

## UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE CÓRDOBA

INGENIERÍA INFORMÁTICA ESPECIALIDAD: COMPUTACIÓN CUARTO CURSO. PRIMER CUATRIMESTRE

Introducción a la Minería de Datos.

Práctica 3: Reglas de asociación.

 $\begin{array}{c} Victoria\ Pradas\ Laguna\\ {\rm github\_victoriapl\_MineriaDeDatos}\\ {\rm i92prlav@uco.es} \end{array}$ 

Curso académico 2022-2023 Córdoba, 4 de febrero de 2023

# Índice

Ín	dice de figuras	I
1.	Utilizando el conjunto de datos $store\_data$	1
2.	Usando los conjuntos titanic.csv y bankdatafinal.arff ejecute de nuevo el programa de generación de reglas, ordenando los resultados según su valor de lift. Interprete las reglas que se obtienen indicando su evaluación objetiva de interés.  2.1. Dataset Titanic.csv	5
3.	Seleccione al menos un nuevo conjunto de datos de los suministrados en los repositorios habituales. Para que se pueda usar el método <i>a priori</i> es necesario que los conjuntos no contentan variables numéricas	Ę
4.	Seleccione las cinco mejores reglas usando las medidas de confianza y lift. Compare las reglas obtenidas y comente qué información puede obtener de algunas de las reglas.	6

## Índice de figuras

1.	Resultados reglas de asociación store_	$_{ m dataset}$					3
2.	Globos Datasets						5

El objetivo de esta práctica es introducir los conceptos básicos de la obtención de reglas de asociación a partir de una lista de transacciones u otro tipo de ficheros de datos.

### 1. Utilizando el conjunto de datos store data

y ejecute el programa *assoc* para comprobar su funcionamiento. Intente interpretar las reglas obtenidas e indicar cuáles de ellas son importantes.

El programa assoc utiliza un algoritmo de reglas de asociación apriori para encontrar reglas de asociación en un conjunto de datos específico,  $sto-re\_data.csv$ , que almacena las compras y transacciones de una tienda. Estas transacciones son obtenidas por el algoritmo como conclusión de que si un artículo es comprado con frecuencia en una transacción, también es probable que se compre a la vez otros artículos juntos.

Para que una regla sea considerada, se fija a partir del parámetro  $min\_support$ , siendo el valor mínimo de soporte. De igual forma, pero con el valor mínimo de confianza y lift sería  $min\_confidence$  y  $min\_lift$  correspondientemente. Este último parámetro, se refiere a la relación entre la probabilidad de comprar un conjunto de artículos juntos y la probabilidad de comprar cada artículo individualmente.

Tras ejecutar, se obtienen las reglas de asociación determinadas para ese conjunto de datos específico, *store\_datay* mostrando la relación entre diferentes items del dataset y mostrando las métricas de cada una de las reglas a partir de:

- Soporte: fracción de transiciones que contiene un conjunto de elementos en el conjunto de datos.
- Confianza: Medida de frecuencia con la que los artículos en Y aparecen en trasacciones que contienen X.
- Lift: Relación entre el soporte observado y el soporte esperado si los elementos uesen independientes.

La interpretación de cada una de las reglas son siempre iguales, por lo que se llevará a cabo la interpretación de la última: camarón entonces espaguetis.

\_\_\_\_\_

Rule: shrimp -> spaghetti

Support: 0.006

Confidence: 0.5232558139534884

Lift: 3.004914704939635

\_\_\_\_\_\_

La regla camarón entonces espagueti, tiene una métrica de **soporte** de 0.006, siendo un 0.6 % un valor menor que 1 %, indicando que de las transacciones existentes tan solo un 0.6 % que contienen ambos items o productos. De forma complementaria, la métrica de **confianza** es 0.5232, y por tanto existe un 52.32 % de que aquellas transacciones que contienen camarones también contengan espaguetis. Y por último, la métrica **lift** con un valor de 3 indicando que hay una fuerte asociación entre estos elementos, y por tanto cuanto mayor valor sea este, mayor asociación entre dichos elementos.

- La regla con soporte más alto es: ground beef  $\rightarrow$  herb & pepper, indicando la regla más frecuente.
- La de confianza más alta: spagueti  $\rightarrow$  ground beef.
- Lift más alto: pasta → escalope o nada, indicando la relación entre la frecuencia de aparición de una regla y la frecuencia de aparición de los items individuales.

Se debe tener en cuenta que por lo general con valores más altos tanto de soporte, confianza como lift se considerarán las reglas más importantes. Además, se debe tener en cuenta el ajuste de estos valores en función de los objetivos de cada análisis.

Por último se pueden observar los resultados del programa en modo de tabla en la Figura 1.

Como se ha dicho anteriormente, la regla será más importante cuanto mayor sea el valor de las métricas soporte, confianza y lift. En este caso las reglas más importantes podrían destacarse las siguientes:

```
ground_beef -> herb & pepper; support= 0.16
ground_beef -> frozen_vegetables & spaguetis; suport= 0.008
olive_oil -> whole wheat pasta: support= 0.008
```



Figura 1: Resultados reglas de asociación store dataset

2. Usando los conjuntos titanic.csv y bank-datafinal.arff ejecute de nuevo el programa de generación de reglas, ordenando los resultados según su valor de lift. Interprete las reglas que se obtienen indicando su evaluación objetiva de interés.

#### 2.1. Dataset Titanic.csv

Tras la ejecución del programa obtenemos de nuevo las métricas anteriores: soporte, confianza y lift. En este apartado, tendremos en cuenta la métrica lift y serán ordenados de mayor a menor; por lo que serán las primeras reglas las más importantes y más relevantes.

```
support
                     items
0
          (29.125, 382652)
                             0.005612
      (73.5, S.O.C. 14879)
1
                             0.005612
2
       (0, 29.125, 382652)
                             0.005612
   (0, 73.5, S.O.C. 14879)
3
                             0.005612
   (S.O.C. 14879, 2, 73.5)
                             0.005612
                                   ordered_statistics
   [((29.125), (382652), 1.0, 178.2000000000000)...
0
   [((73.5), (S.O.C. 14879), 1.0, 178.20000000000...
1
   [((29.125), (0, 382652), 1.0, 178.200000000000...
2
   [((73.5), (0, S.O.C. 14879), 1.0, 178.20000000...
3
   [((73.5), (2, S.O.C. 14879), 1.0, 178.20000000...
```

En este caso, como los resultados son números (que no indica que el valor de atributo sea numérico si no categórico) es más difícil de interpretar el conjunto de reglas. De todas formas, basándonos en las métricas podemos obtener las reglas más importantes cómo se muestra en el código anterior, esas son las reglas con mayor valor de lift y por tanto las que más destacan en este dataset según este apartado. Por otro lado, cabe destacar que a lo mejor en este dataset al no ser comercial como la del apartado uno la métrica más óptima podría ser soporte, habría que realizar un análisis más a fondo.

#### 2.2. Dataset Bankdatafinal.arff

En el segundo caso, de igual forma se ordenarán de mayor valor de lift a menor, determinando la relación entre la frecuencia de aparición de una regla y la frecuencia de aparición de los items individuales.

```
support
                                              items
0
            (FEMALE, 3, 52_max, 43759_max, RURAL)
                                                     0.008347
1
        (FEMALE, 3, 52_max, 43759_max, NO, RURAL)
                                                     0.008347
2
       (FEMALE, 3, YES, 52_max, 43759_max, RURAL)
                                                     0.008347
3
   (FEMALE, 3, YES, 52_max, 43759_max, NO, RURAL)
                                                     0.008347
4
                 (3, 52_max, 43759_max, NO, RURAL)
                                                     0.011686
                                   ordered_statistics
   [((3, 43759_max), (RURAL, 52_max, FEMALE), 0.6...
0
1
   [((3, 43759_max), (NO, RURAL, 52_max, FEMALE),...
2
   [((3, 43759_max), (RURAL, 52_max, FEMALE, YES)...
3
   [((3, 43759_max), (FEMALE, YES, 52_max, NO, RU...
   [((3, 43759_max), (NO, RURAL, 52_max), 0.875, ...
```

Como se observa, ese sería el conjunto de reglas ordenados por lift y por tanto las reglas más importantes para este apartado. En diferencia al apartado anterior, al existir variables categóricas la interpretación es más intuitiva y podemos sacar información de las reglas más fácilmente.

Teniendo en cuenta la métrica lift como se ha hecho referencia en este apartado, las reglas más importantes son las obtenidas en el código anterior, pudiendo determinar información relevante como es el caso de que cuando una persona tiene tres hijos y sus ingresos máximos son de 43758, entonces generalmente es una mujer rural de edad no mayor a 52 años.

3. Seleccione al menos un nuevo conjunto de datos de los suministrados en los repositorios habituales. Para que se pueda usar el método *a priori* es necesario que los conjuntos no contentan variables numéricas

En este caso, se ha tenido en cuenta el conjunto de datos *Ballons.csv*, ya que sus variables son categóricas y será fácil de interpretar. Además tiene pocas instancias por lo que su tiempo de ejecución será menor que el de los anteriores.

El conjunto de datos tiene cinco atributos: el color del globo (amarillo o morado), el tamaño ( pequeño o grande), proceso al que se le somete ( estirar o sumergir), edad de la persona que le corresponde ( niño o adulto) y finalmente si el globo está inflado o no con una variable de tipo booleana. En la Figura 2, se puede observar las cinco primeras instancias del conjunto de datos.

	Color	Size	Act	Age	Inflated
0	YELLOW	SMALL	STRETCH	CHILD	Т
1	YELLOW	SMALL	DIP	ADULT	Т
2	YELLOW	SMALL	DIP	CHILD	Т
3	YELLOW	LARGE	STRETCH	ADULT	Т
4	YELLOW	LARGE	STRETCH	CHILD	F

Figura 2: Globos Datasets

	ITEMS	SUPPORT	ORDERED_STATISTICS
0	$(\mathrm{SMALL},\mathrm{CHILD},\mathrm{YELLOW},\mathrm{T})$	$[\mathrm{HTML}]\mathrm{FFFFFF}[\mathrm{HTML}]212121\ 0.1333$	[((CHILD, T), (SMALL, YELLOW), 1.0, 5.0), ((SMALL, YELLOW), (CHILD,T), 0.666, 5)]
1	(DIP, SMALL, YELLOW, $T$ )	[HTML]FFFFFF[HTML]212121 0.1333	[((DIP, T), (SMALL, YELLOW), 1.0, 5.0), ((SMALL, YELLOW), (DIP, T), 0.666, 5)]
2	(LARGE,ADULT,STRETCH,T)	[HTML]FFFFFF[HTML]212121 0.1333	(((ADULT, STRETCH), (LARGE, T), 0.666, 5), (((LARGE, T), (ADULT, STRETCH), 1, 5)]
3	(T,ADULT,STRETCH,PURPLE)	[HTML]FFFFFF[HTML]212121 0.1333	(((ADULT, STRETCH), (LARGE, T), 0.666, 5), ((T, PURPLE), (ADULT, STRETCH), 1, 5)]
4	(SMALL,ADULT,YELLOW,DIP,T)	0.0667	[((DIP, T), (ADULT, SMALL, YELLOW), 0.5, 7.5), ((SMALL, YELLOW), (DIP, ADULT, T), 0.333, 5), ((DIP, ADULT, T), (SMALL, YELLOW), 1, 5, ((ADULT, SMALL, YELLOW)(DIP, T), 1, 7.5]

Tabla 1: Resultado reglas de asociación ordenada por la métrica confianza

	ITEMS	SUPPORT	ORDERED_STATISTICS
0	(SMALL,ADULT,YELLOW,DIP,T)	0.0667	[((DIP, T), (ADULT, SMALL, YELLOW), 0.5, 7.5), ((SMALL, YELLOW), (DIP,ADULT,T), 0.333, 5), ((DIP,ADULT,T),(SMALL, YELLOW), 1, 5, ((ADULT,SMALL, YELLOW)(DIP,T), 1, 7.5]
1	(SMALL,STRETCH,CHILD,YELLOW,T)	[HTML]FFFFFF[HTML]212121 0.0667	[((CHILD, T),(SMALL,STRETCH, YELLOW), 0.5, 7.5), ((SMALL, YELLOW),(CHILD, STRETCH, T), 0.333, 5), ((CHILD, STRETCH, T), (SMALL, YELLOW), 1, 5), ((SMALL, STRETCH, YELLOW), (CHILD,T), 1, 7.5)]
2	(LARGE,ADULT,STRETCH,T)	[HTML]FFFFFF[HTML]212121 0.1333	[((ADULT, STRETCH), (LARGE, T), 0.666, 5), ((LARGE,T), (ADULT, STRETCH), 1, 5)]
3	(T,ADULT,STRETCH,PURPLE)	$[\mathrm{HTML}]\mathrm{FFFFFF}[\mathrm{HTML}]212121\ 0.1333$	[((ADULT, STRETCH),(LARGE,T), 0.666, 5), ((T, PURPLE),(ADULT,STRETCH), 1, 5)]
4	(SMALL,CHILD,YELLOW,T)	$[\mathrm{HTML}]\mathrm{FFFFFF}[\mathrm{HTML}]212121\ 0.1333$	[((CHILD, T), (SMALL, YELLOW), 1.0, 5.0), ((SMALL, YELLOW), (CHILD,T), 0.666, 5)]

Tabla 2: Resultado reglas de asociación ordenada por la métrica lift.

# 4. Seleccione las cinco mejores reglas usando las medidas de confianza y lift. Compare las reglas obtenidas y comente qué información puede obtener de algunas de las reglas.

Aplicando el método a priori haciendo uso del método *sorted* para realizar la ordenación de mayor a menor valor de la métrica **confianza**, obtenemos los siguientes resultados:

Tras la obtención de la Tabla1 que determina las cinco mejores reglas ordenadas por la métrica confianza y 2 las cinco mejores ordenadas por la métrica lift. Podemos observar que los valores y el orden es parecido.

El resultado total obtiene una tabla con 14 filas, por lo que obteniendo las 5 mejores obtenemos las nombradas anteriormente. El orden, como se observa en las Tablas 1 2 es similar, y destacan las mismas reglas, por lo que esto significa que son las más importantes y las que más información aportan para posteriormente poder predecir más información.

Entre las reglas que se han obtenido, podemos sacar la siguiente informa-

#### ción:

- (SMALL, YELLOW) → (CHILD,T). Esta regla indica que si existe globo pequeño y amarillo entonces es de un niño y está inflado.
- (SMALL, YELLOW) → (DIP,T). Esta regla de forma similar a la anterior, indica que si existe un globo pequeño y amarillo, entonces ha sido sumergido en agua y está inflado.
- (ADULT, STRETCH) → (LARGE,T). Si la persona que tiene el globo es un adulto y estira de éste, entonces el globo suele ser largo y estar inflado o viceversa.

Estos items, son ejemplos de la información obtenida del resultado de las reglas. Además hay que destacar que las reglas no se cumplen siempre si no que hay que atenerse a las métricas estudiadas y que son *generalizaciones* obtenidas por el estudio de la ocurrencia de los items.