16 Junio 2020. Text Mining Clasificación y Reglas de Asociación. Herramienta: Tanagra. Parte 1

Descargar los archivos text_mining_clas1.txt y text_mining_clas2.txt.

Presentar un tutorial en que desarrolle la resolución de la tarea

Herramienta: Tanagra

Parte A

archivo text_mining_clas1.txt

1. **Abrir Tanagra y cargar el archivo**
2. **Define status. Target: tipo Input: termino1, termino2, termino3**
3. **Ejecutar**
4. **Spv learning ID3**
5. **Parametros supervisados: Min size for split: 5 Min size for leaves 2**
6. **Presente el árbol de clasificación generado. Explique el proceso de clasificación**
7. **Explique la matriz de confusión. Qué representan las filas? qué representan las columnas?**

Parte B

archivo text_mining_clas2.txt

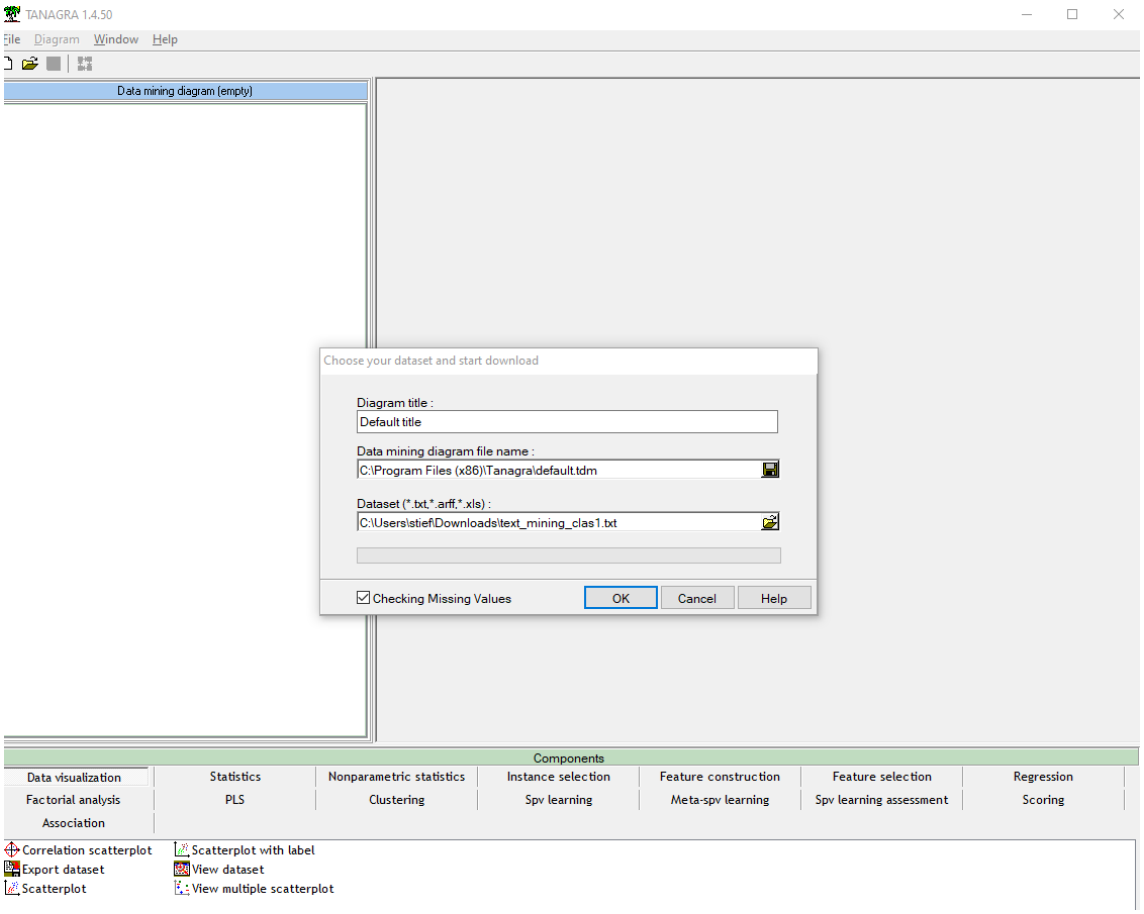
1. **Abrir Tanagra y cargar el archivo**
2. **Define status. Target: tipo Input:concepto1, concepto2,concepto3**
3. **Ejecutar**
4. **Spv learning ID3**
5. **Parametros supervisados: Min size for split: 5 Min size for leaves 2**
6. **Explique el proceso de clasificación**
7. **Explique la matriz de confusión**

Parte C
Reglas de asociación supervisadas

1. **Con los mismos datos y define status que en la Parte B**
2. **Association**
3. **Spv Assoc Rule Support 0.2 Confidence 0.5 class value: A**
4. **Idem con los restantes tipos en class value**

PARTE A

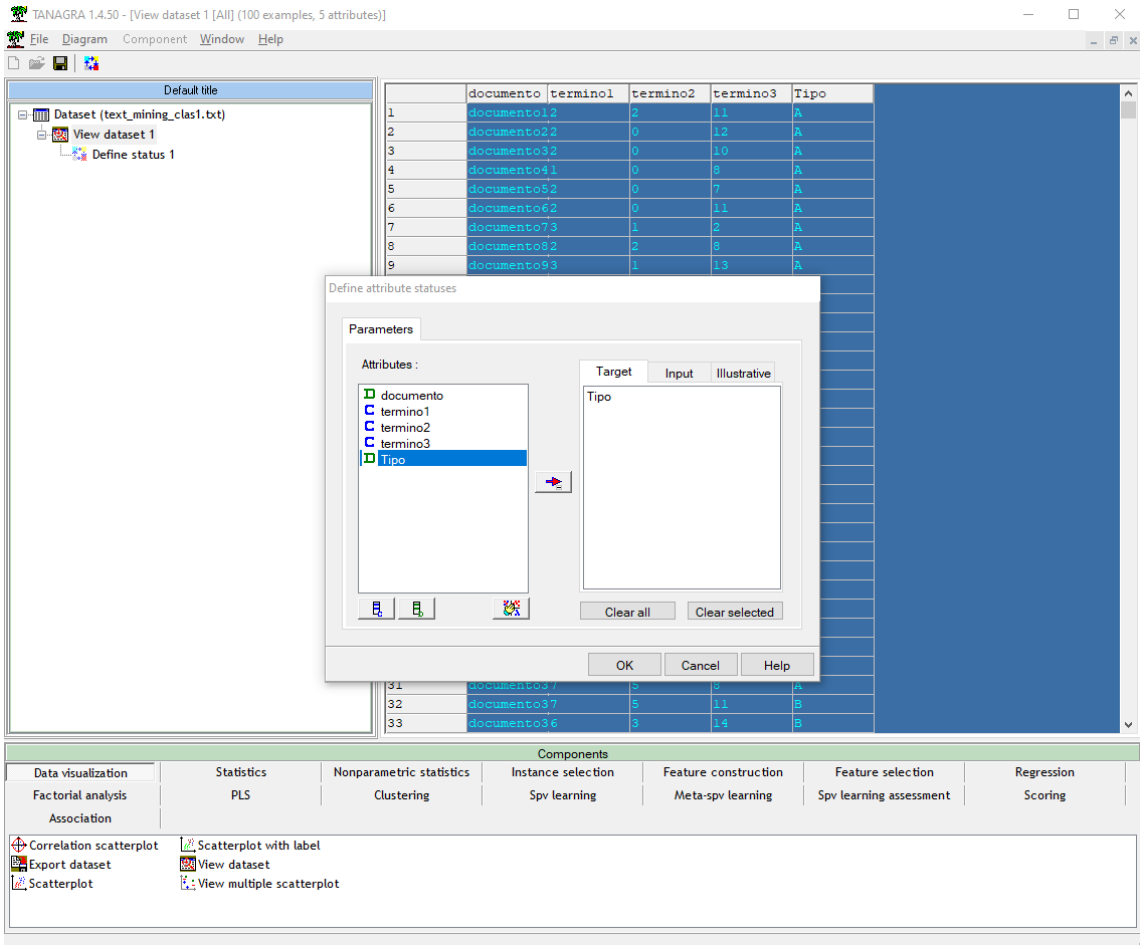
Abrimos y cargamos los datos text_mining_clas1.txt.



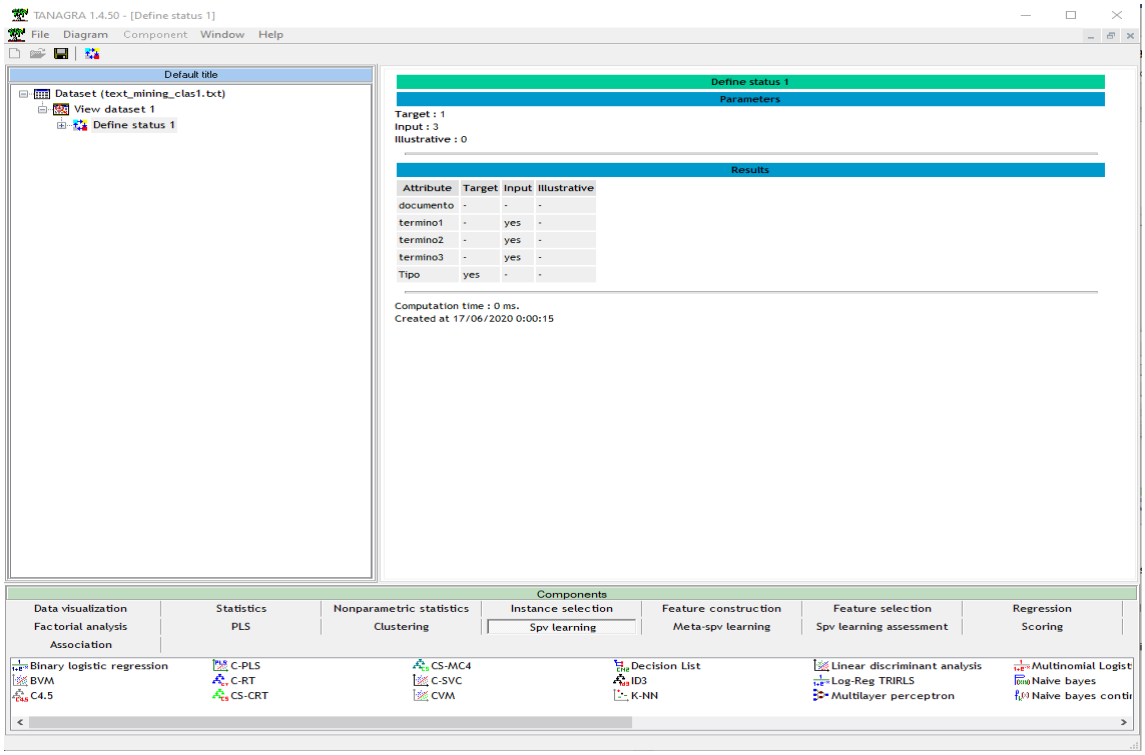
Podemos usar la herramienta “View Dataset” para ver los datos con los que estamos trabajando.

Vamos a hacer clasificación porque queremos saber en base a las palabras de un documento, que tipo de documento es (medicina, tecnología..)

Definimos un nuevo “Define status”, en el que el “arget será “tipo”, y las input serán “termino1, termino2 y termino3”.



Confirmamos que se han establecido tal y como queríamos las variables:



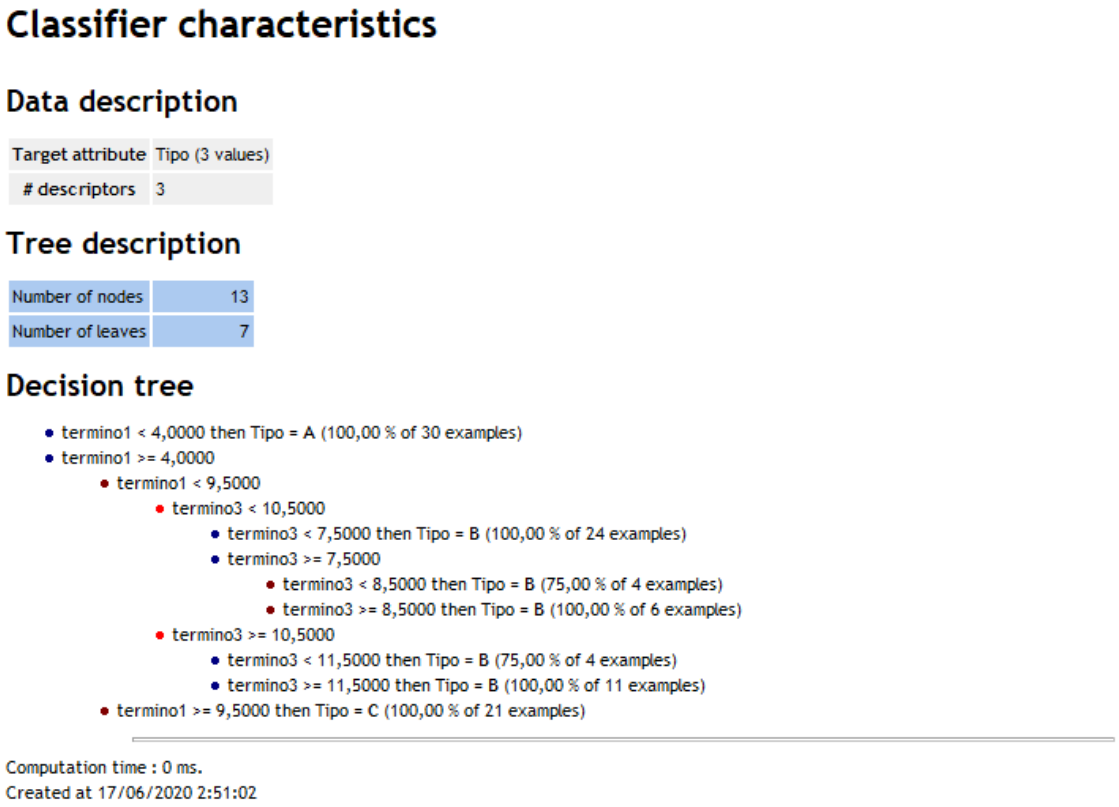
Ahora nos iremos a la pestaña “Spv Learning”, ya que asociación y clasificación tienen una variable objetivo. En ella elegiremos el algoritmo ID3, seleccionándolo y arrastrándolo hasta colgarlo debajo de nuestro “define status”.

Pulsaremos sobre el con el botón derecho, y seleccionaremos “supervised parameters”.

Aquí cambiaremos los siguientes parámetros:

Min size for split: 5 Min size for leaves 2

Una vez hecho esto lo ejecutamos.



Classifier characteristics

Data description

Target attribute	Tipo (3 values)
# descriptors	3

Tree description

Number of nodes	13
Number of leaves	7

Decision tree

- termino1 < 4,0000 then Tipo = A (100,00 % of 30 examples)
- termino1 >= 4,0000
  - termino1 < 9,5000
    - termino3 < 10,5000
      - termino3 < 7,5000 then Tipo = B (100,00 % of 24 examples)
      - termino3 >= 7,5000
        - termino3 < 8,5000 then Tipo = B (75,00 % of 4 examples)
        - termino3 >= 8,5000 then Tipo = B (100,00 % of 6 examples)
    - termino3 >= 10,5000
      - termino3 < 11,5000 then Tipo = B (75,00 % of 4 examples)
      - termino3 >= 11,5000 then Tipo = B (100,00 % of 11 examples)
  - termino1 >= 9,5000 then Tipo = C (100,00 % of 21 examples)

Computation time : 0 ms.
Created at 17/06/2020 2:51:02

Aquí vemos el árbol de clasificación que se ha creado, teniendo en cuenta los parámetros cambiados.

El árbol se va dividiendo primero dependiendo del numero de veces que aparezca el término 1. Tras esto se divide en función del número de veces que aparece el término 3. Observamos que el término 3 no influye en el árbol de decisión.

Por ejemplo, observamos que cuando el termino1 se presentaba menos de 4,0000 veces, es porque el documento era de tipo A.

En cambio, si el término1 es mayor o igual a 4,0000 y menor que 9,5000, y el término 3 es menor que 7,5000, es porque el documento era tipo B.

Podemos observar que la variable objetivo es el tipo, tal y como habíamos decretado.

Por último, vamos a presentar la matriz de confusión:

Classifier performances

Error rate	0,0200

Values prediction

Value	Recall	1-Precision
A	0,9677	0,0000
B	1,0000	0,0408
C	0,9545	0,0000

Confusion matrix

	A	B	C	Sum
A	30	1	0	31
B	0	47	0	47
C	0	1	21	22
Sum	30	49	21	100

Podemos ver que la mayor parte de los elementos están correctamente clasificados. Estos se vería en la diagonal principal.

Sin embargo, vemos que un elemento que era tipo A, se clasificó mal como tipo B.

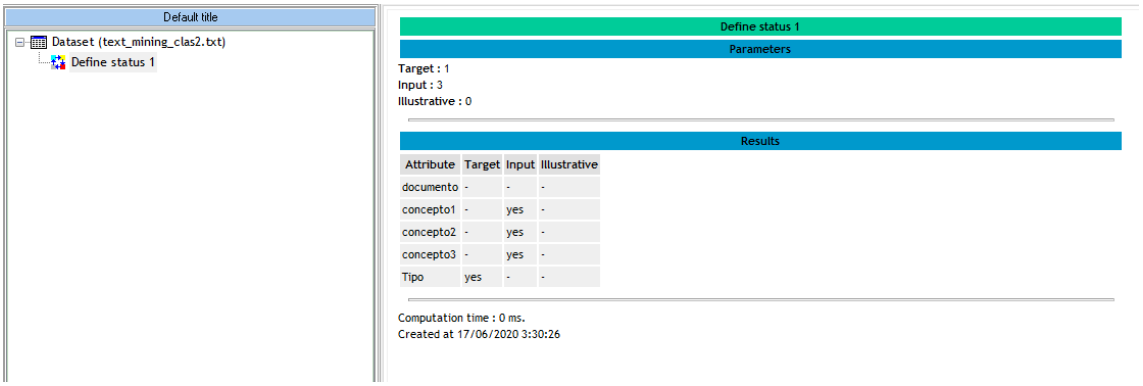
También observamos que un elemento que era tipo C, se clasificó mal como un tipo B.

Las columnas representan la predicción, y las filas representan la realidad.

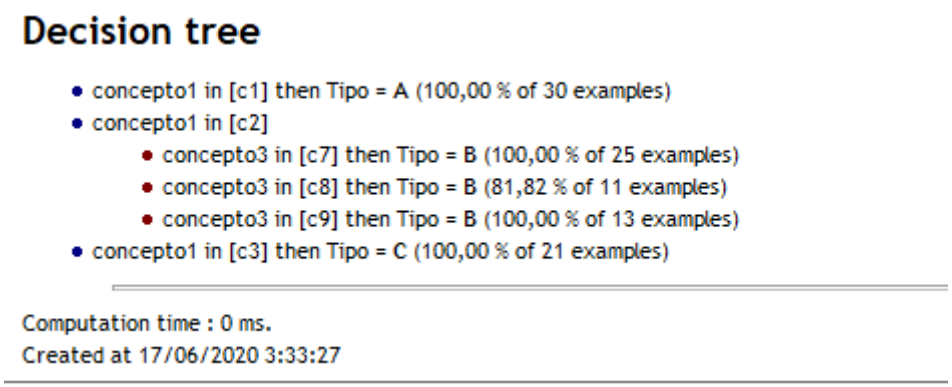
PARTE B

En este caso, vamos a trabajar con el archivo text_mining_clas2.txt.

Seguimos los pasos de la parte anterior para abrir el archivo, pero en esta ocasión, usaremos con inputs “concepto1, concepto2, concepto3”, y como variable objetivo (target), “tipo”.



Seguimos el mismo procedimiento de la parte A, poniendo los mismos valores en los parámetros supervisados a la hora de configurar el algoritmo ID3, y lo ejecutamos:



En este caso el árbol de decisión tiene menos nodos y menos hojas que en la parte A.

La bifurcación principal se presenta si concepto1 ha sido C1, C2 o C3.

Si ha sido C1, entonces era tipo A.

Si ha sido C3, entonces era tipo C.

Si ha sido C2, entonces hay una nueva bifurcación, que depende de si concepto3 ha sido C7, C8 o C9.

Si concepto1 ha sido C2, y concepto 3 ha sido C7, entonces era tipo B.

Si concepto1 ha sido C2, y concepto 3 ha sido C8, entonces era tipo B.

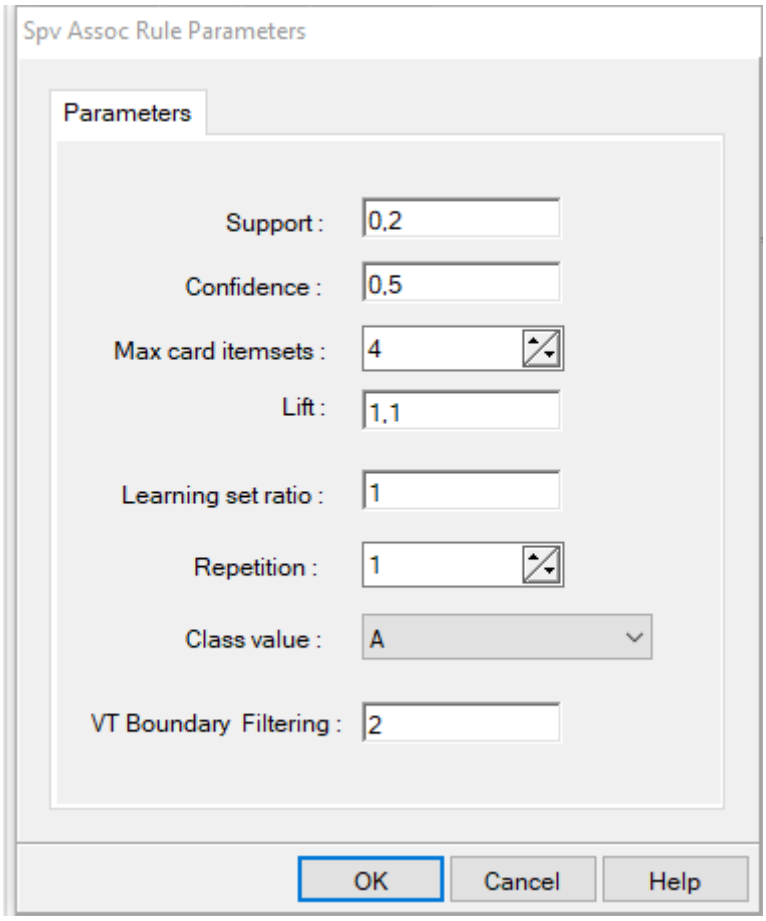
Si concepto1 ha sido C2, y concepto 3 ha sido C9, entonces era tipo B.

PARTE C

En esta parte usaremos los mismos datos y el mismo define status que en la parte B, pero en esta ocasión usaremos un algoritmo de asociación supervisado.

Para ello, en la pestaña “Association” y elegimos “spv association rule”, la cual arrastraremos hasta colgarla debajo de nuestro define status. Haciendo click derecho, seleccionamos “Parameters..”, y cambiamos los siguientes parámetros:

Support 0.2 Confidence 0.5 class value: A



Pulsamos ok, y ejecutamos el algoritmo. Observamos lo siguiente:

Filtered = 2 rules

Rules evaluation

N°	Antécédent	Conséquent	n	n[A]	n[C]	n[A^C]	Support	Confiance	Lift	Leverage	Importance	Conviction	Surprise	VT-H 10
1	"concepto2=c4"	"Tipo=A"	100	30	31	30	0,30000	1,00000	3,22581	0,20700	4,24850	99,99000	0,96774	0,000
2	"concepto1=c1"	"Tipo=A"	100	30	31	30	0,30000	1,00000	3,22581	0,20700	4,24850	99,99000	0,96774	0,000

All rules

Rules evaluation

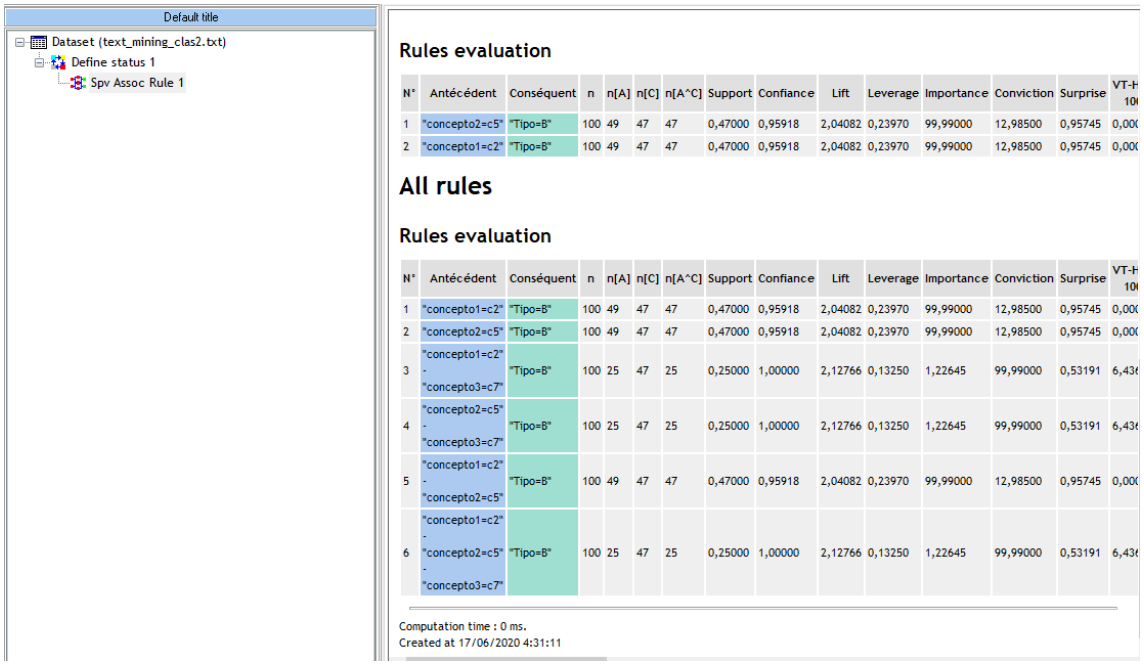
N°	Antécédent	Conséquent	n	n[A]	n[C]	n[A^C]	Support	Confiance	Lift	Leverage	Importance	Conviction	Surprise	VT-H 10
1	"concepto1=c1"	"Tipo=A"	100	30	31	30	0,30000	1,00000	3,22581	0,20700	4,24850	99,99000	0,96774	0,000
2	"concepto2=c4"	"Tipo=A"	100	30	31	30	0,30000	1,00000	3,22581	0,20700	4,24850	99,99000	0,96774	0,000
3	"concepto1=c1" - "concepto2=c4"	"Tipo=A"	100	30	31	30	0,30000	1,00000	3,22581	0,20700	4,24850	99,99000	0,96774	0,000

Como podemos ver, si concepto2 es C4, entonces el tipo es A.

Si concepto1=c1 entonces el tipo es A.

Vamos a cambiar ahora únicamente el apartado “Class value” de los parámetros supervisados.

Observamos que al cambiar “Class Value” por B, obtenemos las siguientes reglas de asociación:



Rules evaluation

N°	Antécédent	Conséquent	n	n[A]	n[C]	n[A^C]	Support	Confiance	Lift	Leverage	Importance	Conviction	Surprise	VT-H 10
1	"concepto2=c5"	"Tipo=B"	100	49	47	47	0,47000	0,95918	2,04082	0,23970	99,99000	12,98500	0,95745	0,00
2	"concepto1=c2"	"Tipo=B"	100	49	47	47	0,47000	0,95918	2,04082	0,23970	99,99000	12,98500	0,95745	0,00

All rules

Rules evaluation

N°	Antécédent	Conséquent	n	n[A]	n[C]	n[A^C]	Support	Confiance	Lift	Leverage	Importance	Conviction	Surprise	VT-H 10
1	"concepto1=c2"	"Tipo=B"	100	49	47	47	0,47000	0,95918	2,04082	0,23970	99,99000	12,98500	0,95745	0,00
2	"concepto2=c5"	"Tipo=B"	100	49	47	47	0,47000	0,95918	2,04082	0,23970	99,99000	12,98500	0,95745	0,00
3	"concepto1=c2" - "concepto3=c7"	"Tipo=B"	100	25	47	25	0,25000	1,00000	2,12766	0,13250	1,22645	99,99000	0,53191	6,43
4	"concepto2=c5" - "concepto3=c7"	"Tipo=B"	100	25	47	25	0,25000	1,00000	2,12766	0,13250	1,22645	99,99000	0,53191	6,43
5	"concepto1=c2" - "concepto2=c5"	"Tipo=B"	100	49	47	47	0,47000	0,95918	2,04082	0,23970	99,99000	12,98500	0,95745	0,00
6	"concepto1=c2" - "concepto2=c5" - "concepto3=c7"	"Tipo=B"	100	25	47	25	0,25000	1,00000	2,12766	0,13250	1,22645	99,99000	0,53191	6,43

Computation time : 0 ms.
Created at 17/06/2020 4:31:11

Como podemos ver, si concepto2 es C5, entonces el tipo es B.

Si concepto1 es C2, entonces el tipo es B.

Procedemos ahora a cambiar “Class Value” por C. Observamos que se forman las siguientes reglas de asociación:

Filtered = 2 rules

Rules evaluation

N°	Antécédent	Conséquent	n	n[A]	n[C]	n[A^C]	Support	Confiance	Lift	Leverage	Importance	Conviction	Surprise	VT-H 10
1	"concepto2=c6"	"Tipo=C"	100	21	22	21	0,21000	1,00000	4,54545	0,16380	4,36945	99,99000	0,95455	0,00
2	"concepto1=c3"	"Tipo=C"	100	21	22	21	0,21000	1,00000	4,54545	0,16380	4,36945	99,99000	0,95455	0,00

All rules

Rules evaluation

N°	Antécédent	Conséquent	n	n[A]	n[C]	n[A^C]	Support	Confiance	Lift	Leverage	Importance	Conviction	Surprise	VT-H 10
1	"concepto1=c3"	"Tipo=C"	100	21	22	21	0,21000	1,00000	4,54545	0,16380	4,36945	99,99000	0,95455	0,00
2	"concepto2=c6"	"Tipo=C"	100	21	22	21	0,21000	1,00000	4,54545	0,16380	4,36945	99,99000	0,95455	0,00
3	"concepto1=c3" - "concepto2=c6"	"Tipo=C"	100	21	22	21	0,21000	1,00000	4,54545	0,16380	4,36945	99,99000	0,95455	0,00

Vemos que si concepto2 es C6, entonces el tipo es C.

Si concepto1 es C3, entonces el tipo es C.