

Clustering

Curso 2019/2020

SOFÍA ALMEIDA BRUNO
DANIEL BOLAÑOS MARTÍNEZ
JOSÉ MARÍA BORRÁS SERRANO
FERNANDO DE LA HOZ MORENO
PEDRO MANUEL FLORES CRESPO
MARÍA VICTORIA GRANADOS POZO

Índice

1. Introducción

El clustering consiste en agrupar objetos similares. Dos objetos se consideran similares si, considerando alguna medida de error, las observaciones podrían ser del mismo objeto. Esta clasificación ocurre constantemente en nuestra vida diaria, damos el mismo nombre a objetos que difieren en detalles insignificantes.

Si tenemos una serie de observaciones sin clasificar, el objetivo del clustering es agrupar los datos en clases o clusters. Por ejemplo, cuando en ámbitos biológicos se quiere determinar las especies de una planta concreta. Este tipo de problema aparece cuando queremos no solo identificar especies nuevas, sino también cuando queremos establecer las relaciones entre ellas. El término clustering se considera sinónimo a taxonomía numérica o clasificación. En el ámbito de la ciencia de datos se considera problemas diferentes clasificación y agrupamiento. En el primero conocemos de antemano las clases de los objetos, mientras que en el segundo, a partir de los grupos creados se inferirán las características principales de los grupos.

Utilizando el lenguaje matemático, podemos definir el problema como sigue:

Dadas x_1, \dots, x_n medidas de p variables en n objetos considerados *heterogéneos*. El objetivo del análisis cluster es agrupar estos objetos en k clases *homogéneas*, donde k es también desconocido (aunque habitualmente se asume que es mucho menor que n).

Decimos que un grupo es *homogéneo* si sus miembros están cerca unos de otros pero los miembros de otros grupos son muy diferentes a estos. Esto lleva a definir dos métricas entre los puntos para indicar el grado de alejamiento y el de asociación o similaridad. Se pueden tomar distintas distancias, creando aproximaciones diferentes al problema (trataremos este tema en más profundidad en la Sección ??).

El análisis cluster se aplica en numerosos campos como las ciencias naturales, médicas, económicas, *marketing*, ... En *marketing*, por ejemplo, es útil dividir a los clientes y conocer las necesidades de cada segmento de mercado para lograr alcanzar a los clientes potenciales. En psicología puede ser útil encontrar tipos de personalidad a partir de los cuestionarios realizados. En arqueología se puede aplicar esta técnica para clasificar objetos en diferentes periodos.

Para llevar a cabo un análisis cluster hay que realizar principalmente dos pasos:

1. Elegir una medida de similitud.
2. Elegir un algoritmo para construir los grupos. Hay dos grupos principales: de particionamiento y jerárquicos (que a su vez se dividen entre divisivos y aglomerativos)

2. Medidas de similitud

La mayoría de los esfuerzos para producir una estructura de grupo más simple a partir de un conjunto complejo de datos requiere una medida de 'cercanía' o 'similitud'. Habitualmente la subjetividad juega un papel importante en la elección de una medida de similitud, Algunas consideraciones importantes incluyen la naturaleza de las variables (discreta, continua, binaria), las escalas de las medidas (nominal, ordinal, intervalo) y conocimiento específico sobre el problema.

Cuando los items (unidades o casos) son agrupados, la proximidad se suele indicar mediante alguna medida de la distancia. En contraste, las variables se suelen agrupar según los coeficientes de correlación o medidas de asociación

2.1. Distancias y coeficientes de similitud para parejas de items

Recordamos que la distancia euclídea entre dos observaciones p-dimensionales (items) $x' = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ e $y' = [y_1, y_2, \dots, y_p]$ es

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_p - y_p)^2} = \sqrt{(x - y)'(x - y)}$$

La distancia estadística entre las mismas dos observaciones es de la forma:

$$d(x, y) = \sqrt{(x - y)'A(x - y)}$$

Normalmente, $A = S^{-1}$, donde S contiene las varianzas y covarianzas de la muestra. Sin embargo, sin conocimiento previo de los distintos grupos, estas cantidades de las muestras no puede ser calculadas. Por esta razón, usualmente se prefiere la distancia euclídea para clustering.

Otra medida de la distancia es a métrica de Minkowski

$$d(x, y) = \left[\sum_{i=1}^p |x_i - y_i|^m \right]^{1/m}$$

Para $m = 1$, $d(x, y)$ mide la distancia Manhattan entre dos puntos en p dimensiones. Para $m = 2$, $d(x, y)$ se convierte en la distancia Euclídea. En general, variar m cambia el peso dado a diferencias mayores y menores.

Adicionalmente, dos medidas populares de "distancia.º disimilitud son las dadas por la métrica de Canberra y el coeficiente de Czekanowski. Ambas medidas están definidas únicamente para variables no negativas.

Métrica de Canberra: $d(x, y) = \sum_{i=1}^p \frac{|x_i - y_i|}{(x_i + y_i)}$

Coeficiente de Czekanowski: $d(x, y) = 1 - \frac{2 \sum_{i=1}^p \min(x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^p (x_i + y_i)}$

Es aconsejable que cuando sea posible se utilicen distancias "verdaderas" para clustering, ésto es, distancias que verifiquen las siguientes propiedades:

$$d(P, Q) = d(Q, P)$$

$$d(P, Q) > 0 \text{ si } P \neq Q$$

$$d(P, Q) = 0 \text{ si } P = Q$$

$$d(P, Q) \leq d(P, r) + d(r, Q)$$

siendo P y Q dos puntos cualquiera y R un punto intermedio.

Por otro lado, la mayoría de los algoritmos clustering aceptarán números de distancia que no satisfagan la desigualdad triangular.

Cuando los items no puedan ser representados por medidas p-dimensionales significativas, las parejas de items se suelen comparar según la presencia o ausencia de ciertas características. Items similares tienen

	Variables				
	1	2	3	4	5
Item i	1	0	0	1	1
Item k	1	1	0	1	0

		Item k		Total
		1	0	
Item i	1	a	b	a+b
	0	c	d	c+d
Total		a+c	b+d	p=a+b+c+d

más características en común que items desemejantes. La presencia o ausencia de una característica se puede describir matemáticamente introduciendo una variable binaria, que toma el valor 1 si la característica está presente y el valor 0 cuando la característica está ausente.

En este caso, hay dos parejas 1-1, una pareja 0-0 y dos parejas que no coinciden.

Sea x_{ij} la puntuación (0 ó 1) de la j -ésima variable binaria en el i -ésimo item y sea x_{kj} la puntuación de la j -ésima variable binaria en el k -ésimo item, con $j = 1, 2, \dots, p$. Entonces,

$$(x_{ij} - x_{kj})^2 = \begin{cases} 0 & \text{si } x_{ij} = x_{kj} \\ 1 & \text{si } x_{ij} \neq x_{kj} \end{cases}$$

y la distancia Euclídea al cuadrado, $\sum_{j=1}^p (x_{ij} - x_{kj})^2$, proporcionan una forma de contar el número de disparidades. Una distancia grande corresponde a muchas disparidades, es decir, items desemejantes. En el ejemplo anterior, el cuadrado de la distancia entre los items i y k sería

$$\sum_{j=1}^5 (x_{ij} - x_{kj})^2 = (1 - 1)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (1 - 0)^2 = 2$$

Aunque la distancia usada en el ejemplo anterior puede ser usada para medir la similitud, tiene la desventaja de que valora por igual las parejas 1-1 y 0-0. En algunos casos, una pareja 1-1 es una indicación mayor de similitud que una pareja 0-0. Por ejemplo, al agrupar gente, que dos personas sean capaz de leer griego antiguo es una evidencia mayor de similitud que la ausencia de dicha habilidad. Para reflejar este trato diferente entre las parejas de 1-1 y 0-0, se han sugerido diversos esquemas para definir los coeficientes de similitud.

Para introducir dichos esquemas, vamos a organizar las frecuencias de las parejas que coinciden y las que no para los items i y k en la forma de una tabla de contingencia:

En esta tabla, a representa la frecuencia de parejas 1-1, b es la frecuencia de parejas 1-0 y así sucesivamente. Dadas las anteriores cinco parejas, $a = 2$ y $b = c = d = 1$.

La siguiente tabla lista coeficientes de similitud comunes definidos en términos de frecuencias de la anterior tabla.

Los coeficientes 1, 2 y 3 de la tabla están monotónicamente relacionados. Supongamos que el coeficiente 1 se calcula para dos tablas de contingencia, Tabla I y Tabla II. Entonces si $(a_I + d_I)/p \geq (a_{II} + d_{II})/p$, tenemos que $2(a_I + d_I)/[2(a_I + d_I) + b_I + c_I] \geq 2(a_{II} + d_{II})/[2(a_{II} + d_{II}) + b_{II} + c_{II}]$ y el coeficiente 3 será al menos tan grande para la Tabla I como lo es para la Tabla II. Los coeficientes 5, 6 y 7 también mantienen sus órdenes relativos.

La monotonicidad es importante, ya que algunos procedimientos de clustering no se ven afectados si la definición de similitud se modifica de manera que los órdenes relativos de similitud no cambian.

Tabla 12.1 Coeficientes de similitud para ítems clustering	
Coeficiente	Fundamento
1. $\frac{a+d}{p}$	Las parejas 1-1 y 0-0 ponderan lo mismo .
2. $\frac{2(a+d)}{2(a+d)+b+c}$	Las parejas 1-1 y 0-0 ponderan el doble.
3. $\frac{a+d}{a+d+2(b+c)}$	Las parejas que no coinciden ponderan el doble.
4. $\frac{a}{p}$	No hay parejas 0-0 en el numerador.
5. $\frac{a}{a+b+c}$	No hay parejas 0-0 en el numerador ni el denominador. (Las parejas 0-0 son irrelevantes)
6. $\frac{2a}{2a+b+c}$	No hay parejas 0-0 en el numerador ni el denominador. Las parejas 1-1 ponderan el doble.
7. $\frac{a}{a+2(b+c)}$	No hay parejas 0-0 en el numerador ni el denominador. Las parejas que no coinciden ponderan el doble.
8. $\frac{a}{b+c}$	Proporción de parejas que coinciden (excluyendo las 0-0) en relación a las parejas que no coinciden.

	Altura	Peso	Color de ojos	Color de pelo	Mano predominante	Género
Individuo 1	68 in	140 lb	verde	rubio	derecha	femenino
Individuo 2	73 in	185 lb	marrón	moreno	derecha	masculino
Individuo 3	67 in	165 lb	azul	rubio	derecha	masculino
Individuo 4	64 in	120 lb	marrón	moreno	derecha	femenino
Individuo 5	76 in	210 lb	marrón	moreno	izquierda	masculino

Los procedimientos jerárquicos de asociación simple y asociación completa que se verán en la sección siguiente no se ven afectados Para estos métodos, cualquier elección entre los coeficientes 1, 2 y 3 de la tabla anterior producirá las mismas agrupaciones. Análogamente, cualquier elección entre los coeficientes 5, 6 y 7 también resultará en agrupaciones idénticas.

Ejemplo (Calculando los valores de un coeficiente de similitud) Supongamos cinco individuos con las siguientes características:

Definimos seis variables binarias $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ como:

$$X_1 = \begin{cases} 1 & \text{si altura} \geq 72 \\ 0 & \text{si altura} < 72 \end{cases}$$

$$X_2 = \begin{cases} 1 & \text{si peso} \geq 150 \\ 0 & \text{si peso} < 150 \end{cases}$$

$$X_3 = \begin{cases} 1 & \text{si ojos marrones} \\ 0 & \text{si otro color de ojos} \end{cases}$$

$$X_4 = \begin{cases} 1 & \text{si pelorubio} \\ 0 & \text{si otro color de pelo} \end{cases}$$

$$X_5 = \begin{cases} 1 & \text{si diestro} \\ 0 & \text{si zurdo} \end{cases}$$

$$X_6 = \begin{cases} 1 & \text{si masculino} \\ 0 & \text{si femenino} \end{cases}$$

Las puntuaciones de los individuos 1 y 2 en las $p=6$ variables binarias son:

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
Individuo 1	0	0	0	1	1	1
Individuo 2	1	1	1	0	1	0

		Individuo 2	Total
		1	0
Individuo 1	1	1	2
	0	3	0
Total		4	2
			6

y el número de parejas que coinciden y las que no se indican en la siguiente tabla

Empleando el coeficiente de similitud 1, que pondera por igual las parejas que coinciden, calculamos

$$\frac{a+d}{p} = \frac{1+0}{6} = \frac{1}{6}$$

Continuando con el coeficiente de similitud 1, calculamos los demás números de similitud para las parejas de individuos. Mostramos los resultados en una matriz simétrica 5 x 5

Basándonos en las magnitudes del coeficiente de similitud, debemos concluir que los individuos 2 y 5 son los más similares mientras que los individuos 1 y 5 son los menos similares. Si fuéramos a dividir los individuos en dos subgrupos relativamente homogéneos basándonos en los números de similitud, formaríamos los subgrupos (1 3 4) y (2 5).

Notar que $X_3 = 0$ implica una ausencia de ojos marrones, así dos personas, una con ojos azules y otra con ojos verdes, resultarán en una pareja 0-0. Por consiguiente, puede que sea inapropiado utilizar los coeficientes de similitud 1, 2 ó 3 porque estos coeficientes ponderan lo mismo las parejas 1-1 y 0-0.

Hemos descrito la construcción de distancias y similitudes. Siempre se pueden construir similitudes a partir de distancias. Por ejemplo, podemos fijar

$$s_{ik} = \frac{1}{1 + d_{ik}}$$

donde $0 < s_{ik} \leq 1$ es la similitud entre los items i y k y d_{ik} es la distancia correspondiente.

Sin embargo, no siempre podemos construir distancias "verdaderas", que cumplan las propiedades para clustering, a partir de similitudes. Sólo se pueden construir si la matriz de similitudes es definida no negativa.

Con la condición de definida no negativa y la máxima similitud escada de manera que $s_{ii} = 1$,

$$d_{ik} = \sqrt{2(1 - s_{ik})}$$

cumple las propiedades de una distancia.

		Individuo				
		1	2	3	4	5
Individuo	1	1				
	2	1/6	1			
	3	4/6	3/6	1		
	4	4/6	3/6	2/6	1	
	5	0	5/6	2/6	2/6	1

		Variable k		Total
		1	0	
Variable i	1	a	b	a+b
	0	c	d	c+d
Total		a+c	b+d	n=a+b+c+d

2.2. Medidas de similitud y asociación para parejas de variables

Hasta el momento, hemos discutido medidas de similitud para los items. En algunas aplicaciones, son las variables, en lugar de los items, las que deben ser agrupadas. Las medidas de similitud para variables suelen tomar la forma de coeficientes de correlaciones muestrales. Además, en algunas aplicaciones de clustering, las correlaciones negativas son reemplazadas por sus valores absolutos.

Cuando las variables son binarias, los datos se pueden organizar en una tabla de contingencia. Sin embargo, esta vez las variables, en lugar de los items, definen las categorías. Para cada par de variables hay n items categorizados en la tabla. Con la codificación usual en 0 y 1, la tabla es como sigue:

Por ejemplo, la variable i vale 1 y la variable k vale 0 para b de los n items.

La fórmula usual del coeficiente de correlación producto-momento aplicada a las variables binarias de la tabla de contingencia nos da

$$r = \frac{ad - bc}{[(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)]^{1/2}}$$

Este número se puede tomar como la medida de similitud entre las dos variables.

El coeficiente de correlación anterior se relaciona con la estadística chi-cuadrado ($r^2 = \chi^2/n$) para evaluar la independencia de dos variables categóricas. Para un n fijo, una similitud (o correlación) grande es consistente con la presencia de dependencia.

Dada la tabla anterior, se pueden desarrollar medidas de asociación (o similitud) exactamente análogas a las listadas en la Tabla 12.1. El único cambio que se requiere es la sustitución de n (el número de items) por p (el número de variables).

Para resumir esta sección, notamos que hay muchas medidas de similitud entre pares de objetos. Parece que la mayoría de profesionales usan distancias o los coeficientes de la Tabla 12.1 para el cluster de items y correlaciones para el cluster de variables. Sin embargo, en ocasiones, las entradas a los algoritmos clustering pueden ser frecuencias simples.

Ejemplo (Midiendo las similitudes de 11 lenguajes) Los significados de las palabras cambian a lo largo de la historia. Sin embargo, el significado de los números 1,2,3,... representa una excepción llamativa. Así, una primera comparación de lenguajes puede estar basado por exclusiva en los números naturales. La Tabla 12.2 (siguiente tabla) nos da los 10 primeros números en inglés, polaco, húngaro y otros ocho lenguajes europeos modernos. (Solamente consideramos lenguajes que utilizan el alfabeto romano y omitimos acentos y signos de puntuación.) Una observación rápida de la escritura de los números sugiere que los cinco primeros lenguajes (inglés, noruego, danés, holandés y alemán) son muy parecidos. El español, francés e italiano se parecen todavía más. El húngaro y finés parecen no estar relacionados con los demás lenguajes. El polaco tiene algunas características de los lenguajes de los subgrupos más grandes.

Por propósitos ilustrativos, comparamos los lenguajes mirando la primera letra de cada número. Las palabras para el mismo número son concordantes si tienen la misma primera letra y discordantes en caso contrario. De esta forma de la tabla 12.2 obtenemos la tabla 12.3. Podemos observar que el inglés y el noruego comparten la misma primera letra para 8 de las 10 parejas de números. El resto de frecuencias se ha calculado de la misma forma.

Tabla 12.2 Números en 11 lenguajes										
Inglés (E)	Noruego (N)	Danés (Da)	Holandés (Du)	Alemán (G)	Francés (Fr)	Español (Sp)	Italiano (I)	Polaco (P)	Húngaro (H)	Finés (Fi)
one	en	en	een	eins	un	uno	uno	jeden	egy	yksi
two	to	to	twee	zwei	deux	dos	due	dwa	ketto	kaksi
three	tre	tre	drie	drei	trois	tres	tre	trzy	harom	kolme
four	fire	fire	vier	vier	quatre	cuatro	quattro	cztery	negy	nelja
five	fem	fem	vijf	funf	cinq	cinco	cinque	piec	ot	viisi
six	seks	seks	zes	sechs	six	seis	sei	szesc	hat	kuusi
seven	sju	syv	zeven	sieben	sept	siete	sette	siedem	het	seitseman
eight	atte	otte	acht	acht	huit	ocho	otto	osiem	nyolc	kahdeksan
nine	ni	ni	negen	neun	neuf	nueve	nove	dziewiec	kilenc	yhdeksan
ten	ti	ti	tien	zehn	dix	diez	dieci	dziesiec	tiz	kymmene

Tabla 12.3 Concordancia de la primera letra para 10 números en 11 lenguajes											
	E	N	Da	Du	G	Fr	Sp	I	P	H	Fi
E	10										
N	8	10									
Da	8	9	10								
Du	3	5	4	10							
G	4	6	5	5	10						
Fr	4	4	4	1	3	10					
Sp	4	4	5	1	3	8	10				
I	4	4	5	1	3	9	9	10			
P	3	3	4	0	2	5	7	6	10		
H	1	2	2	2	1	0	0	0	0	10	
Fi	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	10

Los resultados en la Tabla 12.3 confirman la impresión visual inicial de la Tabla 12.2. Ésto es, que el inglés, noruego, danés, holandés y alemán parecen formar un grupo. El francés, español, italiano y polaco forman otro, mientras que el húngaro y el finés no forman parte de ninguno.

En los ejemplo hasta el momento, hemos utilizado nuestra impresión visual de las medidas de similitud o distancia para formar grupos. Más adelante discutiremos formas menos subjetivas para crear los clusters.

3. Métodos de agrupamiento

3.1. Jerárquicos

3.2. No jerárquicos

4. Número de clústeres

En los algoritmos de *clustering*, uno de los problemas es determinar el número de clústeres k y que es distinto al propio proceso de agrupamiento. Este procedimiento conlleva tener en cuenta varios índices. Evaluar la solución obtenida para k clústeres es similar a la práctica de determinar la dimensión del espacio en el análisis de componentes principales o el orden de los factores en análisis factorial. La correcta elección de k suele ser ambigua ya que depende de las interpretaciones según la forma y la escala de de la distribución de los datos y la solución deseada. También hay que tener en cuenta que incluso con datos aleatorios se pueden detectar falsos clústeres.

En cada paso de nuestro proceso se crea un nuevo clúster formado por dos observaciones, una observación y otro clúster o dos clústeres ya obtenidos. Así, el número de clústeres k decrece de n (número de observaciones) a 1. La distancia entre dos clústeres es la euclídea o la de disimilitud. Por ejemplo, para los enlaces únicos, completos o de medias las distancias son el mínimo, máximo y la euclídea media respectivamente. Para el método de Ward, es la suma de las distancias entre clústeres al cuadrado dada en la fórmula (REFERENCIAR). Como k decrece de n a 1, el valor de la distancia debería aumentar ya que tendría que ser mayor cuando dos clústeres distintos se agrupan en uno solo.

Uno de los procedimientos para determinar el número de clústeres es el denominado “método del codo” o *elbow method*. Suele ser ambiguo y no muy fiable por lo que se recomienda el uso de otras técnicas. Consiste en dibujar la gráfica de la varianza de la distancia a los centros de cada clúster en función del número de clústeres. En un punto, se observará que no hay demasiada mejora en añadir un clúster más por lo que se escoge dicho punto.

PONER EJEMPLO

Hemos construido una especie de índice de separación o test de modo que si lo dibujamos en función del número de clústeres nos ayuda a identificar visualmente el k adecuado.

En análisis de regresión, el coeficiente de determinación, R^2 , es una medida de la varianza total de la variables dependientes según las independientes. En *clustering* debemos construir un índice de R^2 que varíe en base al número de clústeres. Para n clústeres la suma total de las distancias al cuadrado es $T = \sum_{i=1}^n \|y_i - \bar{y}\|^2$ y dentro de un clúster C_k es $SSE_k = \sum_{i=1}^n \|y_i - \bar{y}_k\|^2$. Así, para k clústeres definimos R^2 como

$$R_k^2 = \frac{T - \sum_k SSE_k}{T}.$$

Para n clústeres $SSE_k = 0$ por lo que $R^2 = 1$. A medida que vamos realizando los agrupamientos, estos estarán más separados. Una gran disminución en R_k^2 representaría un agrupamiento diferente. También podríamos tener en cuenta el cambio en R^2 al unir los clústeres R y S como $SR^2 = R_k^2 - R_{k-1}^2$. El estadístico SR^2 representa la proporción de $SSE_t - (SSE_r + SSE_s)$ donde los clústeres C_R y C_S se han unido para formar el clúster C_T .

El objetivo del análisis clúster es encontrar en menor número de clústeres homogéneos. Para un solo clúster, la varianza agrupada para todas las variables es la media de las varianzas de cada una de las variables, es decir, $s^2 = \sum_{i=1}^n \|y_i - \bar{y}\|^2 / p(n-1)$. También podemos calcularla para un clúster C_k con n_k observaciones de la siguiente manera:

$$s^2 = \sum_{i=1}^{n_k} \|y_i - \bar{y}_k\|^2 / p(n_k - 1).$$

Grande valores de la varianza agrupada indica que los clústeres no son homogéneos. Por lo tanto, si tiene hacia cero para algún $k < n$ indica la formación de un clúster homogéneo.

Bajo una normal multivariante e independencia de los n vectores de dimensión p para $\Sigma = \sigma^2 \mathbf{I}$, podríamos hacer una prueba para verificar que los k clústeres muestran una separación significativa usando, por ejemplo, un estadístico ANOVA F (????). También podemos comprobar si dos medias están lo suficientemente separadas en cualquier nivel usando un estadístico t (????). Como la independencia y la distribución normal multivariante no se suelen dar juntos, los estadísticos se denominan pseudo estadísticos F y t^2 . El pseudo estadístico F se define como

$$F_k^* = \frac{(T - \sum_k SSE_k) / (k - 1)}{\sum_k SSE_k / (n - k)}.$$

Si F_k^* disminuye con k , no deberíamos usarlo para estimar k . Sin embargo, si F_k^* disminuye con k y alcanza máximo, el valor de k en el máximo o el inmediatamente anterior al punto será el candidato del número de clústeres. Por otro lado, el pseudo estadístico t^2 se define como

$$p - t^2 = \frac{[SSE_t - (SSE_r + SSE_s)](n_R + n_S - 2)}{SSE_r + SSE_s},$$

para agrupar los clústeres C_R y C_S con n_R y n_S elementos respectivamente. De nuevo, uno puede construir la gráfica con los valores obtenidos y el número de clústeres. Si los valores son irregulares en cada punto de agrupamiento, no es un buen índice. Pero si la gráfica parece un palo de hockey el valor $k + 1$ que causa que la pendiente cambie es nuestro candidato a número de clústeres.

Varios estadísticos se generan por los programas que realizan el proceso de agrupamiento y son dibujados para evaluar heurísticamente el número de clústeres generados. Otras técnicas utilizadas para determinar el k óptimo son por ejemplo el el método de la silueta (*silhouette method*) o el de la brecha (*gap*).

En el *silhouette method*, se observa la similitud de cada observación con su clúster en comparación con el resto de clústeres. Si el índice se encuentra entre los valores -1 y 1 donde un valor próximo a 1 significa un buen agrupamiento. Definimos el índice en este método para cada observación i como

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{b(i), a(i)\}}, \quad \forall i = 1, \dots, n$$

donde $a(i)$ es la media de la disimilitud entre i y el resto de puntos que pertenecen al mismo clúster, es decir,

$$a(i) = \frac{1}{|C_i| - 1} \sum_{j \in C_i, j \neq i} d(i, j),$$

y $b(i)$ como la menor distancia media de i a todos los puntos de los clústeres al que i no pertenece:

$$b(i) = \min_{k \neq i} \frac{1}{|C_k|} \sum_{j \in C_k} d(i, j).$$

Destacamos que si $|C_i| = 1$ entonces $s(i) = 0$. Así, si muchos objetos tienen un valor alto indica que el resultado obtenido es satisfactorio por lo que se escoge el k que maximice el valor medio de $s(i)$.

Finalmente, el método de la brecha es parecido al método del codo y consiste en comparar la variación total dentro de un clúster para diferentes valores de k con sus valores esperados. El k elegido será aquel que maximice el valor de la brecha. Definimos el estadístico como:

$$Gap(k) = E_n^*\{\log(W_k)\} - \log(W_k).$$

En la fórmula anterior E_n^* denota la media de una muestra de tamaño n y

$$W_k = \sum_{R=1}^k \frac{1}{2n_R} \sum_{ij \in C_R} d(i, j).$$

Notamos que se puede usar para cualquier método y distancia. Según [?] el número 2 en la fórmula de W_k es para que funcione correctamente.

5. Parte práctica

El objetivo de este apartado consiste en el estudio de técnicas de aprendizaje no supervisado para análisis relacional mediante segmentación. Usaremos distintos algoritmos de *clustering* sobre el conjunto de datos de prueba y extraeremos conclusiones sobre los resultados obtenidos.

El conjunto de datos de prueba sobre el que realizaremos el estudio es el denominado conjunto de datos iris de **Fisher** que consta de un conjunto de datos multivariante introducido por **Ronald Fisher** en su artículo de 1936 (*The use of multiple measurements in taxonomic problems*) como un ejemplo de análisis discriminante lineal.

El conjunto de datos contiene 50 muestras de cada una de tres especies de flor **Iris** (setosa, virginica y versicolor). En él, se recogen las medidas de cuatro rasgos para cada muestra: el largo y ancho del sépalo y el largo y ancho del pétalo, en centímetros. Basado en la combinación de estos cuatro rasgos, **Fisher** desarrolló un modelo discriminante lineal para distinguir entre una especie y otra.

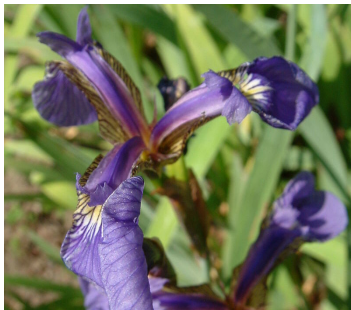


Figura 1: Iris Setosa.



Figura 2: Iris virginica.



Figura 3: Iris versicolor.

A continuación, se mostrarán los resultados obtenidos por los algoritmos en este caso de estudio. Utilizaremos una tabla comparativa donde incluiremos el nombre de los algoritmos, los resultados obtenidos por las métricas utilizadas (Calinski-Harabaz y Silhouette) y los tiempos de ejecución de los mismos. Las métricas utilizadas se interpretarán de la siguiente forma:

- **Calinski-Harabaz:** se basa en el concepto de densidad y de como de bien están separados los clusters. Especifica la relación entre la dispersión entre los clusters y la dispersión dentro de los clusters. Nos indicará si estamos usando un buen número de clusters para un algoritmo en concreto. El número óptimo de clusters es la solución con el valor de índice Calinski-Harabasz más alto.
- **Silhouette:** es una medida que indica como de similar es un objeto respecto a su propio grupo (cohesión) en comparación con otros grupos (separación). Toma valores entre -1 y +1, donde un alto valor indica que el objeto es bastante similar a su grupo y muy diferente a los de otros cluster. Si el valor es cercano a 1, la configuración de los cluster es apropiada, si no, habrá más o menos clusters de los necesarios.

Los algoritmos elegidos han sido los siguientes: **K-Means**, **MeanShift**, **DBSCAN** y **Agglomerative Clustering** (clustering jerárquico). A la hora de elegir las mejores versiones de cada algoritmo, nos basaremos en el coeficiente de Calinski-Harabaz (**CH**) que como hemos explicado antes, tendrá mayor valor si estamos usando el número adecuado de clusters.

Mostraremos la tabla comparativa que contiene las mejores versiones de cada algoritmo ejecutado. Se hará un estudio más profundo sobre aquellos dos algoritmos que obtengan un mayor valor del coeficiente de Silhouette. En este caso, **K-Means** y **Agglomerative Clustering**.

Name	Nº Clusters	CH	SH	Time	Clusters
K-Means	3	359.845074	0.504769	0.016456	0: 61 (40.67 %) 1: 50 (33.33 %) 2: 39 (26.00 %)
DBSCAN	4	94.991819	0.306404	0.002353	0: 45 (30.00 %) 1: 39 (26.00 %) -1: 36 (24.00 %) 2: 30 (20.00 %)
AggCluster	3	349.254185	0.504800	0.019058	0: 67 (44.67 %) 1: 50 (33.33 %) 2: 33 (22.00 %)
MeanShift	3	290.470683	0.476961	0.289073	0: 81 (54.00 %) 1: 50 (33.33 %) 2: 19 (12.67 %)

Tabla 1: Tabla comparativa algoritmos.

5.1. K-Means.

K-Means es un algoritmo de clasificación no supervisada (clusterización) que agrupa objetos en K grupos basándose en sus características. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias entre cada objeto y el centroide de su grupo o cluster.

El algoritmo K-Means resuelve un problema de optimización, siendo la función a optimizar (minimizar) la suma de las distancias cuadráticas de cada objeto al centroide de su cluster. Es necesario especificar el valor de K previamente antes de ejecutar el algoritmo.

Para el algoritmo K-Means se ha utilizado el siguiente código en python y se ha obtenido la siguiente agrupación de las muestras, donde el cluster 0 representa las **Iris** versicolor, el cluster 1 setosa y el cluster 2 virginica:

```
KMeans(init='k-means++', n_clusters=3, n_init=5, random_state=12345)
```

```
0:    61 (40.67%)
1:    50 (33.33%)
2:    39 (26.00%)
```

Se mostrarán 4 gráficas realizadas y se hará un estudio sobre los resultados obtenidos. Las gráficas obtenidas para este caso, serán **Scatter Matrix**, **Heatmap**, **KPlot** y **BoxPlot** que mostrarán la matriz de dispersión de las muestras, mapa de calor de los centroides para cada variable y distribución de las muestras según cada variable.

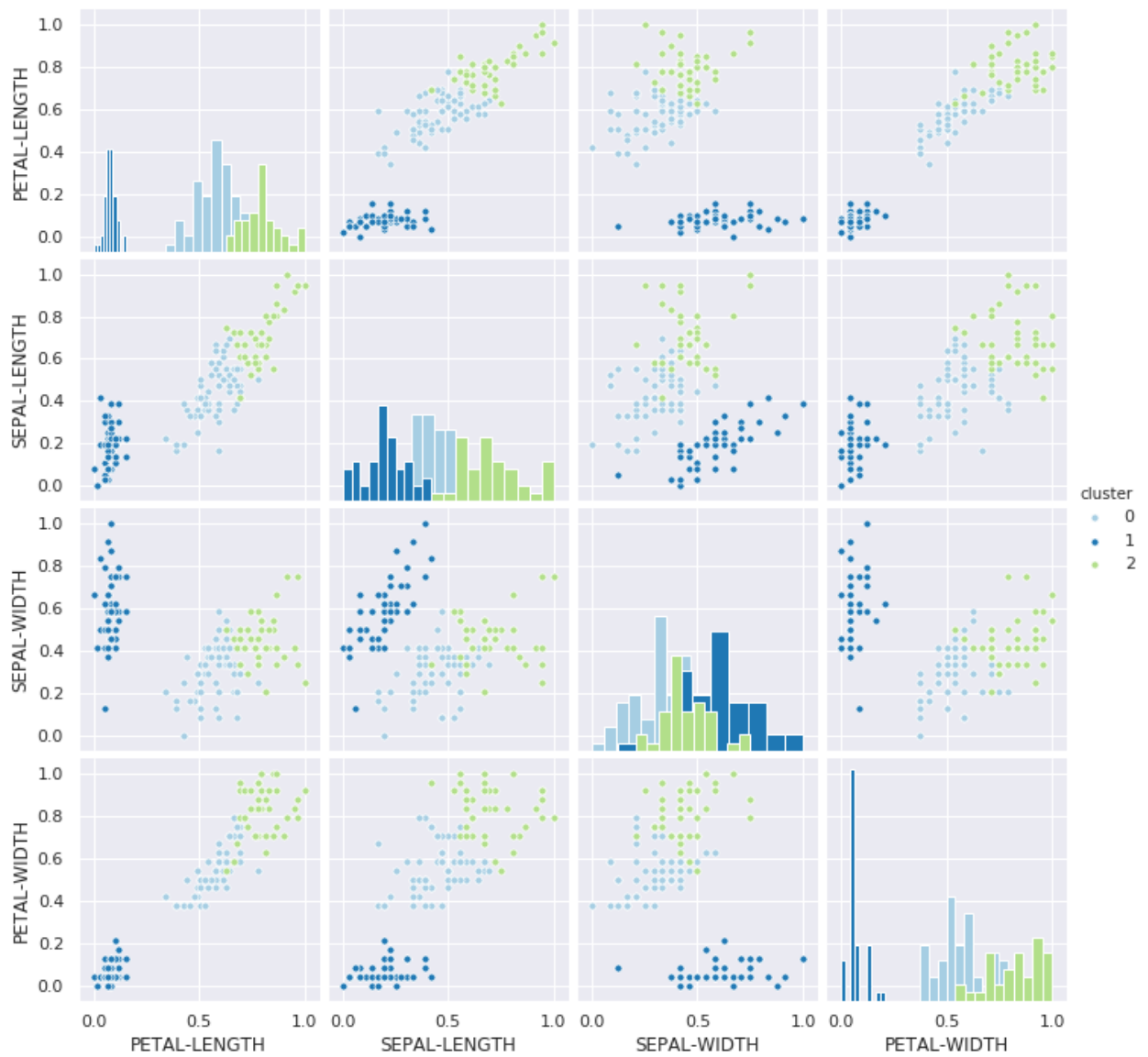


Figura 4: Scatter Matrix para K-Means con 3 clusters.

Extraer conclusiones...

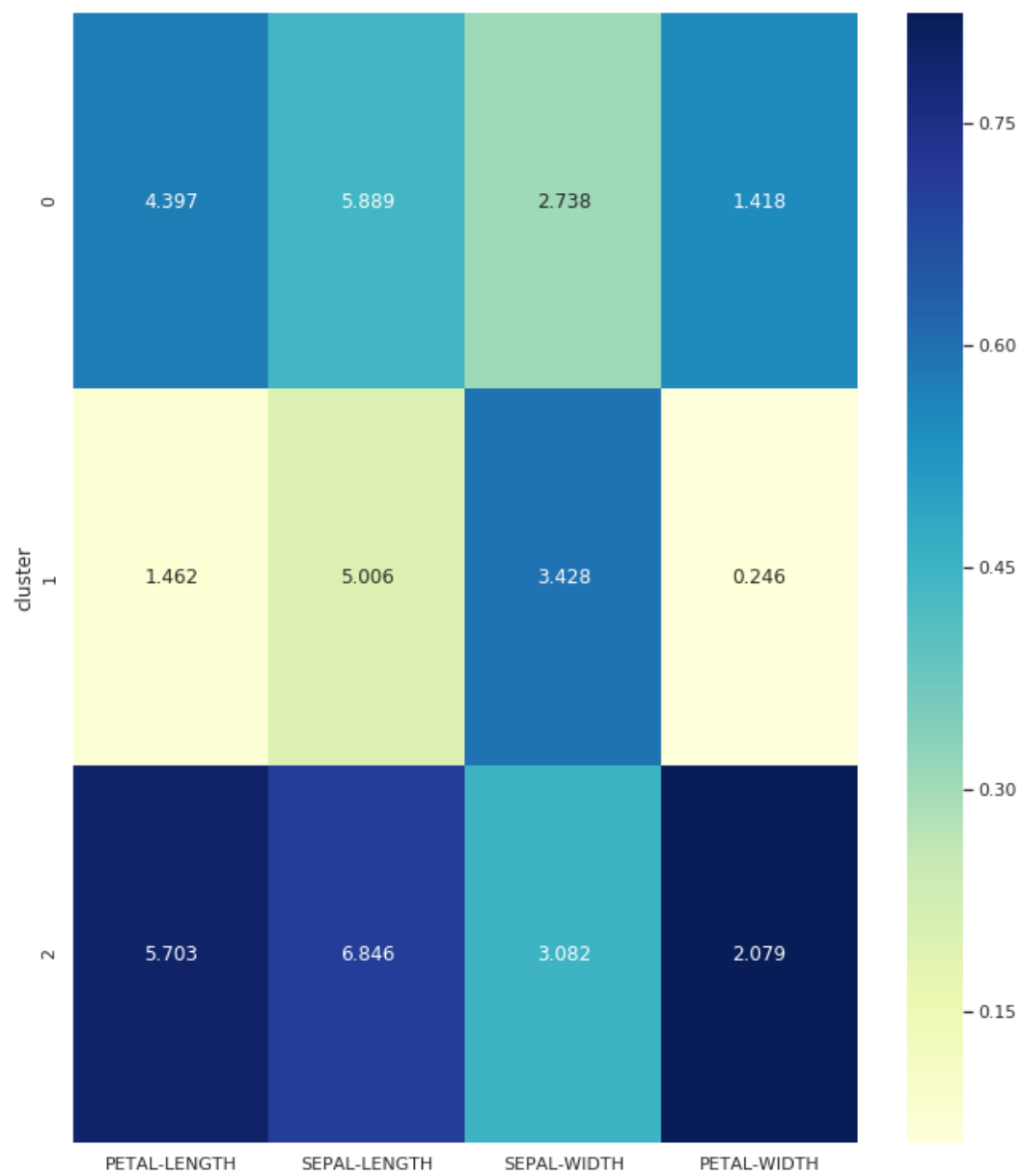


Figura 5: HeatMap para K-Means con 3 clusters.

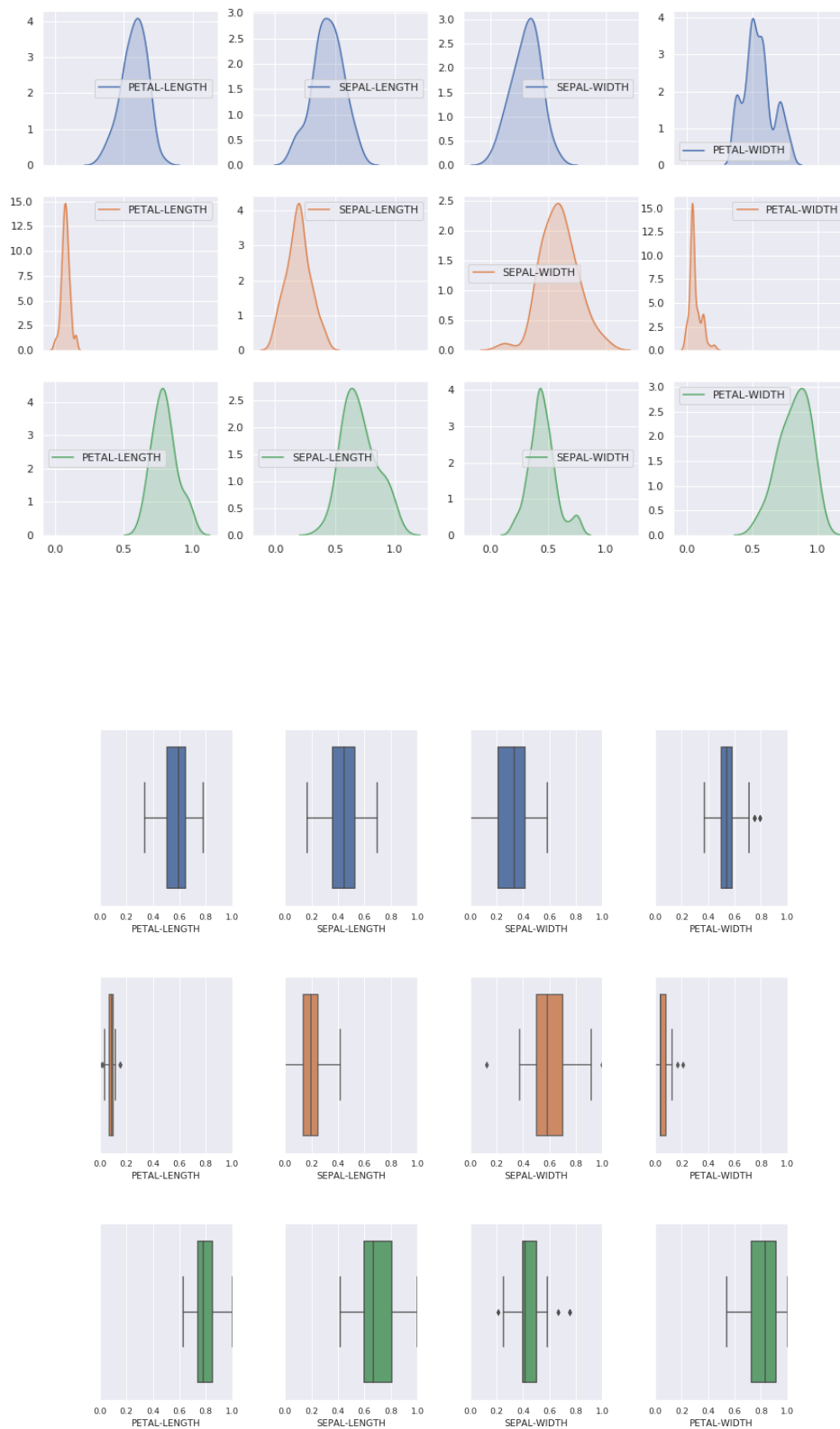


Figura 6: KPlot y BoxPlot para K-Means con 3 clusters.

5.2. Agrupamiento Jerárquico.

El agrupamiento jerárquico es un método de análisis de grupos puntuales, el cual busca construir una jerarquía de grupos. Estrategias para agrupamiento jerárquico generalmente caen en dos tipos:

- **Aglomerativas:** Este es un acercamiento ascendente: cada observación comienza en su propio grupo, y los pares de grupos son mezclados mientras uno sube en la jerarquía.
- **Divisivas:** Este es un acercamiento descendente: todas las observaciones comienzan en un grupo, y se realizan divisiones mientras uno baja en la jerarquía.

En general, las mezclas y divisiones son determinadas con un Algoritmo Greedy. Los resultados del agrupamiento jerárquico son usualmente presentados en un dendrograma.

En orden de decidir qué grupos deberían ser combinados se requiere una medida de disimilitud entre conjuntos de observaciones. En la mayoría de los métodos de agrupamiento jerárquico, esto se consigue mediante el uso de una métrica apropiada (una medida de distancia entre pares de observaciones), y un criterio de enlace el cual determina la distancia entre conjuntos de observaciones como una función de las distancias entre observaciones dos a dos.

En nuestro caso, usaremos la estrategia de agrupamiento aglomerativo y usaremos la métrica euclídea junto con el criterio de enlace ward (el decrecimiento en la varianza para los grupos que están siendo mezclados).

Para el algoritmo jerárquico aglomerativo, se ha utilizado el siguiente código en python y se ha obtenido la siguiente agrupación de las muestras:

```
AgglomerativeClustering(n_clusters=3, linkage="ward", affinity='euclidean')
```

```
0:    67 (44.67%)
1:    50 (33.33%)
2:    33 (22.00%)
```

Se mostrarán 4 gráficas realizadas y se hará un estudio sobre los resultados obtenidos. Las gráficas obtenidas para este caso, serán la matriz de dispersión y mapa de calor también usados para el método de K-Means y además se mostrarán dos dendogramas para representar el proceso de agrupamiento seguido.

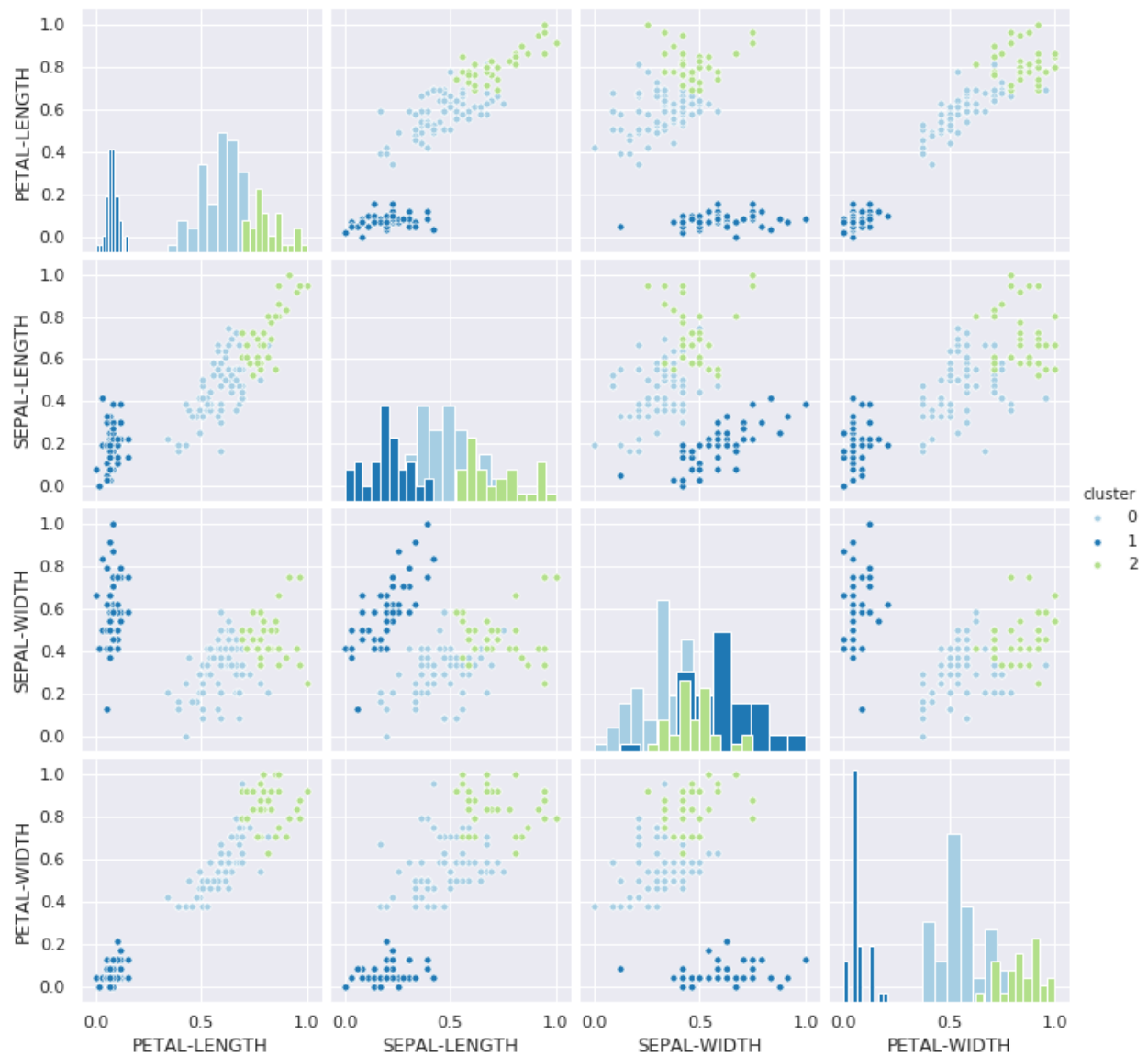


Figura 7: Scatter Matrix para Agglomerative Clustering con 3 clusters.

Extraer conclusiones...

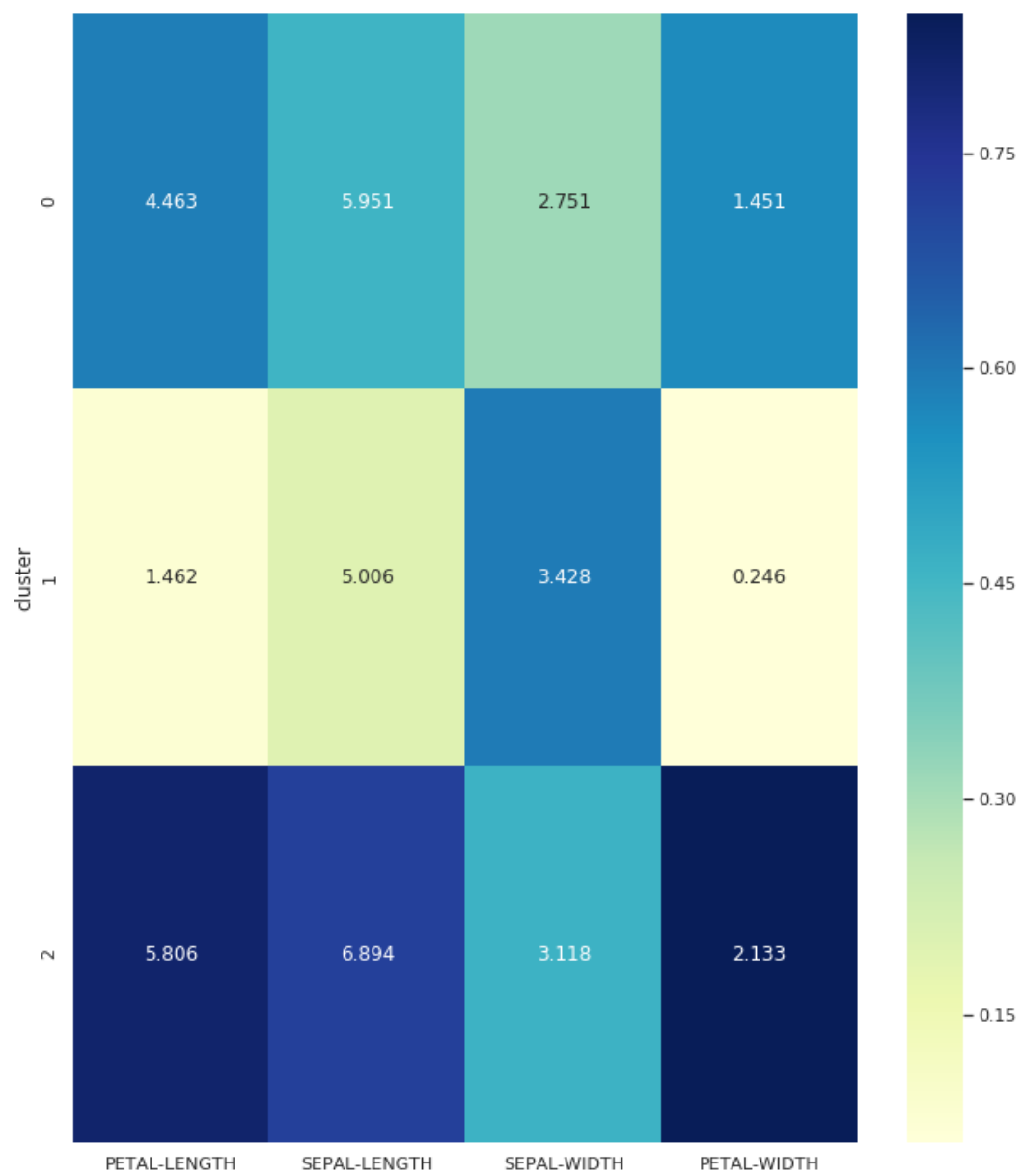


Figura 8: HeatMap para Agglomerative Clustering con 3 clusters.

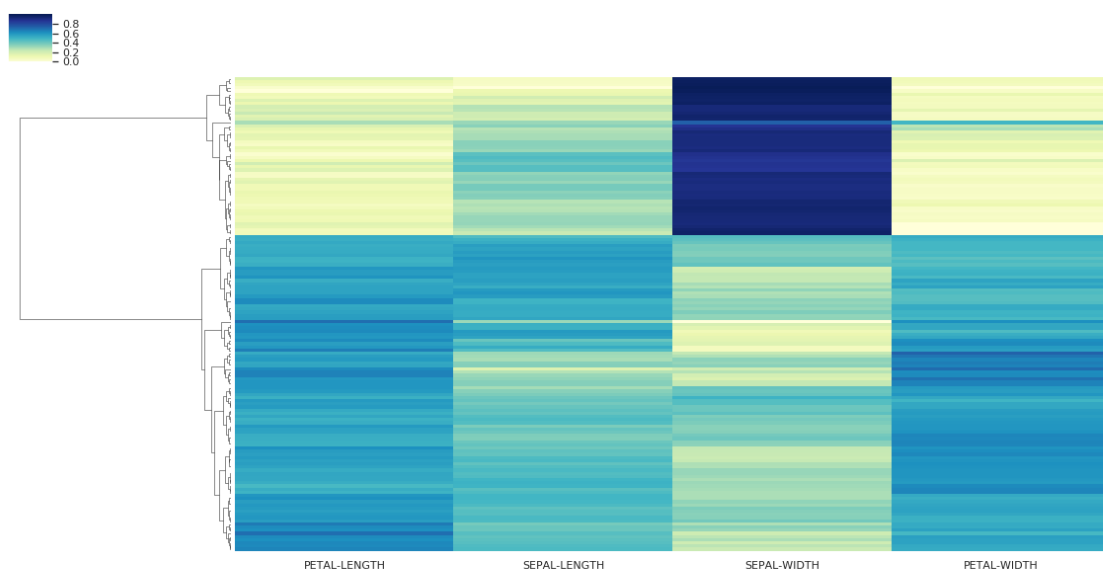
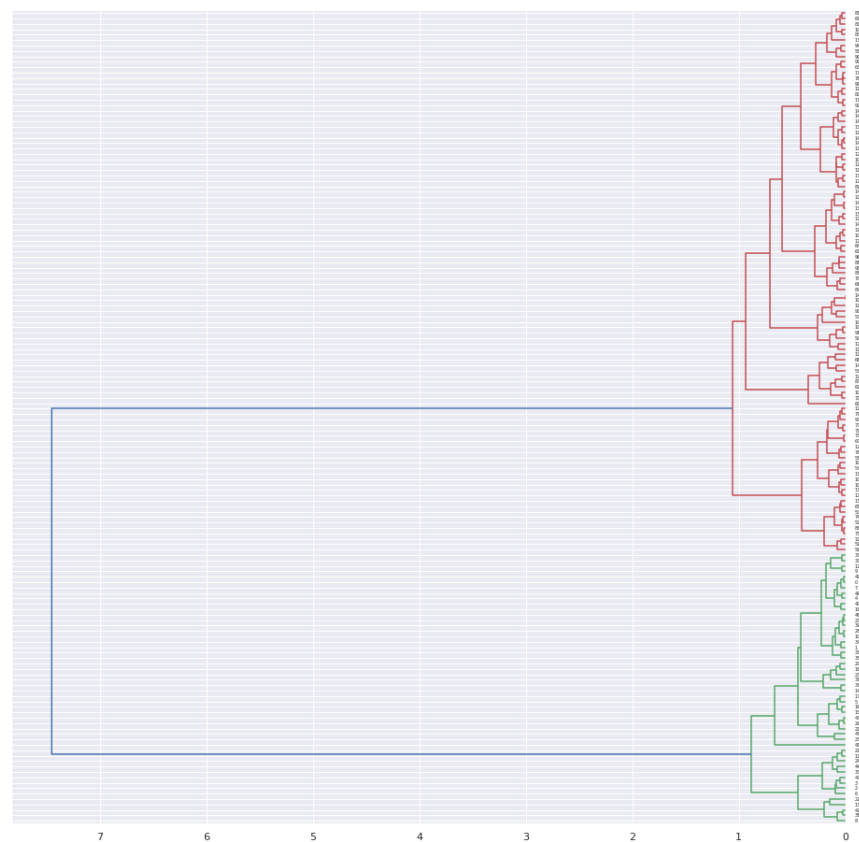


Figura 9: Dendogramas para Agglomerative Clustering con 3 clusters.

5.3. DBSCAN.

Al contrario de la estrategia seguida por K-Means, DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) no presupone clusters convexos, sino que se basa en la densidad de las muestras para identificar los clusters. Por este motivo, los clusters identificados por DBSCAN pueden ser de cualquier forma.

Dos parámetros importantes para definir este algoritmo son: **eps**, máxima distancia entre dos muestras para poder ser consideradas pertenecientes al mismo "vecindario", y **min_samples**, número de muestras en un vecindario para que una región pueda ser considerada densa.

Consideremos un conjunto de puntos a ser agrupados en un espacio determinado. La técnica de agrupación DBSCAN clasifica los puntos como puntos núcleo, puntos (densamente-)alcanzables, o ruido de la siguiente forma:

- Un punto p pertenece al núcleo si al menos min_samples puntos están a una distancia ϵ de él y esos puntos son directamente alcanzables desde p . No es posible tener puntos directamente alcanzables desde un punto distinto al núcleo.
- Un punto q es alcanzable desde p si existe una secuencia de puntos $p_1 \dots p_n$ donde $p_1 = p$ y $p_n = q$ y cada punto p_{i+1} es directamente alcanzable desde p_i .
- Un punto que no sea alcanzable desde cualquier otro se considera ruido.

Si p es un punto núcleo, este forma un cluster junto a otros puntos que sean alcanzables desde él. Cada cluster contiene al menos un punto núcleo. Los puntos no núcleos alcanzables pueden pertenecer a un cluster pero actúan como una barrera puesto que no es posible alcanzar más puntos desde estos.

Se puede observar que la relación de ser alcanzable no es simétrica. Por definición, ningún punto puede ser alcanzable desde un punto que no sea núcleo, sin importar la distancia a la que se encuentre. Por lo tanto la noción de conectividad es necesaria para definir formalmente la extensión de un cluster dada por DBSCAN. Dos puntos p y q están conectados densamente si existe un punto o tal que ambos p y q sean directamente alcanzables desde o . La relación estar densamente conectado es simétrica.

Por tanto un clúster generado por el método DBSCAN satisface dos propiedades:

- Todos los puntos de un mismo clúster están densamente conectados entre sí.
- Si un punto A es densamente alcanzable desde cualquier otro punto B del clúster, entonces A también forma parte del clúster.

Para DBSCAN, se ha utilizado el siguiente código en python y se ha obtenido la siguiente agrupación de las muestras, donde el clúster -1 representa las muestras formadas por ruido:

```
DBSCAN(eps=0.12, min_samples=5)
```

```
0:    45 (30.00%)
1:    39 (26.00%)
-1:   36 (24.00%)
2:    30 (20.00%)
```

Las gráficas obtenidas para este caso, serán la matriz de dispersión (Scatter Matrix) y mapa de calor (HeatMap).

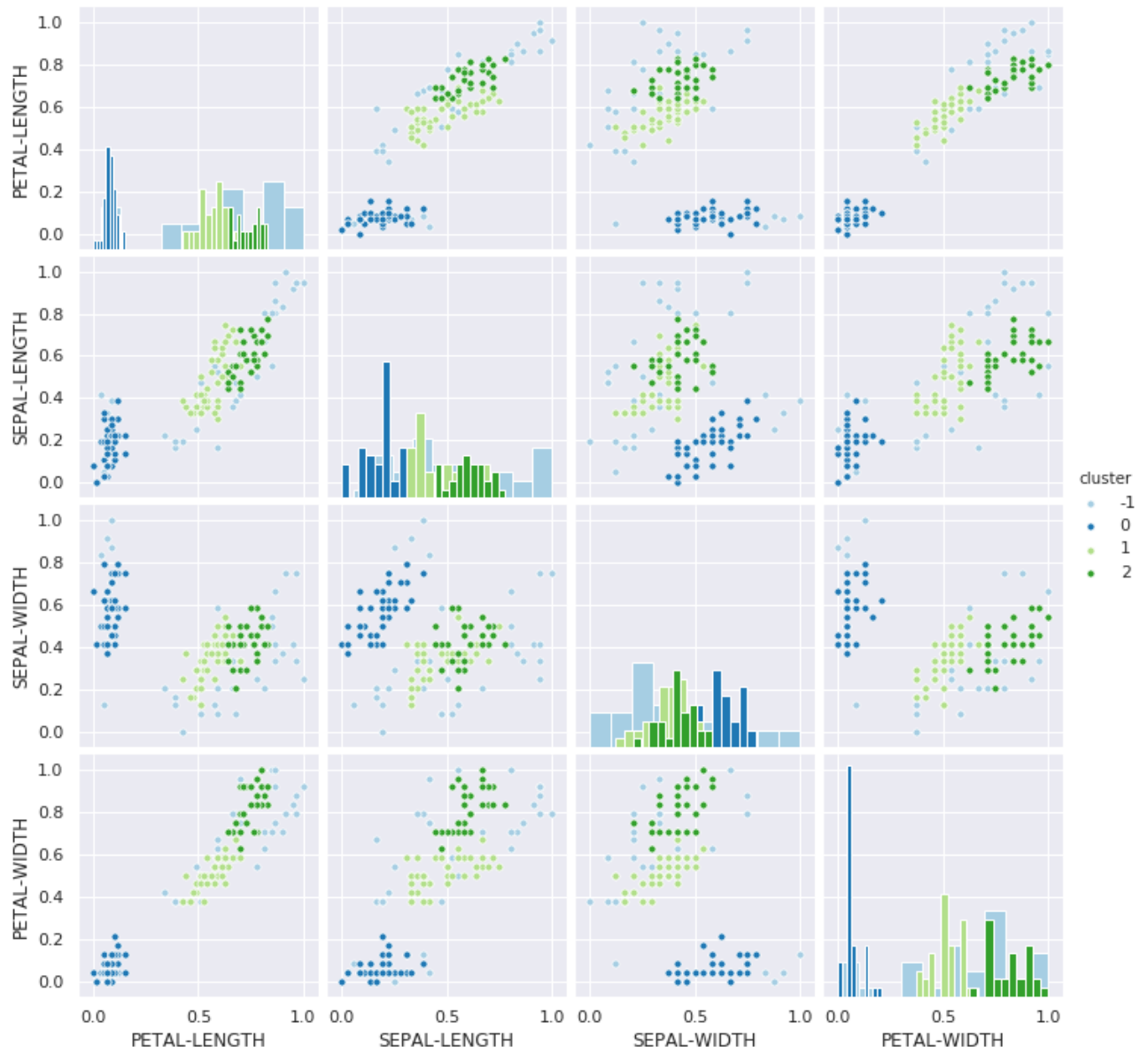


Figura 10: Scatter Matrix para DBSCAN con 4 clusters.

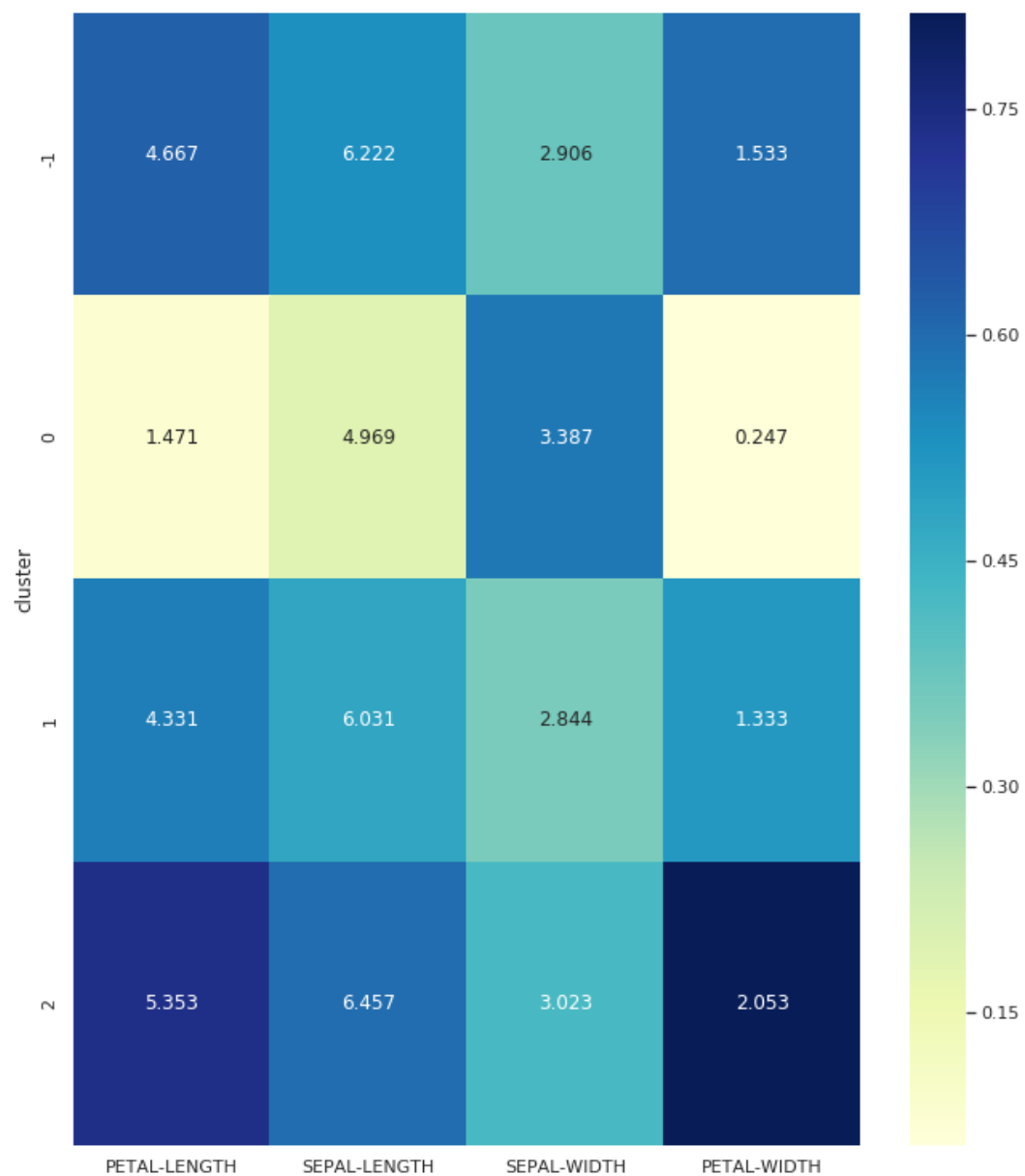


Figura 11: HeatMap para DBSCAN con 4 clusters.

5.4. Mean Shift.

Mean Shift es una técnica de análisis de espacio de características no paramétrica para localizar los máximos de una función de densidad. Es un método iterativo que parte de una estimación inicial x . Dada una función núcleo $K(x_i - x)$. Esta función determina el peso de los puntos cercanos para la reestimación de la media. Normalmente se usa un núcleo gaussiano en la distancia de la estimación actual, $K(x_i - x) = e^{-c\|x_i - x\|^2}$. La media ponderada de la densidad en la ventana determinada por K es:

$$m(x) = \frac{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x) x_i}{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x)}$$

donde $N(x)$ es el vecindario de x , un conjunto de puntos donde $K(x_i) \neq 0$.

La diferencia $m(x) - x$ se denomina Mean Shift. El algoritmo establece $m(x) \rightarrow x$ y repite la estimación hasta que $m(x)$ converja.

Todavía no se conoce una prueba rígida de la convergencia del algoritmo utilizando un núcleo general en un espacio de alta dimensión. Aliyari Ghassabeh mostró la convergencia del algoritmo de cambio medio en una dimensión con una función de perfil diferenciable, convexa y estrictamente decreciente. Sin embargo, el caso unidimensional tiene aplicaciones limitadas en el mundo real.

Además, se ha demostrado la convergencia del algoritmo en dimensiones superiores con un número finito de los puntos estacionarios (o aislados). Sin embargo, no se han proporcionado condiciones suficientes para que una función general del núcleo tenga puntos estacionarios finitos (o aislados).

Sea un conjunto de datos finito S embebido en el espacio euclídeo n -dimensional X . Sea K un núcleo plano que tiene como función característica en X :

$$K(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \|x\| \leq \lambda \\ 0 & \text{si } \|x\| > \lambda \end{cases}$$

En cada iteración del algoritmo, se establece $m(x) \rightarrow x$ para todo $s \in S$ simultáneamente. Una de las preguntas que nos podemos hacer es, cómo estimar la función de densidad dado un conjunto escaso de muestras. Uno de los enfoques más simples es simplemente suavizar los datos, por ejemplo, convolucionándolos con un núcleo fijo de ancho h :

$$f(x) = \sum_i K(x - x_i) = \sum_i k \frac{\|x - x_i\|^2}{h^2}$$

donde x_i son las muestras de entrada y k la función núcleo y h es el único parámetro que toma el algoritmo que se denomina *bandwidth*. Una vez que hemos calculado $f(x)$ a partir de la ecuación anterior, podemos encontrar sus máximos locales utilizando el ascenso de gradiente o alguna otra técnica de optimización.

Usando esta aproximación por fuerza bruta hace que el problema sea computacionalmente inviable conforme aumentamos las dimensiones del problema sobre el espacio de búsqueda total. Por tanto, Mean Shift utiliza la técnica del reinicio de gradiente descendiente múltiple, la cual empieza desde un máximo local y_k y calcula su aproximación $f(x)$ y avanza en esa dirección.

Para Mean Shift, se ha utilizado el siguiente código en python y se ha obtenido la siguiente agrupación de las muestras:

```
MeanShift(bandwidth=estimate_bandwidth(X_normal, quantile=0.67,
n_samples=400), bin_seeding=True)
```

```
0: 81 (54.00%)
1: 50 (33.33%)
2: 19 (12.67%)
```

Las gráficas obtenidas para este caso, serán la matriz de dispersión (Scatter Matrix) y mapa de calor (HeatMap).

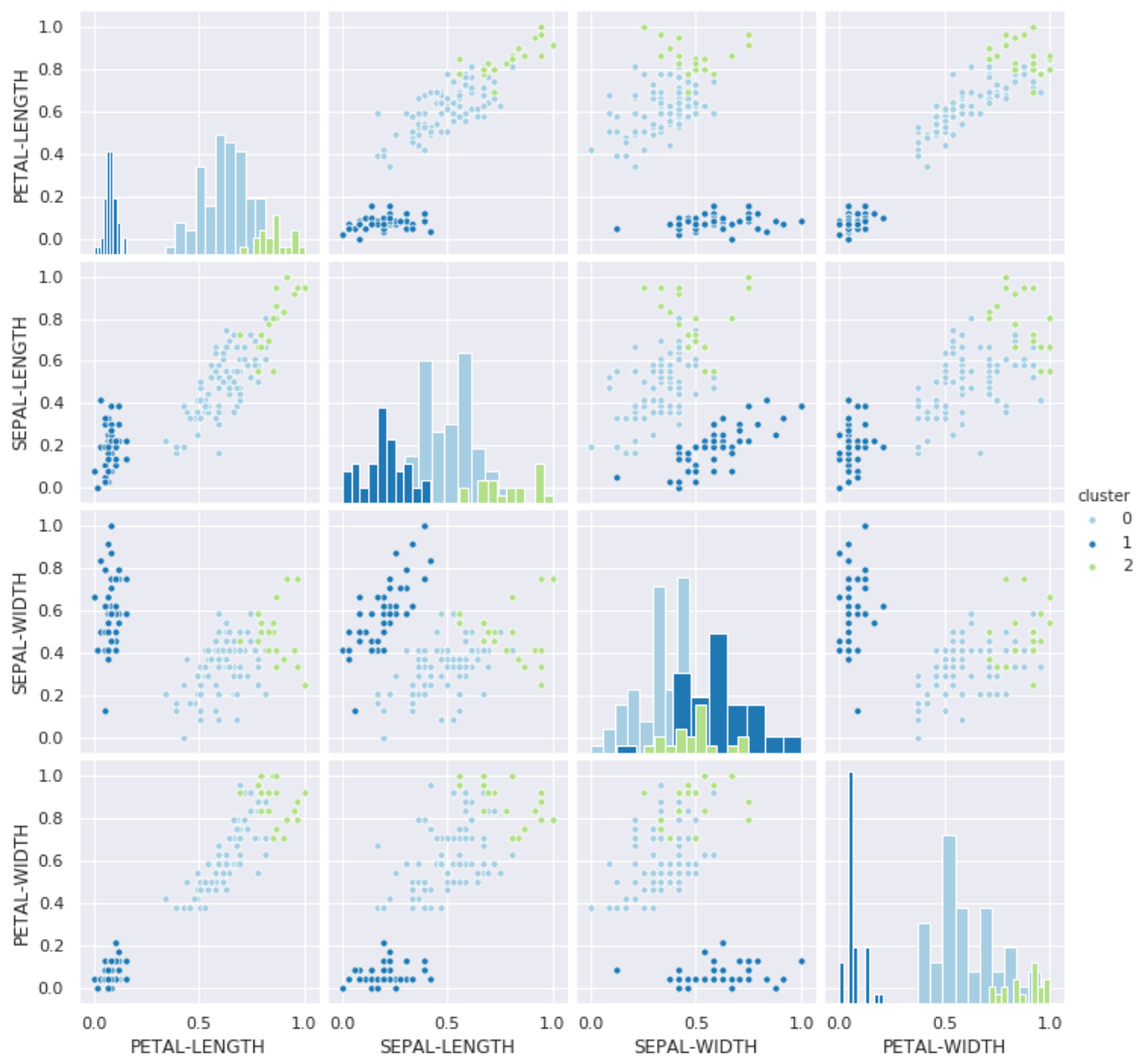


Figura 12: Scatter Matrix para Mean Shift con 3 clusters.

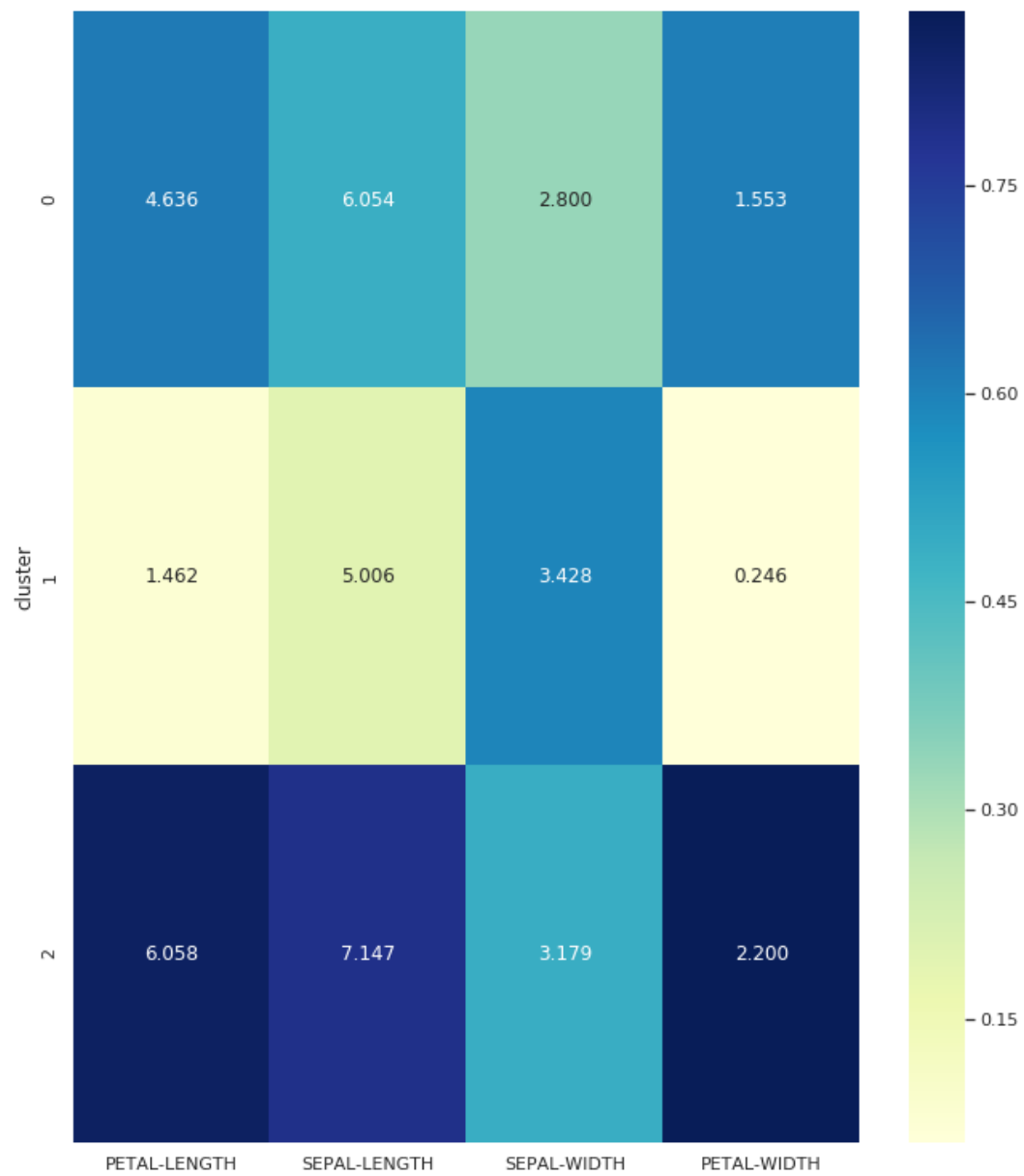


Figura 13: HeatMap para Mean Shift con 3 clusters.

6. Bibliografía