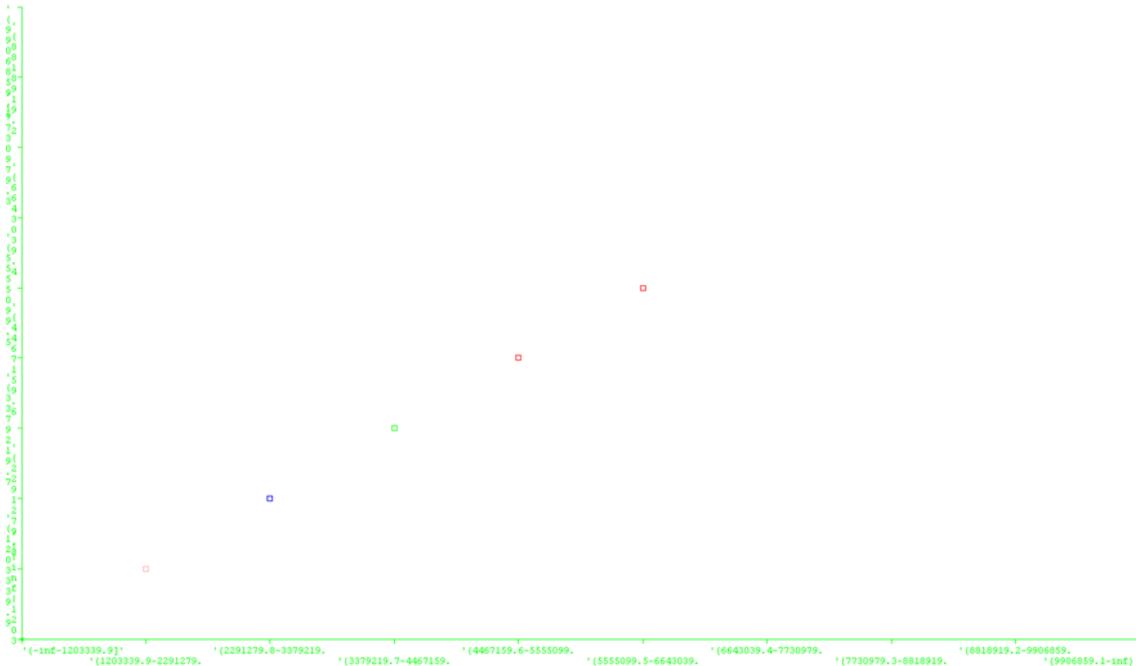


Ilustración 73. Clasificación de Cmax de la tarifa 3.0 PM 4 por K-means.

4. Al igual que en el caso de la tarifa 2.1 no se encuentra ninguna agrupación posible con Cmax, sucede de igual forma en el resto de atributos (Contador, Media y Hmax).

Se obtienen las mismas conclusiones que en la tarifa 2.1.

A continuación se representan los comportamientos de algunas de estas curvas:

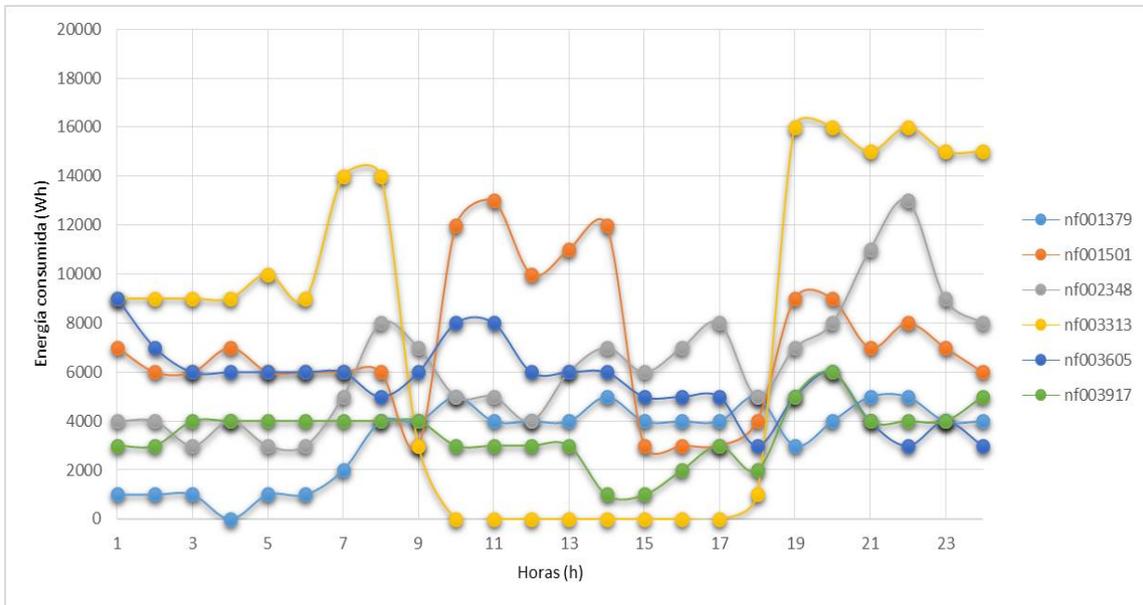


Ilustración 74. Ejemplo de curvas de consumo de tarifa 3.0 PM 4

Aquí se puede observar claramente que ninguno de los suministros se parece entre sí, teniendo picos de consumos en horarios de mañana.

Ahora se analizará el consumo medio horario de todos los días del mes y de los 192 suministros, cuya curva tiene la siguiente forma:

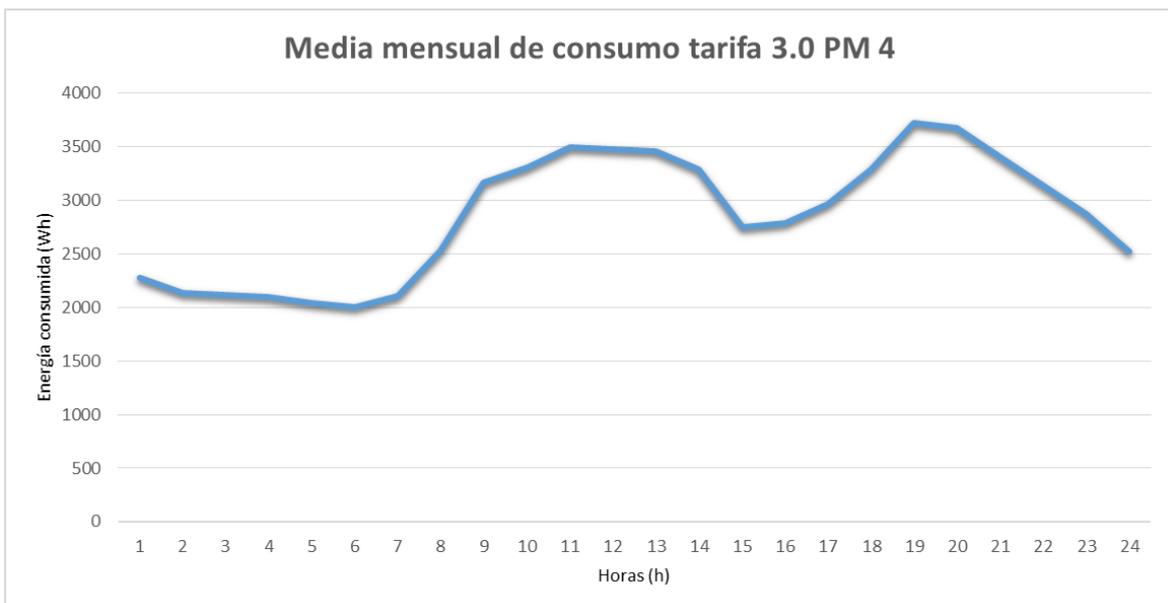


Ilustración 75. Media mensual de consumo de tarifa 3.0 PM 4

Para analizarlo, se compara si tiene una forma similar a la curvas de los Perfiles Finales  $P_c$  (correspondiente para la tarifa 3.0 y 3.1 con PM 4).

El perfil final  $P_c$  medio horario del mes de Enero de 2014 es el siguiente:

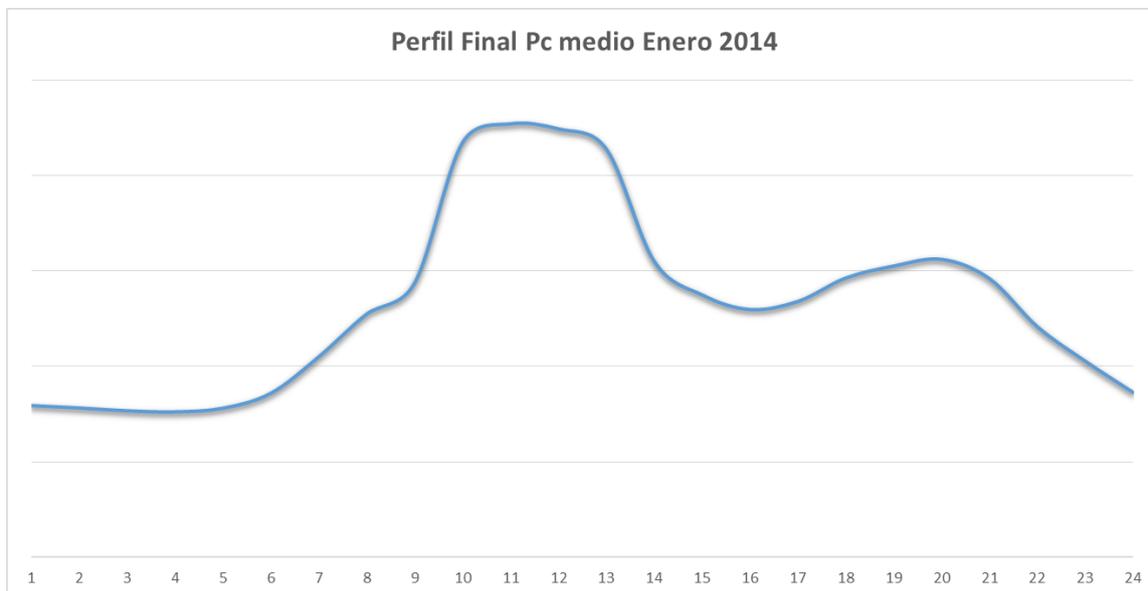


Ilustración 76. Perfil Final  $P_c$  medio enero 2014

Se observa que los máximos locales coinciden a la misma hora (10-13h y 19-22h) en ambas curvas a las primeras 14 horas tiene el mismo comportamiento, pero que a partir de esa hora la curva media de consumo telegestionada crece muchísimo más que la curva del perfil, produciéndose un máximo absoluto y no uno local como en el perfil.

Esto puede ser debido a que los perfiles son por tipo de tarifa de acceso y punto de medida, y no distinguen la zona geográfica en la que se encuentran, pudiendo tener un comportamiento más parecido en otros lugares del territorio para el mismo periodo de tiempo. Además, se dispone de un número reducido de estos suministros para poder determinar con fiabilidad las curvas medias ante su perfil de consumo.

### 6.3.2.2. EM

A continuación se describe el procedimiento seguido para las 3 tarifas que se van a analizar:

#### 6.3.2.2.1. TARIFA 2A

1. Se introducen los datos de los 2210 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

**Cmax** | **h01** | ... | **h24**

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtienen los siguientes intervalos:

- (-inf-2345.4]
- (2345.4-3189.8]
- (3189.8-4034.2]
- (4034.2-4878.6]
- (4878.6-5723]
- (5723-6567.4]
- (6567.4-7411.8]
- (7411.8-8256.2]
- (8256.2-9100.6]
- (9100.6-inf)

3. Se aplica el algoritmo EM, sin especificar el número de clúster y con un número máximo de iteraciones de 100, se obtiene lo siguiente:

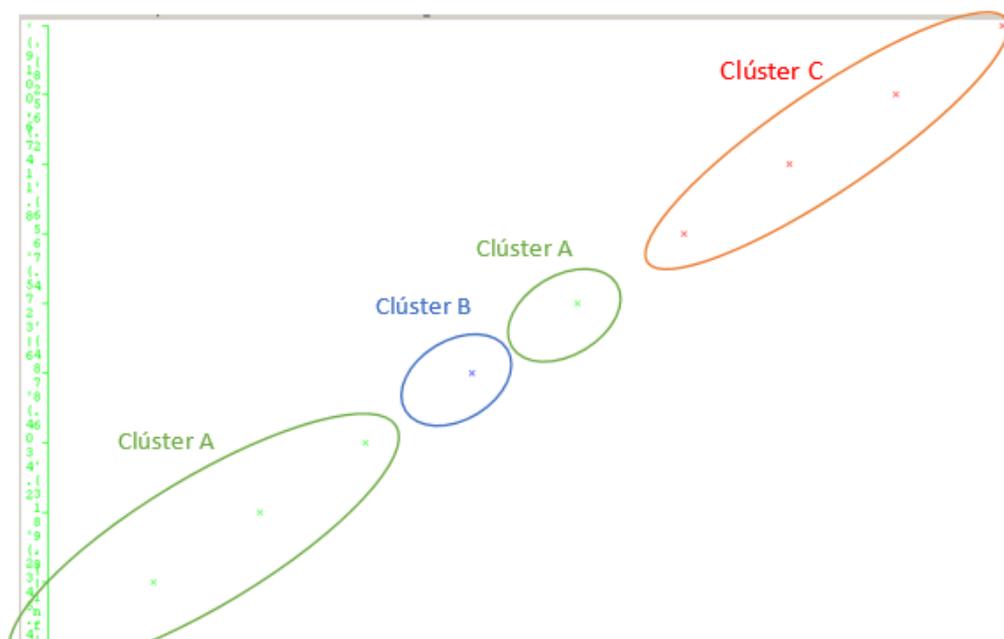


Ilustración 77. Clasificación de Cmax en clústeres de la tarifa 2A por EM.

Los 2210 suministros se dividen en 3 clústeres:

- Clúster A: Suministros con Cmax entre (-inf-4878.6] y (5723-6567.4] (1883 suministros).
- Clúster B: Suministros con Cmax entre (4878.6-5723] (220 suministros).
- Clúster C: Suministros con Cmax entre (6567.4-sup) (107 suministros).

4. Calculo ahora la matriz de confusión para comprobar la correcta asignación de los suministros en esos clústeres. Se obtiene lo siguiente:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>Nº de suministros</b>
<b>A</b>	51996	1523	1654	55173
<b>B</b>	1444	4038	1081	6563
<b>C</b>	422	109	2806	3337

Como en el algoritmo anterior, se observa que tras ejecutarse este algoritmo, hay registros que debiendo pertenecer a un clúster, por encontrarse en un rango de Cmax pertenecen a otro clúster según el algoritmo. Pero en el caso de este algoritmo este efecto es menor, debido a que la matriz de confusión tiene mayor cantidad de instancias correctamente clasificadas que en el caso de K-means.

### 6.3.2.2.1.1. CLÚSTER

A continuación se representa la distribución de los registros por rango de Cmax entre los registros bien clasificados e incorrectamente clasificados por cada clúster:

#### 6.3.2.2.1.1.1. CLÚSTER A

La distribución de los 51996 registros del clúster tiene la misma forma que en algoritmo K-means debido a que se encuentran en el mismo intervalo.



Ilustración 78. Distribución de registros bien clasificados del clúster A

Analizando las curvas de los registros en otros clústeres se observa que puntualmente algunos suministros se comportan como otro clúster.

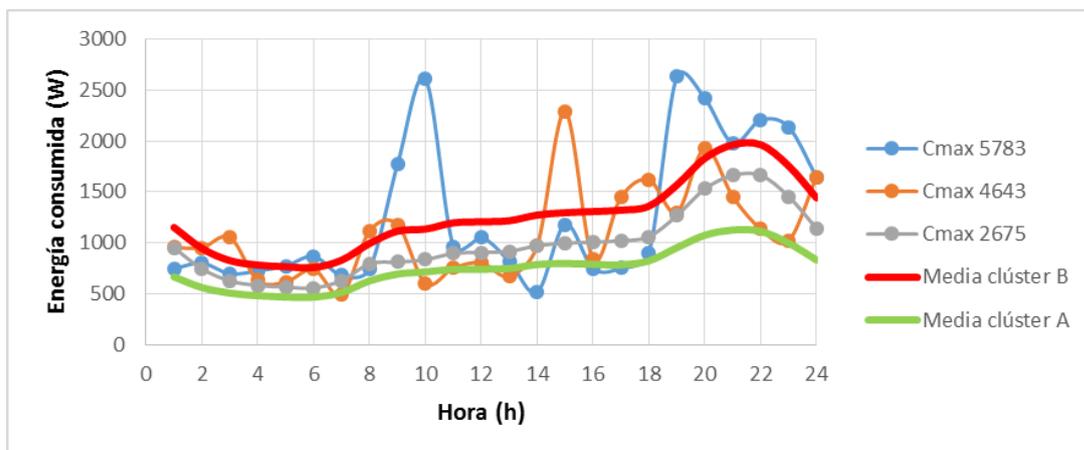


Ilustración 79 Ejemplo de curvas de registros de clúster A en B.

Aquí se puede observar el caso de registros clasificadas por el algoritmo en B, en lugar de A. Con lo que se observa que las curvas de los registros se asemejan a B, más que A.

#### 6.3.2.2.1.1.2. CLÚSTER B

Analizando las curvas de los registros en otros clústeres (incorrectamente clasificados) se observa que puntualmente algunos suministros se comportan como otro clúster. Ocurre lo mismo que en el clúster A.

#### 6.3.2.2.1.1.3. CLÚSTER C

Analizando las curvas de los registros en otros clústeres (incorrectamente clasificados) se observa que puntualmente algunos suministros se comportan como otro clúster. Ocurre lo mismo que en el clúster A.

Resumiendo todo lo anterior, la distribución en clústeres de la tarifa 2A por el método de clustering EM quedaría de la siguiente forma:

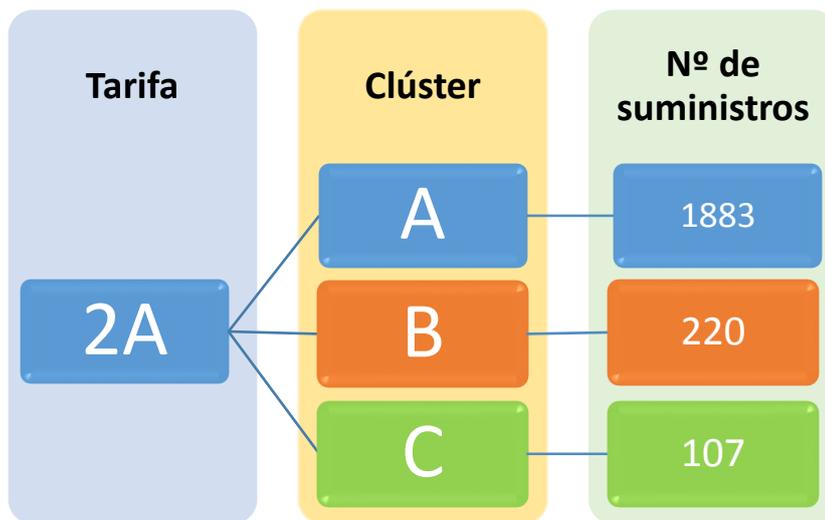


Ilustración 80. Distribución de numero de suministros por clúster

- Clúster A: Suministros con Cmax entre  $(-\infty-4878.6]$  y  $(5723-6567.4]$  Wh.
- Clúster B: Suministros con Cmax entre  $(4878.6-5723]$  Wh.
- Clúster C: Suministros con Cmax entre  $(6567.4-\infty]$  Wh.

La representación gráfica de los consumos medios de cada clúster tiene la siguiente forma:

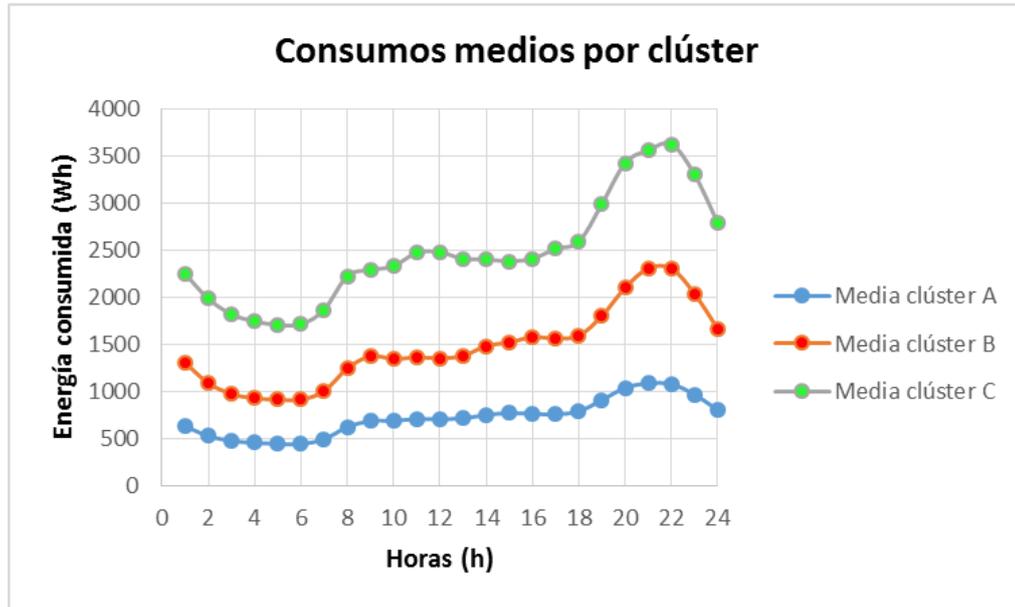


Ilustración 81. Consumos medios por clúster.

Una vez analizados todos los casos en los que el algoritmo haya catalogado registros en otro clúster, se observa que la mayoría de los casos están en otro clúster debido a que en horas puntuales ha variado el consumo significativamente.

A partir de los clústeres obtenidos anteriormente se le aplicará otra vez el proceso de clustering, para obtener subclústeres aplicando esta vez como variable de entrada en el algoritmo el atributo Contador.

#### 6.3.2.2.1.2. SUBCLÚSTER

Se toma el atributo Contador y se repite el proceso anterior para cada clúster:

##### 6.3.2.2.1.2.1. CLÚSTER A

Los valores de Contador (58259 registros) se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Contador. Se obtienen los siguientes intervalos:

- (-inf-373804.8]
- (373804.8-646244.6]
- (646244.6-918684.4]
- (918684.4-1191124.2]
- (1191124.2-1463564]
- (1463564-1736003.8]
- (1736003.8-2008443.6]
- (2008443.6-2280883.4]
- (2280883.4-2553323.2]
- (2553323.2-inf)

Aplicando de nuevo el algoritmo EM se obtiene lo siguiente:

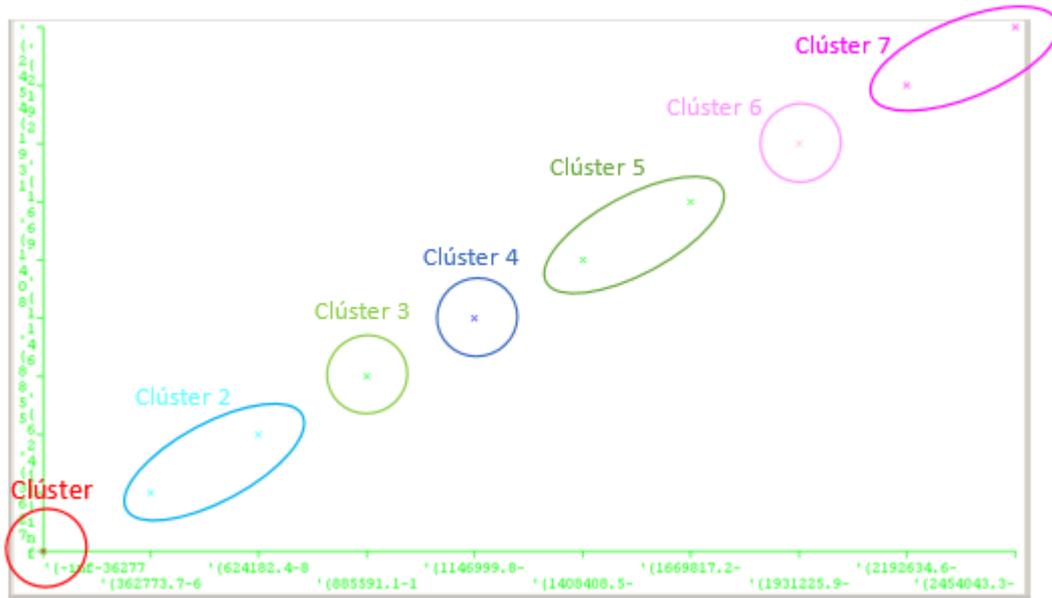


Ilustración 82. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster A por EM.

Los 1883 suministros del clúster A se dividen en 7 subclústeres:

- Subclúster A.1.: Suministros con Contador entre  $(-\infty-373804.8]$  (777 suministros).
- Subclúster A.2.: Suministros con Contador entre  $(373804.8-918684.4]$  (861 suministros).
- Subclúster A.3.: Suministros con Contador entre  $(918684.4-1191124.2]$  (113 suministros).
- Subclúster A.4.: Suministros con Contador entre  $(1191124.2-1408408,5]$  (56 suministros).
- Subclúster A.5.: Suministros con Contador entre  $(1408408,5-2008443.6]$  (32 suministros).
- Subclúster A.6.: Suministros con Contador entre  $(2008443.6-2280883.4]$  (3 suministros).
- Subclúster A.7.: Suministros con Contador entre  $(2280883.4-\infty)$  (3 suministros).

Calculo ahora la matriz de confusión para comprobar la correcta asignación de los suministros en esos subclústeres. Y se obtiene lo siguiente:

	A.1	A.2	A.3	A.4	A.5	A.6	A.7	Nº de registros
A.1	21897	2149	31	5	5	0	0	24087
A.2	1820	24715	122	24	10	0	0	26691
A.3	92	234	3583	30	16	0	1	3956
A.4	9	32	27	1639	21	1	0	1729
A.5	10	22	23	24	1529	0	2	1610
A.6	0	0	0	1	0	92	0	93
A.7	0	0	0	0	0	0	93	93



Los 220 suministros del clúster B se dividen en 7 subclústeres:

- Subclúster B.1.: Suministros con Contador entre  $(-\infty, 373376,1]$  Wh (14 suministros).
- Subclúster B.2.: Suministros con Contador entre  $(373376,1-626345,2]$  Wh (39 suministros).
- Subclúster B.3.: Suministros con Contador entre  $(626345,2-879314,3]$  Wh (54 suministros).
- Subclúster B.4.: Suministros con Contador entre  $(879314,3-1132283,4]$  Wh (64 suministros).
- Subclúster B.5.: Suministros con Contador entre  $(1132283,4-1638221,6]$  Wh (36 suministros).
- Subclúster B.6.: Suministros con Contador entre  $(1638221,6-2397128,9]$  v (10 suministros).
- Subclúster B.7.: Suministros con Contador entre  $(2397128,9-\infty)$  Wh (3 suministros).

Calculo ahora la matriz de confusión para comprobar la correcta asignación de los suministros en esos subclústeres. Y se obtiene lo siguiente:

	<b>B.1</b>	<b>B.2</b>	<b>B.3</b>	<b>B.4</b>	<b>B.5</b>	<b>B.6</b>	<b>B.7</b>	<b>Nº de registros</b>
<b>B.1</b>	498	8	6	1	2	1	0	516
<b>B.2</b>	11	902	22	17	9	0	0	961
<b>B.3</b>	5	47	1079	24	8	1	0	1164
<b>B.4</b>	5	16	19	2460	9	2	0	2511
<b>B.5</b>	1	2	7	14	1323	3	0	1350
<b>B.6</b>	0	1	2	5	12	660	2	682
<b>B.7</b>	0	0	0	0	0	0	93	93

Se puede observar que las agrupaciones que ha encontrado el algoritmo son muy acertadas, debido a que todos los elementos diagonales son bastante mayores a los elementos no diagonales.

### 6.3.2.2.1.2.3. CLÚSTER C

Los valores de Contador (6011 registros) se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Contador. Se obtienen los siguientes intervalos:

- (-inf-648342,7]
- (648342,7-1159985,4]
- (1159985,4-1671628,1]
- (1671628,1-2183270,8]
- (2183270,8-2694913,5]
- (2694913,5-3206556,2]
- (3206556,2-3718198,9]
- (3718198,9-4229841,6]
- (4229841,6-4741484,3]
- (4741484,3-inf)

Aplicando de nuevo el algoritmo EM se obtiene lo siguiente:

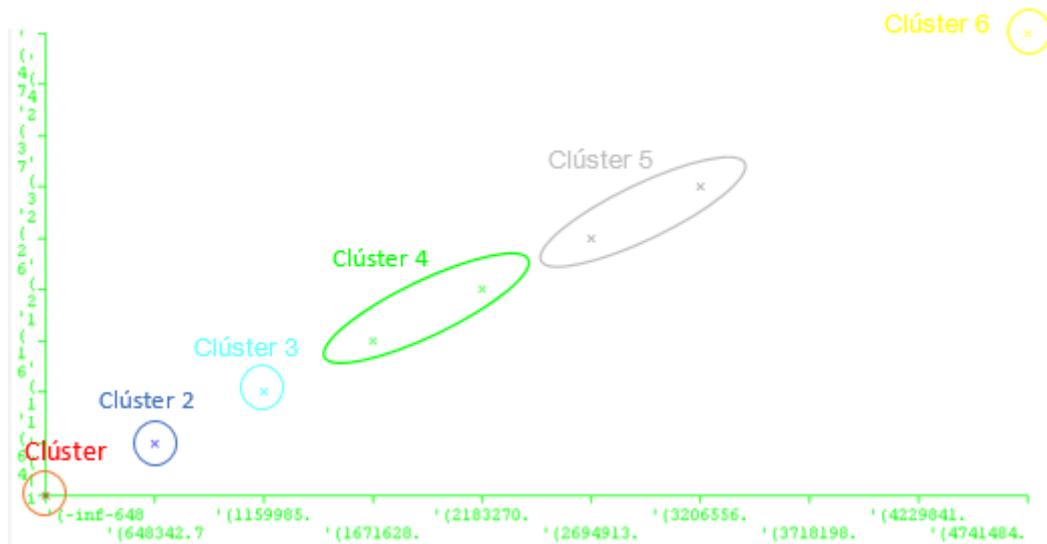


Ilustración 84. Clasificación de Cmax en clústeres de clúster C por EM.

Los 107 suministros del clúster C se dividen en 7 subclústeres:

- Subclúster C.1.: Suministros con Contador entre (-inf-648342,7] Wh (6 suministros).
- Subclúster C.2.: Suministros con Contador entre (648342,7-1159985,4] Wh (37 suministros).
- Subclúster C.3.: Suministros con Contador entre (1159985,4-1671628,1] Wh (24 suministros).
- Subclúster C.4.: Suministros con Contador entre (1671628,1-2694913,5] Wh (32 suministros).
- Subclúster C.5.: Suministros con Contador entre (2694913,5-3718198,9] Wh (7 suministros).
- Subclúster C.6.: Suministros con Contador entre (4741484,3-inf) Wh (1 suministros).

Calculo ahora la matriz de confusión para comprobar la correcta asignación de los registros en esos clústeres. Y se obtiene lo siguiente:

	<b>C.1</b>	<b>C.2</b>	<b>C.3</b>	<b>C.4</b>	<b>C.5</b>	<b>C.6</b>	<b>Nº de registros</b>
<b>C.1</b>	842	8	6	1	2	0	859
<b>C.2</b>	11	2103	22	17	9	0	2162
<b>C.3</b>	5	47	1679	24	8	0	1763
<b>C.4</b>	5	16	19	943	9	0	992
<b>C.5</b>	1	2	7	14	180	0	204
<b>C.6</b>	0	0	2	0	0	29	31

La distribución de suministros quedaría de la siguiente forma:

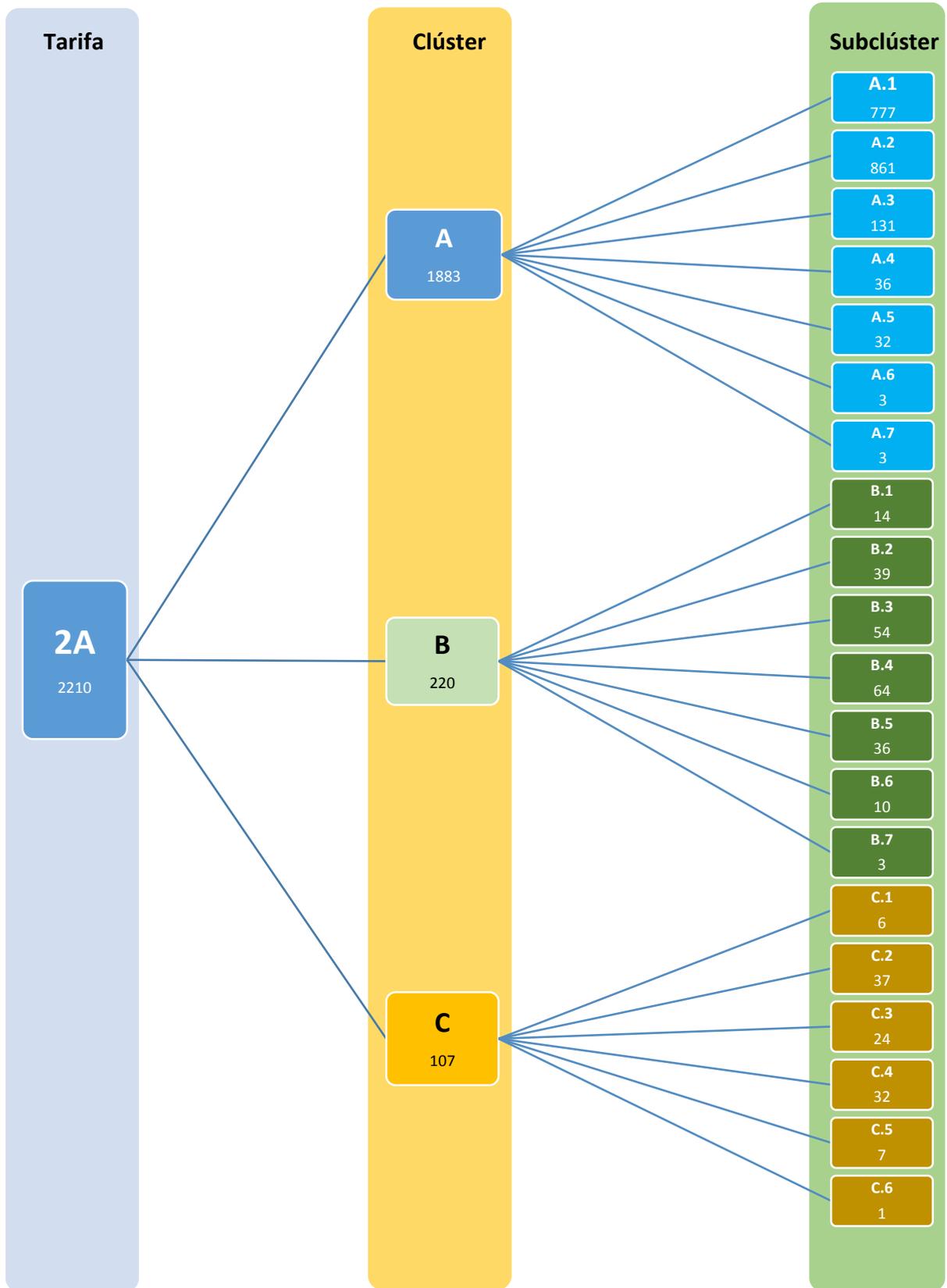


Ilustración 85. Distribución de suministros por subclúster

Se observa que algunos clústeres coinciden con los obtenidos con K-means.

La representación gráfica de los consumos medios de cada subclúster tiene la siguiente forma:

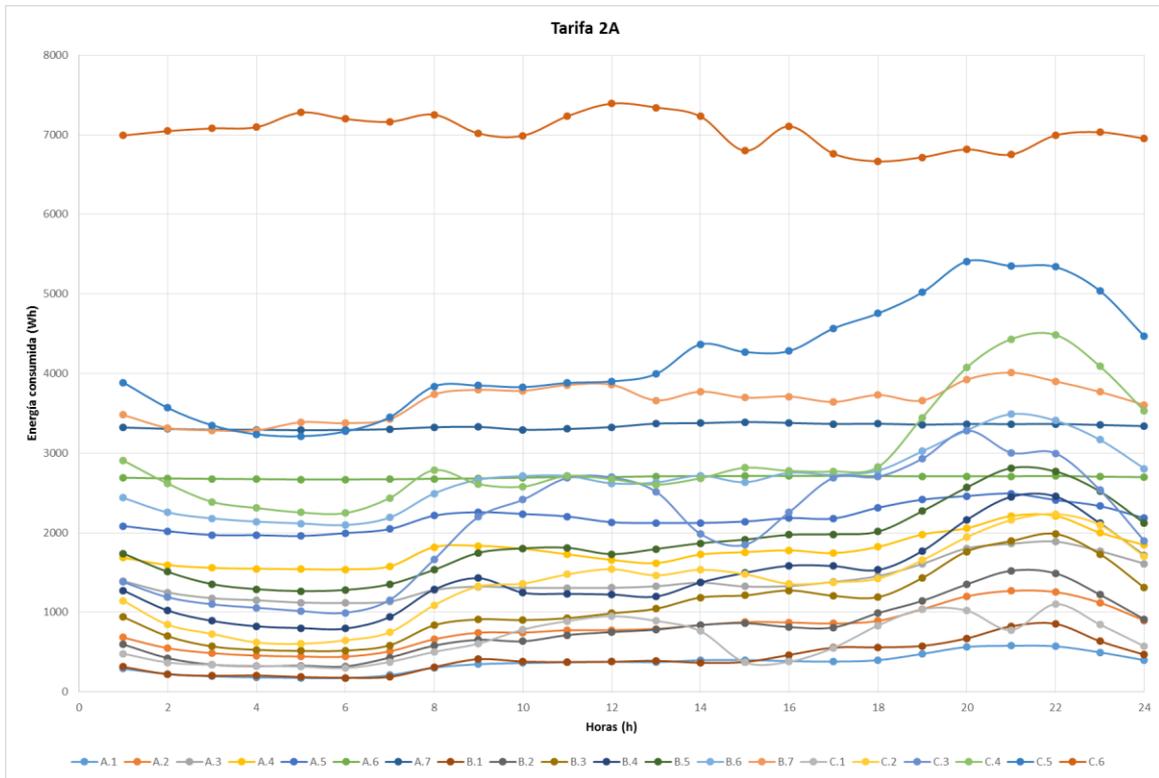


Ilustración 86. Consumos medios de subclústeres de la tarifa 2.A.

Y por cada clúster:

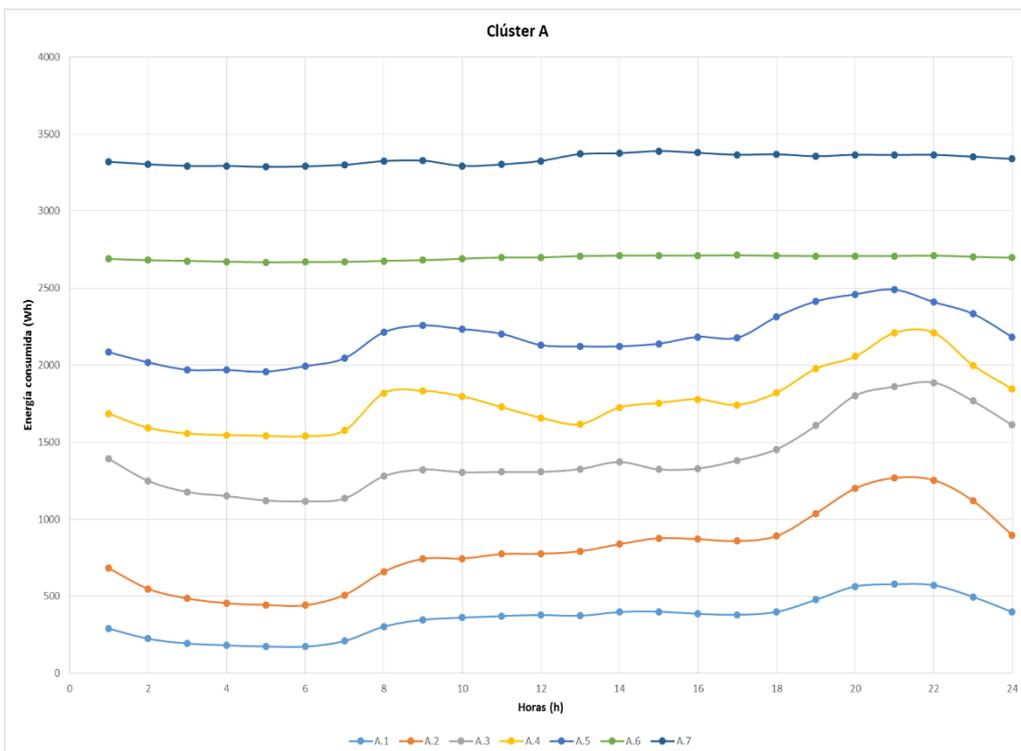
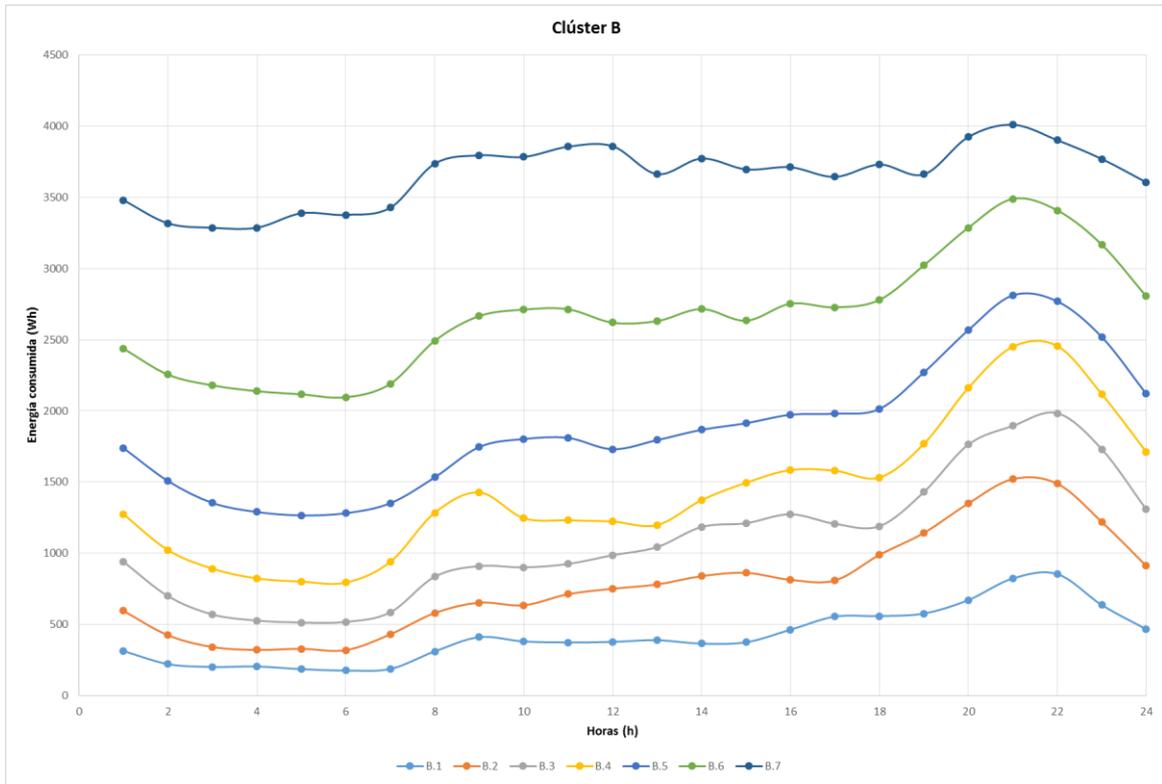
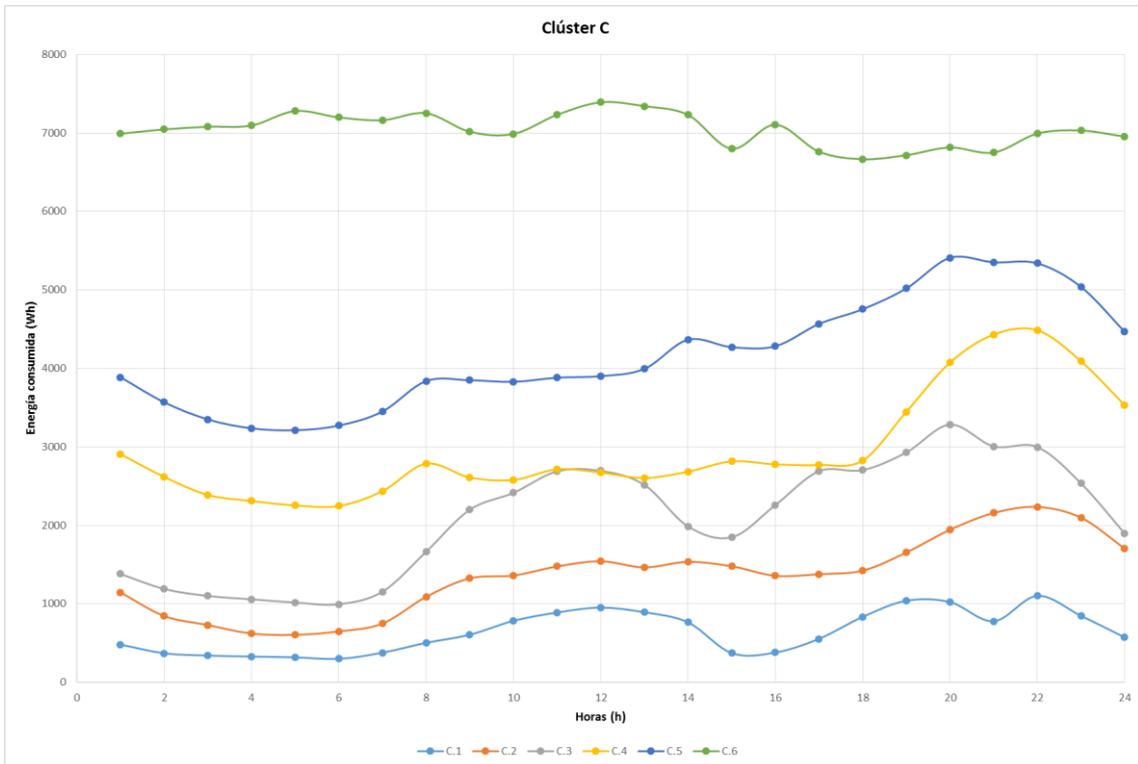


Ilustración 87. Consumos medios de los subclústeres de A.



**Ilustración 56. Consumos medios de los subclústeres de B.**



**Ilustración 88. Consumos medios de los subclústeres de C.**

### 6.3.2.2.1.3. PATRONES DIARIOS

Ahora de todos los clúster y subclústeres obtenidos se analizan individualmente sus curvas por día de la semana (lunes, martes, etc.). Para los resultados no se vean afectados por los días festivos de enero, se analizó entre los días 13/01/2014 al 31/01/2014.

Así, realizamos de nuevo el proceso de clustering, introduciendo los datos de la siguiente manera:

DiaSem	h01	...	h24
--------	-----	-----	-----

Con lo que obtenemos qué días de la semana muestran un comportamiento más parecido.

En el anexo 2 de este documento se muestran todos los resultados de la aplicación del método de clustering y representación gráfica de los patrones diarios, y en el anexo 3, los resultados numéricos obtenidos de los patrones diarios.

A continuación se muestran los casos más representativos de los resultados obtenidos en el punto anterior:

La mayoría de los clúster tienen la forma que se explicó en el punto 6.3.2.1.1.3 (Patrones diarios determinados por el algoritmo K-means).

Pero con el algoritmo EM se detecta estos dos clúster con diferente comportamiento:

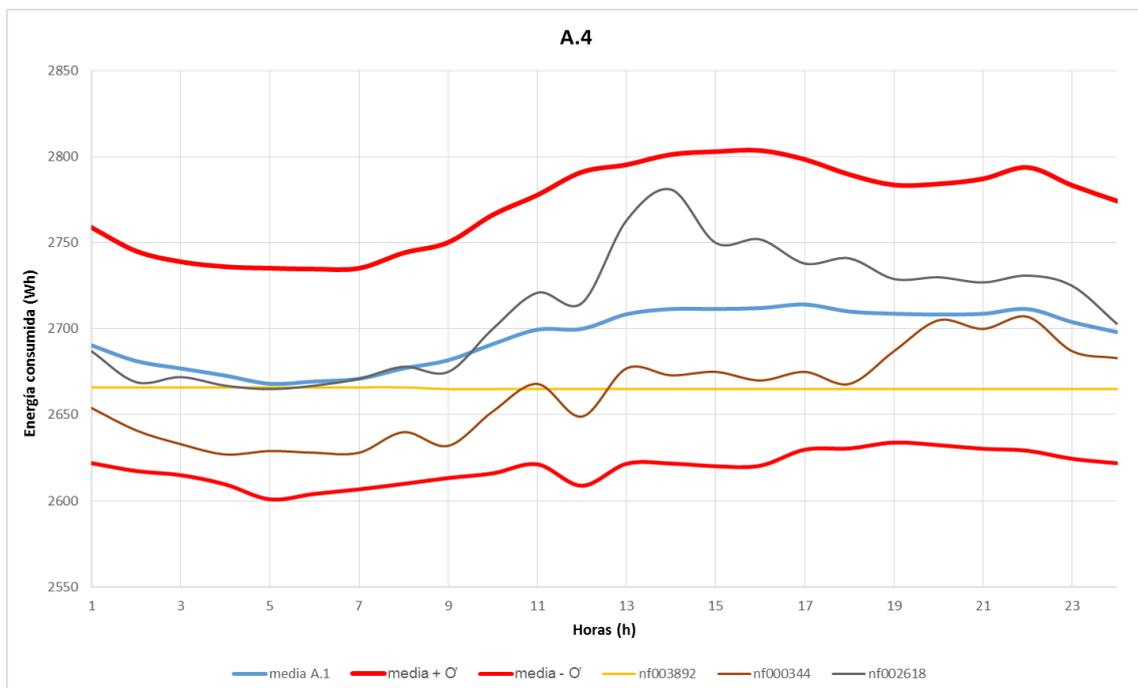


Ilustración 89. Ejemplo de suministro dentro del patrón A.4.

Como se observa en la ilustración, estos suministros tienen un consumo muy constante en torno 2,6-2,8 KWh, siendo algo mayor durante las horas diurnas.

Analizando sus patrones diarios a lo largo de la semana se observa que tiene el mismo comportamiento a lo largo de la semana, con lo que se puede concluir que los suministros que forman el clúster A.4 (36 suministros) podrían ser unas cámaras frigoríficas.

En la ilustración se observa que estas curvas tienen 2 máximos muy pronunciados sobre las 12h y sobre las 20h.

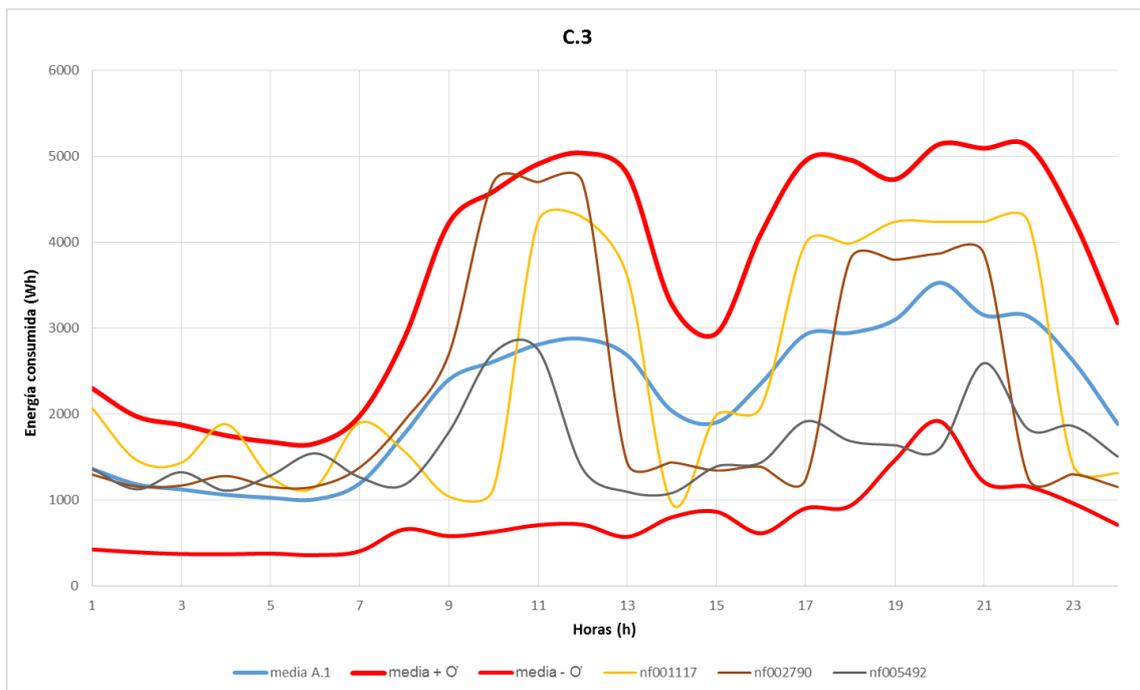


Ilustración 90. Ejemplo de suministro dentro del patrón C.3.

Esta curva, es típica al sector de la restauración según el Proyecto INDEL.

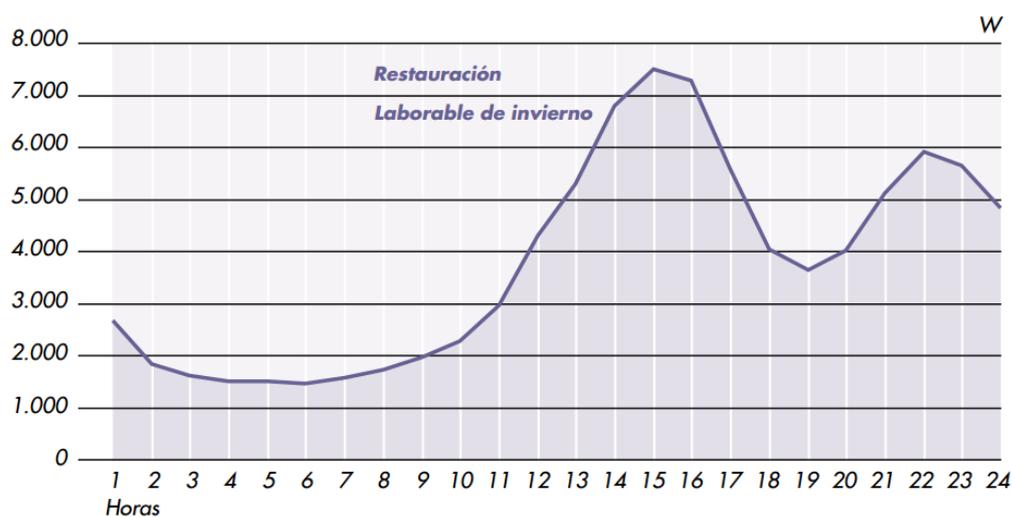


Ilustración 91. Curva media de sector de restauración del Proyecto INDEL.

### 6.3.2.2.2. TARIFA 2.1

1. Se introducen los datos de los 137 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

**Cmax** | **h01** | ... | **h24**

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtienen los siguientes intervalos:

(-inf-3954.7]  
(3954.7-6369.4]  
(6369.4-8784.1]  
(8784.1-11198.8]  
(11198.8-13613.5]  
(13613.5-16028.2]  
(16028.2-18442.9]  
(18442.9-20857.6]  
(20857.6-23272.3]  
(23272.3-inf)

3. Se aplica el algoritmo EM, sin especificar el número de clúster y con un número máximo de iteraciones de 100, se obtiene lo siguiente:



**Ilustración 92. Clasificación de Cmax de la tarifa 2.1 por EM.**

Se observa que bajo el criterio de Cmax no se obtiene ningún criterio de agrupación (las curvas no tienen dependencia sobre el Cmax) con lo que se aplicará el criterio de agrupar por su característica “Contador”, “Hmax” y “Media”. Pero al igual que en el punto “6.3.2.1.2 Tarifa 2.1” no se obtiene ninguna relación entre los datos.

### 6.3.2.2.3. TARIFA 3.0 PM 4

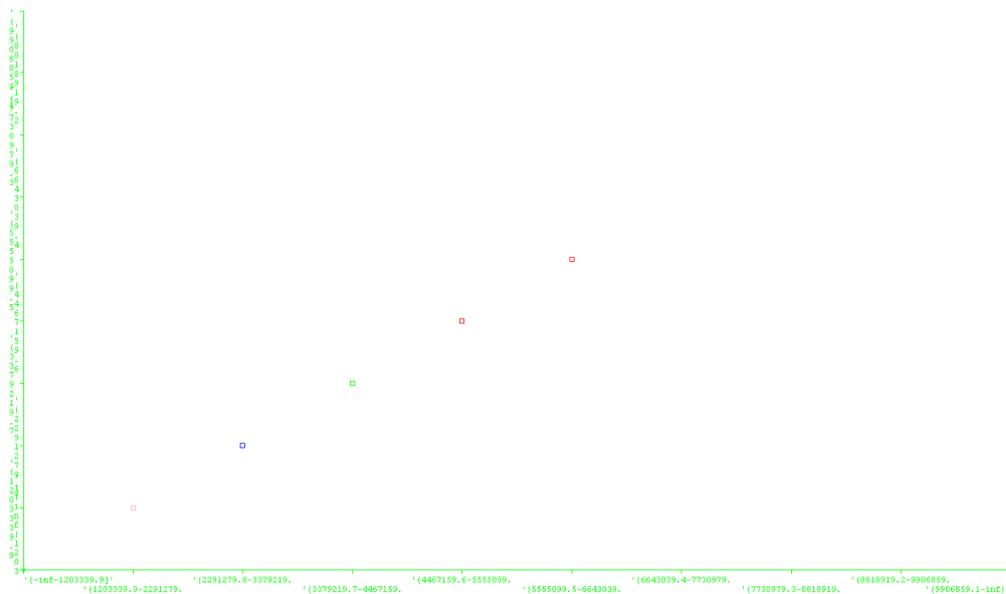
1. Se introduce los datos de los 192 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

**Cmax** | **h01** | ... | **h24**

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtienen los siguientes intervalos:

(-inf-8100]  
(8100-14200]  
(14200-20300]  
(20300-26400]  
(26400-32500]  
(32500-38600]  
(38600-44700]  
(44700-50800]  
(50800-56900]  
(56900-inf)

3. Se aplica el algoritmo K-means, especificando que se agrupe en 2 clúster y tras finalizar el algoritmo de ejecutarse se aumenta el número de clúster y se vuelve a ejecutar hasta que se observe que los datos no han variado su asignación a un clúster.



**Ilustración 93. Clasificación de Cmax de la tarifa 2.1 por EM.**

Se observa que bajo el criterio de Cmax no se obtiene ningún criterio de agrupación (las curvas no tienen dependencia sobre el Cmax) con lo que se aplicará el criterio de agrupar por su característica “Contador”, “Hmax” y “Media”. Pero al igual que en el punto “6.3.2.1.3 Tarifa 3.0 PM 4” no se obtiene ninguna relación entre los datos.

### 6.3.2.3. DBSCAN

#### 6.3.2.3.1. TARIFA 2A

1. Se introduce los datos de los 2280 suministros tomando solamente los siguientes atributos:

Cmax	h01	...	h24
------	-----	-----	-----

2. Los valores de Cmax se agrupan en 10 intervalos equidistantes entre el valor máximo y mínimo de Cmax. Se obtienen los siguientes intervalos:

(-inf-2345.4]

(2345.4-3189.8]

(3189.8-4034.2]

(4034.2-4878.6]

(4878.6-5723]

(5723-6567.4]

(6567.4-7411.8]

(7411.8-8256.2]

(8256.2-9100.6]

(9100.6-inf)

2. Se aplica el algoritmo DBSCAN con una gran variedad de valores de radio  $\epsilon$  y valores minPoints, y lo mejor que se obtenido es lo siguiente es introduciendo los valores  $\epsilon$  2 y minPoints 10.

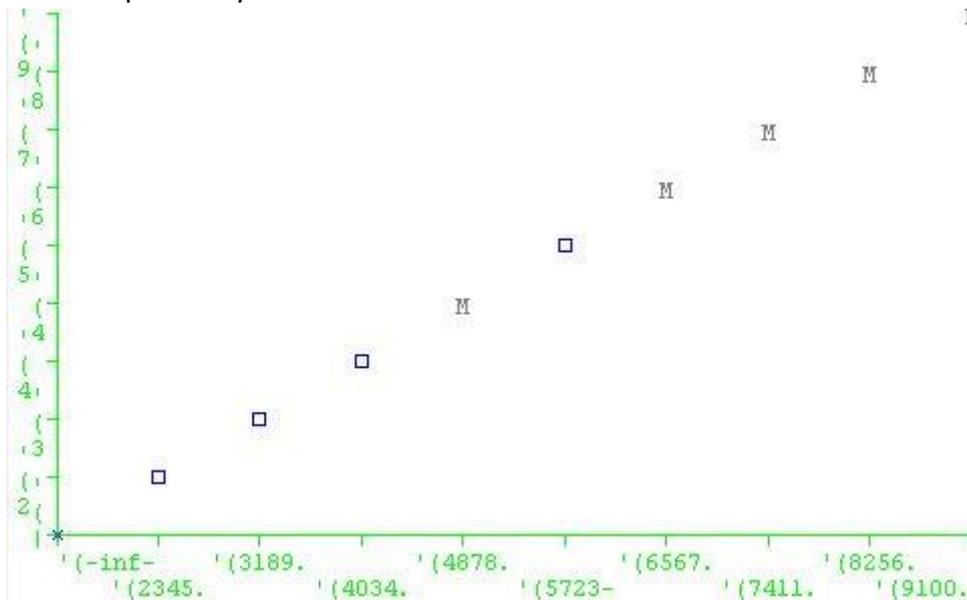


Ilustración 94. Clasificación de Cmax en clústeres de la tarifa 2A por EM

Se observa que solo forma un clúster en unos rangos, y no categoriza otros rangos de Cmax.

3. Se prueba con el resto de atributos o características de los datos que se tienen disponibles (Hmax, Contador, etc) y se concluye que este algoritmo no es adecuado para el objetivo de este proyecto por la dificultad para encontrar unos valores que aporten resultados válidos.

#### 6.3.2.3.2. TARIFA 2.1

Dados los resultados del apartado anterior, se decide no proseguir aplicando este tipo de algoritmo sobre estos datos.

#### 6.3.2.3.3. TARIFA 3.0

Ídem que apartado anterior.

## 7. CONCLUSIONES Y APLICACIONES

### 7.1. CONCLUSIONES

Tras revisar los resultados obtenidos en este proyecto se puede afirmar lo siguiente:

- K-means es el algoritmo más rápido en obtener una solución, tarda en resolver 20 segundos de media frente a las 6 horas del EM y 2 horas de DBSCAN (empleando un ordenador con procesador 2,4 GHz y 3GB de memoria RAM).
- EM aun siendo el algoritmo más lento, obtiene mejores resultados que el resto, porque determina automáticamente el número óptimo de clústeres.
- El algoritmo EM obtiene más aciertos en la matriz de confusión.
- El algoritmo DBSCAN en un principio parecía que iba a ser bueno para el objetivo, debido a que elimina el ruido, pero el gran defecto que tiene, es que el usuario debe introducir 2 parámetros (radio Épsilon y minPoints) que a priori se desconocen y se debe ir probando multitud de combinaciones para poder llegar a un resultado satisfactorio.
- Los parámetros para determinar las diferencias y semejanzas entre consumos son el "Cmax" y "Contador" en la tarifa 2A.
- Los patrones obtenidos son acertados, debido a que son parecidos a los perfiles que se utilizan para estimar el consumo horario a los suministros sin contador inteligente y a las curvas del proyecto INDEL de REE.
- Para haber conseguido mayor información de las tarifas 2.1 y 3.0 PM 4 se necesitaría el código CNAE de cada suministro.

## 7.2. APLICACIONES

Las posibles aplicaciones de los métodos de clustering para bases de datos de consumos horarios de suministros son las siguientes:

- **Reducción de información almacenada en base de datos:**  
Al aplicar las técnicas de clustering sobre una base de datos, obtenemos las curvas representativas de un conjunto de datos. Por lo que en lugar de almacenar miles de curvas, solo se almacena las que sean representativas, reduciendo significativamente el tamaño de la base datos.
- **Realizar cálculos predictivos de demanda:**  
Una vez obtenidos los patrones de consumo y realizando interpolaciones se puede realizar un cálculo predictivo de consumo horario bajo unas condiciones. Esto es muy importante, sobre todo porque en la actualidad los suministros con PM 4 y 5 (que supone sobre un 40% de la demanda del sistema) con contadores analógicos, están siendo sustituidos por contadores inteligentes de telegestión. Este hecho cambia el sistema de liquidación de energía de perfiles (curvas estimadas a partir del consumo facturados a cada suministro) a una liquidación de energía a partir de las curvas de telegestión, provocando la necesidad de las comercializadoras (las encargadas de comprar la energía por hora en el mercado diario) de cambiar sus modelos de patrones de consumo a otros más fiables (basados en curvas de consumo reales y no sobre perfiles), para que no se produzcan sobrecostes por desvíos.
- **Detección de fraude:**  
Al determinar un patrón de consumo con una serie de características, pueden ser candidatos de estar realizando fraude los suministros que tenga un comportamiento anómalo dentro de un clúster.

## 8. BIBLIOGRAFÍA

1. Real Decreto 1164/2001, de 26 de octubre de 2001.
2. Real Decreto 1110/2007, de 24 de agosto de 2007.
3. Resolución de 8 de septiembre de 2006.
4. Resolución de 26 de diciembre de 2013.
5. T. M. Mitchell, "The role of unlabeled data in supervised learning," in In Proceedings of the Sixth International Colloquium on Cognitive Science, 1999.
6. O. Chapelle, B. Schölkopf, and A. Zien, eds., Semi-Supervised Learning. Cambridge, MA: MIT Press, 2006.
7. A. N. Langville and C. D. Meyer, Google's PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings. Princeton University Press, July 2006.
8. L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," Information and Control, vol. 8, pp. 338–353, 1965.
9. Y. Kim, W. N. Street, and F. Menczer, "Feature selection in data mining," in Data mining: opportunities and challenges, (Hershey, PA, USA), pp. 80–105, IGI Publishing, 2003
10. F. Attneave, "Dimensions of similarity," American Journal of Psychology, vol. 63, no. 4, pag 516–556, 1950.
11. S. S. Member and R. J. Fellow, "Similarity measures," 1999.Sd
12. Quimiometría. Autor Carlos Mongay Fernández
13. Pang-Ning Tan, Michael Michael Steinbach Steinbach, Vipin Kumar: Introduction Introduction to Data Mining Addison-Wesley, 2006 ISBN 0321321367 [capítulos 8&9].
14. Jiawei Han & Micheline Micheline Kamber: Data Mining: Concepts Concepts and Techniques Techniques Morgan Kaufmann Kaufmann, 2006. , 2006. ISBN 1558609016 [capítulo 7].
15. J. B. MacQueen (1967): "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability", Berkeley, University of California Press, 1:281-297
16. Andrew Moore: "K-means and Hierarchical Clustering - Tutorial Slides"
17. Brian T. Luke: "K-Means Clustering"

18. Tariq Rashid: “Clustering”
19. Hans-Joachim Mucha and Hizir Sofyan: “Nonhierarchical Clustering”
20. Arlia, Domenica; Coppola, Massimo. «Experiments in Parallel Clustering with DBSCAN». Euro-Par 2001: Parallel Processing: 7th International Euro-Par Conference Manchester, UK August 28–31, 2001, Proceedings. Springer Berlin.
21. Kriegel, Hans-Peter; Kröger, Peer; Sander, Jörg; Zimek, Arthur (2011). «Density-based Clustering». WIREs Data Mining and Knowledge Discovery 1 (3): 231–240.
22. <http://es.wikipedia.org/wiki/DBSCAN>
23. <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
24. Aplicación de algoritmos de clasificación supervisada usando Weka.Ing. Corso, Cynthia Lorena.
25. Proyecto Indel, Atlas de la demanda eléctrica española.

## 9. ANEXO 1: MANUAL WEKA

### 9.1. INTRODUCCIÓN

Weka es una herramienta de dominio público escrita en Java y desarrollada por la Universidad de Waikato (Nueva Zelanda) que contiene una recopilación de métodos de clasificación, regresión, algoritmos de clustering y reglas de asociación.

La aplicación se puede descargar de la siguiente página:

<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/downloading.html>

Este manual se centrará en la subaplicación “Explorer”, que ha sido usada en este proyecto.

### 9.2. INICIO DEL PROGRAMA

Para iniciar el programa hay que asignarle más memoria RAM porque normalmente ocurre que cuando se ejecuta un algoritmo de búsqueda en minería de datos en Weka aparece un error que menciona limitación de memoria. Para asignar más memoria RAM se puede hacer lo siguiente:

1. Abrir la consola de comandos: Win+R y escribimos “cmd”
2. Vamos al directorio donde está instalado Weka, escribiendo lo siguiente:

```
cd c:\Archivos de Programa\Weka
```

3. Ejecutamos weka con el tamaño de memoria máxima que deseamos:

```
java -Xmx[Memoria]M -jar weka.jar
```

Donde [Memoria] es el número de megas de RAM máximo que queremos darle para la ejecución. Por ejemplo si queremos asignarle un máximo de 1000 de RAM:

```
java -Xmx512M -jar weka.jar
```

El programa iniciará normalmente solo que esta vez tendrá más memoria disponible para los procesos.

Una vez iniciada la aplicación, las principales herramientas de Weka son:

#### **Simple CLI:**

La interfaz "Command-Line Interfaz" es simplemente una ventana de comandos Java para ejecutar las clases de WEKA.

#### **Explorer:**

Es la opción que permite llevar a cabo la ejecución de los algoritmos de análisis implementados sobre los ficheros de entrada, una ejecución independiente por cada prueba. Esta es la opción sobre la que se centra la totalidad de esta guía.

### Experimenter:

Esta opción permite definir experimentos más complejos, con objeto de ejecutar uno o varios algoritmos sobre uno o varios conjuntos de datos de entrada, y comparar estadísticamente los resultados.

### KnowledgeFlow:

Esta opción permite llevar a cabo las mismas operaciones del "Explorer", con una configuración totalmente gráfica, inspirada en herramientas de tipo "data-flow" para seleccionar componentes y conectarlos en un proyecto de minería de datos, desde que se cargan los datos, se aplican algoritmos de tratamiento y análisis, hasta el tipo de evaluación deseada.



Ilustración 95. Ventana de inicio de Weka

Una vez seleccionado el botón Explorer se mostrará la siguiente pantalla.

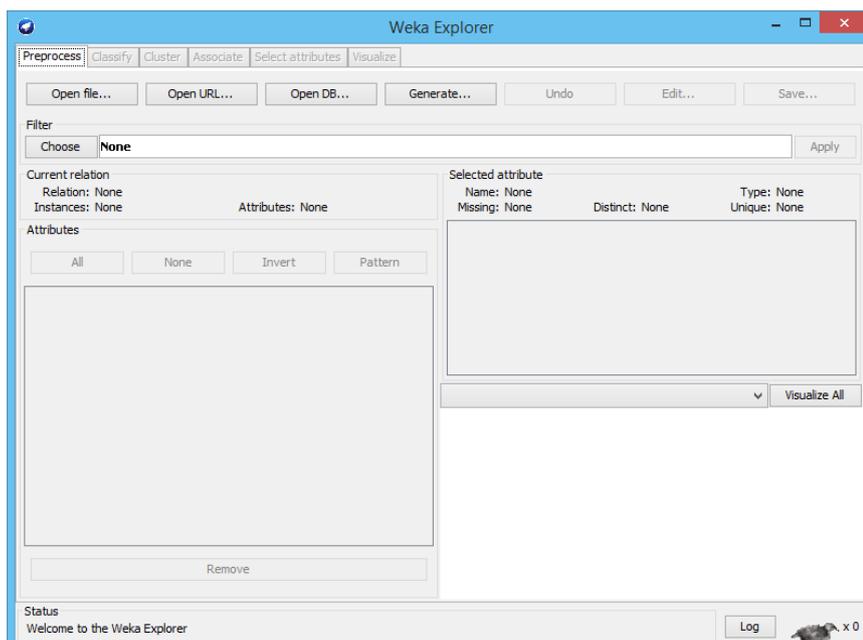


Ilustración 96. Ventana de inicio de Explorer

### 9.3. ENTRADA DE DATOS Y PREPROCESAMIENTO

Donde le introduciremos los datos pulsando el botón “Open file...”.

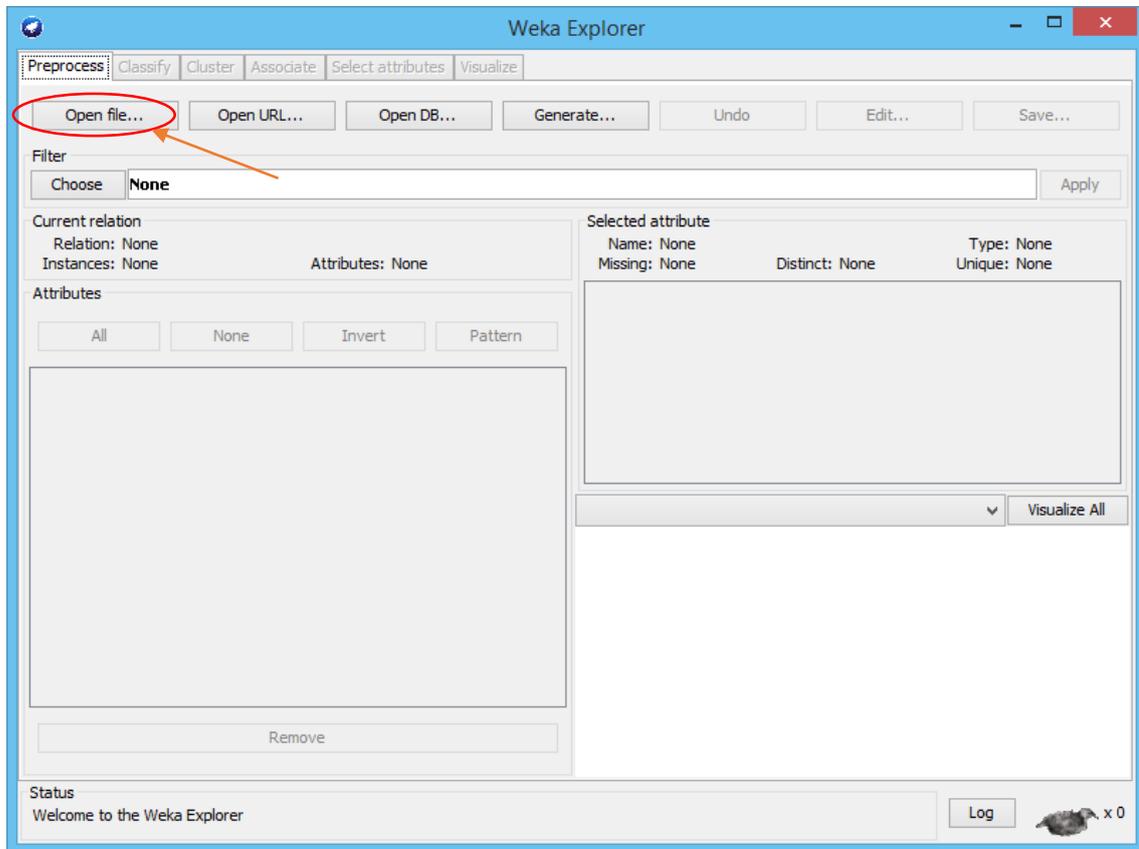


Ilustración 97. Importación de fichero de datos

Los datos de entrada a la herramienta, sobre los que operarán las técnicas implementadas, deben estar codificados en un formato específico, denominado Attribute-Relation File Format (extensión ".arff"). La herramienta permite cargar los datos en tres soportes:

- Archivo de texto.
- Datos en una base de datos en el propio ordenador.
- Un servidor web introduciendo una dirección URL.

En el caso de los archivos de texto podemos generarlo con cualquier editor de texto, pero al guardarlo debemos modificarle la extensión “.arff”.

Los comandos y estructura que debe tener este archivo para poder ser leído por Weka es:

- % Para escribir comentarios
- @relation NOMBRE\_RELACION Para nombrar la relación de archivos
- @attribute valor1 numeric Toma la 1ª columna de datos como número enteros
- @attribute valor2 integer Toma la 2ª columna de datos como número reales
- @attribute cadena\_texto string Toma la 3ª columna de datos como cadena de caracteres
- @attribute enumerado {A,B,C} Toma la 3ª columna de datos como datos ordinales
- @data Debajo se introduce los valores de los datos que se van analizar

Si tenemos datos numéricos y se quieren discretizar se aplica un filtro de la siguiente forma:

1. Pulsamos en “Filter” el botón “Choose”:

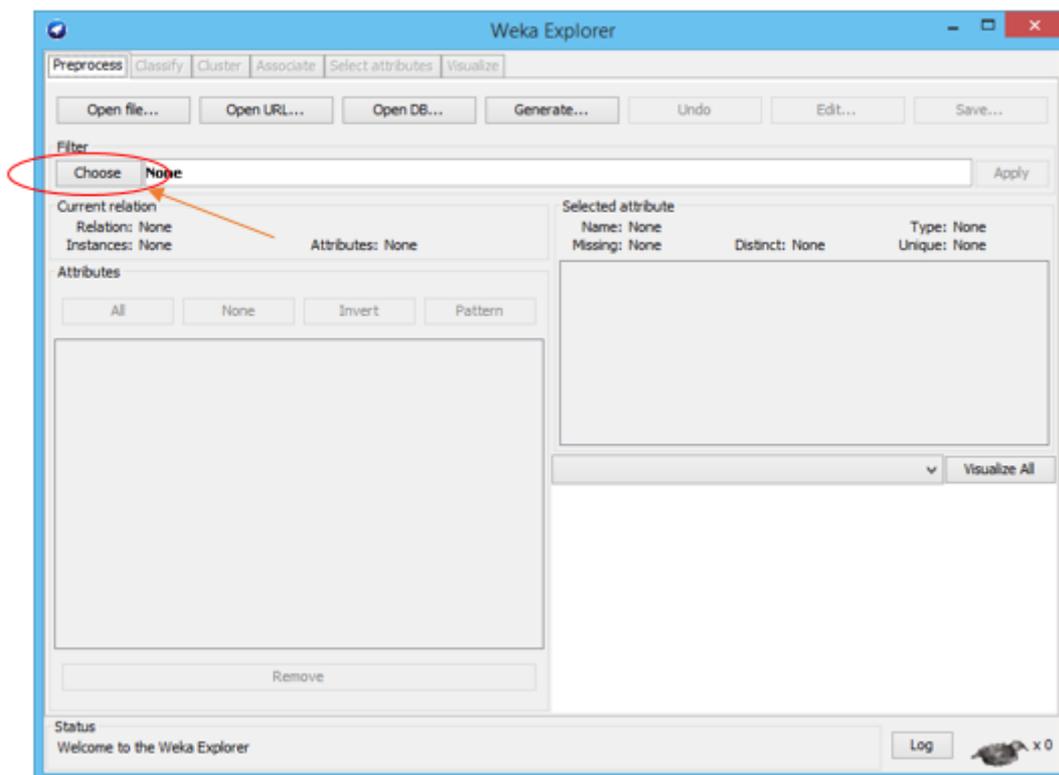


Ilustración 98. Aplicación de filtro

2. Seleccionamos filters -> unsupervised -> Attribute -> Discretize

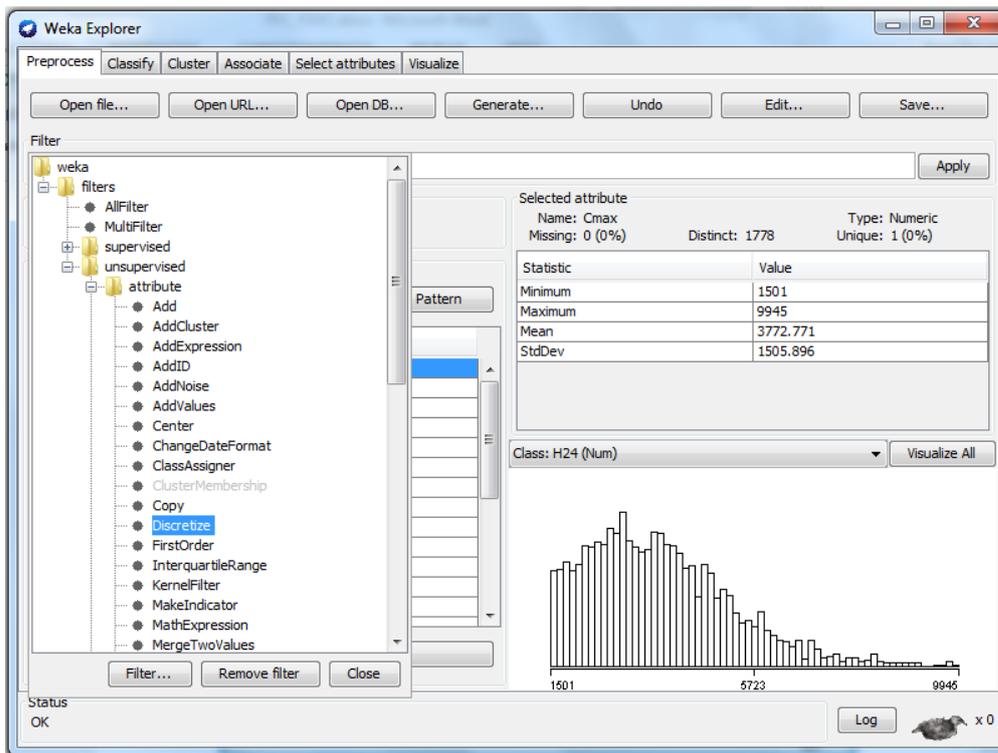
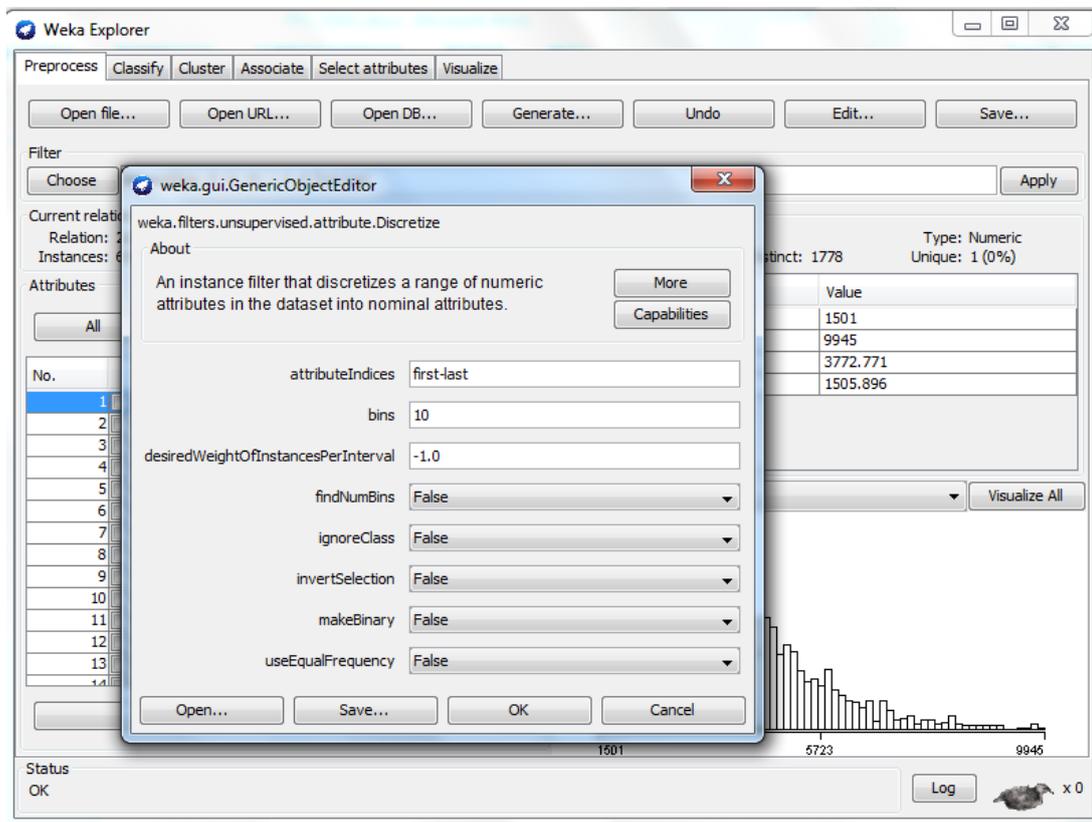
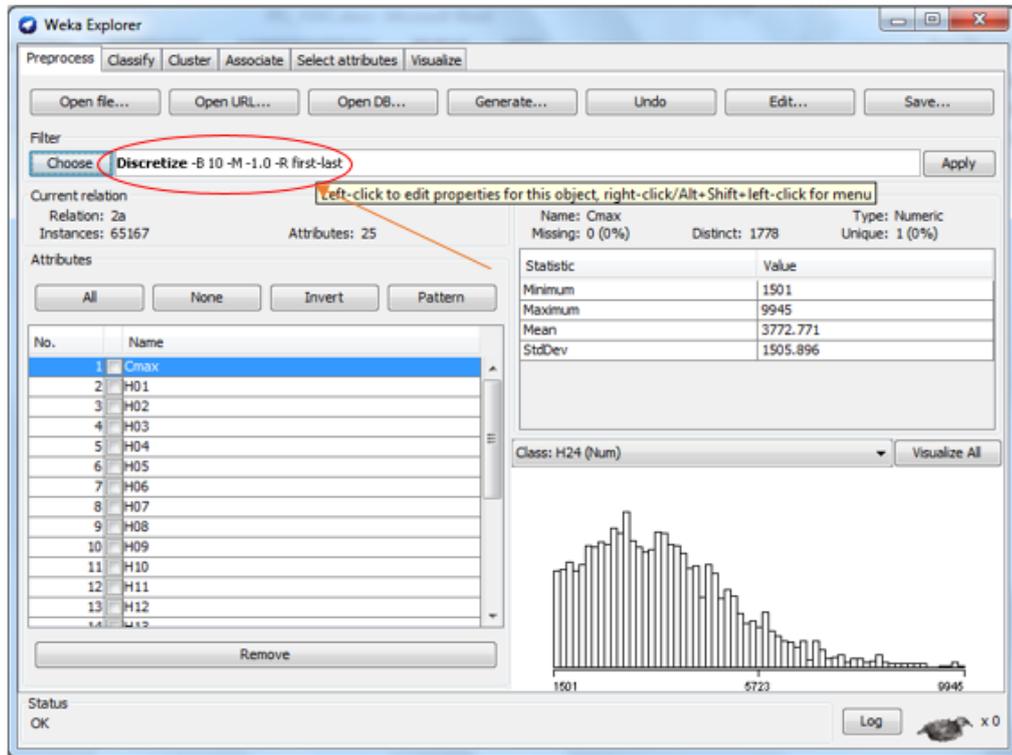
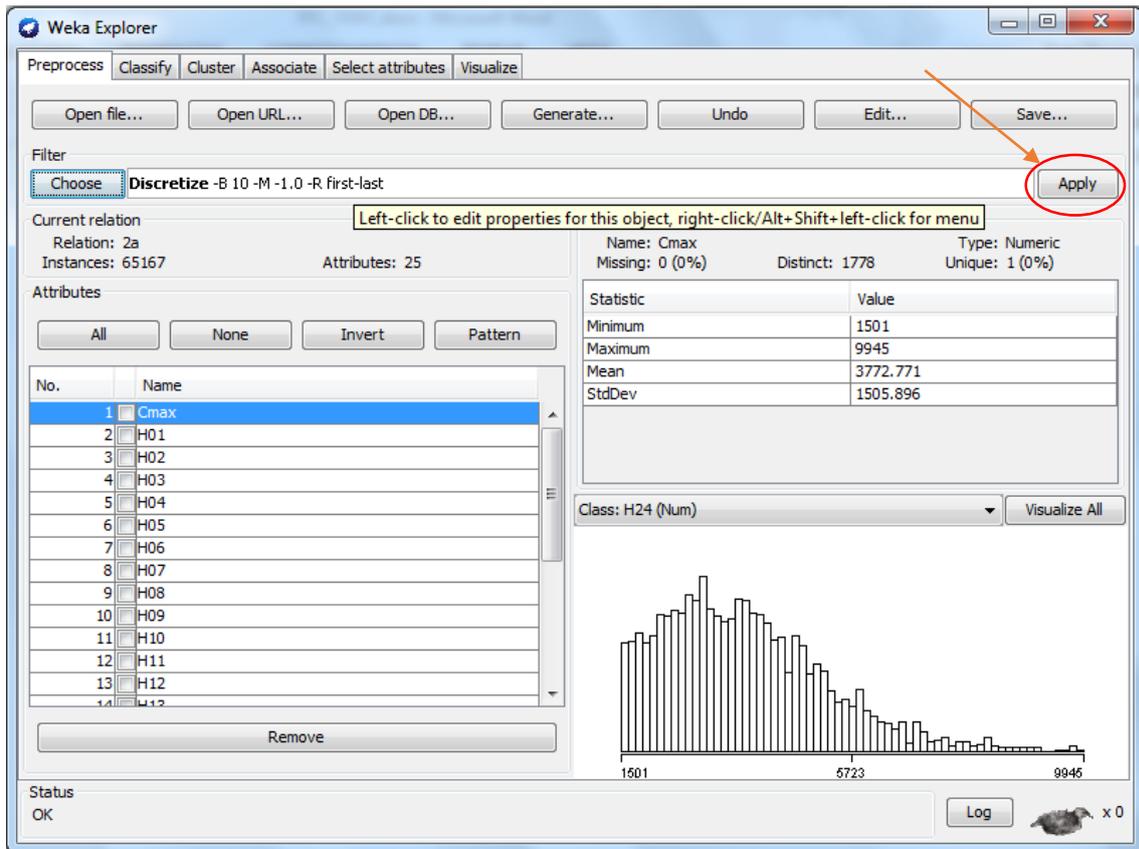


Ilustración 99. Aplicación la discretización sobre los datos

3. Hacemos doble click sobre “Discretize” y accederemos a las opciones de este filtro.

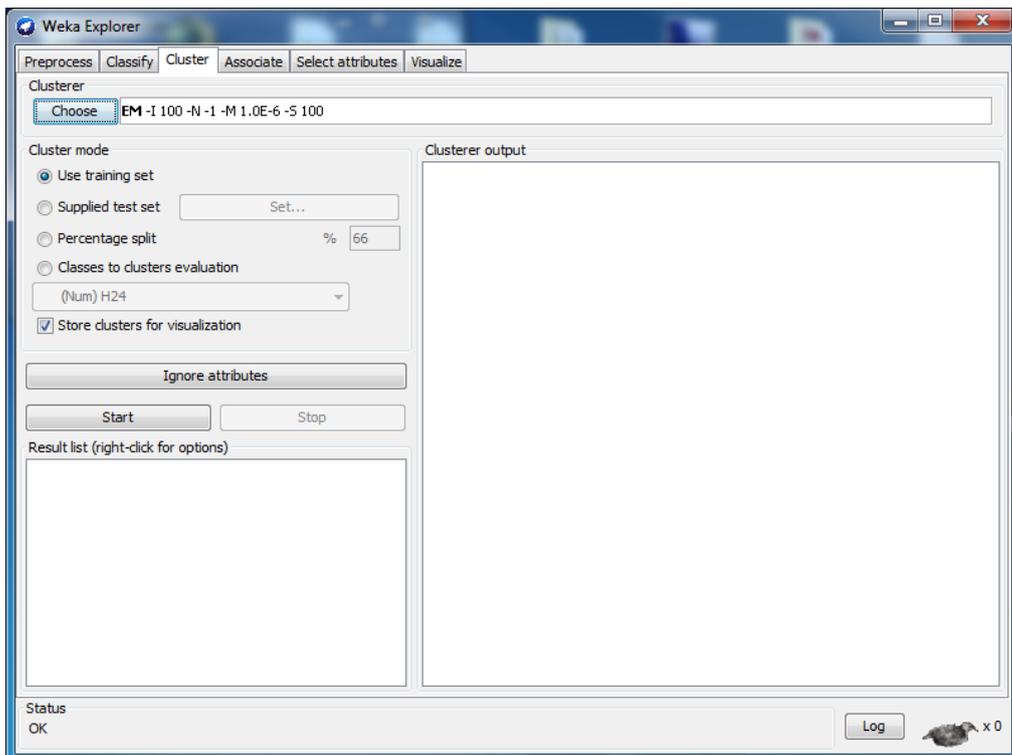


4. Para aplicar el filtro seleccionado se pulsa el botón Apply.



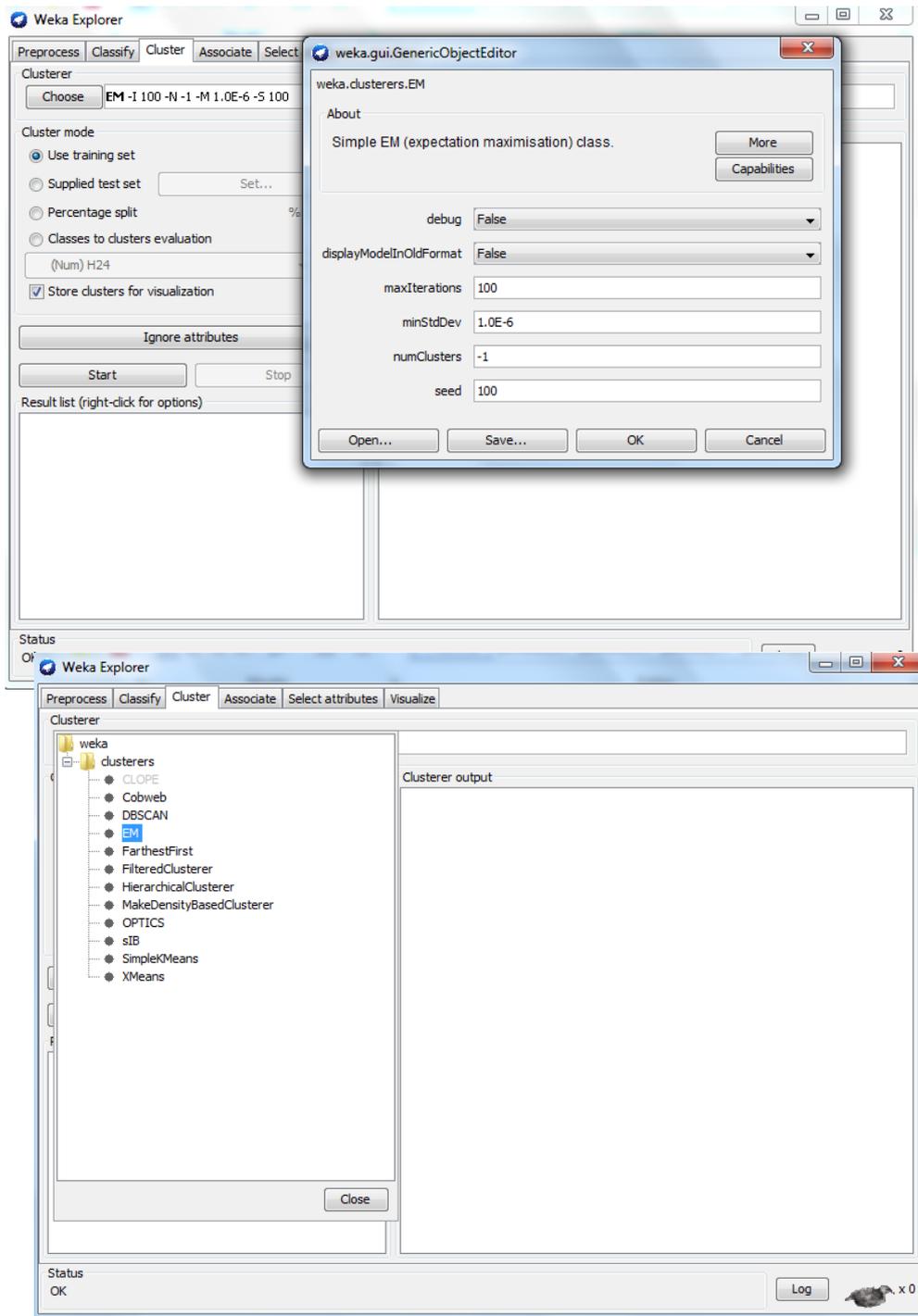
## 9.4. APLICACIÓN DE ALGORITMO DE CLUSTERING

En la pestaña clustering se podrá aplicar los distintos algoritmos de clustering que tiene la aplicación implementados de la siguiente manera:

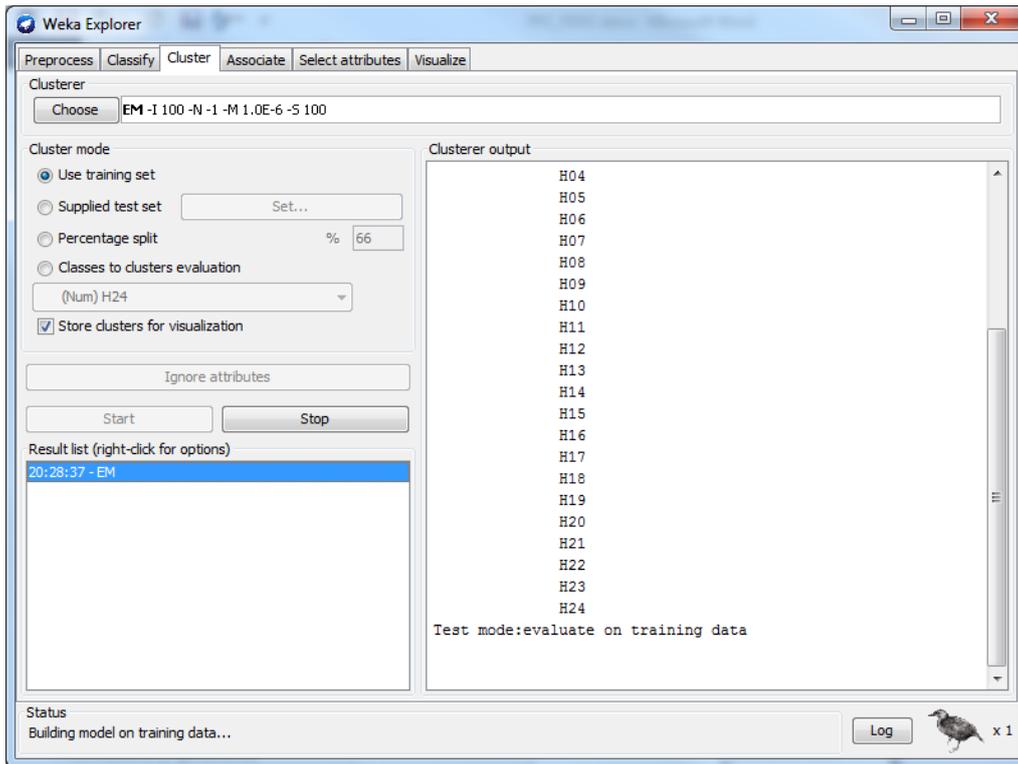


Pulsando el botón “Choose” aparece una lista con los distintos algoritmos de clustering que podemos aplicar.

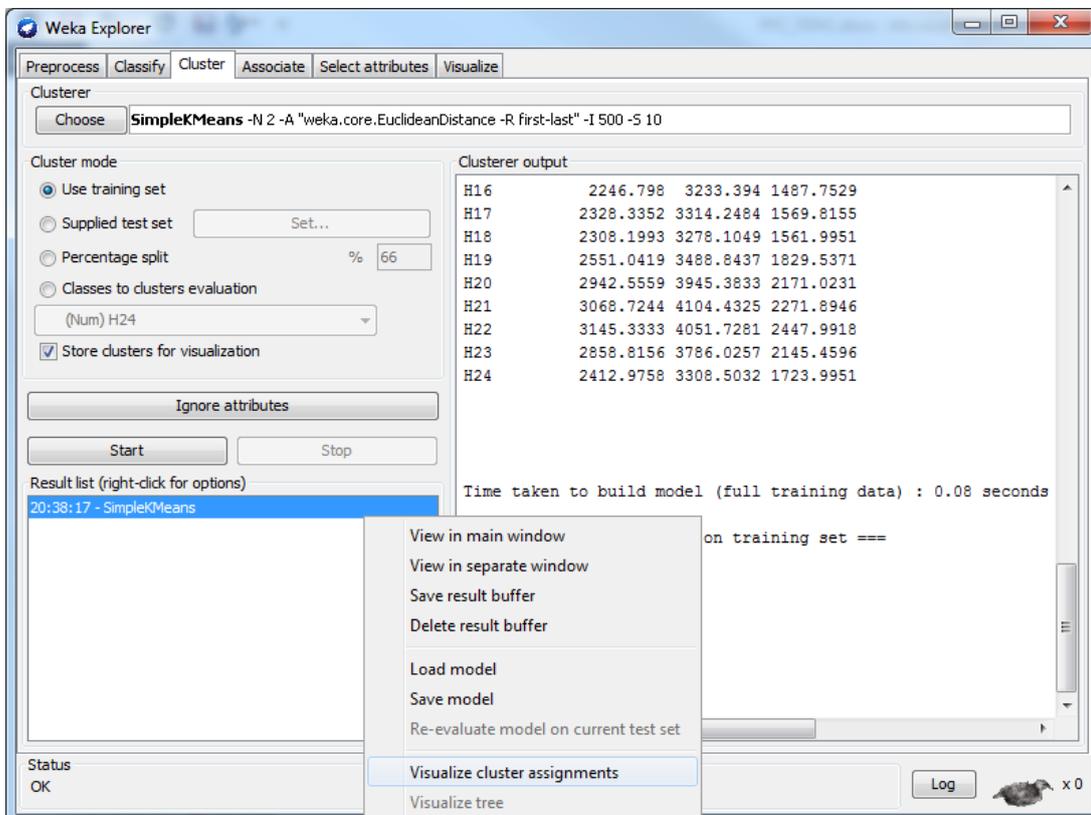
Una vez seleccionado el algoritmo deseado, se puede configurar los parámetros del algoritmo haciendo doble click sobre el nombre del algoritmo.



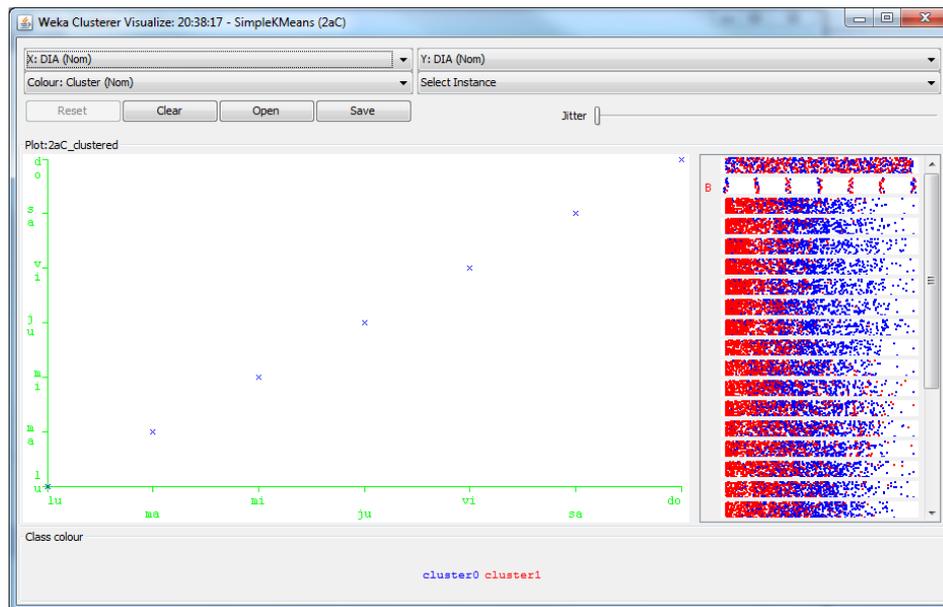
Pulsamos el botón de “Start” para que comience a ejecutarse el algoritmo.



Una vez acabado de ejecutar el algoritmo, pulsamos con sobre el algoritmo ejecutado y seleccionamos “Visualice cluster assignment”



Aparecerá una nueva ventana como esta:



Donde representar cualquier atributo frente otro atributo gráficamente.

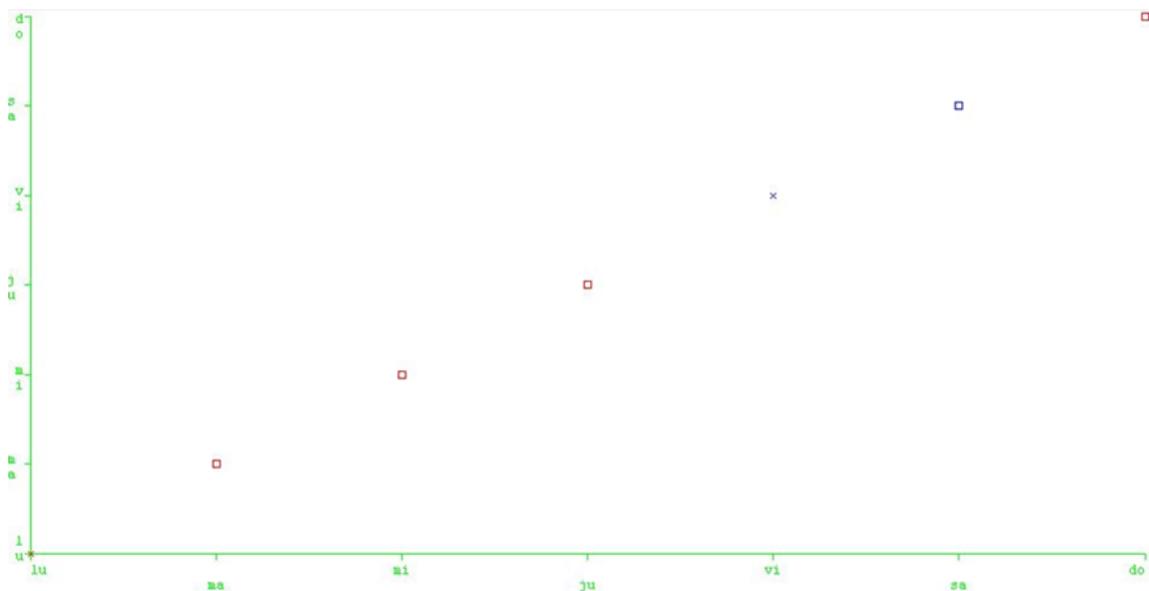
Además, pulsando el Boton de "Save" se guardara en un archivo .arff un fichero con la asignación de cada clúster de cada instancia.

## 10. ANEXO 2: PATRONES DIARIOS

### 10.1. K- MEANS

#### 10.1.1. A.1

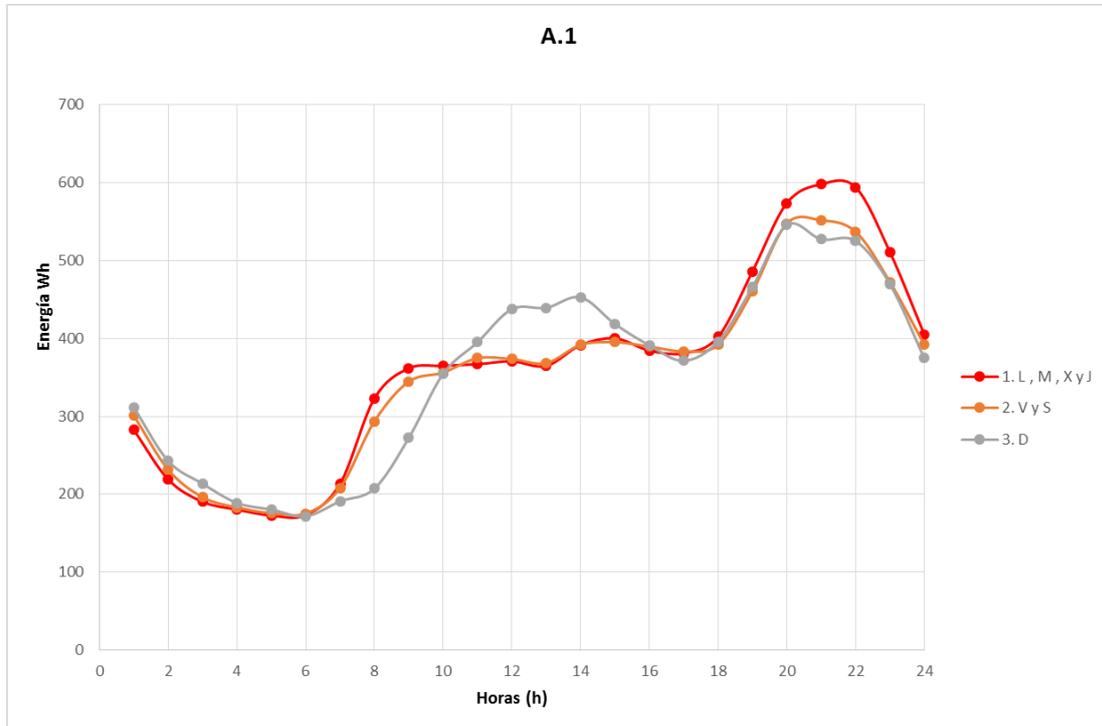
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 3 agrupaciones de los días:

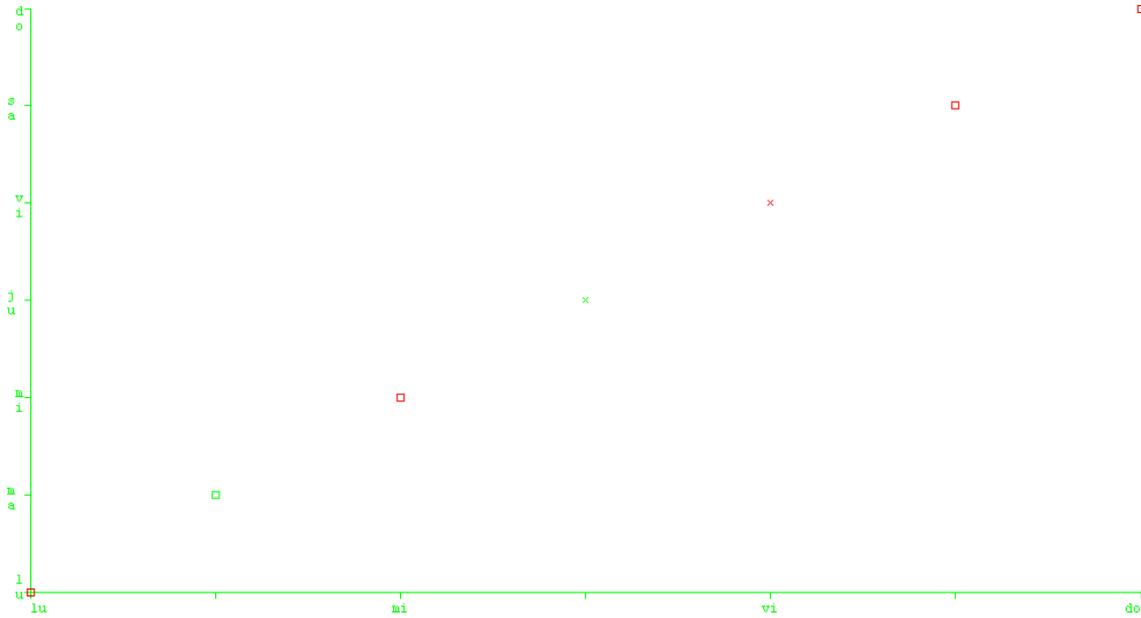
1. Lunes, martes, miércoles y jueves.
2. Viernes y sábado.
3. Domingos.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



### 10.1.2. A.2

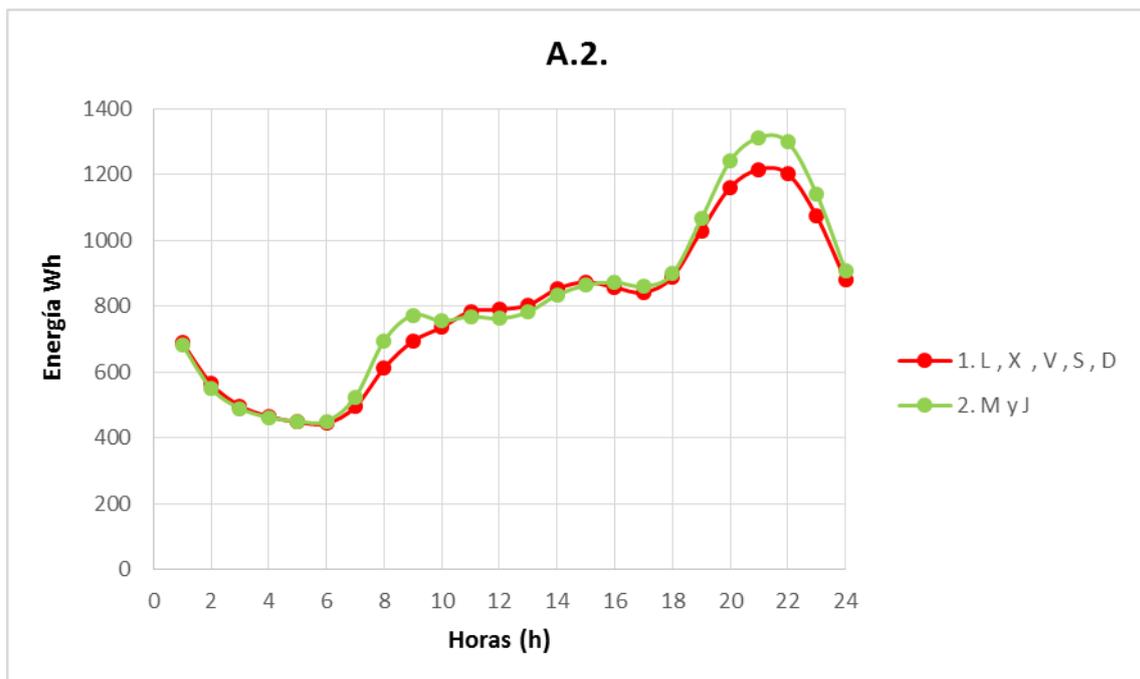
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

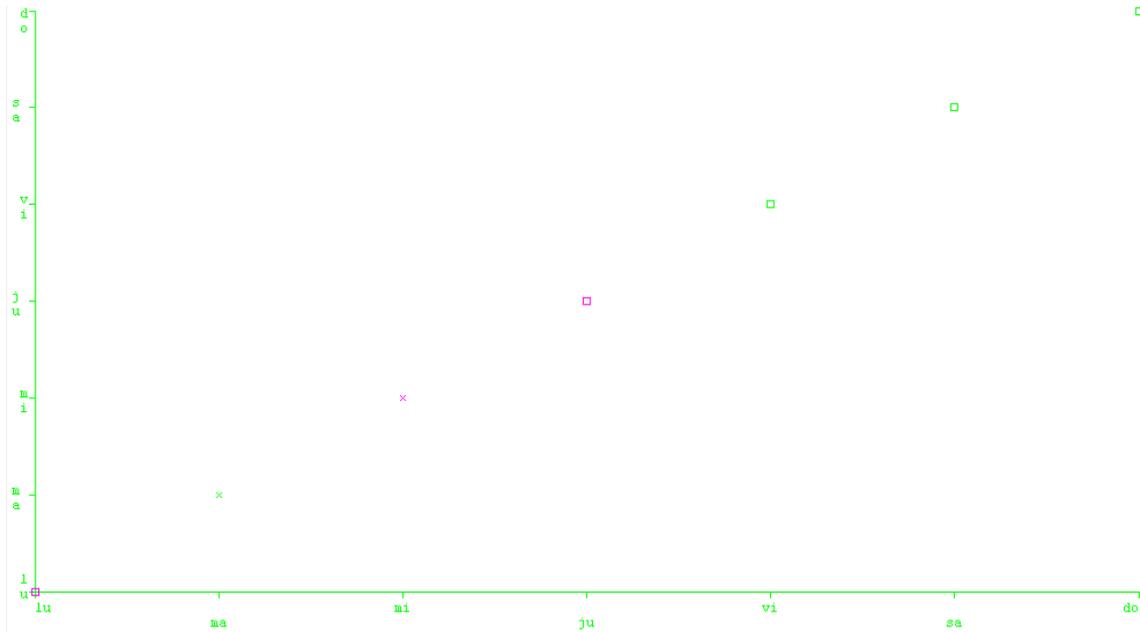
1. Lunes, miércoles, viernes, sábados y domingos.
2. Martes y jueves.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



### 10.1.3.A.3

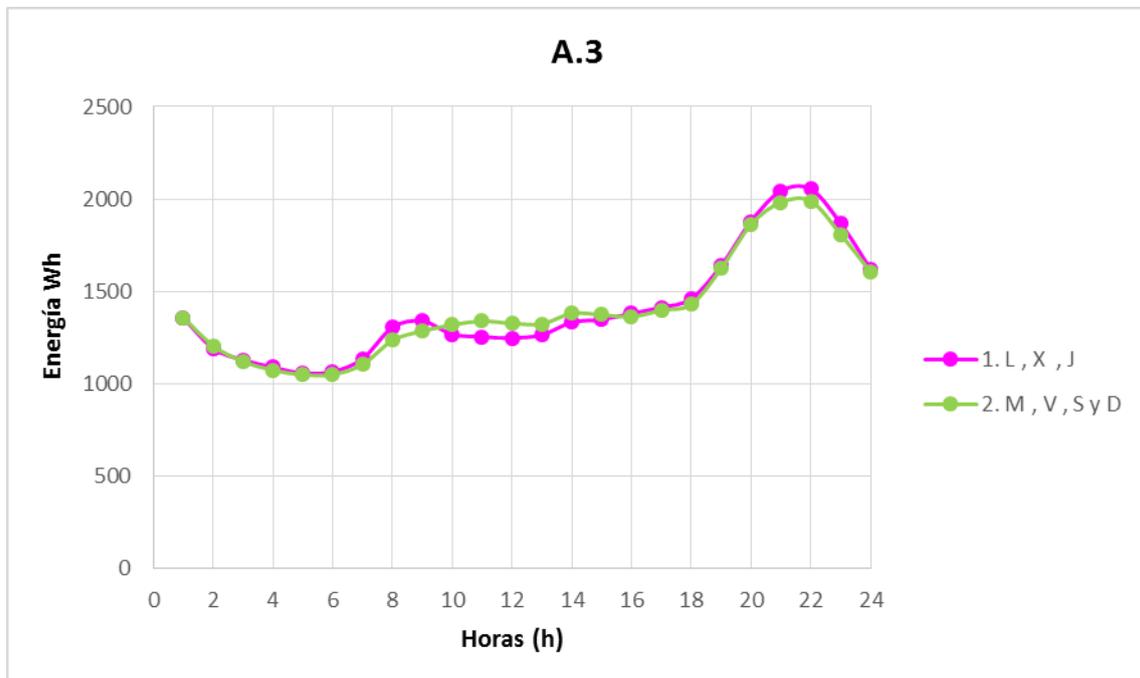
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

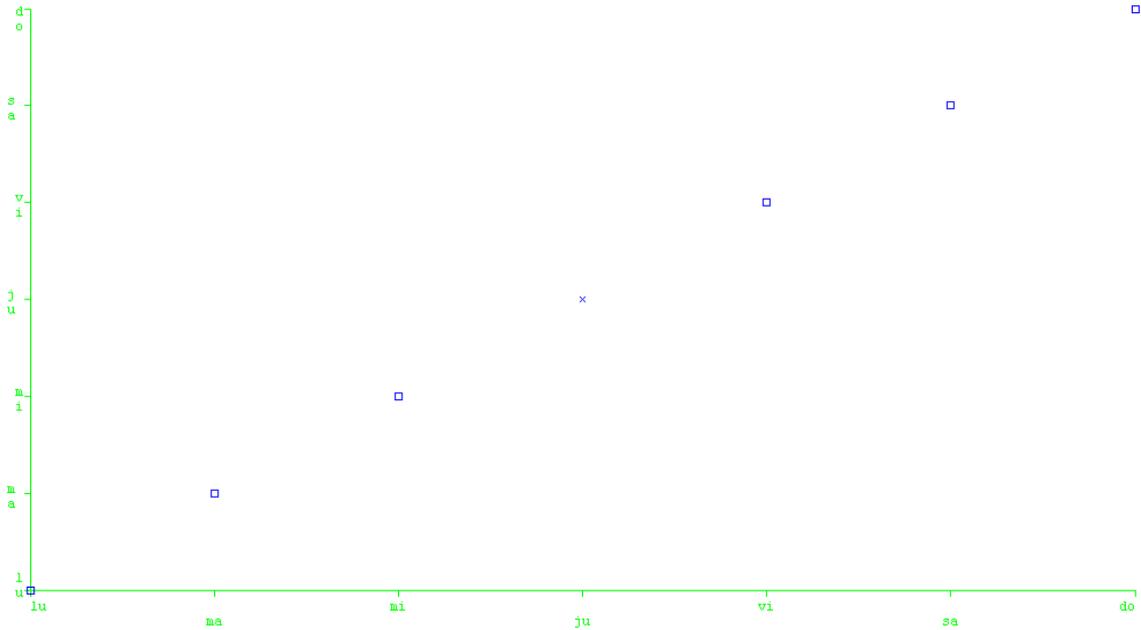
1. Lunes, miércoles, jueves.
2. Martes, viernes, sábados y domingos.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



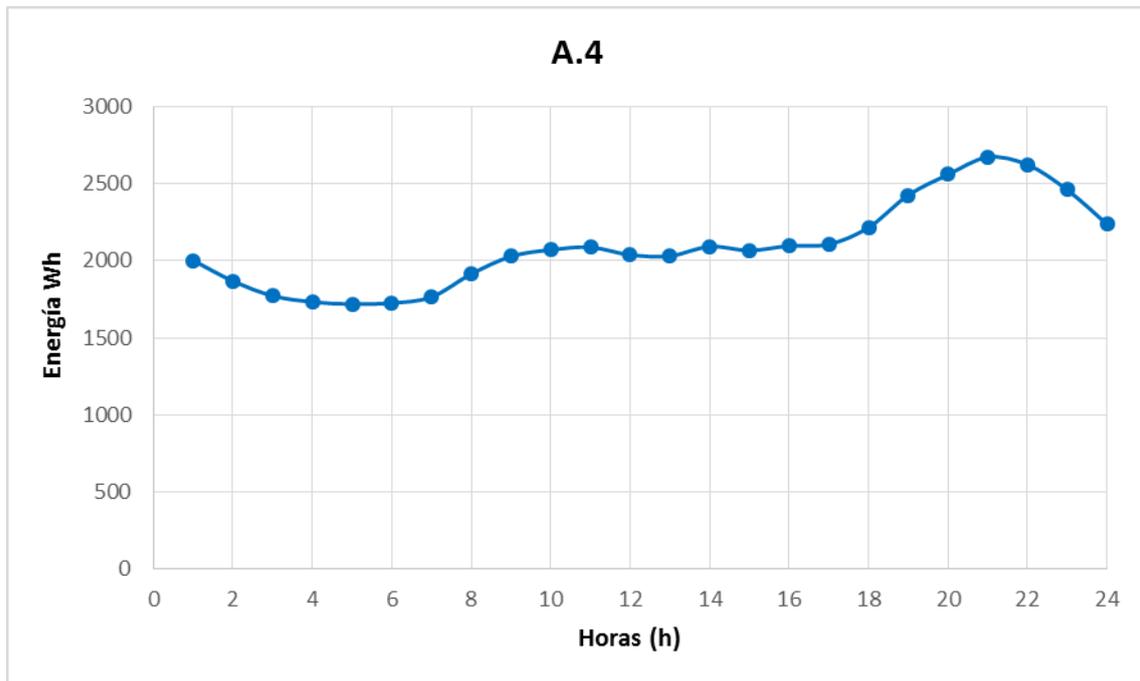
#### 10.1.4. A.4

Se obtiene lo siguiente:



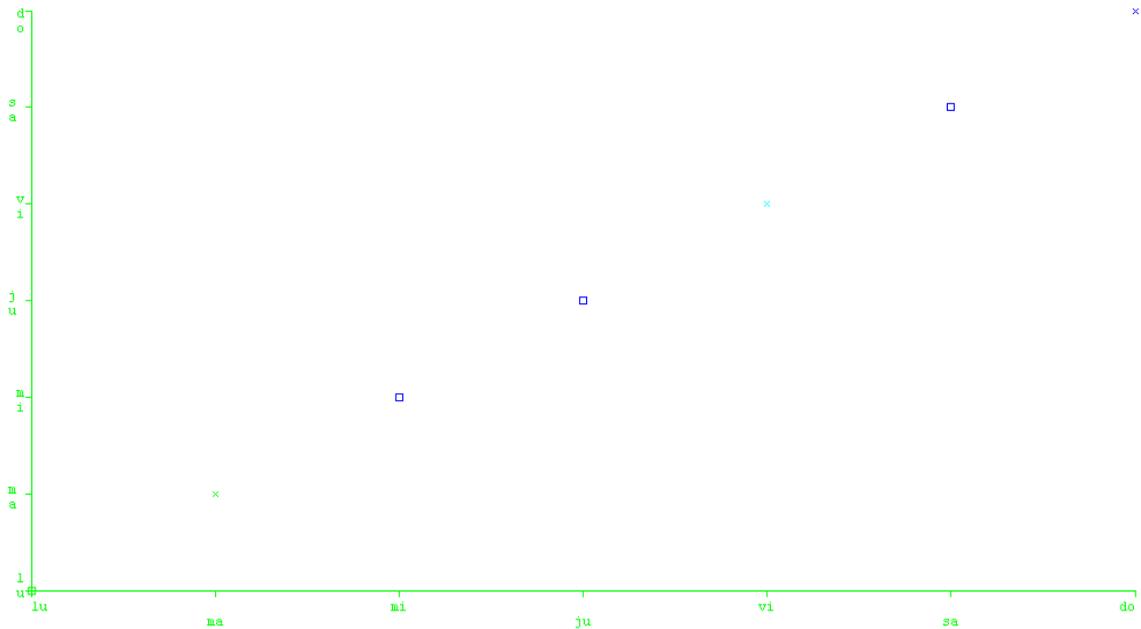
Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

Representando la media diaria se obtiene:



### 10.1.5. B.1

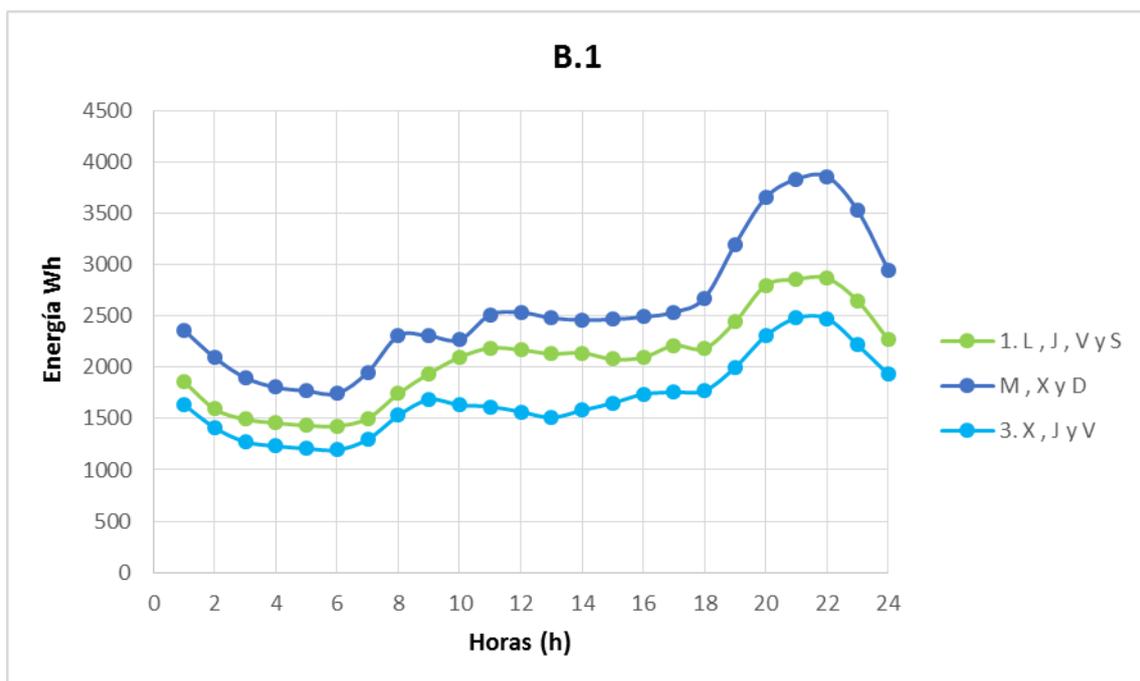
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 3 agrupaciones de los días:

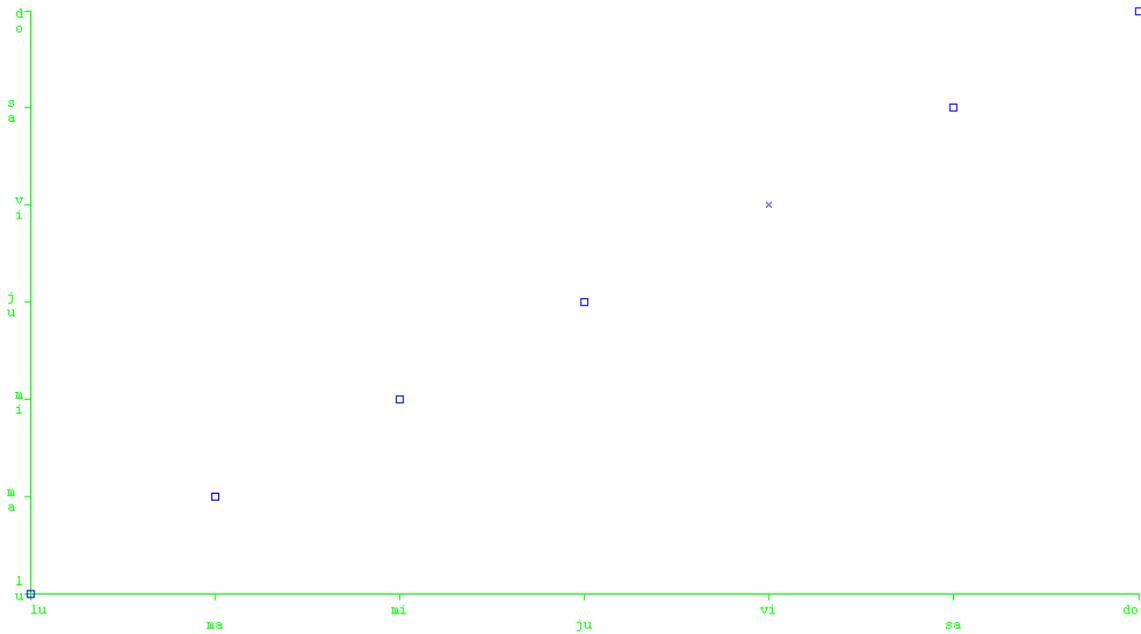
1. Lunes y martes
2. Miércoles, jueves, sábado y domingo
3. Viernes

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



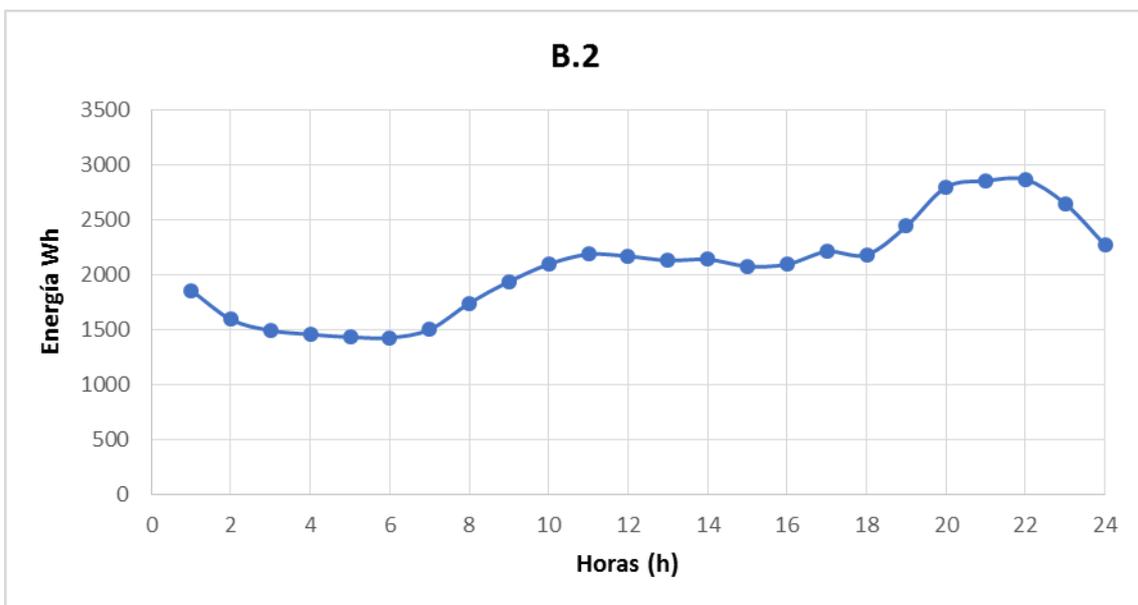
### 10.1.6. B.2

Se obtiene lo siguiente:



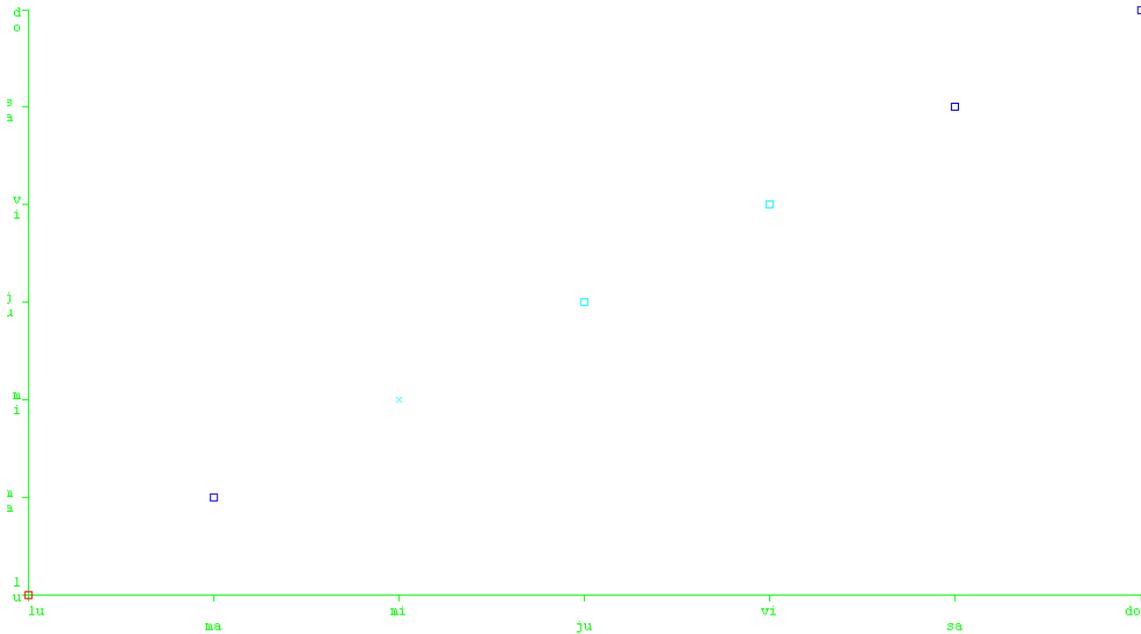
Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

La representación gráfica de la media diaria se muestra a continuación:



### 10.1.7. B.3

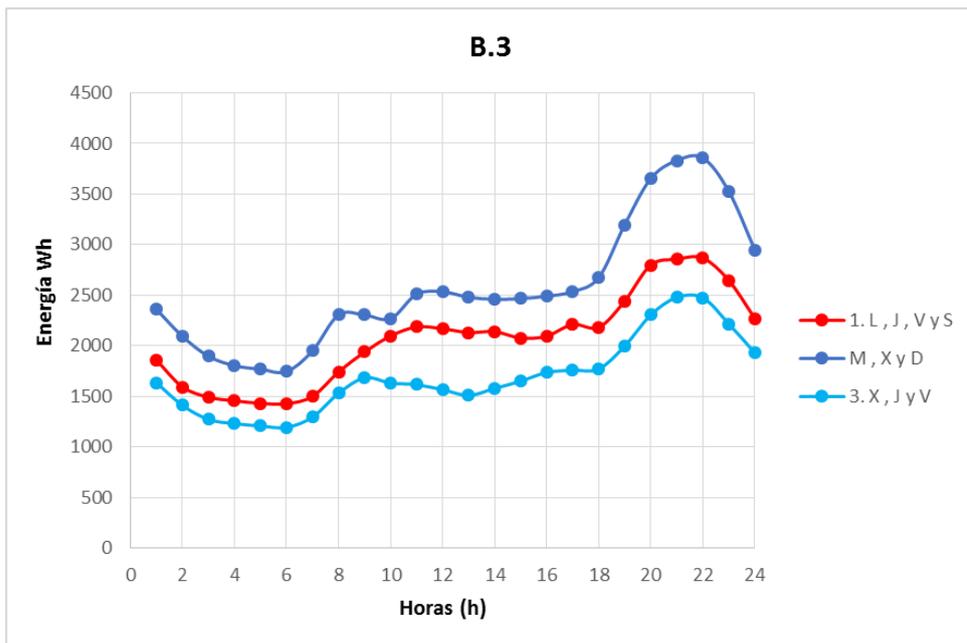
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 3 agrupaciones de los días:

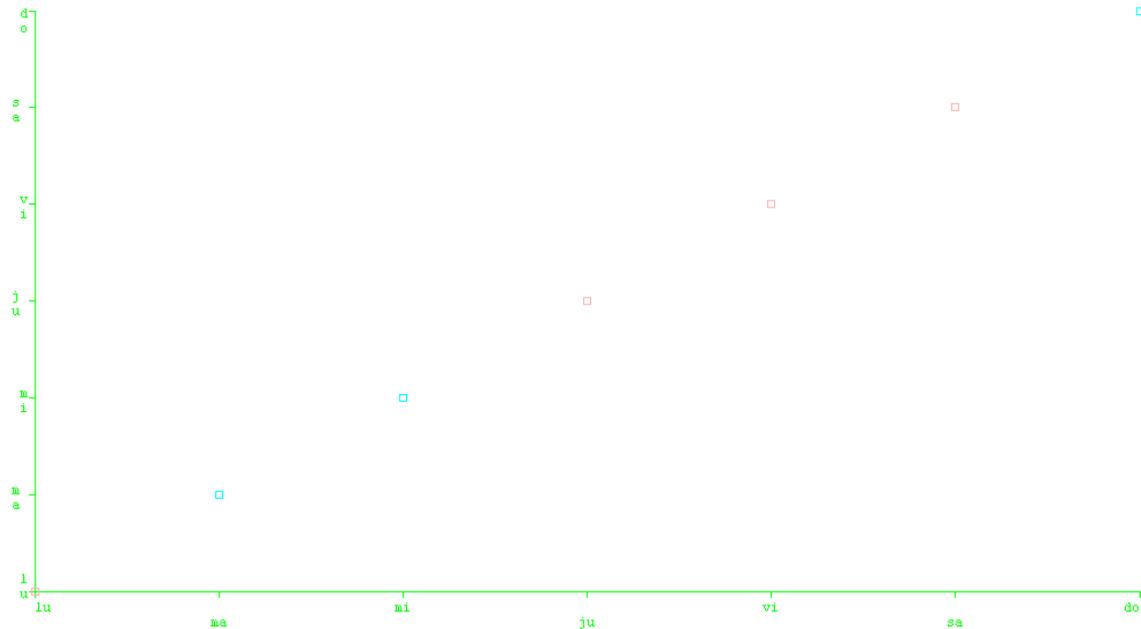
1. Lunes.
2. Martes, sábado y domingo.
3. Miércoles, jueves y viernes.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



### 10.1.8. C

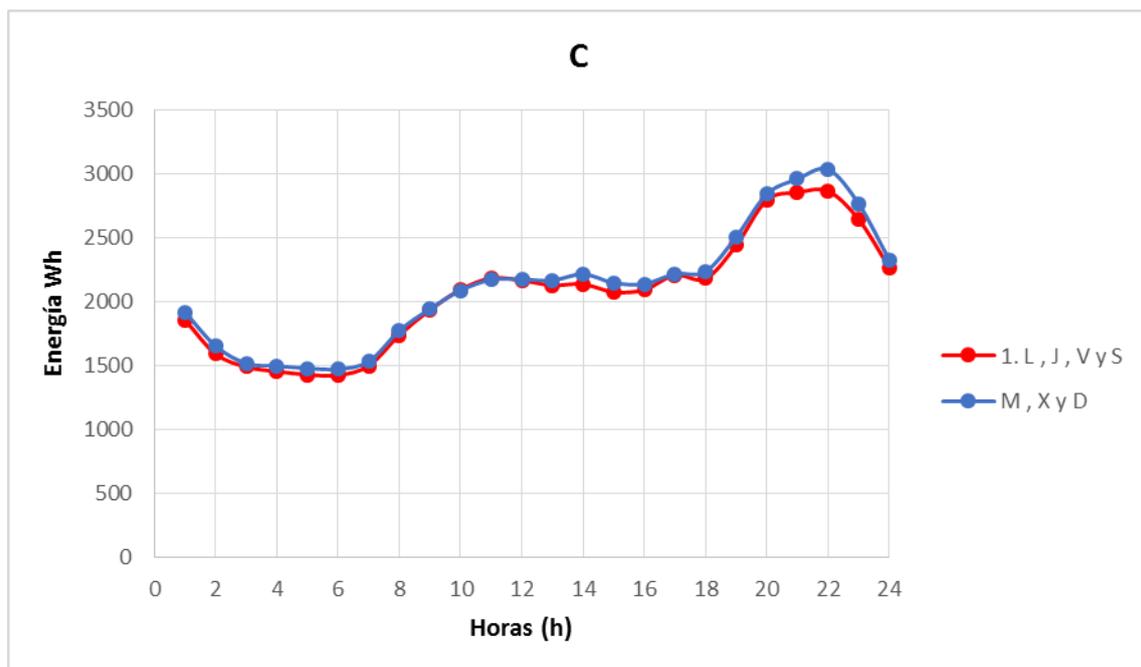
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

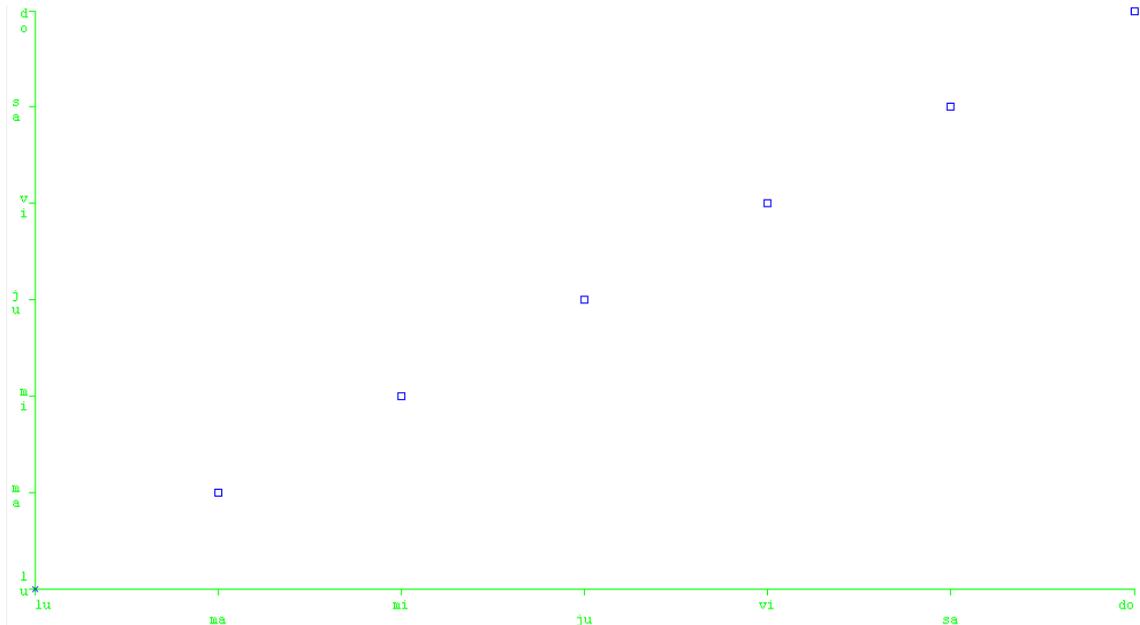
1. Lunes, jueves, viernes y sábados.
2. Martes, miércoles y domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



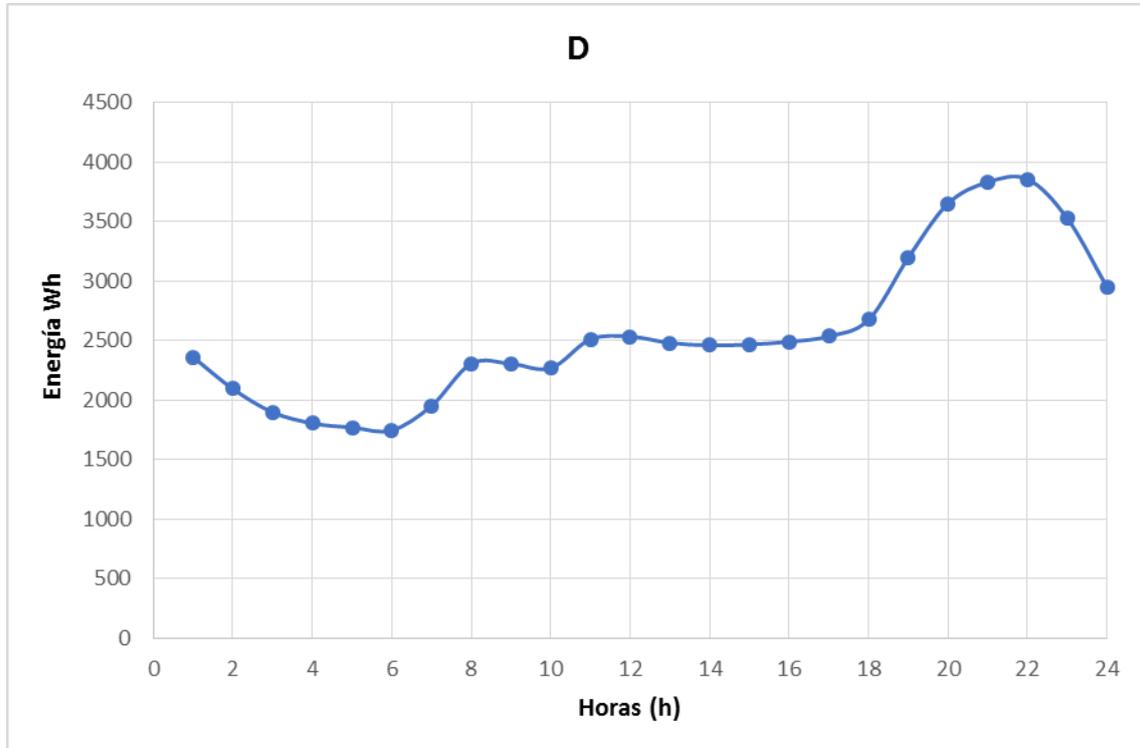
### 10.1.9. D

Se obtiene lo siguiente:



Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

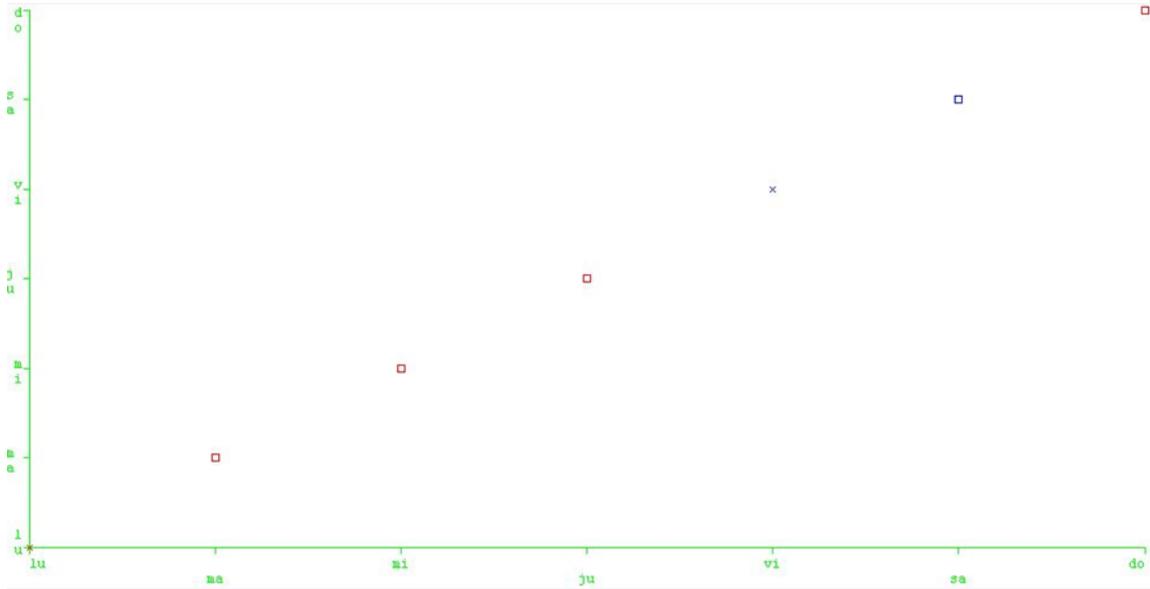
Representando la media diaria se obtiene:



## 10.2. EM

### 10.2.1. A.1

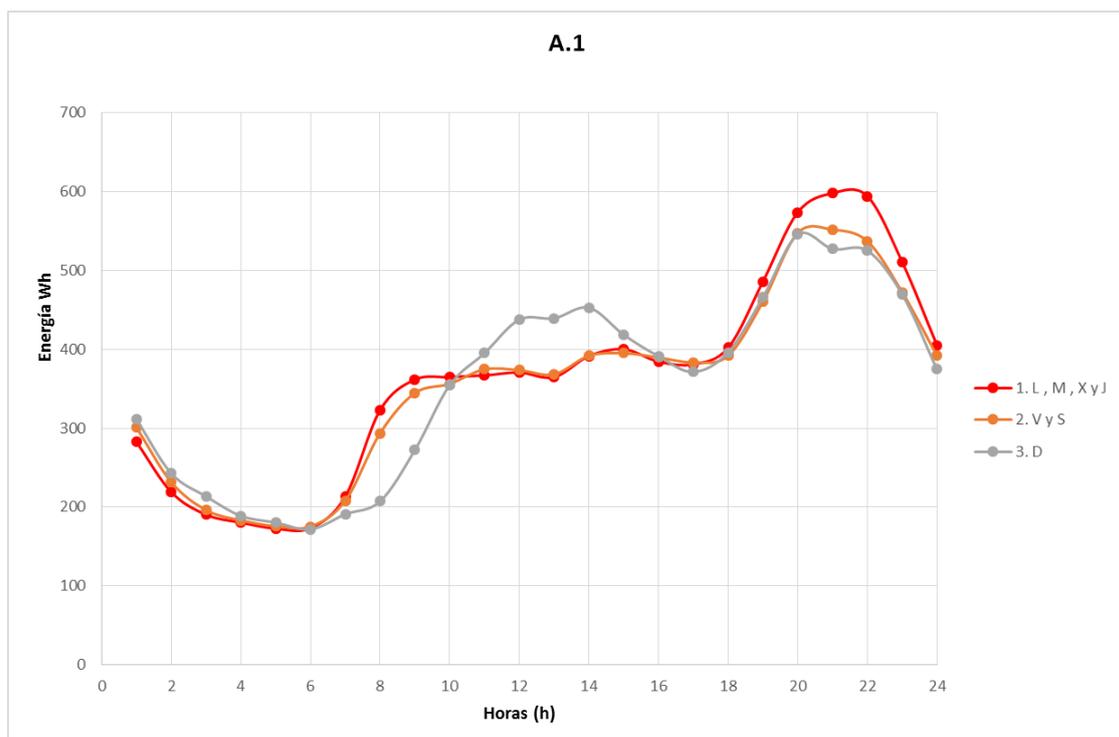
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 3 agrupaciones de los días:

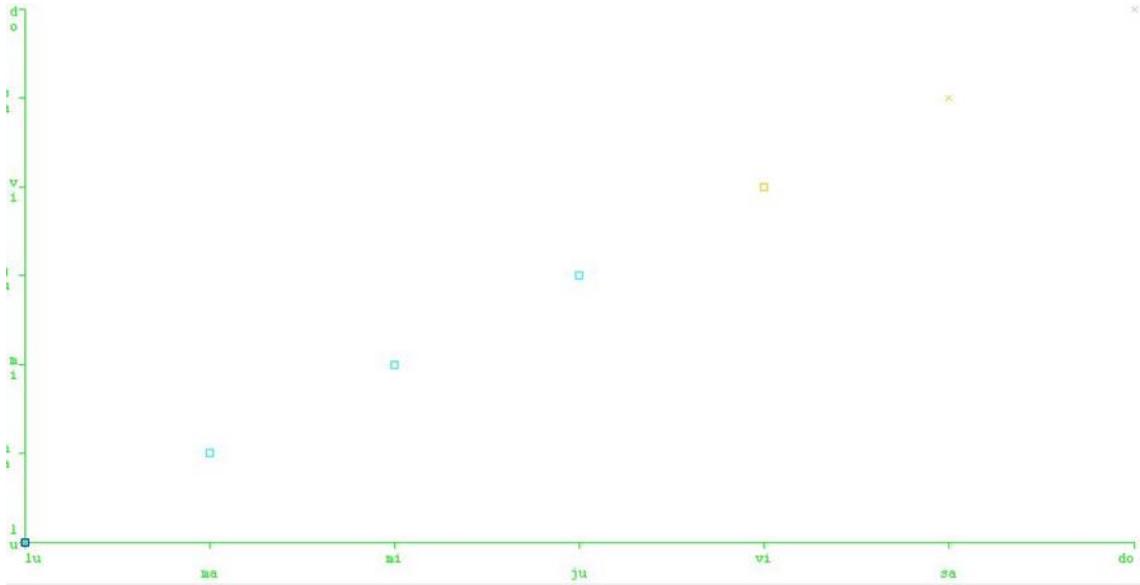
4. Lunes, martes, miércoles y jueves.
5. Viernes y sábado.
6. Domingos.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



### 10.2.2. A.2

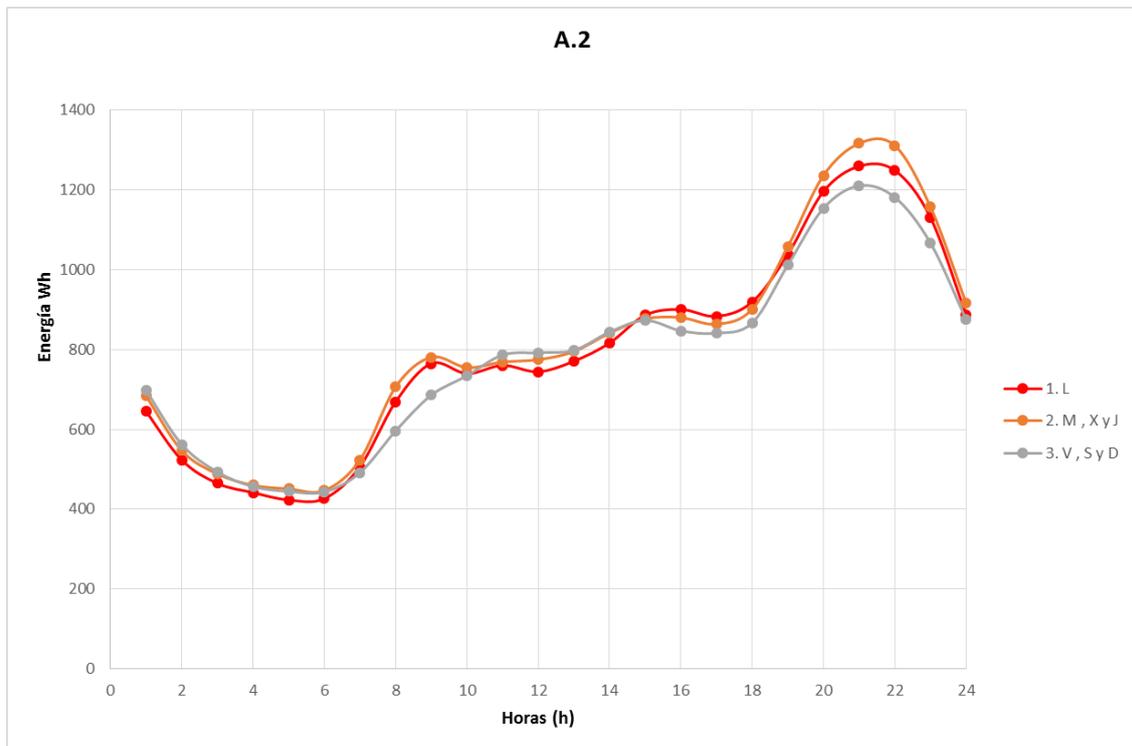
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 4 agrupaciones de los días:

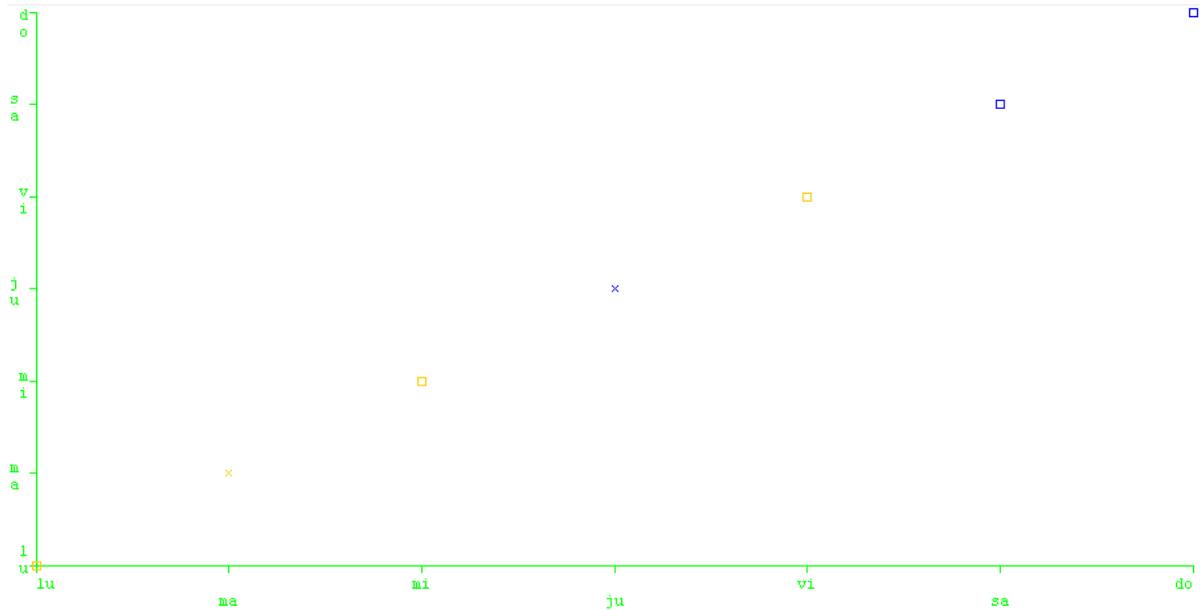
1. Lunes.
2. Martes, miércoles y jueves.
3. Viernes, sábado y domingos.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



### 10.2.3. A.3

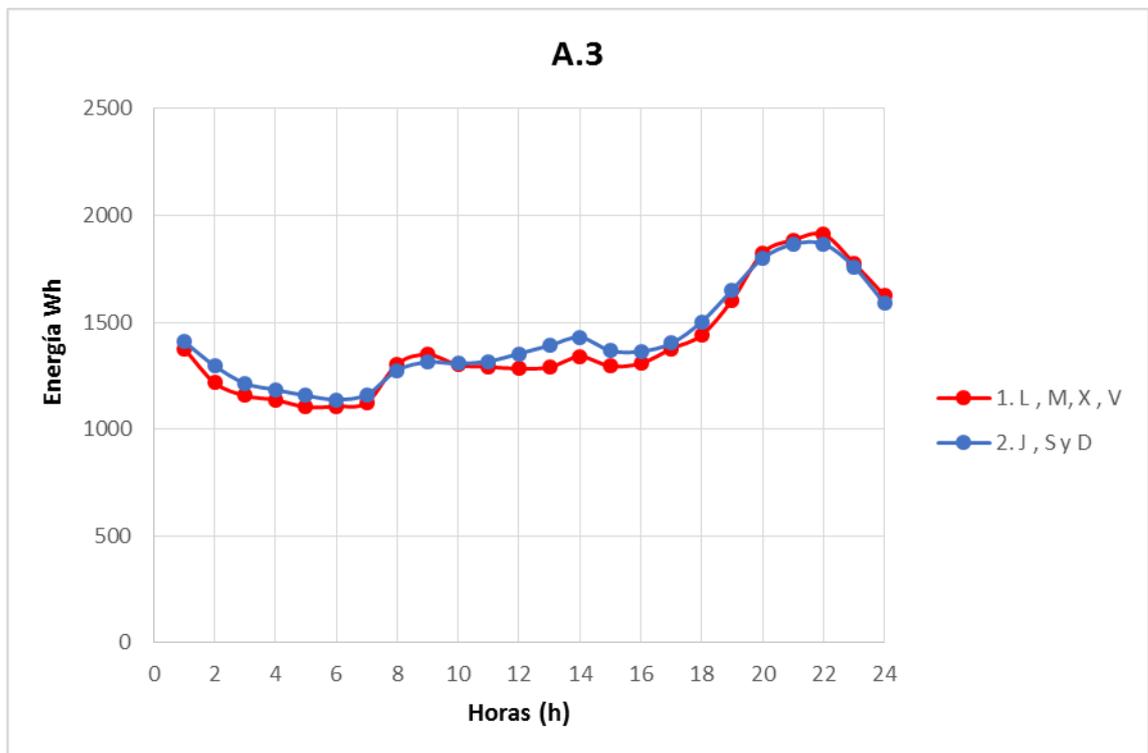
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

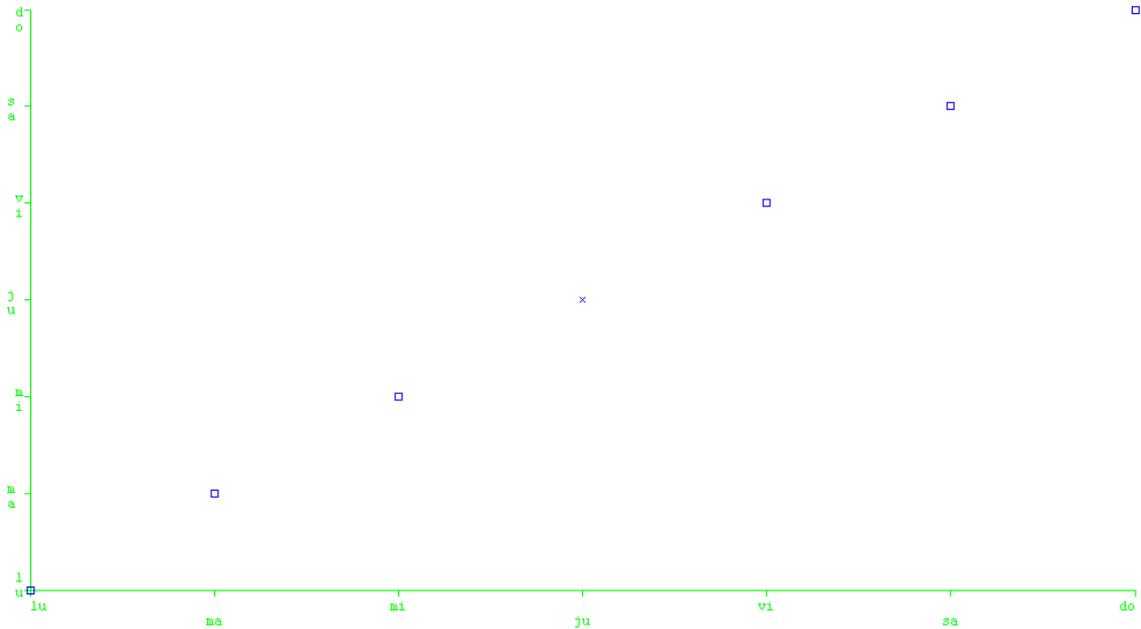
1. Lunes, martes, miércoles, viernes.
2. Jueves, sábado y domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



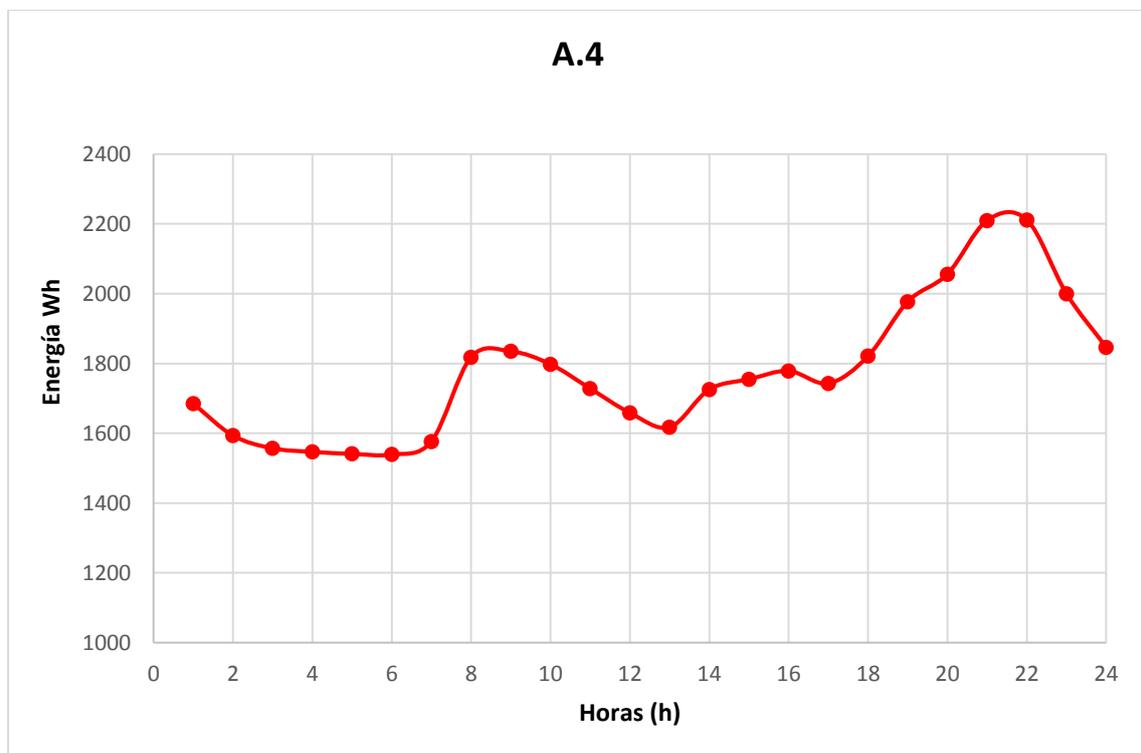
#### 10.2.4.A.4

Se obtiene lo siguiente:



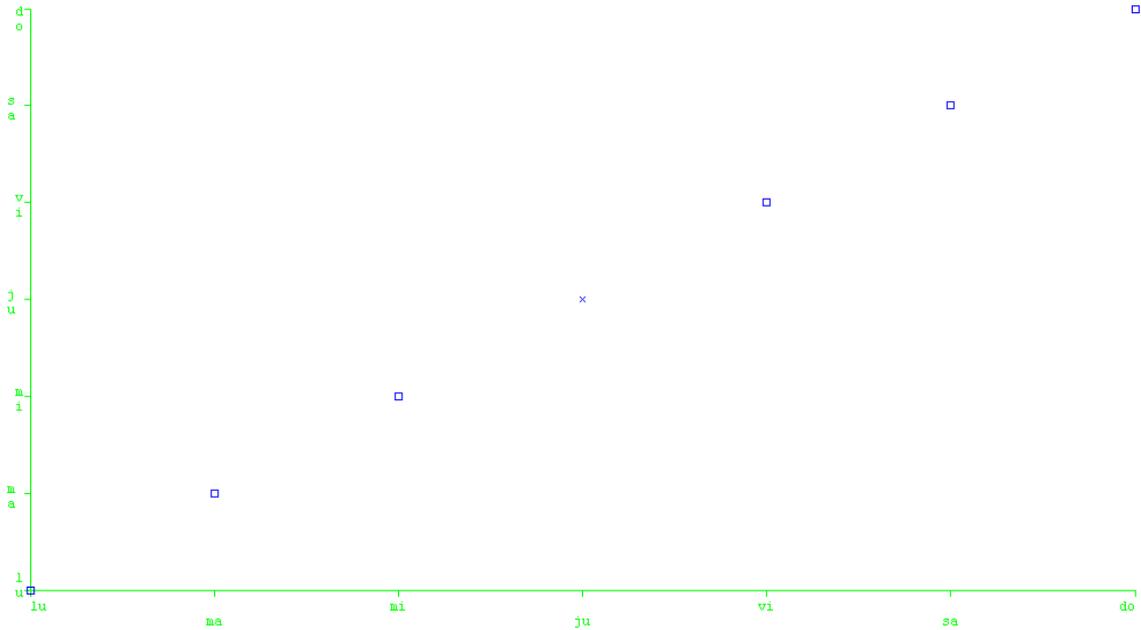
Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

Representando la media diaria se obtiene:



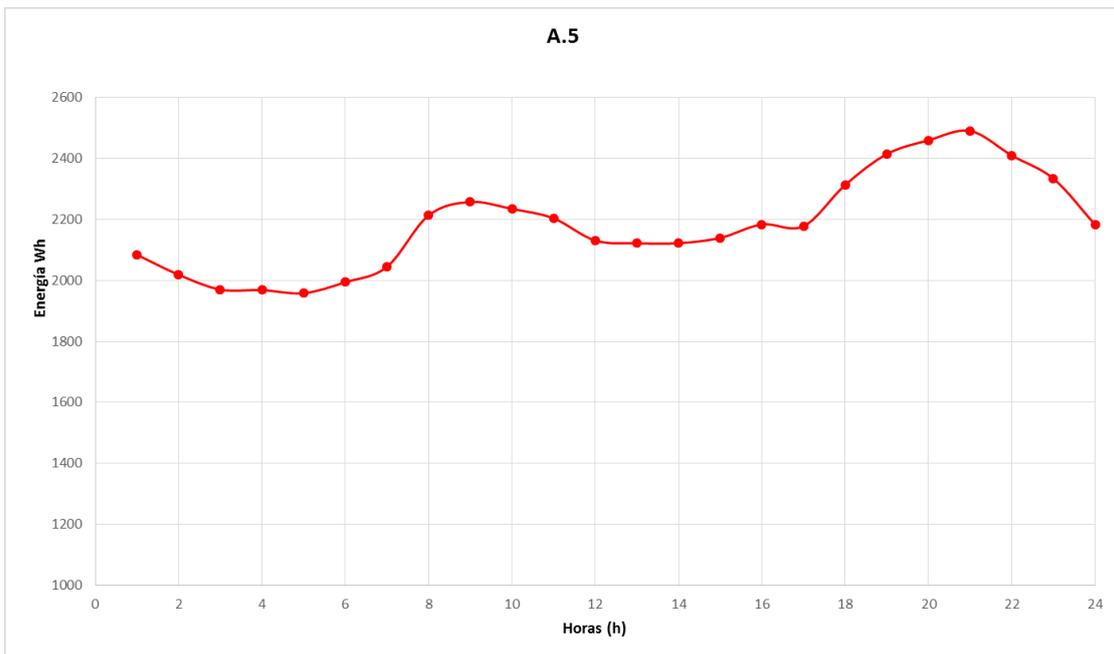
### 10.2.5. A.5

Se obtiene lo siguiente:



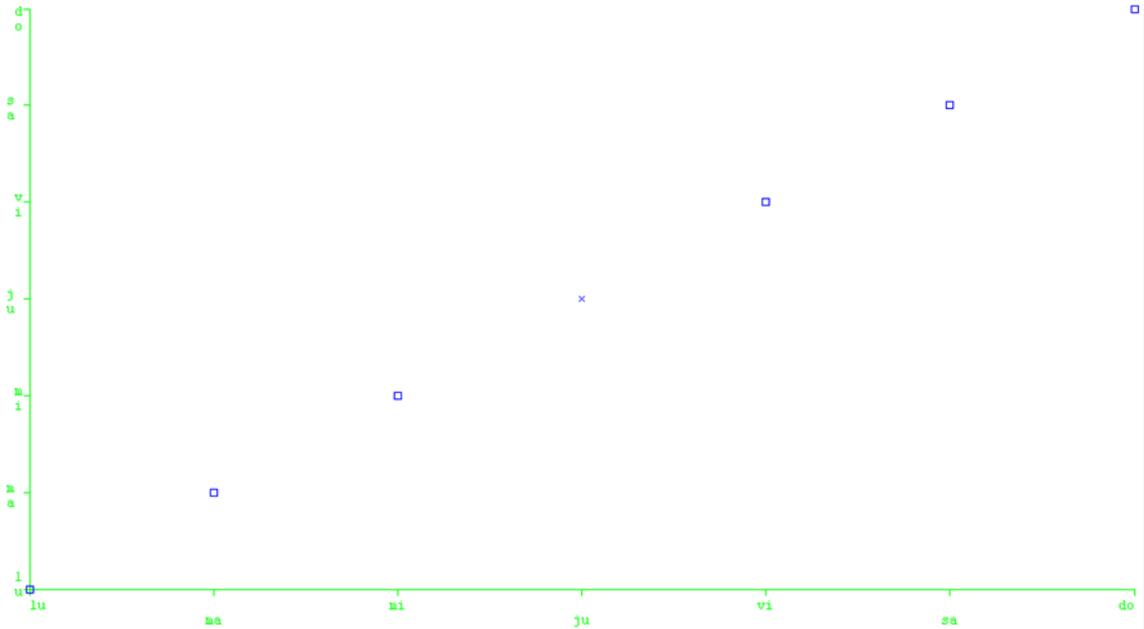
Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

Representando la media diaria se obtiene:



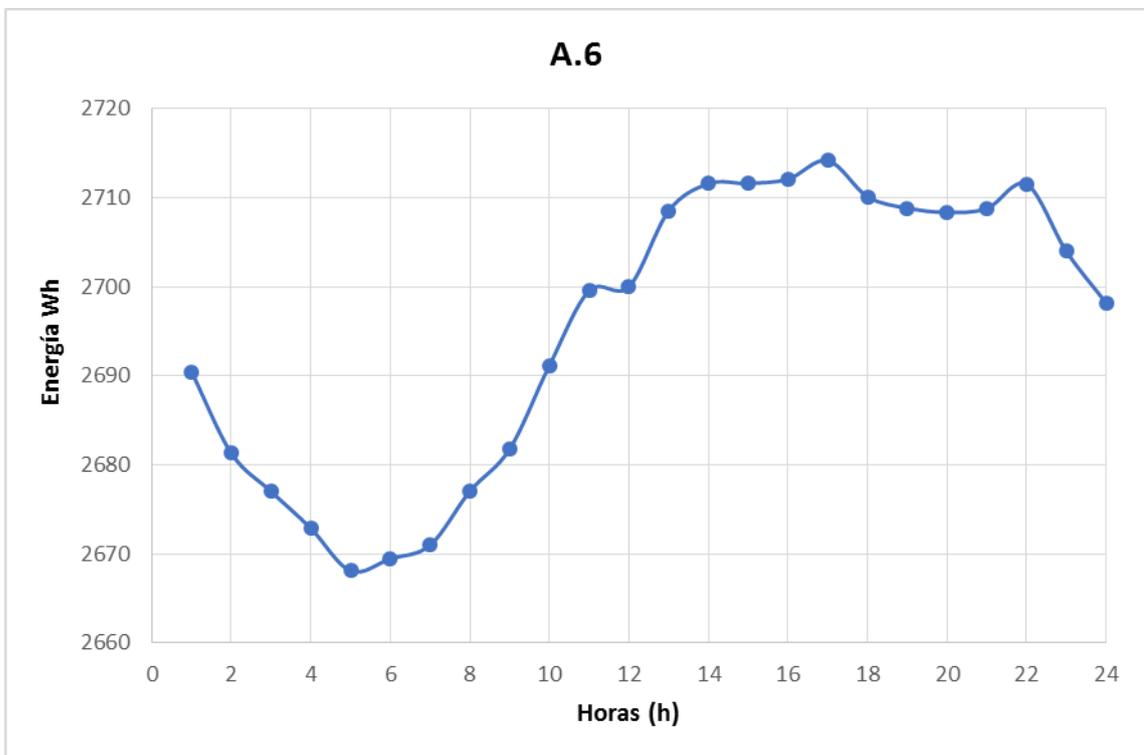
### 10.2.6. A.6

Se obtiene lo siguiente:



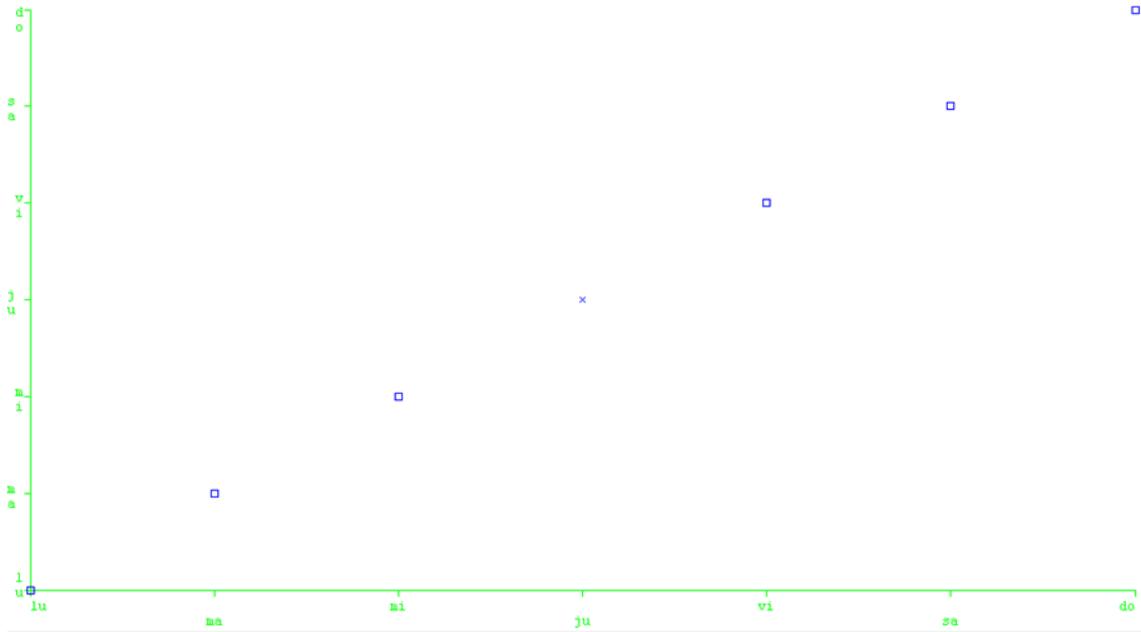
Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

Representando la media diaria se obtiene:



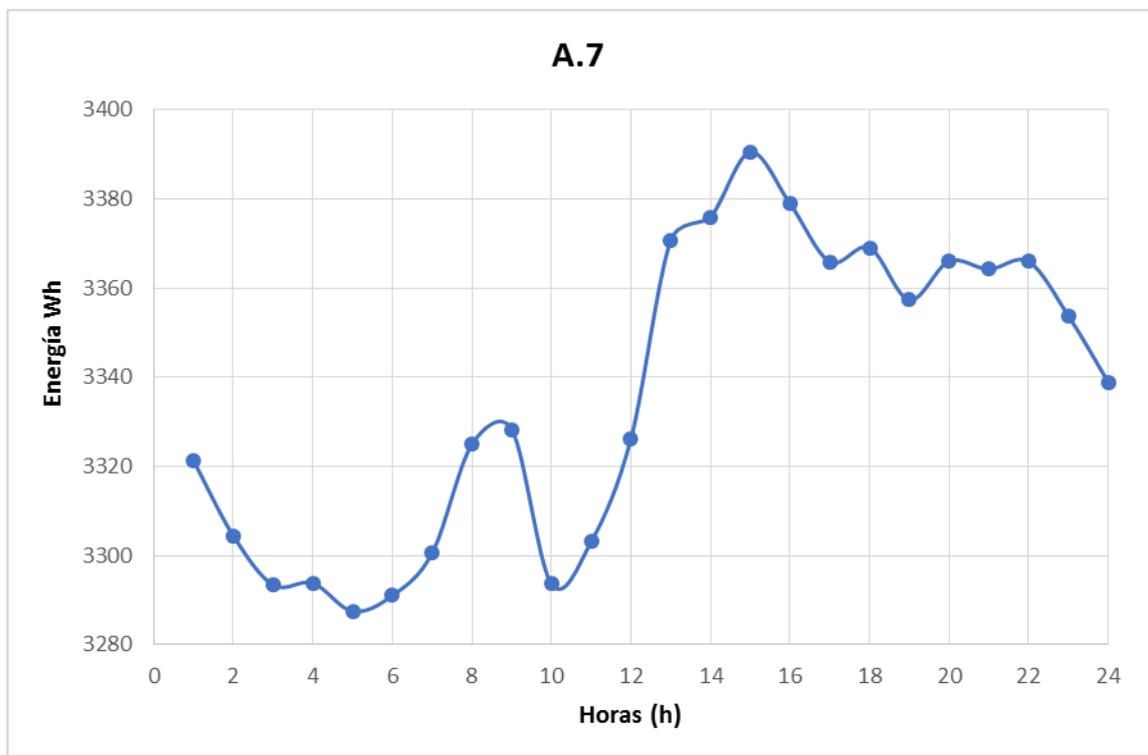
### 10.2.7.A.7

Se obtiene lo siguiente:



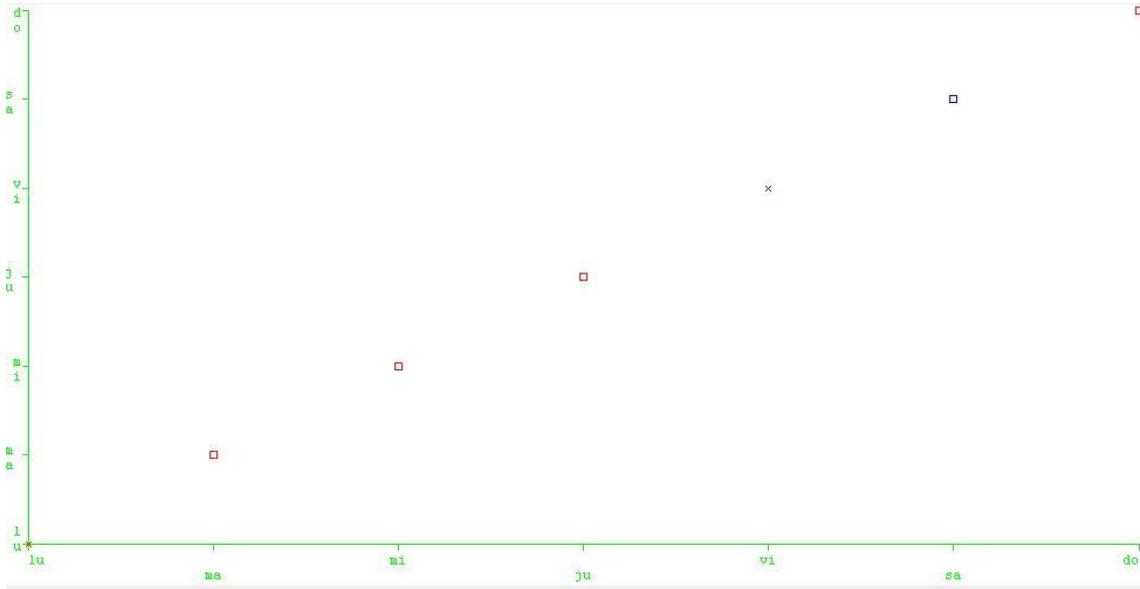
Solo se obtiene una agrupación, por lo tanto todos los días son semejantes entre sí.

Representando la media diaria se obtiene:



### 10.2.8. B.1

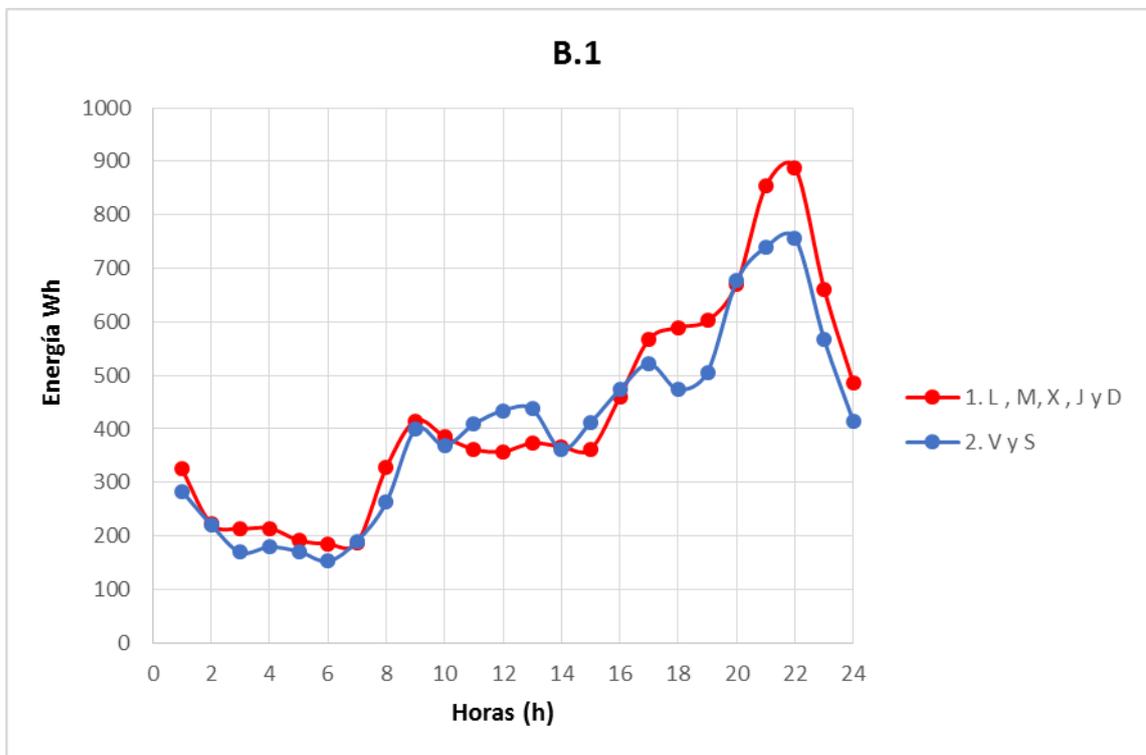
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

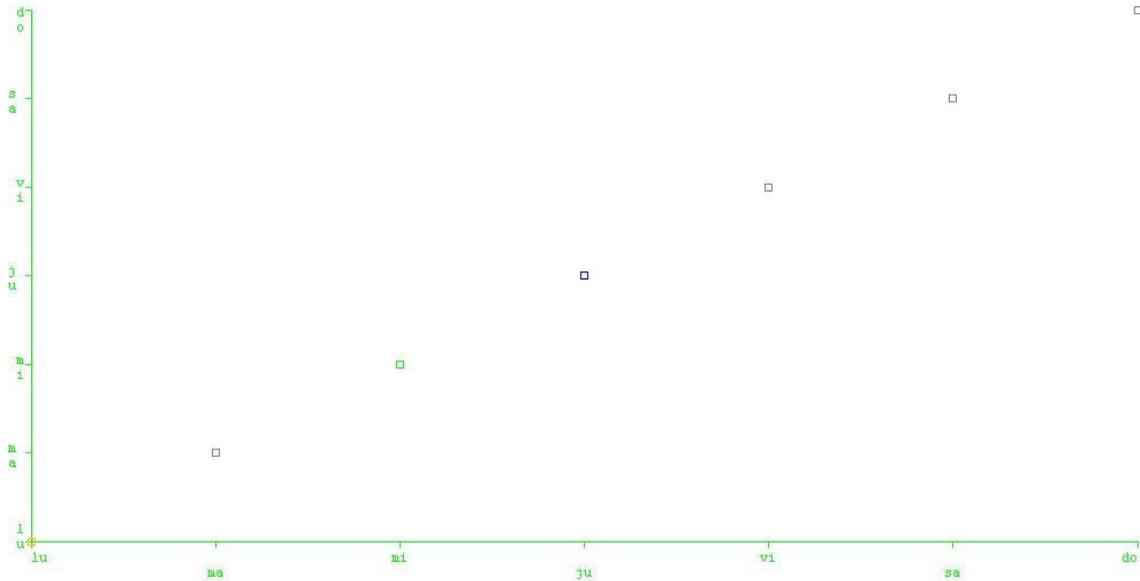
1. Lunes, martes, miércoles, jueves y domingos.
2. Viernes y sábado.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



### 10.2.9. B.2

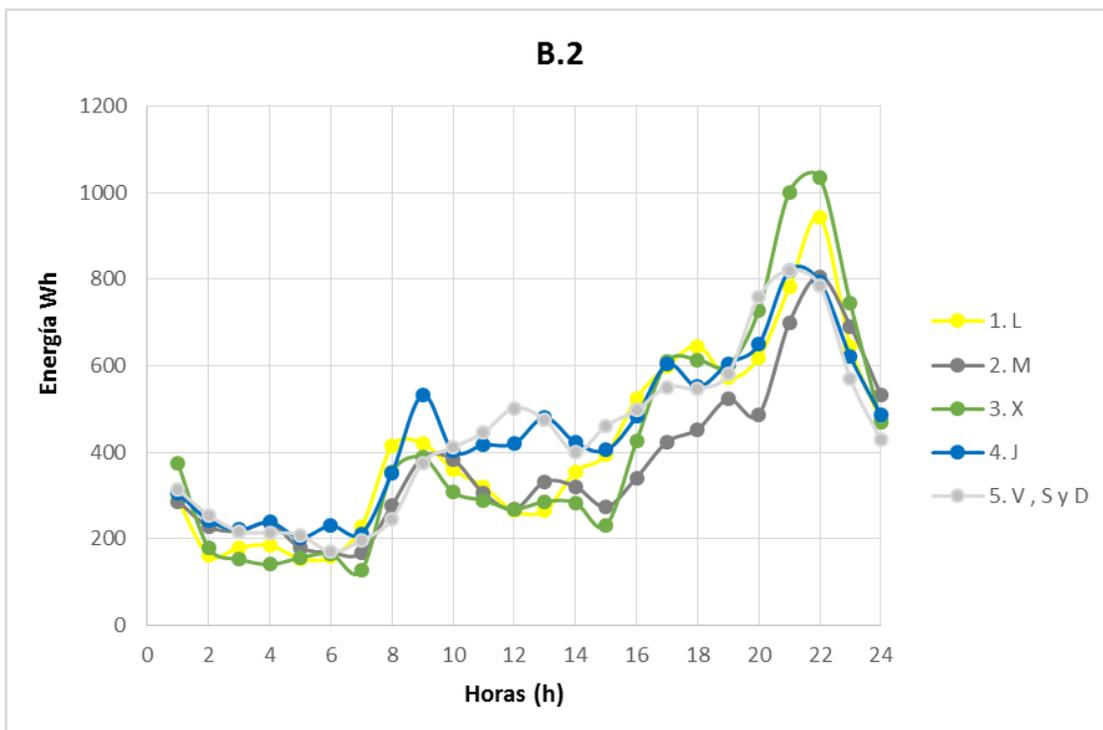
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 5 agrupaciones de los días:

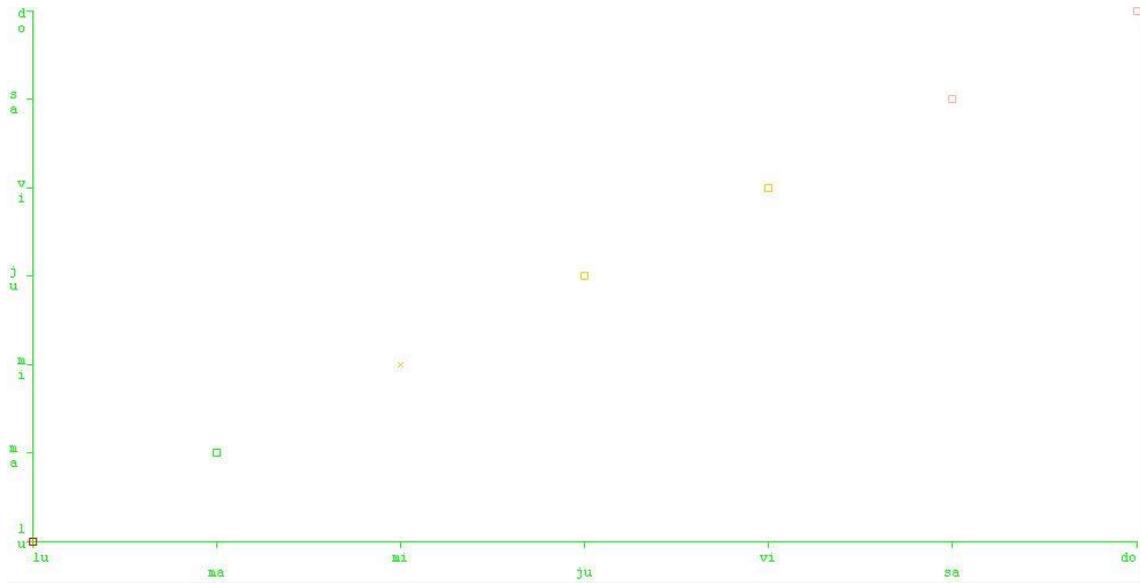
1. Lunes.
2. Martes.
3. Miércoles.
4. Jueves.
5. Viernes, sábado y domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



10.2.10. B.3

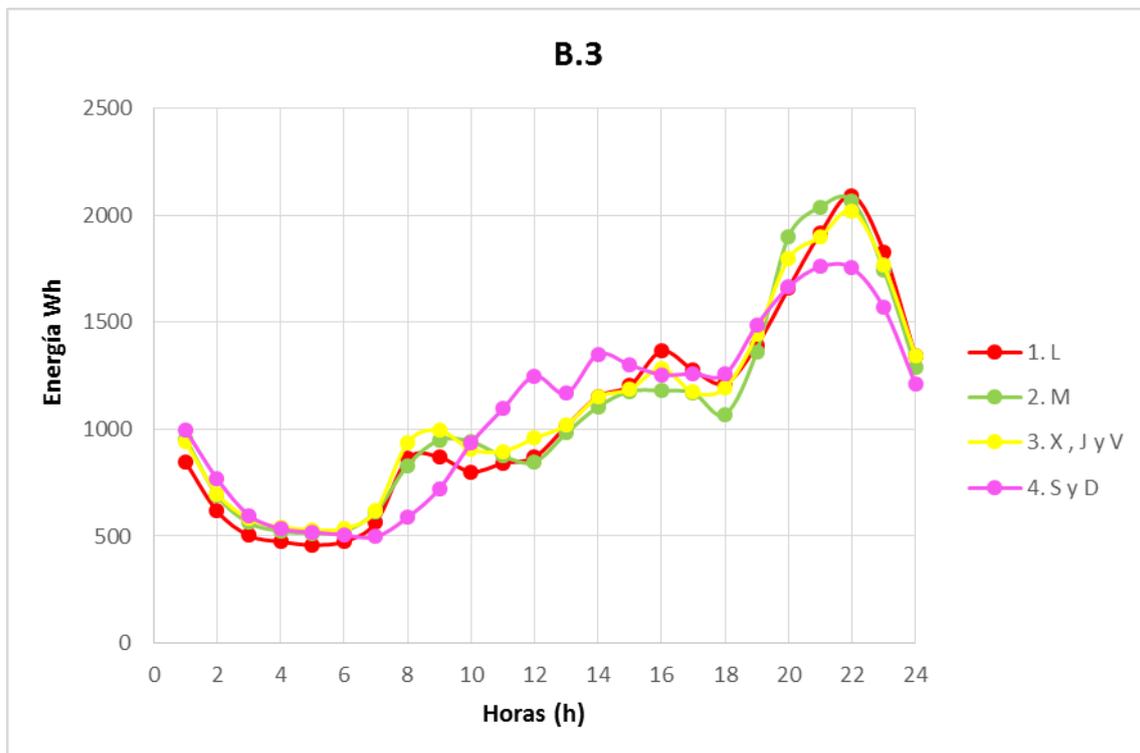
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 4 agrupaciones de los días:

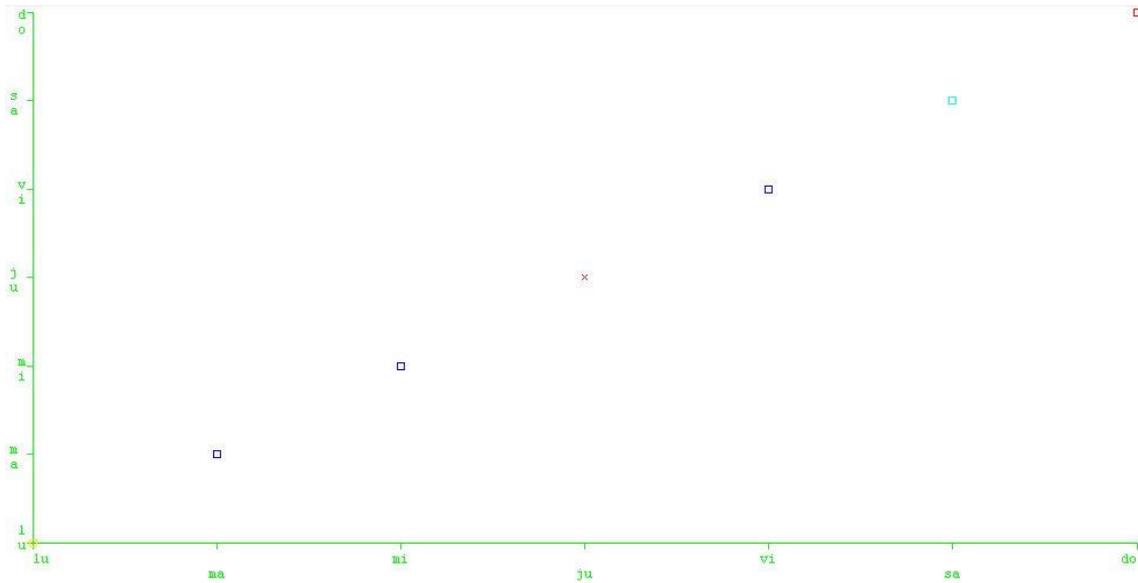
1. Lunes.
2. Martes.
3. Miércoles, jueves, viernes.
4. Sábados y domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



10.2.11. B.4

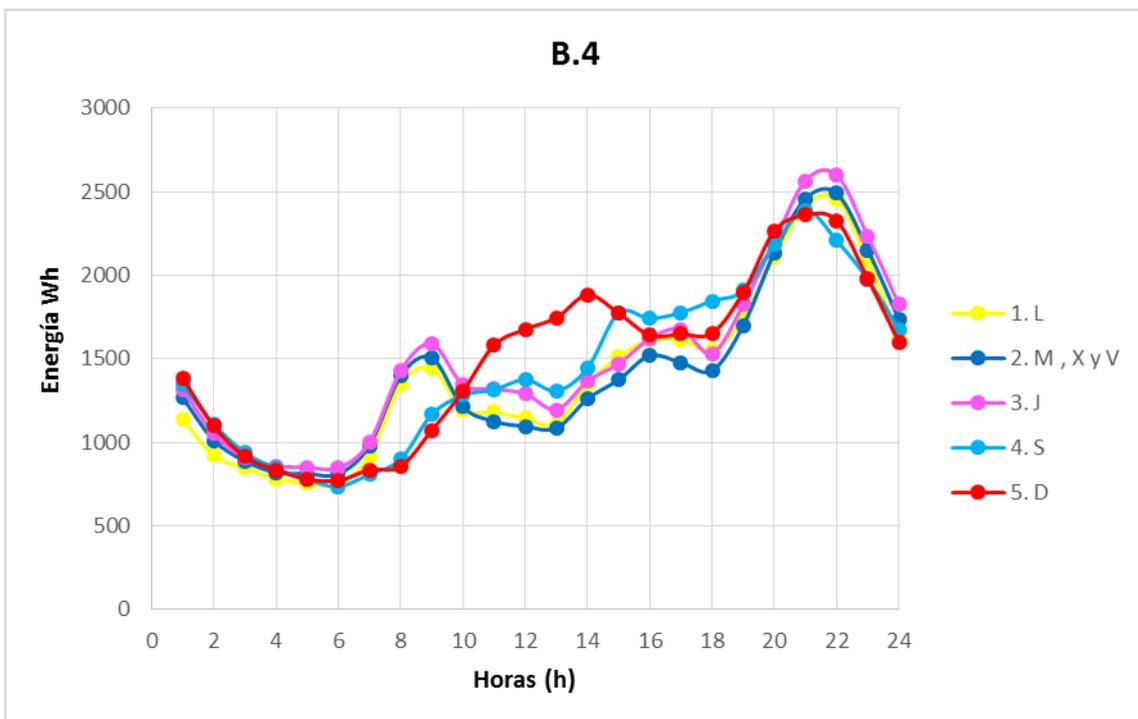
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 5 agrupaciones de los días:

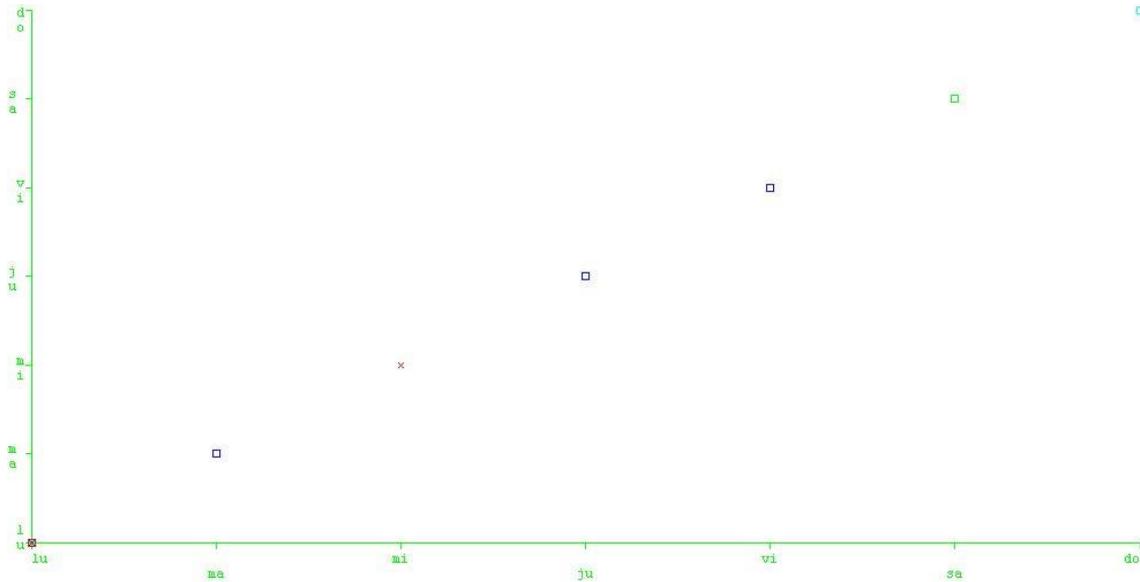
1. Lunes,
2. Martes, miércoles, viernes.
3. Jueves.
4. Sábados.
5. Domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



10.2.12. [B.5](#)

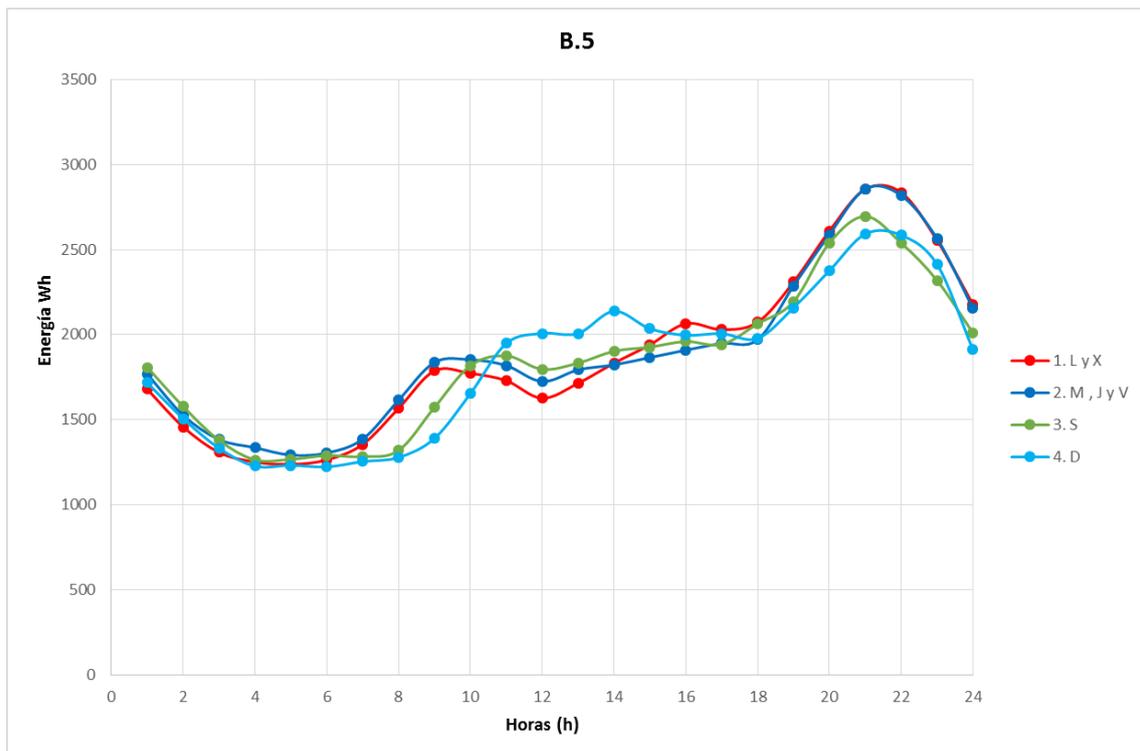
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 4 agrupaciones de los días:

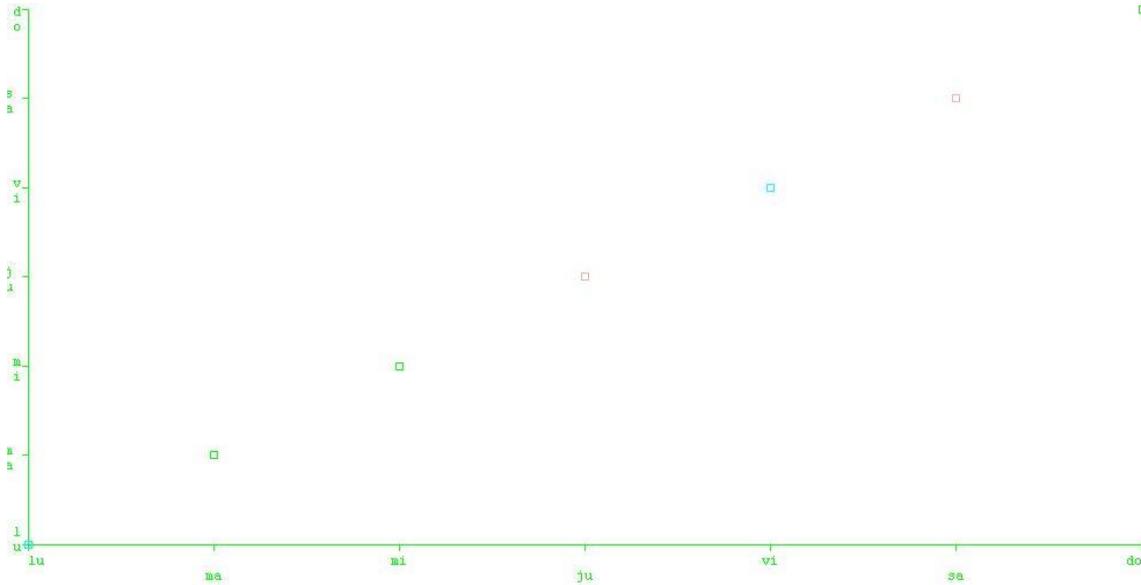
1. Lunes y miércoles.
2. Martes , jueves, viernes
3. Sábados.
4. Domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



10.2.13. [B.6](#)

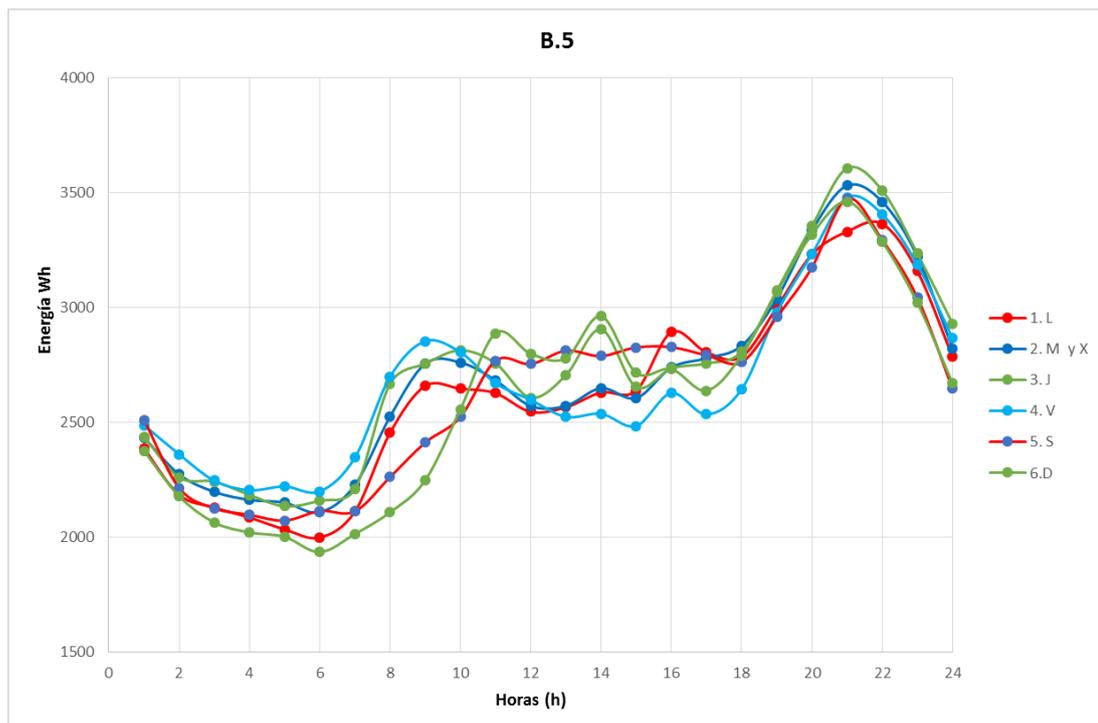
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 6 agrupaciones de los días:

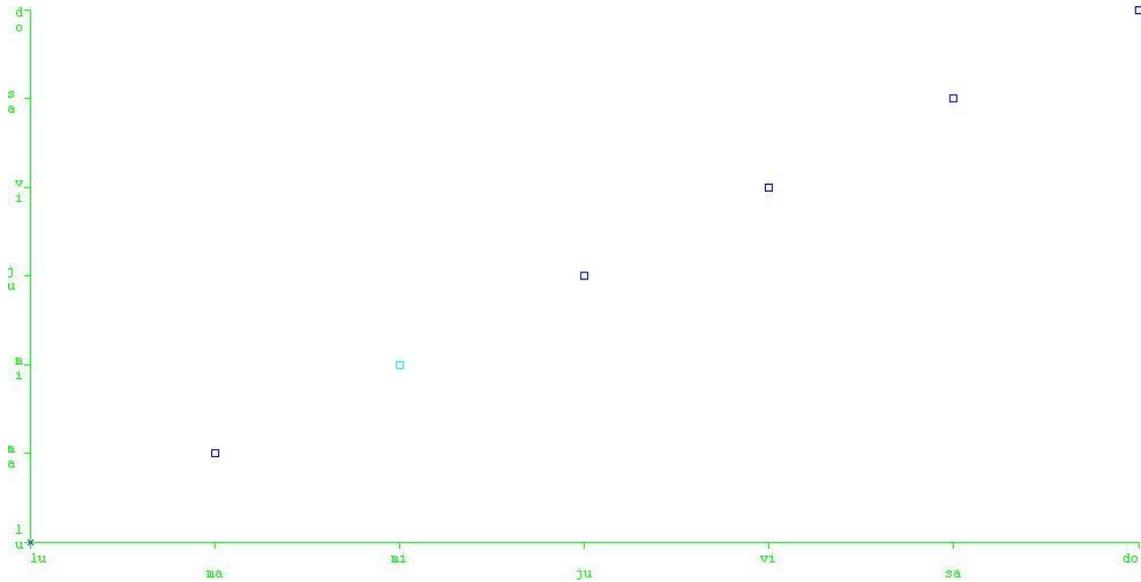
1. Lunes.
2. Martes y miércoles.
3. Jueves.
4. Viernes
5. Sábado
6. Domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene



10.2.14. [B.7](#)

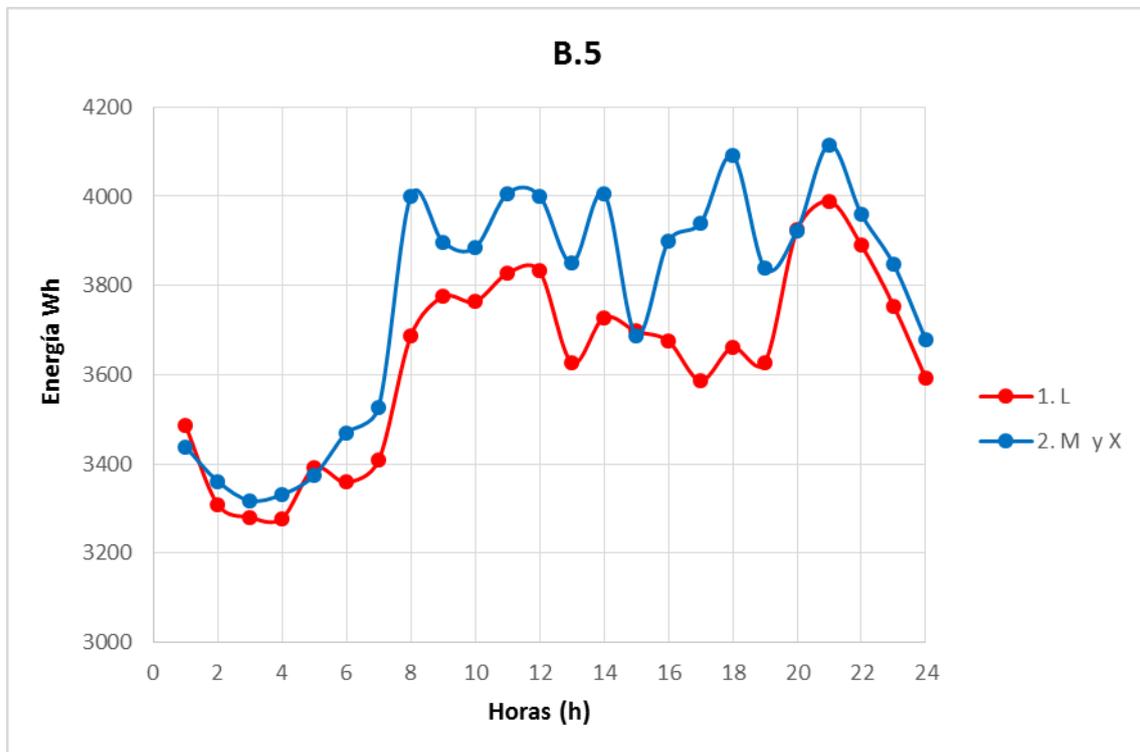
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

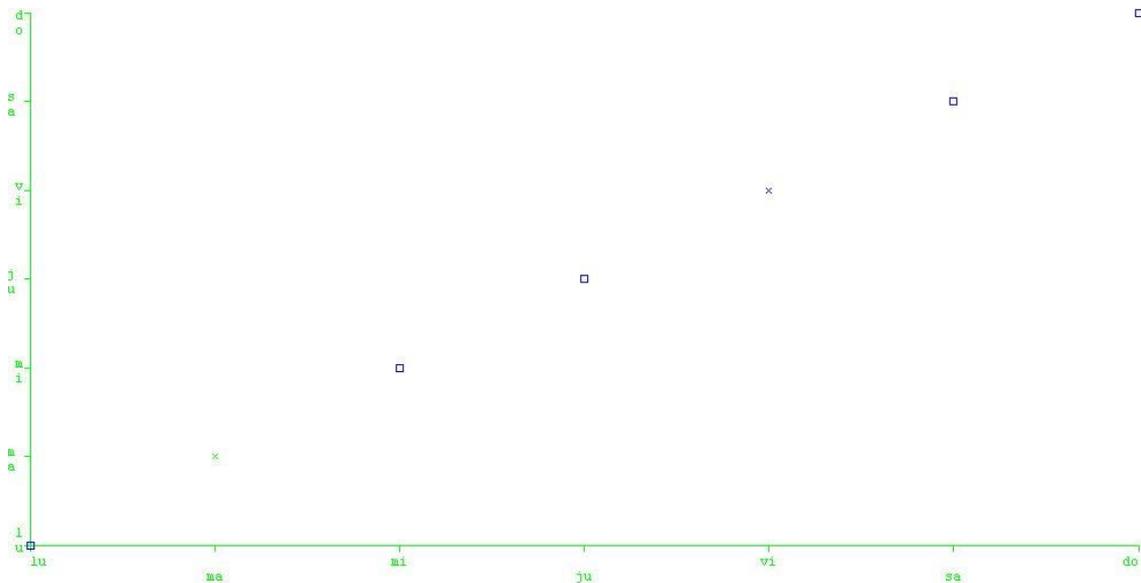
1. Lunes, martes, jueves, viernes, sábado y domingo.
2. Miércoles.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



10.2.15. C.1

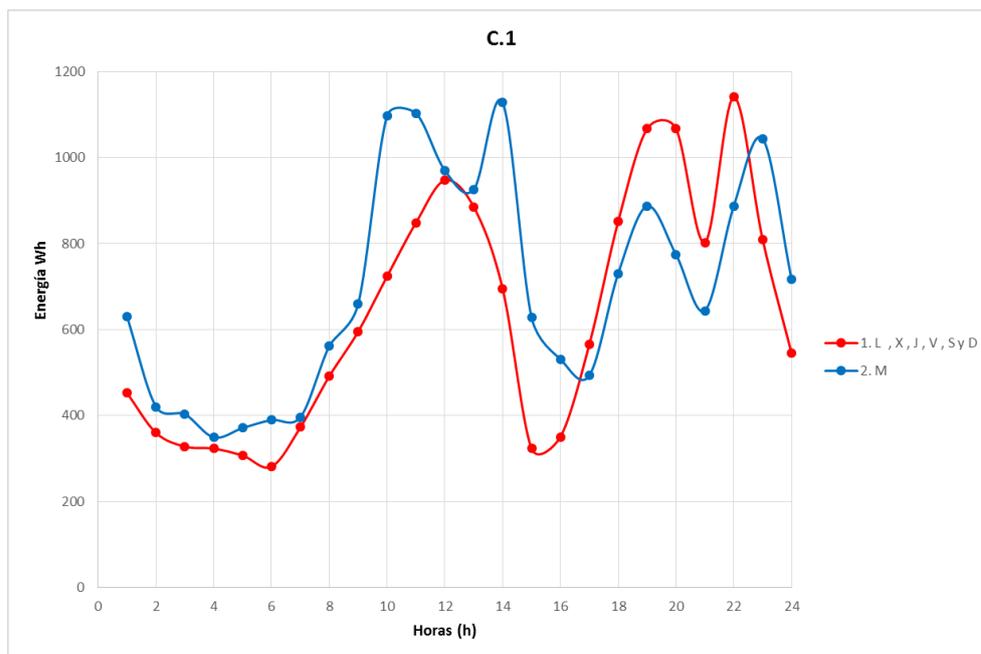
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 2 agrupaciones de los días:

1. Lunes, miércoles, jueves, viernes, sábados y domingo.
2. Martes.

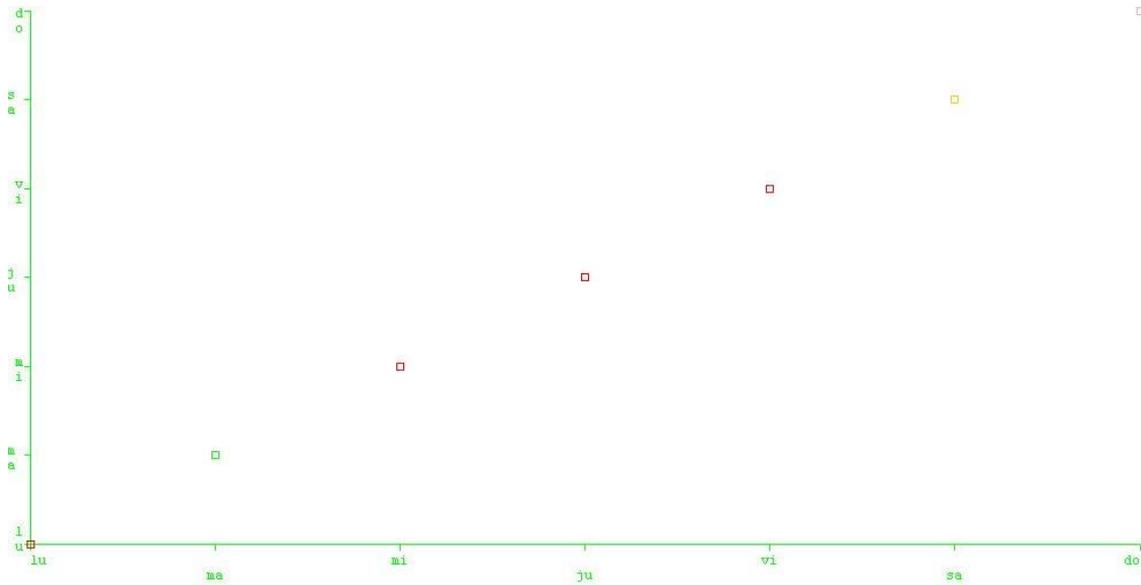
Representando las medias de cada agrupación se obtiene:





### 10.2.17. C.3

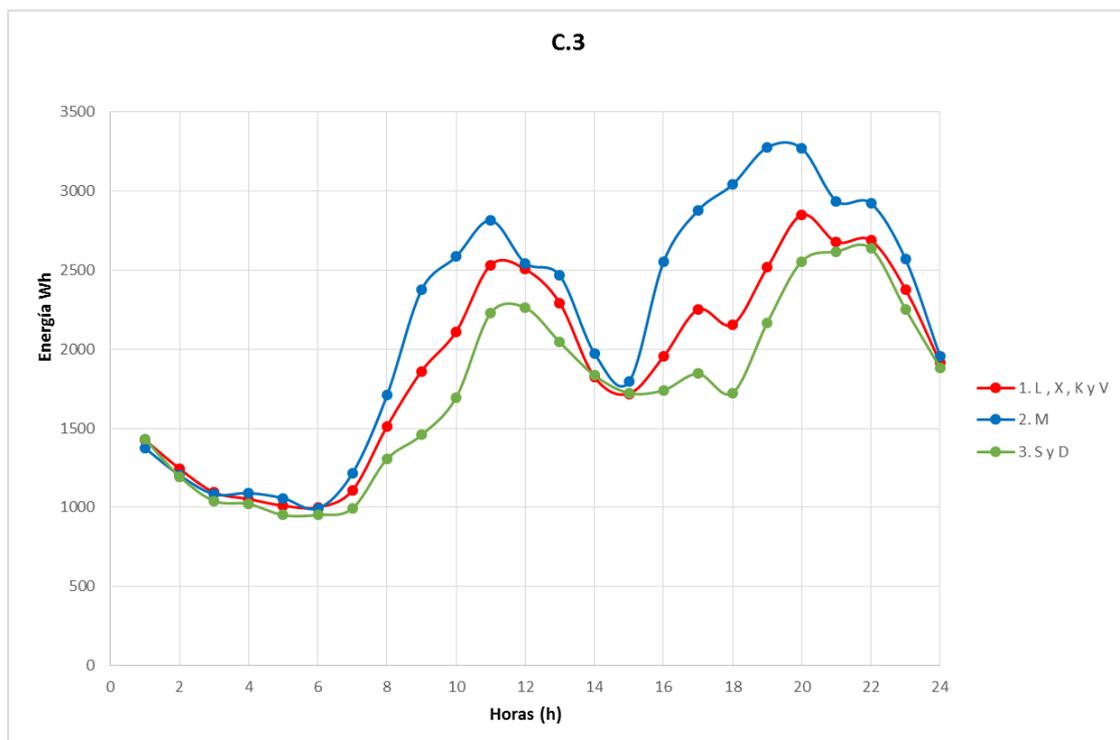
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 3 agrupaciones de los días:

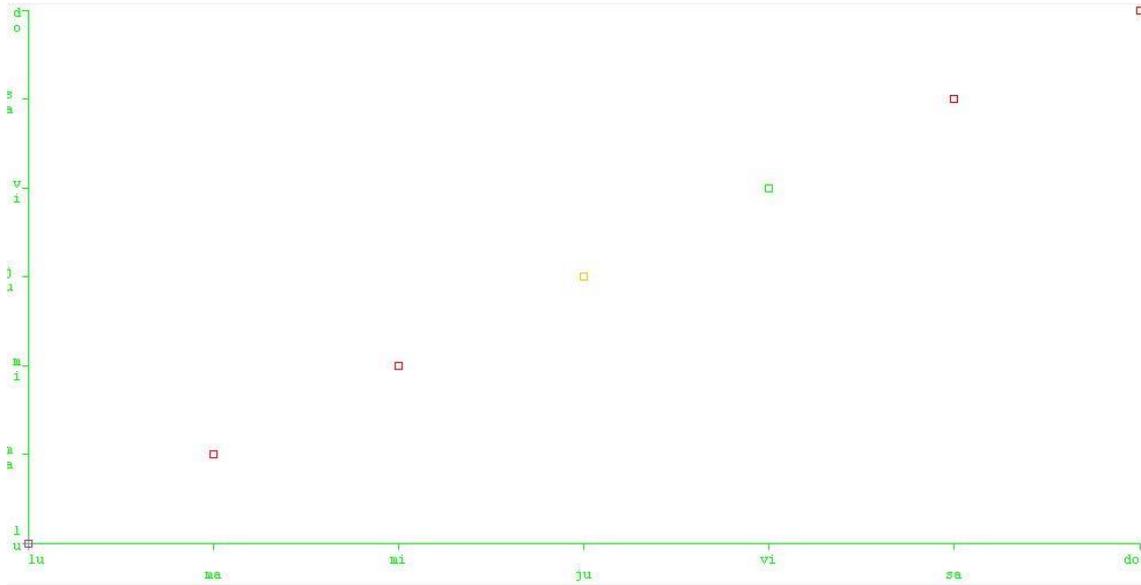
1. Lunes, miércoles, jueves, viernes.
2. Martes.
3. Sábado y Domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



10.2.18. C.4

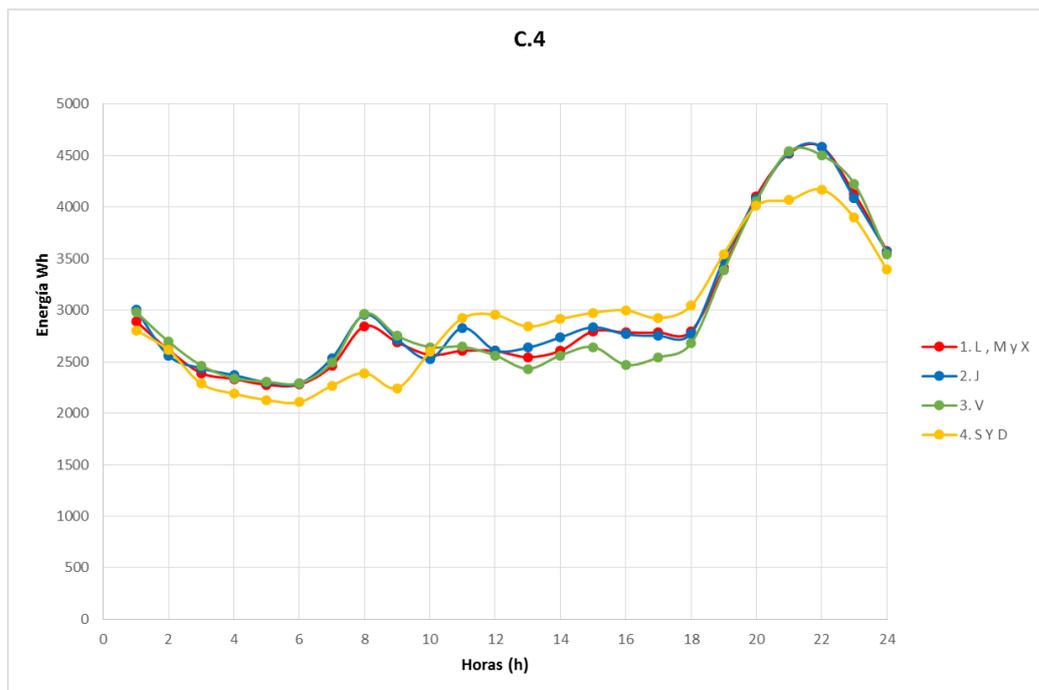
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 4 agrupaciones de los días:

1. Lunes, martes y miércoles.
2. Jueves.
3. Viernes.
4. Sábados y domingos.

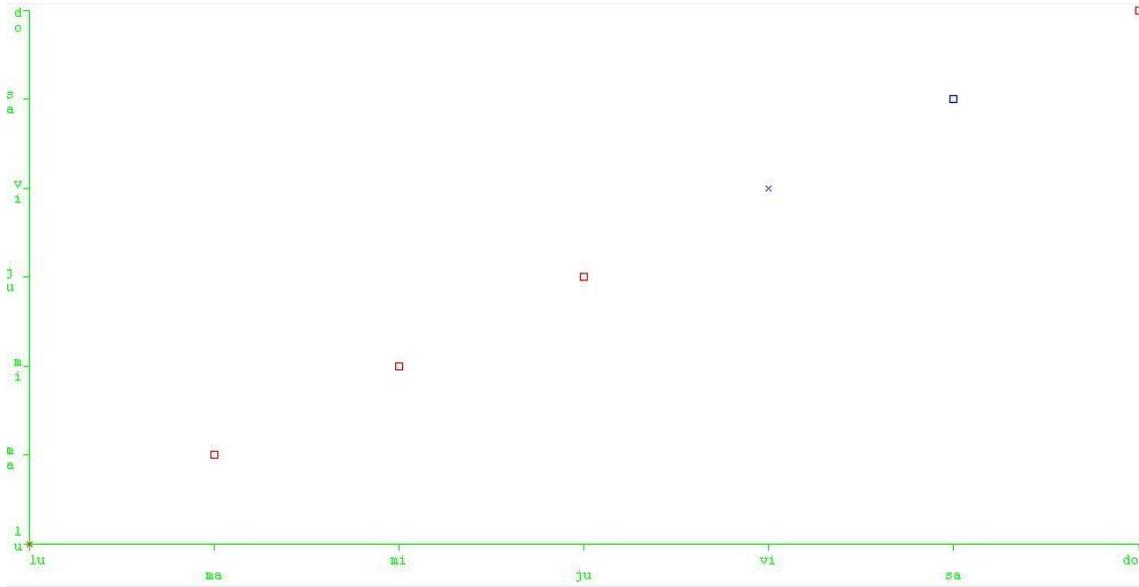
Representando las medias de cada agrupación se obtiene:





10.2.20. C.6

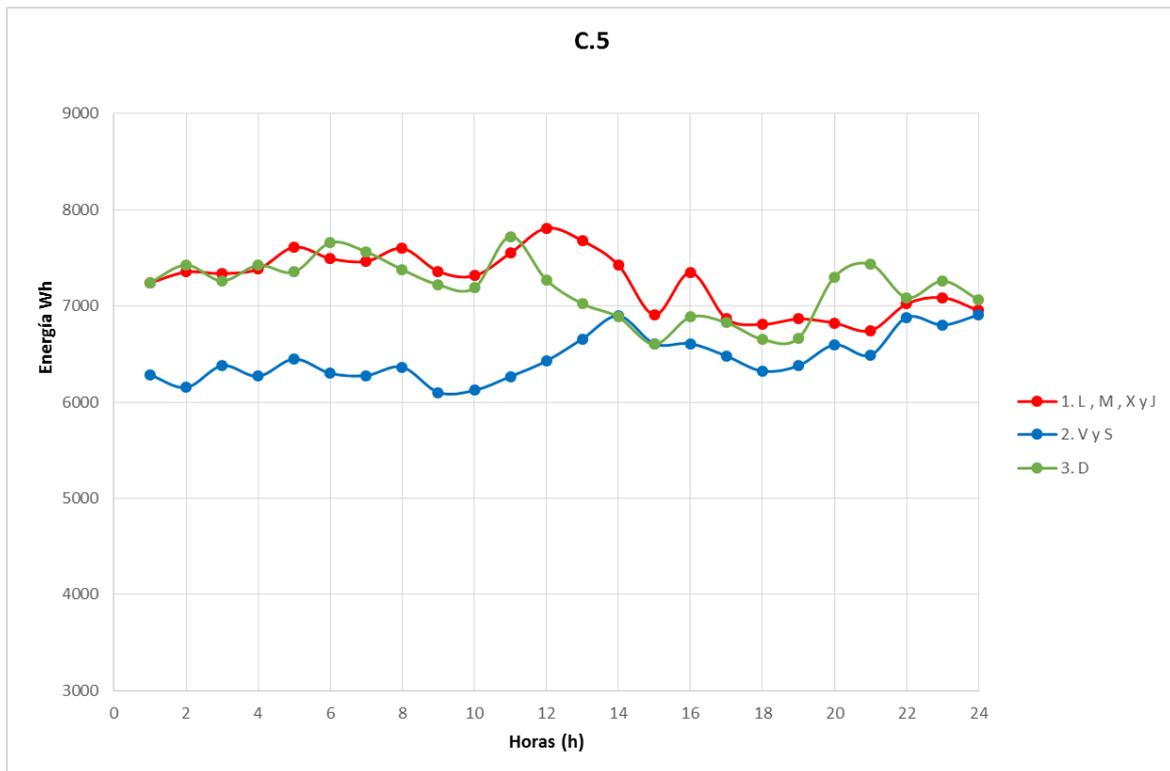
Se obtiene lo siguiente:



Se obtienen 3 agrupaciones de los días:

1. Lunes, martes, miércoles y jueves.
2. Viernes y sábados.
3. Domingo.

Representando las medias de cada agrupación se obtiene:



## 11. ANEXO 3: RESULTADOS DE PATRONES DE CONSUMO DIARIOS

Todos los resultados que se muestran en estas tablas son de los clústeres formados a partir de la tarifa 2A y de los distintos algoritmos aplicados.

Todos los valores que se muestran están en Wh.

### 11.1. K-MEANS

#### 11.1.1. A.1

##### Lunes, martes, miércoles y jueves

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	282,5	219,0	190,2	180,3	172,7	173,2
Desv. Estándar	364,6	293,0	255,2	239,8	228,8	231,4
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	213,3	323,0	361,6	364,8	366,9	370,7
Desv. Estándar	277,1	397,7	441,5	453,0	472,9	491,6
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	364,8	391,5	400,2	384,5	381,0	402,0
Desv. Estándar	481,1	474,6	450,8	448,6	465,4	488,2
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	486,1	573,9	598,1	594,3	510,9	405,2
Desv. Estándar	530,1	593,2	617,2	625,7	568,7	479,1

##### Viernes y sábado

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	300,9	231,6	196,1	183,0	175,7	175,2
Desv. Estándar	377,1	306,4	253,1	234,6	223,3	231,3
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	208,0	293,7	344,6	356,2	374,7	373,6
Desv. Estándar	265,6	378,0	420,2	442,9	468,8	489,6
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	368,3	391,8	395,2	389,7	383,5	392,0
Desv. Estándar	476,5	468,6	461,9	467,2	467,2	475,9
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	460,6	547,7	551,9	537,2	472,6	392,1
Desv. Estándar	499,2	582,7	584,3	591,5	534,6	455,9

## Domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	311,3	242,7	213,4	188,7	180,3	171,6
Desv. Estándar	363,3	301,5	271,9	237,9	240,9	223,7
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	190,8	207,2	272,2	354,6	395,3	437,8
Desv. Estándar	249,4	262,8	372,0	451,9	460,9	507,9
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	439,4	452,9	418,5	391,3	371,4	396,2
Desv. Estándar	520,1	582,9	531,8	477,2	458,7	492,8
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	466,2	545,5	527,4	525,3	469,9	374,7
Desv. Estándar	527,6	591,6	562,5	553,6	516,2	435,6

### 11.1.2. A.2

## Lunes, miércoles, jueves, viernes y sábados y domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	689,965207	565,020143	498,16664	465,681209	448,697528	444,428718
Desv. Estándar	608,211123	530,748816	481,167078	459,169669	447,049155	444,013026
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	494,61173	612,343405	693,936446	735,85178	784,563581	790,100662
Desv. Estándar	480,82511	578,048768	620,789695	654,353736	697,493835	706,283333
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	803,722357	852,594496	873,446006	857,254538	841,652017	889,363548
Desv. Estándar	719,973465	725,795781	708,63044	696,576465	686,622411	725,341062
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1029,00662	1160,72715	1215,24005	1201,56003	1073,26676	879,236333
Desv. Estándar	784,067319	848,70352	865,390246	851,322455	780,142901	697,200578

**Martes y jueves**

	<b>h01</b>	<b>h02</b>	<b>h03</b>	<b>h04</b>	<b>h05</b>	<b>h06</b>
Media	683,947777	550,951986	490,245988	462,908182	450,90463	451,030124
Desv. Estándar	608,861508	529,043745	486,29153	462,631226	456,828712	456,304295
	<b>h07</b>	<b>h08</b>	<b>h09</b>	<b>h10</b>	<b>h11</b>	<b>h12</b>
Media	524,281373	695,082215	773,195475	755,054986	769,192712	762,563799
Desv. Estándar	502,309988	628,311921	671,083806	670,54803	699,348062	698,708054
	<b>h13</b>	<b>h14</b>	<b>h15</b>	<b>h16</b>	<b>h17</b>	<b>h18</b>
Media	783,025125	833,794528	864,357669	872,769929	859,990397	898,687714
Desv. Estándar	716,712807	700,686415	671,63683	685,057794	683,063922	730,006453
	<b>h19</b>	<b>h20</b>	<b>h21</b>	<b>h22</b>	<b>h23</b>	<b>h24</b>
Media	1064,91949	1241,01776	1311,83978	1297,95527	1140,20587	907,072218
Desv. Estándar	790,754176	871,765756	899,508901	890,164628	823,663483	716,049124

### 11.1.3. A.3

#### **Lunes, miércoles, jueves**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1357,89557	1192,1684	1129,64297	1090,36304	1058,13013	1066,39748
Desv. Estándar	760,226614	715,385182	710,3969	692,994802	678,89796	682,574031
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1136,61126	1305,48004	1340,66484	1268,97813	1255,71132	1248,62657
Desv. Estándar	700,749168	799,784187	820,090301	783,583592	845,214351	859,367389
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1265,5719	1333,56096	1348,82941	1381,75396	1414,23346	1461,31547
Desv. Estándar	865,5324	823,270066	834,632163	820,482782	845,723608	868,888291
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1640,21925	1879,3696	2043,53417	2053,7895	1868,44341	1620,73483
Desv. Estándar	899,0845	980,972884	1045,08725	1019,20673	928,77578	851,317512

#### **Martes, viernes y sábados y domingos**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1359,29851	1206,30529	1121,95749	1074,65762	1050,03664	1051,34871
Desv. Estándar	758,469363	702,953132	684,685667	671,087944	657,533309	659,253679
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1105,2976	1235,54455	1286,01357	1319,63953	1339,7924	1327,891
Desv. Estándar	665,304424	771,611558	767,477982	798,057302	860,305629	882,557742
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1325,11352	1381,50068	1374,11986	1364,02171	1398,8417	1431,20805
Desv. Estándar	895,140096	917,182802	886,42094	838,505286	879,168516	840,267817
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1624,68838	1862,88738	1982,29534	1989,218	1809,28675	1606,02171
Desv. Estándar	876,562894	964,69521	1026,28432	1006,44835	902,340538	827,353923

11.1.4. A.4

**Toda la semana**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2002,9336	1868,14217	1772,96793	1732,64642	1719,14926	1725,41459
Desv. Estándar	883,653976	844,130209	815,627934	809,057346	817,274037	821,472532
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1765,21141	1914,70602	2028,41629	2071,71254	2087,71141	2038,74007
Desv. Estándar	820,727728	887,495325	923,712755	949,371102	981,223729	1014,19585
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2031,23354	2092,80619	2067,41146	2096,98468	2107,33485	2216,54115
Desv. Estándar	1002,88974	995,64735	956,313029	967,46289	985,975379	977,072972
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2426,68502	2560,3899	2672,8076	2624,43842	2460,57577	2238,3567
Desv. Estándar	1020,66321	1071,51107	1092,46707	1089,66277	1032,11577	984,269985

11.1.6. B.1

**Lunes y martes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	352,198113	217,09434	218,471698	217,801887	177,735849	159,377358
Desv. Estándar	530,381057	326,070502	334,796945	365,646783	248,989359	220,591432
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	177,160377	347,216981	395,245283	350,613208	321,160377	259
Desv. Estándar	213,811138	427,485049	545,715464	508,537934	539,068582	383,616624
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	292,849057	324,509434	349,858491	416,396226	463,226415	446,188679
Desv. Estándar	621,673085	595,487543	504,433533	679,953719	783,793647	681,159266
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	433,226415	490,792453	773,160377	1000,80189	799,839623	542,207547
Desv. Estándar	682,968469	694,214592	1083,33257	1128,73593	1018,16518	745,187068

**Miércoles, jueves, sábado y domingo**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	353,78629	257,770161	232,282258	202,399194	178,604839	189,391129
Desv. Estándar	601,687646	446,737965	423,122499	326,088209	314,106813	328,960127
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	188,955645	285,870968	365,225806	367,25	400,520161	417,508065
Desv. Estándar	325,847686	435,989804	580,943534	646,40841	665,96068	735,901507
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	426,08871	459,040323	474,745968	476,100806	535,71371	508,177419
Desv. Estándar	765,670953	826,129965	791,560149	744,116715	884,777574	772,504624
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	580,455645	669,830645	801,185484	887,78629	697,959677	555,189516
Desv. Estándar	832,229218	915,639311	1122,97867	1160,40147	1016,43858	856,042561

## Viernes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	464,955882	315,014706	183,264706	192,058824	202,647059	160,014706
Desv. Estándar	853,246083	612,320531	320,207191	336,057604	289,506207	272,986058
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	197,485294	320,102941	506,558824	418,647059	476,485294	392,823529
Desv. Estándar	306,73867	413,246128	723,418695	780,856892	846,767047	677,714684
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	364,279412	307,735294	363,602941	400,794118	460,264706	448,632353
Desv. Estándar	684,394074	489,231887	572,155707	671,404355	717,325643	832,163444
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	389,985294	445,294118	625,485294	822,852941	604,5	451,882353
Desv. Estándar	766,228942	782,686725	953,547524	1084,15894	869,956587	789,476958

### 11.1.7. B.2

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	769,846978	558,676339	435,807254	395,119516	386,129188	382,44456
Desv. Estándar	770,202678	624,199083	516,330965	475,240031	463,196637	473,980553
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	441,416926	580,634197	658,625216	705,421416	815,295337	885,103282
Desv. Estándar	505,882891	640,443797	719,044432	791,901129	892,980119	974,653513
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	950,200691	1014,14853	997,722625	964,476339	962,746114	1040,27116
Desv. Estándar	1017,03143	996,576809	945,498495	935,231818	923,567263	1001,91523
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1248,06943	1506,96339	1618,12712	1624,81589	1434,33368	1078,9734
Desv. Estándar	1092,00322	1224,67043	1258,82459	1208,63859	1103,96872	924,985133

11.1.8. B.3

**Lunes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1496,31829	1310,66033	1217,20428	1156,40855	1136,31354	1123,14252
Desv. Estándar	913,96585	885,34974	874,369812	859,524558	849,876367	841,220985
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1222,29454	1505,92399	1675,30879	1617,25416	1633,82423	1549,03563
Desv. Estándar	841,157575	958,043392	1107,70281	1114,34801	1215,64577	1137,13987
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1472,56057	1550,65558	1644,97625	1703,44893	1725,89786	1755,64846
Desv. Estándar	1125,42677	1093,11402	1018,03592	1091,04857	1084,75213	1130,74114
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1954,15202	2201,61758	2378,85273	2387,33729	2163,07838	1845,71496
Desv. Estándar	1112,29767	1080,70715	1109,90387	1161,32236	1090,721	975,481795

**Martes, sábado y domingo**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1576,5753	1371,15936	1249,38406	1188,49562	1171,81116	1159,97689
Desv. Estándar	948,64942	890,327393	888,090401	878,720622	883,038674	879,909921
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1233,03904	1346,41116	1513,04701	1604,27888	1678,36175	1666,04861
Desv. Estándar	875,994833	902,401685	1037,93574	1086,10772	1136,24839	1139,56456
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1667,57371	1689,66454	1720,41195	1719,33865	1740,49163	1747,25259
Desv. Estándar	1139,47129	1149,76442	1104,73491	1116,47409	1126,46141	1093,44577
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1990,38725	2268,04622	2369,25179	2316,17211	2136,92669	1842,47171
Desv. Estándar	1089,33255	1166,33521	1136,03399	1103,97868	1050,46433	957,382083

### **Miércoles, jueves y viernes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1634,80446	1411,33567	1273,29936	1231,32357	1208,33885	1193,85032
Desv. Estándar	984,767726	928,054806	916,194124	900,862137	893,157592	897,473352
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1296,63248	1529,83376	1684,03885	1632,68599	1616,1293	1566,24904
Desv. Estándar	916,212502	973,647975	1125,60749	1188,45747	1200,89154	1186,01109
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1510,46433	1579,61401	1650,43439	1737,44522	1758,36688	1771,57898
Desv. Estándar	1164,43753	1112,34711	1077,54995	1103,12939	1093,53207	1093,016
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1998,26306	2304,59299	2479,07006	2474,74013	2218,33376	1930,30955
Desv. Estándar	1123,6067	1145,99956	1163,44354	1161,70524	1067,75886	1015,08758

### 11.1.9. C

### **Lunes, jueves, viernes y sábados**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1859,20414	1593,65582	1492,87574	1457,37574	1432,35503	1427,65483
Desv. Estándar	1360,33048	1265,35968	1216,31146	1211,36135	1214,12406	1213,29916
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1501,22485	1742,27318	1938,77909	2097,06312	2186,91815	2169,47732
Desv. Estándar	1236,01082	1287,6639	1369,89198	1508,11901	1601,50969	1529,72896
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2131,12821	2140,45069	2078,40039	2095,57791	2211,85404	2183,01479
Desv. Estándar	1519,67338	1427,77045	1420,213	1461,20169	1553,32346	1546,5688
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2442,38067	2798,20316	2856,82939	2867,82446	2647,4714	2271,31657
Desv. Estándar	1569,23819	1686,62005	1757,14681	1751,7566	1656,20077	1484,44564

### Martes, miércoles y domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1921,05045	1656,0277	1519,80415	1500,47577	1481,73393	1475,47873
Desv. Estándar	1385,63001	1311,48481	1278,24547	1271,8996	1246,07172	1272,61454
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1534,55292	1777,00297	1946,80811	2090,62315	2174,33828	2177,545
Desv. Estándar	1250,56171	1318,31363	1385,15849	1478,25875	1557,11013	1547,23721
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2169,69634	2218,90504	2150,41444	2142,14639	2219,61523	2239,13155
Desv. Estándar	1534,16736	1505,46824	1426,02074	1463,60104	1494,20183	1513,98312
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2509,56578	2843,45302	2962,35312	3036,88625	2769,97923	2331,70326
Desv. Estándar	1565,63665	1663,01018	1770,40981	1776,55455	1654,07385	1525,06867

#### 11.1.10. D

### Toda la semana

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2360,49404	2093,9545	1897,66956	1804,29361	1769,3532	1745,48212
Desv. Estándar	1694,96871	1614,09136	1499,57013	1511,99696	1498,24144	1491,51492
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1951,93066	2306,3792	2305,00325	2268,3857	2511,19068	2534,10401
Desv. Estándar	1648,93038	1749,85726	1799,87902	1767,70744	1944,74779	1931,56929
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2480,32503	2460,20152	2467,11159	2490,8169	2535,7454	2674,69664
Desv. Estándar	1949,49436	1912,67454	1873,91635	1858,50433	1903,80101	1919,74699
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3196,59588	3653,02817	3832,3987	3857,57421	3528,36078	2949,41495
Desv. Estándar	1976,36223	2168,46702	2169,90173	2200,92728	2063,63064	1846,37203

## 11.2. EM

### 11.2.1. A.1

#### Lunes, martes, miércoles y jueves

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	282,5	219,0	190,2	180,3	172,7	173,2
Desv. Estándar	364,6	293,0	255,2	239,8	228,8	231,4
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	213,3	323,0	361,6	364,8	366,9	370,7
Desv. Estándar	277,1	397,7	441,5	453,0	472,9	491,6
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	364,8	391,5	400,2	384,5	381,0	402,0
Desv. Estándar	481,1	474,6	450,8	448,6	465,4	488,2
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	486,1	573,9	598,1	594,3	510,9	405,2
Desv. Estándar	530,1	593,2	617,2	625,7	568,7	479,1

#### Viernes y sábado

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	300,9	231,6	196,1	183,0	175,7	175,2
Desv. Estándar	377,1	306,4	253,1	234,6	223,3	231,3
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	208,0	293,7	344,6	356,2	374,7	373,6
Desv. Estándar	265,6	378,0	420,2	442,9	468,8	489,6
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	368,3	391,8	395,2	389,7	383,5	392,0
Desv. Estándar	476,5	468,6	461,9	467,2	467,2	475,9
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	460,6	547,7	551,9	537,2	472,6	392,1
Desv. Estándar	499,2	582,7	584,3	591,5	534,6	455,9

## Domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	311,3	242,7	213,4	188,7	180,3	171,6
Desv. Estándar	363,3	301,5	271,9	237,9	240,9	223,7
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	190,8	207,2	272,2	354,6	395,3	437,8
Desv. Estándar	249,4	262,8	372,0	451,9	460,9	507,9
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	439,4	452,9	418,5	391,3	371,4	396,2
Desv. Estándar	520,1	582,9	531,8	477,2	458,7	492,8
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	466,2	545,5	527,4	525,3	469,9	374,7
Desv. Estándar	527,6	591,6	562,5	553,6	516,2	435,6

### 11.2.2. A.2

## Lunes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	644,6	523,3	464,7	441,6	422,9	426,5
Desv. Estándar	569,4	489,7	448,3	438,0	417,0	423,0
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	506,8	669,2	765,1	739,7	760,4	744,4
Desv. Estándar	483,6	595,8	625,1	655,3	690,7	687,8
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	771,0	816,5	886,3	900,8	883,3	919,4
Desv. Estándar	680,2	661,3	651,4	671,4	687,8	713,9
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1038,5	1196,4	1259,7	1249,2	1131,1	887,7
Desv. Estándar	741,1	793,3	825,1	814,9	777,7	679,8

### Martes, miércoles y jueves

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	683,3	547,0	488,3	460,0	451,0	447,0
Desv. Estándar	598,7	517,6	476,0	453,8	450,2	444,9
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	523,6	706,5	781,0	754,9	768,9	774,7
Desv. Estándar	489,5	611,3	646,4	656,5	690,6	700,7
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	795,1	841,2	877,0	880,2	863,7	901,3
Desv. Estándar	719,6	680,0	659,5	661,5	661,8	703,9
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1058,2	1236,6	1316,8	1311,7	1157,8	917,0
Desv. Estándar	746,7	824,9	860,6	855,1	794,6	704,4

### Viernes, sábado y domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	683,3	547,0	488,3	460,0	451,0	447,0
Desv. Estándar	607,0	529,8	480,3	458,1	451,2	448,3
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	523,6	706,5	781,0	754,9	768,9	774,7
Desv. Estándar	485,5	555,6	600,9	633,7	675,7	683,4
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	795,1	841,2	877,0	880,2	863,7	901,3
Desv. Estándar	697,7	708,2	700,3	671,3	668,5	673,4
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1058,2	1236,6	1316,8	1311,7	1157,8	917,0
Desv. Estándar	738,1	805,2	828,5	807,0	752,3	674,8

### 11.2.3. A.3

#### **Lunes, martes, miércoles, viernes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1376,9	1217,0	1156,5	1136,4	1103,6	1106,6
Desv. Estándar	719,5	275,81	270,3	268,7	261,51	266,5
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1124,8	1304,8	1349,0	1300,3	1291,0	1283,1
Desv. Estándar	266,0	266,7	271,5	519,8	483,9	478,7
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1289,6	1338,7	1294,9	1307,6	1375,9	1440,8
Desv. Estándar	317,3	293,8	298,2	294,3	298,4	307,9
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1604,1	1823,8	1884,6	1910,1	1776,0	1625,0
Desv. Estándar	286,1	304,8	296,5	296,3	293,25	295,0

#### **Jueves, sábado y domingo**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1409,5	1296,3	1214,0	1184,4	1157,0	1138,0
Desv. Estándar	720,8	690,1	685,4	689,3	676,8	673,0
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1161,6	1275,7	1313,0	1306,1	1317,5	1353,2
Desv. Estándar	672,6	731,3	748,8	761,0	813,0	870,5
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1391,2	1429,4	1367,1	1363,5	1401,5	1502,6
Desv. Estándar	907,4	878,5	817,9	805,5	814,1	817,1
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1650,6	1798,92	1864,7	1866,1	1759,7	1588,7
Desv. Estándar	824,2	873,4	856,0	873,9	782,8	749,0

#### 11.2.4. A.4

##### **Toda la semana**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1685,3	1593,9	1557,1	1547,1	1541,4	1539,3
Desv. Estándar	631,0	609,4	602,6	592,3	570,0	558,5
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1576,8	1818,4	1834,9	1798,0	1728,4	1659,1
Desv. Estándar	549,0	615,4	639,2	753,7	704,6	708,8
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1617,7	1725,7	1754,9	1778,8	1743,2	1821,2
Desv. Estándar	682,1	719,4	737,5	705,4	663,0	647,2
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1977,4	2056,2	2209,7	2211,5	1999,9	1846,6
Desv. Estándar	664,6	718,4	783,0	771,3	680,4	620,1

#### 11.2.5. A.5

##### **Toda la semana**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2084,3	2018,9	1970,3	1968,7	1958,5	1994,3
Desv. Estándar	586,2	574,2	567,5	585,5	573,3	573,2
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2044,8	2213,5	2257,6	2234,9	2203,9	2131,2
Desv. Estándar	557,7	632,0	579,4	629,0	656,3	718,5
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2122,1	2122,4	2139,8	2184,0	2178,2	2313,5
Desv. Estándar	742,0	738,8	661,4	677,4	635,1	691,4
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2414,7	2460,2	2490,7	2410,3	2333,9	2183,1
Desv. Estándar	710,8	712,3	669,7	643,5	644,3	649,2

### 11.2.6. A.6

#### **Toda la semana**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2690,4386	2681,29825	2677	2672,85965	2668,08772	2669,4386
Desv. Estándar	68,5028721	63,9198619	62,0279315	63,2727764	67,1789403	65,3504338
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2670,98246	2677,03509	2681,77193	2691,15789	2699,54386	2700
Desv. Estándar	64,2527073	67,1248743	68,4864474	75,1476617	78,2642206	91,1764381
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2708,50877	2711,5614	2711,59649	2712,07018	2714,15789	2710,10526
Desv. Estándar	86,9096663	89,8214534	91,4337894	91,6158244	84,3684076	79,6034108
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2708,80702	2708,35088	2708,77193	2711,49123	2703,94737	2698,15789
Desv. Estándar	74,8678451	75,9267719	78,4654195	82,3449024	79,4668442	76,2399383

### 11.2.7. A.7

#### **Toda la semana**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	3321,24561	3304,42105	3293,38596	3293,78947	3287,49123	3291
Desv. Estándar	285,10094	275,868301	270,321816	268,737839	261,511822	266,539933
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	3300,54386	3324,92982	3328,2807	3293,59649	3303,07018	3326,22807
Desv. Estándar	266,024708	266,784883	271,555753	519,823386	483,959815	478,786711
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	3370,61404	3375,92982	3390,4386	3378,92982	3365,85965	3369,01754
Desv. Estándar	317,310616	293,863419	298,25762	294,296307	298,441454	307,931723
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3357,33333	3365,96491	3364,21053	3365,91228	3353,73684	3338,91228
Desv. Estándar	286,056521	304,800225	296,588504	296,33495	293,272455	295,09407

### 11.2.8. B.1

#### **Lunes, martes, miércoles, jueves y domingos**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	324,614815	222,488889	213,696296	214,433333	191,922222	184,948148
Desv. Estándar	587,529893	398,926932	368,813838	357,351255	334,595541	295,414882
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	187,207407	328,011111	415,255556	385,366667	361,925926	357,685185
Desv. Estándar	279,336843	533,149808	654,029209	590,749636	611,663745	619,304491
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	373,407407	366,951852	362,188889	460,062963	567,67037	589,477778
Desv. Estándar	710,465613	629,999777	563,013498	727,762625	937,246921	1007,56359
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	602,344444	669,948148	853,444444	888,811111	661,311111	485,622222
Desv. Estándar	984,079762	944,654692	1193,05059	1154,23058	1001,17078	780,36828

#### **Viernes y sábado**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	283,614583	220,947917	169,21875	179,302083	171,104167	152,791667
Desv. Estándar	609,710999	403,339517	270,981848	284,102432	251,116223	232,778273
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	190,354167	262,90625	399,395833	368,84375	408,708333	434,322917
Desv. Estándar	286,71853	382,706486	607,483567	669,368757	715,328175	863,3021
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	436,958333	361,78125	412,020833	473,520833	521,552083	473,65625
Desv. Estándar	837,75566	696,652812	795,860263	796,659222	938,942842	858,187464
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	506,052083	676,260417	739,572917	756,885417	567,229167	414,364583
Desv. Estándar	955,453966	1087,04728	1130,89165	1129,56731	946,960517	697,845136

11.2.9. B.2

**Lunes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	289,275862	162,137931	179,965517	184,862069	154,741379	157,982759
Desv. Estándar	436,299373	365,536926	378,590053	415,776612	266,023018	248,259269
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	227,275862	414,051724	420,689655	360,448276	320,017241	265,155172
Desv. Estándar	195,596614	365,917726	629,427603	567,185049	584,161161	367,705308
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	265,37931	354,948276	393,793103	524,931034	597,913793	645,413793
Desv. Estándar	797,772887	699,914065	401,752856	466,063627	635,410769	893,345751
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	573,155172	619,5	781,637931	942,948276	645,724138	471,37931
Desv. Estándar	1045,90264	679,713847	1059,31023	1068,77546	1107,49656	927,793557

**Martes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	286,741379	228,189655	218,310345	236,189655	179,293103	168,603448
Desv. Estándar	436,299373	365,536926	378,590053	415,776612	266,023018	248,259269
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	167,293103	277,275862	387,344828	383,12069	305,189655	268,293103
Desv. Estándar	195,596614	365,917726	629,427603	567,185049	584,161161	367,705308
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	332	320,948276	273,896552	341,551724	423,87931	453
Desv. Estándar	797,772887	699,914065	401,752856	466,063627	635,410769	893,345751
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	522,655172	487,224138	699,051724	806,465517	691,172414	531,465517
Desv. Estándar	1045,90264	679,713847	1059,31023	1068,77546	1107,49656	927,793557

### Miércoles

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	373,224138	178,87931	153,086207	140,948276	156,206897	165,327586
Desv. Estándar	855,696229	368,474383	182,309577	159,563376	159,815327	175,730694
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	126,517241	354,034483	388,137931	308,068966	288,948276	268,758621
Desv. Estándar	122,040436	604,315938	625,278701	583,952409	507,222136	415,524328
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	286,086207	283,275862	230,655172	425,396552	609,310345	613,982759
Desv. Estándar	474,824299	455,090074	329,113405	692,808445	943,399456	1023,24723
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	600,758621	728,517241	1000,98276	1034,18966	743,413793	469,051724
Desv. Estándar	945,546279	1004,6826	1387,97293	1442,47146	1214,21292	727,34669

### Jueves

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	306,789474	242,824561	221,035088	238,736842	202,807018	230,54386
Desv. Estándar	488,701002	429,291697	402,69445	424,14075	390,03001	421,537664
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	211,859649	352,368421	532,105263	402,684211	416,77193	420,175439
Desv. Estándar	396,739004	597,474346	791,877644	633,200492	742,446199	793,401135
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	480,157895	422,578947	404,701754	483,157895	602,929825	551,140351
Desv. Estándar	873,887513	711,866384	608,643338	711,069838	1085,32905	956,549891
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	604,438596	648,736842	819,596491	793,701754	620,894737	485,052632
Desv. Estándar	1053,05444	924,536767	1197,84869	1063,40551	922,911807	860,926731

### Viernes, sábado y domingo

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	313,555556	255,022222	217,518519	214,118519	209,266667	169,866667
Desv. Estándar	626,731937	466,540499	400,694544	351,114899	374,839293	281,444138
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	196,451852	245,081481	375,948148	411,185185	445,77037	502,162963
Desv. Estándar	300,180436	370,366097	572,86652	671,559248	727,99962	891,992455
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	475,244444	400,659259	460,540741	497,822222	550,881481	547,377778
Desv. Estándar	851,691526	689,573729	808,931918	837,875368	938,352582	927,705699
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	580,444444	758,407407	820,555556	784,814815	570,066667	428,733333
Desv. Estándar	952,300715	1141,4737	1158,47113	1065,03293	881,771184	664,738645

#### 11.2.10. B.3

### Lunes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	848,157676	617,282158	503,029046	474,20332	459,211618	475,20332
Desv. Estándar	786,806615	647,532466	536,40227	534,06765	529,87004	530,983863
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	564,526971	862,195021	869,286307	801,087137	840,145228	869,883817
Desv. Estándar	590,737724	782,045645	785,780788	787,119006	803,715766	921,691395
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1014,25726	1152,91701	1203,40664	1364,59336	1276,37344	1213,97925
Desv. Estándar	1036,67009	1001,82373	1031,15144	1095,82428	1035,60515	995,082616
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1391,89212	1658,51037	1914,69295	2092,37759	1829,95436	1341,53112
Desv. Estándar	1117,59014	1210,2498	1281,11933	1245,66856	1171,02266	1006,49728

## Martes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	956,788382	690,473029	563,024896	524,236515	514,3361	523,651452
Desv. Estándar	858,548276	722,309848	667,714035	624,227448	636,914011	655,58668
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	616,248963	831,390041	948,726141	942,033195	874,564315	847,19917
Desv. Estándar	682,105188	811,593667	891,49255	969,340931	918,56351	874,296637
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	982,236515	1104,87137	1177,11618	1179,76763	1169,50207	1069,40664
Desv. Estándar	923,706802	918,739215	883,952126	897,938122	939,550221	921,30996
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1363,08299	1899,92116	2038,90041	2068,26141	1745,39834	1292,11203
Desv. Estándar	958,184578	1258,55568	1363,68318	1298,41573	1157,93314	944,206545

## Miércoles, jueves, viernes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	940,962656	700,096819	582,874136	543,681881	530,005533	536,421853
Desv. Estándar	870,134073	743,908056	684,150479	643,235962	626,294376	646,235856
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	620,034578	936,854772	993,966805	906,360996	896,827109	958,298755
Desv. Estándar	672,0714	892,913903	945,9054	904,54632	928,764783	1016,96653
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1020,1065	1150,41909	1186,30014	1284,05118	1173,3112	1193,4675
Desv. Estándar	1041,98647	999,182114	953,363172	992,16466	910,752247	1010,11975
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1442,12448	1796,49239	1898,67911	2020,04426	1764,8036	1345,85754
Desv. Estándar	1115,05067	1326,64164	1302,50643	1225,51067	1135,75728	1018,71553

## Sábados y domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	997,298413	767,831746	598,555556	535,003175	518,511111	505,631746
Desv. Estándar	862,787938	782,478599	628,549031	593,726875	583,22213	586,650769
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	497,079365	588,244444	721,625397	934,35873	1095,04444	1247,74921
Desv. Estándar	566,0068	683,271528	740,664239	837,918874	900,116067	1007,91249
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1167,27937	1349,79683	1300,71429	1254,73968	1259,69524	1256,4381
Desv. Estándar	987,0317	1194,2417	1107,71372	1046,24913	1065,63967	1017,6986
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1485,24762	1664,62222	1759,1619	1752,89524	1567,3619	1210,73333
Desv. Estándar	1174,62884	1274,32024	1243,66947	1207,75001	1092,14487	958,565907

### 11.2.11. B.4

#### Lunes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1135,6214	921,222222	844,283951	781,753086	752,032922	749,436214
Desv. Estándar	757,008235	666,600225	667,863379	633,907185	611,576272	605,427196
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	915,921811	1345,46091	1442,09053	1193,88889	1181,01646	1142,0535
Desv. Estándar	685,632794	886,311398	964,13929	909,493679	1013,50177	969,662279
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1110,67901	1343,9465	1511,98354	1610,11111	1615,79424	1551,22222
Desv. Estándar	934,427113	981,158377	946,933027	1004,29968	1036,69051	970,363764
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1744,11111	2109,76543	2413,48148	2457,00823	2088,07819	1630,74074
Desv. Estándar	999,482767	1061,59997	1206,96503	1285,70855	1098,62711	985,377024

**Martes, miércoles, viernes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1265,9739	1011,64973	887,559066	819,217033	811,818681	810
Desv. Estándar	873,9562	771,012567	704,260334	670,373172	641,884063	656,057071
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	980,465659	1396,75	1505,3228	1211,3956	1124,80769	1094,77473
Desv. Estándar	762,793311	880,072843	1004,79668	984,152985	992,832993	968,579417
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1084,35027	1259,66209	1374,17445	1518,30769	1477,22253	1429,22115
Desv. Estándar	948,115668	965,212134	937,978539	1031,28743	1056,90234	955,925952
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1699,16484	2136,38187	2457,74863	2490,21978	2151,15797	1735,26236
Desv. Estándar	1014,28204	1163,01961	1262,7735	1226,91891	1097,57834	981,892529

**Jueves**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1313,81893	1050,72428	907,699588	857,460905	850,399177	847,460905
Desv. Estándar	951,009963	819,035455	742,598289	742,982243	719,642859	679,908332
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	999,707819	1427,3251	1588,16872	1345,17284	1318,39918	1290,25103
Desv. Estándar	771,018336	891,783896	1058,8673	1059,28999	1051,16171	1037,22053
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1194,80247	1365,37037	1470,5679	1619,03292	1677,83128	1531,16872
Desv. Estándar	1008,85404	981,505145	972,526487	1053,11723	1015,81222	994,264336
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1824,62551	2203,12757	2565,86831	2599,37037	2234,09877	1823,77778
Desv. Estándar	1084,04532	1163,4783	1147,54079	1244,06286	1091,78684	974,272218

## Sábados

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1345,91975	1108,46296	937,277778	843,697531	777,296296	735,191358
Desv. Estándar	936,937273	876,8101	832,059118	828,189705	755,538884	692,777079
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	808,148148	898,080247	1166,32716	1280,91975	1314,15432	1375,00617
Desv. Estándar	644,554208	676,769041	854,873314	865,071533	905,908532	981,478435
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1307,87654	1443,43827	1774,56173	1741,00617	1776,47531	1846,12963
Desv. Estándar	936,522932	1027,16782	1170,55434	1057,08598	1161,18332	1034,90976
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1908,27778	2184,10494	2388,12346	2207,84568	1974,56173	1674,46914
Desv. Estándar	1031,92692	1155,79228	1100,60038	1103,26707	1076,70527	971,532504

## Domingo

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1385,60377	1095,97484	914,811321	833,735849	779,27673	770,698113
Desv. Estándar	989,189318	855,489015	768,056055	706,479814	692,652249	687,0616
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	835,308176	854,415094	1071,24528	1305,30189	1581,05031	1675,98742
Desv. Estándar	742,424722	751,934958	830,391243	874,61383	1009,61733	1062,25296
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1745,30189	1881,5283	1773,37736	1640,38994	1647,33333	1652,1195
Desv. Estándar	1156,67764	1326,29626	1263,77514	1211,161	1175,47167	1117,35269
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1896,25157	2264,2956	2359,37107	2326,78616	1978,33333	1598,7673
Desv. Estándar	1054,63887	1252,20934	1282,24729	1122,38721	990,473903	929,710117

**Lunes y miércoles**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1679,186	1457,896	1307,718	1251,564	1238,01	1263,808
Desv. Estándar	888,411306	791,266108	755,394666	731,127374	755,630734	760,117539
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1355,322	1567,204	1787,774	1772,17	1729,506	1626,314
Desv. Estándar	774,720635	844,223302	1041,01648	1061,32793	1067,07664	1062,17303
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1714,382	1832,502	1940,34	2064,766	2029,928	2072,802
Desv. Estándar	1061,30882	1039,48884	1002,82493	1094,3585	1046,16162	1072,37804
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2309,14	2609,644	2854,716	2835,412	2554,062	2176,054
Desv. Estándar	1131,90921	1128,94908	1154,22548	1190,6899	1187,2099	1058,94282

**Martes, jueves, viernes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1768,63405	1526,28284	1383,49196	1335,98794	1292,41957	1304,46381
Desv. Estándar	883,727614	817,503347	814,588777	791,589641	770,909531	773,570734
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1386,44504	1614,94504	1836,79759	1852,5067	1818,37936	1724,66622
Desv. Estándar	771,833259	861,317827	1049,53641	1064,03138	1076,51593	1081,18957
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1793,04558	1822,51206	1865,5	1908,99732	1948,75469	1969,91823
Desv. Estándar	1071,28109	1027,36908	984,44189	1020,22224	1044,26378	1079,89944
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2286,52279	2588,53619	2857,12466	2817,64209	2563,88606	2153,67292
Desv. Estándar	1113,92034	1108,62073	1201,62119	1165,66556	1129,42031	1049,46949

## Sábados

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1807,86826	1577,36527	1379,31737	1264,16168	1267,31737	1289,49102
Desv. Estándar	866,866247	815,545071	798,418113	725,113463	749,42308	767,85729
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1282,81437	1319,46108	1572,8503	1817,8982	1875,88623	1796,2515
Desv. Estándar	734,631902	793,707153	950,605645	1068,84547	1116,65351	1087,68831
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1832,94611	1902,61677	1926,5988	1959,61677	1942,76048	2063,71856
Desv. Estándar	1072,87789	1118,52333	1097,29595	1024,46312	1092,89726	1145,0999
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2193,72455	2539,13772	2695,73054	2538,16766	2317,74251	2009,52096
Desv. Estándar	1076,781	1207,17024	1130,78351	1125,75955	1041,02454	1018,32174

## Domingo

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1716,69277	1506,43373	1332,37952	1227,37952	1231,8012	1223,13855
Desv. Estándar	860,967642	786,587038	768,415872	741,411468	756,999373	743,666339
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1254,13855	1278,27711	1390,27108	1653,73494	1949,07229	2007,16265
Desv. Estándar	746,223306	809,581445	905,652274	952,703135	1093,87365	1191,73978
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2007,1747	2138,23494	2035,03012	1996,66265	2005,96386	1977,6988
Desv. Estándar	1151,54547	1237,8523	1177,24893	1159,20032	1164,32321	1121,24149
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2158,07831	2376,13253	2591,8012	2584,25301	2411,88554	1910,49398
Desv. Estándar	1112,92446	1153,14246	1137,95286	1142,26615	1124,07447	983,11535

11.2.13. [B.6](#)

**Lunes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2386,34343	2184,20202	2128,85859	2084,92929	2033,40404	1997,78788
Desv. Estándar	857,460805	829,455695	776,335907	731,072699	715,254878	717,20337
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2111,07071	2453,59596	2658,15152	2645,91919	2626,54545	2545,47475
Desv. Estándar	717,985704	735,279435	886,038773	988,665908	1058,69637	974,257995
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2565,06061	2629,36364	2637,35354	2892,31313	2804,30303	2785,0404
Desv. Estándar	959,994322	1011,13563	956,654489	885,914383	900,289824	888,649751
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3000,34343	3230,50505	3329,91919	3364,25253	3157,23232	2784,60606
Desv. Estándar	948,804344	947,487804	927,447534	1066,41162	1034,07682	969,789636

**Martes y miércoles**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2433,60606	2273,23737	2196,9596	2162,09091	2149,88889	2108,02525
Desv. Estándar	857,460805	829,455695	776,335907	731,072699	715,254878	717,20337
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2226,25758	2524,14141	2754,5	2760,22727	2682,70202	2570,84343
Desv. Estándar	717,985704	735,279435	886,038773	988,665908	1058,69637	974,257995
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2570,90909	2648,40909	2605,02525	2738,0303	2778,58081	2833,19192
Desv. Estándar	959,994322	1011,13563	956,654489	885,914383	900,289824	888,649751
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3037,5202	3335,28283	3530,75253	3459,90909	3220,84343	2820,74242
Desv. Estándar	948,804344	947,487804	927,447534	1066,41162	1034,07682	969,789636

## Jueves

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2437,52525	2259,84848	2241,45455	2183,88889	2134,05051	2158,50505
Desv. Estándar	826,073369	812,07951	765,864781	709,431878	715,846486	701,594778
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2209,59596	2666,84848	2754,65657	2812,84848	2756,76768	2606,9596
Desv. Estándar	702,881561	826,191698	940,511944	918,81559	929,854496	833,010803
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2704,41414	2904,87879	2653,52525	2733,88889	2755,77778	2807,0101
Desv. Estándar	891,924931	1073,4144	907,493716	857,526758	919,538178	944,761048
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3072,60606	3354,35354	3605,38384	3508,82828	3233,85859	2929,27273
Desv. Estándar	919,036183	938,927148	967,082977	1014,9467	1075,08548	1029,75925

## Viernes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2487,72727	2360,74747	2245,61616	2203,88889	2220,40404	2198,62626
Desv. Estándar	894,427828	851,102554	765,187701	735,859374	727,755284	756,398685
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2345,88889	2697,63636	2852,93939	2804,40404	2669,80808	2597,57576
Desv. Estándar	779,482545	904,209921	979,306479	1059,03337	1048,82292	926,924849
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2523,49495	2536,82828	2483,52525	2627,05051	2534,10101	2643,56566
Desv. Estándar	910,274688	867,1496	928,948795	908,374073	899,429167	764,640547
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2976,82828	3232,76768	3478,06061	3405,30303	3185,0202	2866,48485
Desv. Estándar	930,190698	1015,77737	1033,99162	1149,99125	1084,60598	983,721551

## Sábado

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2510,51515	2214,54545	2125,18182	2097,19697	2071,5303	2113,68182
Desv. Estándar	919,714374	802,082965	759,608501	753,075238	699,872565	726,310702
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2111,75758	2261,12121	2411,39394	2522,74242	2767,62121	2753,5
Desv. Estándar	714,252898	750,325089	877,65644	944,578511	936,93293	942,84865
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2811,4697	2788,0303	2825,60606	2826,57576	2791,57576	2761,16667
Desv. Estándar	1045,89138	991,915412	909,731657	1073,13208	1002,86298	1150,9776
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2957,60606	3173,43939	3473,63636	3293,22727	3041,68182	2646,25758
Desv. Estándar	931,829299	1040,4912	1113,5369	1113,33048	1080,3061	975,740702

## Domingo

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2375,84615	2178,18462	2063,50769	2020,18462	2000,96923	1934,64615
Desv. Estándar	923,978731	832,543615	840,65765	717,542854	739,074209	697,618436
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2013,4	2107,81538	2247,29231	2555,96923	2887,6	2798,72308
Desv. Estándar	707,356894	765,821167	780,404557	866,264952	960,0519	1064,80687
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2778,8	2962,2	2714,89231	2731,84615	2637,58462	2790,76923
Desv. Estándar	1108,00569	1132,74349	1093,71087	1137,4909	973,263837	1009,45461
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3066,86154	3317,43077	3460,30769	3285,32308	3019,47692	2668,98462
Desv. Estándar	919,200568	1081,1317	1070,63661	1090,3201	1083,07463	977,525759

**Lunes, martes, jueves, viernes, sábado y domingo**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	3487,14173	3309,27559	3280,14173	3277,95276	3390,3937	3358,79528
Desv. Estándar	730,528355	729,161354	780,707999	733,104822	838,542018	869,327183
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	3407,86614	3686,29134	3774,81102	3764,09449	3826,8189	3832,15748
Desv. Estándar	839,139377	905,178024	868,247027	962,964392	911,374476	929,563641
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	3627,38583	3727,92126	3697,56693	3675,47244	3587,22835	3661,70866
Desv. Estándar	1011,48435	904,555004	911,639345	919,528768	931,073473	814,945135
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3627,48819	3923,87402	3989,32283	3890,28346	3754,22835	3591,70866
Desv. Estándar	793,392173	911,793784	883,913797	873,439923	910,492394	826,711396

**Miércoles**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	3438,54167	3361,25	3317,70833	3331,375	3373,95833	3470,20833
Desv. Estándar	675,560764	664,89432	706,735205	637,85468	698,383069	920,009687
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	3526,54167	4000,5	3898	3885,25	4005,75	4000,91667
Desv. Estándar	809,346327	895,73919	695,53714	1030,33178	882,064439	822,697098
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	3850,41667	4006,5	3688,33333	3899	3939,5	4090,66667
Desv. Estándar	1119,18569	837,781024	969,579365	828,444955	897,643727	858,571952
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3838,70833	3923,83333	4116	3959,83333	3847,33333	3677,83333
Desv. Estándar	884,163937	994,087988	938,876711	710,163892	895,663983	1083,69644

**Lunes, miércoles, jueves, viernes, sábados y domingo**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	451,990196	359,754902	327,803922	322,95098	307,04902	280,823529
Desv. Estándar	810,101308	639,156196	560,974648	554,705744	558,722063	526,269204
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	372,686275	491,372549	595,294118	723,77451	848,539216	947,098039
Desv. Estándar	615,819971	695,491135	913,741656	871,474577	1068,19234	1061,71314
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	885,127451	694,666667	323,019608	350,372549	564,941176	851,745098
Desv. Estándar	1016,51295	836,522106	474,669348	464,362523	698,850411	1009,68774
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1066,98039	1067,14706	802,558824	1140,54902	809,647059	544,95098
Desv. Estándar	1351,30048	1401,916	1250,16563	1737,76692	1306,2901	1020,47268

**Martes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	629,473684	420,473684	403,157895	349,052632	370,947368	389,526316
Desv. Estándar	952,492075	735,128286	632,609961	606,636123	618,084988	618,681247
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	396,315789	561,473684	659,789474	1097,31579	1103,21053	970,105263
Desv. Estándar	587,827361	738,021708	766,288209	1115,56902	1161,853	1193,74964
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	925,631579	1127,73684	627,947368	531,157895	493,105263	730,578947
Desv. Estándar	1164,281	1028,82365	994,943353	716,305201	550,257202	885,066433
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	886,947368	774,736842	643,947368	887,210526	1043,78947	717,210526
Desv. Estándar	1094,90494	795,786113	674,003996	1179,23528	1339,54729	1075,00225

**Lunes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1099,91667	880,85	738,616667	610,3	658,666667	613,083333
Desv. Estándar	1045,46125	804,857887	711,442647	638,564424	659,214062	658,455558
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	732,183333	1185,95	1408,73333	1435,53333	1540,13333	1531,63333
Desv. Estándar	737,213178	924,7924	1159,75789	1302,55249	1453,09093	1376,89643
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1515,26667	1647,91667	1538,9	1400,68333	1350,2	1394,03333
Desv. Estándar	1275,87914	1322,91402	1226,15164	1160,44216	1233,47954	1460,70545
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1677,36667	2114,15	2539,48333	2587,06667	2514,95	1802,43333
Desv. Estándar	1525,19228	1542,73045	1774,71933	1882,5808	1888,0193	1558,23627

**Martes, miércoles y jueves**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1132,24581	822,865922	729,988827	628,324022	627,977654	659,458101
Desv. Estándar	1045,46125	804,857887	711,442647	638,564424	659,214062	658,455558
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	796,558659	1180,2905	1415,39665	1464,57542	1537,77095	1516,35196
Desv. Estándar	737,213178	924,7924	1159,75789	1302,55249	1453,09093	1376,89643
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1542,65363	1686,53073	1620,39665	1408,16201	1450,97765	1477,59218
Desv. Estándar	1275,87914	1322,91402	1226,15164	1160,44216	1233,47954	1460,70545
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1743,21229	2010,86592	2374,52514	2434,1676	2342,44693	1834,34078
Desv. Estándar	1525,19228	1542,73045	1774,71933	1882,5808	1888,0193	1558,23627

### Viernes, sábado y domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1223,83212	941,79562	779,970803	634,116788	584,970803	654,715328
Desv. Estándar	1132,02271	779,559936	698,923089	620,421169	620,927176	624,799097
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	732,306569	956,59854	1149,11679	1242,66423	1377,73723	1551,67153
Desv. Estándar	636,954086	832,82672	899,421816	1078,61594	1171,81501	1197,76784
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	1393,40146	1405,33577	1368,56934	1312,32847	1216,77372	1343,32847
Desv. Estándar	1026,6058	1103,9906	1120,30526	1171,78474	1156,55413	1185,48551
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	1637,13869	1952,51825	1885,0073	1960,44526	1730,18978	1527,34307
Desv. Estándar	1450,71786	1736,60534	1572,77098	1571,772	1461,53802	1329,6009

### 11.2.17. C.3

### Lunes, miércoles, jueves, viernes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1362,79167	1182,96429	1124,17262	1061,08333	1027,17262	1009,02381
Desv. Estándar	936,158022	789,448196	750,846548	690,753086	648,743447	648,517277
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1192,50595	1770,16071	2400,76786	2609,89881	2807,97024	2874,94643
Desv. Estándar	787,181008	1109,88806	1819,39617	1978,9208	2099,06071	2160,33006
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2683,91667	2038,66667	1901,8869	2356,55357	2924,43452	2944,19048
Desv. Estándar	2110,88736	1238,36284	1037,04862	1741,78045	2020,60904	2011,18407
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3095,48214	3527,75595	3151,55952	3136,30357	2619,54167	1886,32143
Desv. Estándar	1633,3578	1609,58583	1939,79389	1979,39383	1656,23593	1174,91731

## Martes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1374,57143	1202,97619	1083,02381	1090,16667	1057,38095	992,952381
Desv. Estándar	850,947224	774,776301	666,70235	663,475326	644,444929	620,619869
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	1215,35714	1708,83333	2375,69048	2585,95238	2815,02381	2545,19048
Desv. Estándar	730,621814	903,225357	1811,96959	1873,34997	2137,96902	2191,05777
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2465,78571	1974,80952	1793,59524	2552,45238	2878,57143	3042,54762
Desv. Estándar	2189,78703	1242,76145	828,196426	1685,018	1911,67563	1992,38166
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3276,83333	3270,16667	2938,09524	2922,92857	2569,71429	1954,78571
Desv. Estándar	1613,53017	1784,82577	1843,87579	1653,84668	1482,98756	1270,69394

## Sábado y Domingo

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	1432,66071	1194,39286	1040,08929	1021,08929	950,607143	951,339286
Desv. Estándar	1066,99459	908,383473	846,580507	747,537443	701,940108	638,744771
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	992,553571	1305,35714	1457,35714	1695,01786	2228,73214	2263,07143
Desv. Estándar	706,534665	877,348431	1036,37523	1199,19014	1738,83328	1686,67396
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2044,57143	1835,19643	1723	1740,48214	1844,91071	1723,64286
Desv. Estándar	1641,7488	1507,19953	1408,76254	1408,82173	1561,1113	1328,39817
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	2167,41071	2556,26786	2618,10714	2636,80357	2252,96429	1883,78571
Desv. Estándar	1498,69532	1705,14027	1719,13201	1663,6396	1370,08147	1152,99218

**Lunes, martes y miércoles**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2894,1	2613,4	2389,8	2332,7	2276,4	2278,7
Desv. Estándar	1099,0	1069,8	1025,4	1050,9	1049,8	1089,8
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2458,7	2844,3	2689,0	2566,5	2605,8	2603,7
Desv. Estándar	1270,3	1407,5	1457,1	1405,2	1445,3	1449,4
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2544,3	2606,3	2795,7	2783,6	2782,1	2794,8
Desv. Estándar	1371,7	1421,8	1399,1	1307,6	1327,5	1304,4
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3411,1	4105,1	4520,2	4585,0	4131,4	3576,3
Desv. Estándar	1327,7	1482,5	1534,2	1558,2	1422,5	1296,8

**Jueves**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	3006,3	2557,9	2436,1	2369,6	2300,8	2288,8
Desv. Estándar	1193,1	1094,7	1053,1	1063,2	1011,2	1052,1
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2532,6	2955,0	2716,3	2525,9	2828,8	2610,4
Desv. Estándar	1252,7	1486,1	1275,6	1149,8	1545,1	1488,1
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2635,5	2735,6	2834,4	2766,9	2750,8	2773,2
Desv. Estándar	1475,8	1445,9	1434,2	1512,0	1355,1	1400,4
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3486,9	4081,1	4529,6	4582,8	4088,3	3566,1
Desv. Estándar	1438,3	1400,9	1412,8	1388,3	1336,3	1193,5

## Viernes

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2983,8	2694,0	2463,3	2341,0	2306,9	2292,4
Desv. Estándar	1087,6	1066,5	1009,3	1001,3	979,0	1012,8
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2489,6	2965,2	2751,6	2642,1	2645,6	2561,8
Desv. Estándar	1252,0	1376,8	1419,7	1438,2	1354,3	1357,4
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2431,0	2561,0	2642,8	2469,9	2541,1	2679,2
Desv. Estándar	1371,2	1342,8	1338,2	1179,3	1225,0	1313,2
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3384,2	4057,6	4543,3	4503,8	4226,7	3543,8
Desv. Estándar	1453,5	1630,0	1690,5	1516,9	1420,0	1260,6

## Sábados y domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	2805,6	2611,9	2286,6	2190,0	2128,1	2107,2
Desv. Estándar	1041,4	1111,2	1065,5	1067,0	1035,6	1041,7
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	2266,9	2389,7	2242,6	2596,0	2921,9	2954,4
Desv. Estándar	1235,7	1274,2	1174,0	1289,5	1558,4	1570,0
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	2840,9	2913,7	2974,7	2998,3	2923,3	3043,5
Desv. Estándar	1402,1	1522,7	1467,8	1486,7	1367,6	1374,6
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	3545,3	4012,4	4069,3	4171,1	3896,9	3395,0
Desv. Estándar	1280,6	1428,1	1460,2	1447,1	1310,0	1118,9

**Lunes, y martes**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	3654,4	3451,5	3223,8	3203,0	3199,4	3274,7
Desv. Estándar	1065,7	1114,0	1044,5	1068,7	1053,0	1094,3
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	3421,4	3953,6	3841,3	3596,1	3635,0	3579,8
Desv. Estándar	1169,4	1141,5	1016,7	1106,0	1061,5	1175,3
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	3759,3	4245,2	4103,8	4302,6	4653,5	4768,3
Desv. Estándar	1512,9	1280,5	1397,7	1200,4	1347,6	1237,7
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	5023,4	5268,2	5221,8	5222,6	4887,6	4384,7
Desv. Estándar	1413,2	1393,4	1217,1	981,2	1116,5	1267,3

**Miércoles, jueves, viernes, sábado y Domingos**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	3996,9	3623,5	3408,5	3252,0	3217,4	3269,3
Desv. Estándar	1167,4	1183,4	1196,7	1179,8	1176,2	1207,1
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	3463,8	3784,2	3852,5	3937,4	3997,6	4051,0
Desv. Estándar	1220,6	1331,3	1216,4	1269,9	1113,8	1280,9
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	4103,4	4421,3	4347,9	4273,4	4525,5	4747,0
Desv. Estándar	1463,3	1288,3	1358,2	1257,0	1251,4	1293,6
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	5016,7	5474,5	5412,8	5392,7	5108,8	4506,1
Desv. Estándar	1234,0	1510,8	1316,8	1137,7	1228,9	1242,2

**Lunes, martes, miércoles y jueves**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	7241,5	7354,1	7339,3	7383,8	7612,8	7494,8
Desv. Estándar	744,1	642,3	562,0	561,4	653,5	446,8
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	7464,9	7600,2	7361,2	7314,5	7551,3	7810,6
Desv. Estándar	435,5	511,7	512,0	362,3	547,1	774,6
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	7679,2	7425,8	6910,9	7348,7	6867,8	6809,8
Desv. Estándar	918,1	1207,3	1079,1	1303,2	1211,9	1035,5
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	6865,4	6824,3	6744,7	7021,5	7088,0	6953,3
Desv. Estándar	991,4	1069,5	976,6	994,3	974,6	1074,4

**Viernes y sábados**

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	6285,2	6153,2	6380,4	6269,8	6450,2	6301,8
Desv. Estándar	1454,8	1475,2	1376,5	1419,5	1731,7	1518,6
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	6278,4	6366,2	6103,0	6123,6	6267,8	6429,2
Desv. Estándar	1467,3	1619,8	1072,5	1170,9	1765,2	1387,2
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	6659,4	6898,4	6607,6	6609,2	6480,2	6323,8
Desv. Estándar	1473,4	1327,2	1437,1	1360,5	1043,8	1283,8
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	6380,2	6597,6	6490,6	6882,6	6803,2	6909,2
Desv. Estándar	1280,2	1138,8	1332,2	931,0	955,9	728,4

## Domingos

	h01	h02	h03	h04	h05	h06
Media	7246,0	7426,5	7262,0	7425,0	7353,5	7659,5
Desv. Estándar	314,0	103,9	356,4	577,0	219,9	904,4
	h07	h08	h09	h10	h11	h12
Media	7563,0	7379,0	7222,0	7188,0	7724,0	7272,0
Desv. Estándar	250,3	483,7	116,0	407,3	750,9	671,8
	h13	h14	h15	h16	h17	h18
Media	7024,5	6885,5	6604,0	6886,0	6827,0	6654,0
Desv. Estándar	587,6	647,0	448,3	151,3	799,0	789,1
	h19	h20	h21	h22	h23	h24
Media	6667,0	7304,5	7435,5	7087,5	7261,0	7065,0
Desv. Estándar	569,9	1198,5	1512,5	821,0	941,9	885,3