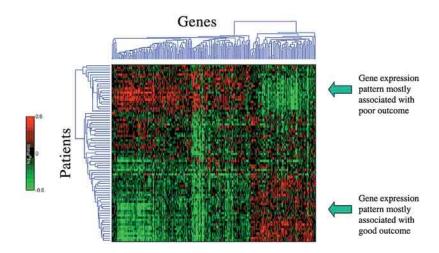
Aprendizaje no supervisado

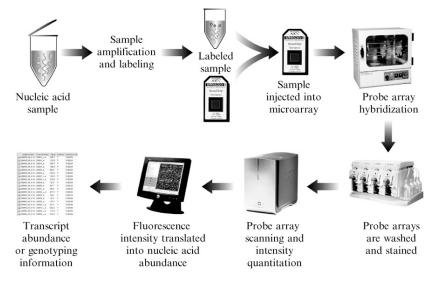
Coagrupamiento o biclustering

Javier Sevilla

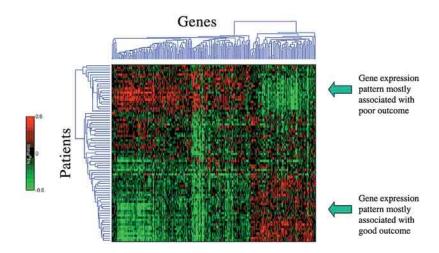












https://www.youtube.com/watch?v=OATUjAxNf6U



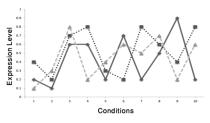
Agrupamiento vs. coagrupamiento

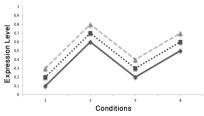
X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆		X _{1v}
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆		X _{2v}
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆	• • • •	X _{3v}
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆		X _{4v}
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆	• • •	X _{5v}
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆		X _{6v}
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		X _{7v}
X ₈₁	X ₈₂	X ₈₃	X ₈₄	X ₈₅	X ₈₆	• • •	X _{8v}
X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆	• • •	X _{9v}
÷	:	:	:	1	1	٠.	1
X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{n5}	X _{n6}		X _{nv}

X ₁₁	^12	^13	^14	^15	X ₁₆		X _{1v}
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆		X _{2v}
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆		X _{3v}
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆		X _{4v}
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆		X _{5v}
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆		Χ _{6ν}
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		X _{7v}
X ₈₁	X ₈₂	X ₈₃	X ₈₄	X ₈₅	X ₈₆		X _{8v}
X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆		X _{9v}
÷	:	1	1	1	1	٠,	:
X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{n5}	X _{n6}		Xnv

X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	•••	X _{1v}
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆		X _{2v}
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆	•••	X _{3v}
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆		X _{4v}
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆		X _{5v}
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆		Χ _{6ν}
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		X _{7v}
X ₈₁	X ₈₂	X ₈₃	X ₈₄	X ₈₅	X ₈₆		X _{8v}
X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆		X _{9v}
1	1	:	:	1	:	٠.	:
X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{n5}	X _{n6}		Xnv

Agrupamiento vs. coagrupamiento





Coagrupamiento o biclustering

Coagrupamiento o biclustering

Técnicas que buscan clústeres tal que:

 Un clúster de ejemplos se define sólo mediante un subconjunto de variables

X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆		Χ _{1ν}
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆		X _{2v}
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆		Χ _{3ν}
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆		X ₄ _V
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆		Χ ₅ ,
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆		Х ₆ ,
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		X ₇ ,
X ₈₁	X ₈₂	X ₈₃	X ₈₄	X ₈₅	X ₈₆		X ₈ ,
X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆		X ₉ _\
1	:	:	:	÷	÷	٠.	:
X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{n5}	X _{n6}		Xnv

Coagrupamiento o biclustering

Coagrupamiento o biclustering

Técnicas que buscan clústeres tal que:

- Un clúster de ejemplos se define sólo mediante un subconjunto de variables
- Un clúster de variables se define sólo mediante un subconjunto de ejemplos

X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{n5}	X _{n6}		Χnν
÷	1	:	:	:	:	٠.	:
X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆		X _{9\}
X ₈₁	X ₈₂	X ₈₃	X ₈₄	X ₈₅	X ₈₆		X _{8\}
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		Χ _{7\}
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆	•••	Х ₆ ,
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆		X ₅ ,
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆		X ₄ ,
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆	•••	X ₃ ,
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆		X ₂ ,
X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	•••	X ₁ ,

Coagrupamiento o biclustering

Coagrupamiento o biclustering

Técnicas que buscan clústeres tal que:

- Un clúster de ejemplos se define sólo mediante un subconjunto de variables
- Un clúster de variables se define sólo mediante un subconjunto de ejemplos
- Los clústeres no son, respecto a ejemplos y variables, ni exclusivos ni exhaustivos Un ejemplo puede pertenecer a uno, varios o ningún clúster

Una variable puede relacionarse con uno, varios o ningún clúster

X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆	**.	X ₉ √
			X ₈₄				X ₈ ,
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		X ₇ ,
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆		X ₆
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆		X ₅ ,
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆	•••	X ₄ ,
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆	•••	Х3
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆	•••	X ₂
X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	•••	X ₁



1	1	1	5	7	9	2	2	2	2	5	4	2	6	4	2.5	7	5
1	1	1	5	7	9	4	4	4	5	8	7	4	12	8	4	10	8.5
1	1	1	5	7	9	6	6	6	3	6	5	5	15	10	5	13	9
1	1	1	5	7	9	8	8	8	6	9	8	8	24	16	8	19	13
1	1	1	5	7	9	10	10	10	4	7	6	3	9	6	3	8	6.5
1	1	1	5	7	9	12	12	12	7	10	9	6	18	12	5.5	14	9

- X Conjunto de datos de entrenamiento (matriz)
- n Número de ejemplos
- v Número de variables
- $I_{n'}$ Vector de índices de longitud n'

Así, definimos una **sub-matriz** X' dados $I'_n \subset I_n$ e $I'_v \subset I_v$ donde $X'_{ij} = X_{I_{n'}[i],I_{v'}[j]}$

1	1	1	5	7	9	2	2	2	2	5	4	2	6	4	2.5	7	5
1	1	1	5	7	9	4	4	4	5	8	7	4	12	8	4	10	8.5
1	1	1	5	7	9	6	6	6	3	6	5	5	15	10	5	13	9
1	1	1	5	7	9	8	8	8	6	9	8	8	24	16	8	19	13
1	1	1	5	7	9	10	10	10	4	7	6	3	9	6	3	8	6.5
1	1	1	5	7	9	12	12	12	7	10	9	6	18	12	5.5	14	9

- X Conjunto de datos de entrenamiento (matriz)
- n Número de ejemplos
- v Número de variables
- $I_{n'}$ Vector de índices de longitud n'

Así, definimos una **sub-matriz** X' dados $I'_n \subset I_n$ e $I'_v \subset I_v$ donde $X'_{ij} = X_{I_{n'}[i],I_{v'}[j]}$ Una **sub-matriz** es un **clúster** si los valores que agrupa siguen un cierto patrón



1	1	1	5	7	9	2	2	2	2	5	4	2	6	4	2.5	7	5
1	1	1	5	7	9	4	4	4	5	8	7	4	12	8	4	10	8.5
1	1	1	5	7	9	6	6	6	3	6	5	5	15	10	5	13	9
1	1	1	5	7	9	8	8	8	6	9	8	8	24	16	8	19	13
1	1	1	5	7	9	10	10	10	4	7	6	3	9	6	3	8	6.5
1	1	1	5	7	9	12	12	12	7	10	9	6	18	12	5.5	14	9

Clúster
$$X'$$
 dados $I'_n\subset I_n$ e $I'_v\subset I_v$ donde $X'_{ij}=X_{I_{n'}[i],I_{v'}[j]}$

▶ Biclústeres constantes: todos los valores de la sub-matriz son iguales

1	1	1	5	7	9	2	2	2	2	5	4	2	6	4	2.5	7	5
1	1	1	5	7	9	4	4	4	5	8	7	4	12	8	4	10	8.5
1	1	1	5	7	9	6	6	6	3	6	5	5	15	10	5	13	9
1	1	1	5	7	9	8	8	8	6	9	8	8	24	16	8	19	13
1	1	1	5	7	9	10	10	10	4	7	6	3	9	6	3	8	6.5
1	1	1	5	7	9	12	12	12	7	10	9	6	18	12	5.5	14	9

Clúster
$$X'$$
 dados $I'_n \subset I_n$ e $I'_v \subset I_v$ donde $X'_{ij} = X_{I_{n'}[i],I_{v'}[j]}$

- ▶ Biclústeres constantes: todos los valores de la sub-matriz son iguales
- Biclústeres con filas/columnas constantes: todos los valores de una fila/columnas son iguales pero los de diferentes filas/columnas son diferentes

1	1	1	5	7	9	2	2	2	2	5	4	2	6	4	2.5	7	5
1	1	1	5	7	9	4	4	4	5	8	7	4	12	8	4	10	8.5
1	1	1	5	7	9	6	6	6	3	6	5	5	15	10	5	13	9
1	1	1	5	7	9	8	8	8	6	9	8	8	24	16	8	19	13
1	1	1	5	7	9	10	10	10	4	7	6	3	9	6	3	8	6.5
1	1	1	5	7	9	12	12	12	7	10	9	6	18	12	5.5	14	9

Clúster X' dados $I'_n \subset I_n$ e $I'_v \subset I_v$ donde $X'_{ij} = X_{I_{n'}[i],I_{v'}[j]}$

- ▶ Biclústeres constantes: todos los valores de la sub-matriz son iguales
- Biclústeres con filas/columnas constantes: todos los valores de una fila/columnas son iguales pero los de diferentes filas/columnas son diferentes
- Biclústeres basados en patrones (aditivos o multiplicativos): las diferencias o el ratio entre los elementos de dos filas o columnas cualquiera son constantes

1	1	1	5	7	9	2	2	2	2	5	4	2	6	4	2.5	7	5
1	1	1	5	7	9	4	4	4	5	8	7	4	12	8	4	10	8.5
1	1	1	5	7	9	6	6	6	3	6	5	5	15	10	5	13	9
1	1	1	5	7	9	8	8	8	6	9	8	8	24	16	8	19	13
1	1	1	5	7	9	10	10	10	4	7	6	3	9	6	3	8	6.5
1	1	1	5	7	9	12	12	12	7	10	9	6	18	12	5.5	14	9

Clúster
$$X'$$
 dados $I'_n \subset I_n$ e $I'_v \subset I_v$ donde $X'_{ij} = X_{I_{n'}[i],I_{v'}[j]}$

- ▶ Biclústeres constantes: todos los valores de la sub-matriz son iguales
- Biclústeres con filas/columnas constantes: todos los valores de una fila/columnas son iguales pero los de diferentes filas/columnas son diferentes
- Biclústeres basados en patrones (aditivos o multiplicativos): las diferencias o el ratio entre los elementos de dos filas o columnas cualquiera son constantes
- Biclústeres con evoluciones coherentes: más allá del valor exacto, busca biclústeres con comportamientos coherentes (aumentan o disminuyen a la vez) por filas, columnas o ambas.



Cheng y Church (2000)

Biclustering como problema de optimización

- Algoritmo voraz
- Cada posible biclúster, un valor de credibilidad (¿es realmente un biclúster?)
- Busca submatrices grandes y uniformes
- Se asume (implícito) biclúster constantes, con la posibilidad de cierto comportamiento aditivo por filas y/o columnas

Cheng y Church (2000)

Valor medio sobre una fila de un posible biclúster (sub-matriz):

$$\bar{x}_{il_{v'}} = \frac{1}{|I_{v'}|} \sum_{j \in I_{v'}} x_{ij}$$

Cheng y Church (2000)

Valor medio sobre una fila de un posible biclúster (sub-matriz):

$$\bar{x}_{il_{v'}} = \frac{1}{|I_{v'}|} \sum_{j \in I_{v'}} x_{ij}$$

Valor medio de una columna:

$$\bar{x}_{I_{n'}j} = \frac{1}{|I_{n'}|} \sum_{i \in I_{n'}} x_{ij}$$

Cheng y Church (2000)

Valor medio sobre una fila de un posible biclúster (sub-matriz):

$$\bar{x}_{il_{v'}} = \frac{1}{|I_{v'}|} \sum_{j \in I_{v'}} x_{ij}$$

Valor medio de una columna:

$$\bar{x}_{I_{n'}j} = \frac{1}{|I_{n'}|} \sum_{i \in I_{n'}} x_{ij}$$

Valor medio de la sub-matriz:

$$\bar{x}_{I_{n'},I_{v'}} = \frac{1}{|I_{n'}| \cdot |I_{v'}|} \sum_{i \in I_{n'}} \sum_{i \in I_{n'}} x_{ij}$$

Cheng y Church (2000)

Idea

Si se substrae el valor medio del biclúster, $\bar{x}_{l_{n'},l_{v'}}$, de la fila, $\bar{x}_{il_{v'}}$, y de la columna, $\bar{x}_{l_{n'}j}$, el **valor residual** restante tendería a cero.

Valor residual de un punto $(i,j) \in (I_{n'},I_{v'})$:

$$R_{I_{n'},I_{v'}}(i,j) = x_{ij} - \bar{x}_{I_{n'},I_{v'}} - \bar{x}_{iI_{v'}} - \bar{x}_{I_{n'}j}$$

Valor residual cuadrático medio de una sub-matriz:

$$\bar{R}_{I_{n'},I_{v'}} = \frac{1}{|I_{n'}| \cdot |I_{v'}|} \sum_{(i,j) \in (I_{n'},I_{v'})} R_{I_{n'},I_{v'}}(i,j)^2$$

Cheng y Church (2000)

de la columna, $\bar{x}_{l,i}$, el **valor residual** restante tendería a cero.

Valor residual de un punto $(i, j) \in (I_{n'}, I_{v'})$:

$$R_{I_{n'},I_{v'}}(i,j) = x_{ij} - \bar{x}_{I_{n'},I_{v'}} - \bar{x}_{iI_{v'}} - \bar{x}_{I_{n'}j}$$

Valor residual cuadrático medio de una sub-matriz:

$$\bar{R}_{I_{n'},I_{v'}} = \frac{1}{|I_{n'}| \cdot |I_{v'}|} \sum_{(i,j) \in (I_{n'},I_{v'})} R_{I_{n'},I_{v'}}(i,j)^2$$

Reformulación: Buscar sub-matrices X' cuyo valor residual medio no supere cierto umbral δ y que sean máximas





Cheng y Church (2000)

Algoritmo

Dadas X y δ :

- Se elimina **iterativamente** la fila/columna que reduce el valor residual medio en mayor medida hasta que $\bar{R}_{l_{n'},l_{n'}} < \delta$
- ▶ Se incluye **iterativamente** una fila/columna previamente eliminada (la que menos incremente el valor residual medio) siempre que $\bar{R}_{l_{n'},l_{v'}} < \delta$

Converge a una submatriz X' localmente máxima con $\bar{R}_{l_{n'},l_{v'}} < \delta$

Cheng y Church (2000)

Algoritmo

Dadas X y δ :

- Se elimina **iterativamente** la fila/columna que reduce el valor residual medio en mayor medida hasta que $\bar{R}_{l,\prime},l_{,\prime}<\delta$
- ▶ Se incluye **iterativamente** una fila/columna previamente eliminada (la que menos incremente el valor residual medio) siempre que $\bar{R}_{l_{n'},l_{v'}} < \delta$

Converge a una submatriz X' localmente máxima con $\bar{R}_{I_{n'},I_{n'}}<\delta$

Procedimiento para encontrar un único biclúster

Para encontrar uno nuevo, sustituir los valores de X' por valor aleatorios y relanzar el algoritmo.

Algoritmo de firma iterativa

Idea

El valor medio de una fila/columna de un biclúster debería ser inusualmente alto o bajo en comparación con el valor medio del resto de la fila/columna

X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆		X _{1v}
X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆	•••	X _{2v}
X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆	•••	X _{3v}
X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆	•••	X _{4v}
X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆		X _{5v}
X ₆₁	X ₆₂	X ₆₃	X ₆₄	X ₆₅	X ₆₆		X _{6v}
X ₇₁	X ₇₂	X ₇₃	X ₇₄	X ₇₅	X ₇₆		X _{7v}
X ₈₁	X ₈₂	X ₈₃	X ₈₄	X ₈₅	X ₈₆		X _{8v}
X ₉₁	X ₉₂	X ₉₃	X ₉₄	X ₉₅	X ₉₆		X _{9v}
:	÷	:	÷	:	:	٠.	:
X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{n5}	X _{n6}		X _{nv}

Algoritmo

Dadas X y ϵ :

- ► Hace dos copias de $X: X^F y X^C$
- ► Selección inicial de filas, $I_{n'}^{(0)}$
- ▶ Iterativamente, elegir unas columnas, $I_{v'}^{(t)}$, con respecto a las filas $I_{n'}^{(t-1)}$ y una nueva selección de filas $I_{n'}^{(t)}$ a partir de las columnas $I_{v'}^{(t)}$

El algoritmo para en la Tth iteración que satisfaga:

$$\frac{|I_{n'}^{(T)} \setminus I_{n'}^{(T-1)}|}{|I_{n'}^{(T)} \cup I_{n'}^{(T-1)}|} < \epsilon$$

Algoritmo de firma iterativa

Paso clave: actualización de $I_{n'}^{(t)}$ y $I_{v'}^{(t)}$

- ▶ Se escogen las columnas cuyo valor absoluto medio sobre todas las filas de $I_{n'}^{(t-1)}$ es mayor que un umbral t_C por la desviación estándar σ_C de los valores medios de todas las columnas de la matriz original
- ▶ Se escogen las filas cuyo valor absoluto medio sobre todas las columnas de $I_{v'}^{(t)}$ es mayor que un umbral t_F por la desviación estándar σ_F de los valores medios de todas las columnas de la matriz original

>> Subconjuntos de filas/cols. con valores medios destacados con respecto al resto de filas/cols. (sólo para un subconjunto de cols./filas) <<

Paso clave: actualización de $I_{n'}^{(t)}$ y $I_{v'}^{(t)}$

- ▶ Se escogen las columnas cuyo valor absoluto medio sobre todas las filas de $I_{n'}^{(t-1)}$ es mayor que un umbral t_C por la desviación estándar σ_C de los valores medios de todas las columnas de la matriz original
- Se escogen las filas cuyo valor absoluto medio sobre todas las columnas de $I_{v'}^{(t)}$ es mayor que un umbral t_F por la desviación estándar σ_F de los valores medios de todas las columnas de la matriz original
- >> Subconjuntos de filas/cols. con valores medios destacados con respecto al resto de filas/cols. (sólo para un subconjunto de cols./filas) <<

Procedimiento para encontrar un único biclúster

Para encontrar uno nuevo, sustituir los valores de X' por valor aleatorios y relanzar el algoritmo.

Consideraciones

- Dependencia de la inicialización
 Ejecutar el algoritmo con diferentes conjuntos iniciales de filas, I_{n'}⁽⁰⁾, puede ser una manera de obtener diferentes biclústeres
- Al menos 3 parámetros (umbrales) a fijar:
 - ϵ Parámetro de parada-convergencia
 - t_F Selección de filas
 - f_C Selección de columnas

Algoritmo de co-agrupamiento espectral

Idea

Álgebra lineal para encontrar biclústeres en una matriz X que tiene una estructura de bloques:

- Biclústeres de patrón multiplicativo por fila (realista)
- Detecta estructuras incluso con filas/columnas desordenadas

1	1	11	11	3	3
1	1	11	11	3	3
4	4	7	7	12	12
4	4	7	7	12	12

Algoritmo de co-agrupamiento espectral

- ► La estructura de bloques de X se refleja en los vectores propios de XX^T y X^TX
- ▶ Los valores propios de XX^T y de X^TX son los mismos:
 f = Xe, donde e es un vector propio de X^TX, f lo es de XX^T y ambos tienen el mismo valor propio

1	1	11	11	3	3
1	1	11	11	3	3
4	4	7	7	12	12
4	4	7	7	12	12

$$e = (p, p, q, q, o, o)^T y f = (r, r, s, s)^T$$

Algoritmo de co-agrupamiento espectral

Algoritmo

- Normalizar X: $\check{X} = F^{-1/2}XC^{-1/2}$ Con F: $(n \times n)$ -matriz diagonal con $F_{ii} = \sum_{j \in \{1,...,v\}} x_{ij}$ $Y : (v \times v)$ -matriz diagonal con $C_{jj} = \sum_{i \in \{1,...,n\}} x_{ij}$
- ▶ Obtener la descomposición en valores singulares: $\breve{X} = A\Sigma B^T$
- ► Clustering por filas:
 - Selectionar los p mejores vectores propios de B para construir la $(v \times p)$ -matriz B'
 - ▶ Proyectar X en ese espacio p-dimensional: $\check{X}B'$
 - ► Aplicar K-means a esa matriz resultante
 - ► Las filas asignadas por K-means al mismo clúster pertenecen al mismo bloque de X
- ► Clustering por columnas:
 - ▶ Mismo procedimiento usando A y $\check{X}^T A'$

Algoritmo de co-agrupamiento espectral

Consideraciones

- ► Gran número de parámetros: *p*
- ► Se basa en *K*-means
- ► El número de K en filas y columnas puede ser diferente

Agrupamiento acoplado de doble sentido (CTWC)

Idea

Aplicar clustering sobre las filas (matriz X) y las columnas (matriz X^T) de manera iterativa y jerárquica

Cada clúster de filas se obtendría a partir de un clúster previo de columnas y viceversa.

Estrategia general: permite usar cualquier algoritmo de clustering estándar

Agrupamiento acoplado de doble sentido (CTWC)

Algoritmo

Dada la matriz X y un algoritmo de clustering estándar

- ► Se guarda un registro de particiones de filas F y columnas C Se parte de una partición única de filas en F y de columnas en C
- ► Iterativamente:
 - ▶ Definir una sub-matriz X' con una partición de F y otra de C
 - ▶ Aplicar el algoritmo de clustering estándar a X' y a $(X')^T$
 - ▶ Añadir a F y C los clústeres estables encontrados Se mantiene la traza de la jerarquía a través de la cual han surgido los respectivos (sub)clústeres
- ▶ Parar cuando no se detectan más clústeres estables
- ** Una correcta implementación implica asegurarse de que un par de particiones de F y C se considera sólo una vez.



Agrupamiento acoplado de doble sentido (CTWC)

Consideraciones

- Rendimiento fuertemente dependiente del rendimiento del algoritmo estándar
- ► Importancia de la medida de estabilidad considerada para detectar clústeres relevantes
- ► La parametrización de los algoritmos básicos puede dificultar su integración con esta estrategia
- ► La naturaleza jerárquica de los resultados de esta estrategia suele aportar **información relevante**



Gracias