TICS-411 Minería de Datos

Clase 7: Algoritmo Apriori

Alfonso Tobar-Arancibia
alfonso.tobar.a@edu.uai.cl

Market Basket Analysis

Introducción

> Gracias a los planes de fidelización (juntar puntos, dar RUT, acumular millas, etc.) las empresas son capaces de detectar `patrones`:

- Qué nos gusta,
- Qué compramos,
- Con qué frecuencia lo compramos,
- Junto con qué lo compramos
- etc.

Market Basket Analysis

Corresponde al estudio de nuestra canasta de compras. De modo que podamos entender qué cosas son las que como clientes preferimos y una empresa pueda *`Recomendar`* de manera más apropiadas.

Definiciones

Patrón

> Predicado (output True/False) para verificar si una estructura buscada ocurre o no.

Tarea

> Encontrar `reglas de asociación` basado en patrones.

Ejemplos

- Datasets de supermercados:
  - *10% de los clientes totales compran vino y quedo (`patrón`: si compro vino, también llevo queso).*
- Datasets de Alarmas:
  - *Si la alarma A y B suenan en un intervalo de 30 segundos, entonces la alarma C sonará dentro de un intervalo de 60 segundos con 50% de probabilidad.*

Ejemplo: Datos Supermercado

Datos Transaccionales

> Una transacción involucra un conjunto de elementos. Una boleta de supermercado muestra el conjunto de elementos comprados por un cliente. Los productos involucrados en una transacción se denominan `items`.

ID	Items Comprados
1	Pan, Leche, Pañales
2	Pan, Pavo, Manzanas
3	Huevo, Pan, Cerveza
4	Leche, Arroz, Bebida
5	Pan, Huevo, Mayonesa
6	Pañales, Huevos, Cerveza
7	Zanahoria, Manjar, Leche

Ejemplo: Datos Supermercado

ID	Items Comprados
1	Pan, Leche, Pañales
2	Pan, Pavo, Manzanas
3	Huevo, Pan, Cerveza
4	Leche, Arroz, Bebida
5	Pan, Huevo, Mayonesa
6	Pañales, Huevos, Cerveza
7	Zanahoria, Manjar, Leche

Reglas de Asociación
{Pañales} ⇒ {Cerveza}
{Leche, Pan} ⇒ {Cerveza}
{Huevos} ⇒ {Pan}
{Cerveza,Pañales} ⇒ {Leche}

Si compro unos o varios artículos (LHS) entonces también compro otros artículos (RHS).

Objetivo y Aplicaciones

Objetivo

Encontrar asociaciones entre elementos u objetos de bases de datos transaccionesles.

Aplicaciones

- Apoyo a toma de decisiones.
- Análisis de Información de Ventas.
- Distribución y ubicación de Mercaderías.
- Segmentación de Clientes en base de patrones de compra.
- Diágnostico y predicción de alarmas.

Definiciones: Medidas

Support (Soporte)

Fracción de Transacciones que contienen a X.
Probabilidad de que una transacción contenga a X.

$$Supp(X) = P(X)$$

Support Count

Número de Transacciones que contienen a X.

$$SuppCount(X) = Count(X)$$

Confidence (Confianza o Eficiencia)

Fracción de las Transacciones en las que aparece X que también incluyen Z.

$$Conf(X \implies Z) = \frac{Supp(X \cup Z)}{Supp(X)}$$

$$Conf(X \implies Z) = \frac{SuppCount(X \cup Z)}{SuppCount(X)}$$

Ojo con la Notación $\cup$. En este caso significa que tanto el producto X como el Producto Z sean parte de la transacción.

Ejemplos: Support y Confidence

ID	Items Comprados
1	Pan Leche Pañales
2	Pan Pavo, Manzanas
3	Huevo Pan Cerveza
4	Leche Arroz, Bebida
5	Pan Huevo Mayonesa
6	Pañales, Huevos, Cerveza
7	Zanahoria, Manjar, Leche

$$Supp(Pan) = 4/7$$

$$Supp(Leche) = 3/7$$

$$Supp(Pan, Huevo) = 2/7$$

$$Conf(Pan \implies Huevo) = \frac{Supp(Pan, Huevo)}{Supp(Pan)} = \frac{2}{4}$$

$$Conf(Pan \implies Leche) = \frac{Supp(Pan, Leche)}{Supp(Pan)} = \frac{1}{4/}$$

$$Conf(Leche \implies Pan) = \frac{Supp(Pan, Leche)}{Supp(Leche)} = \frac{1}{3/}$$

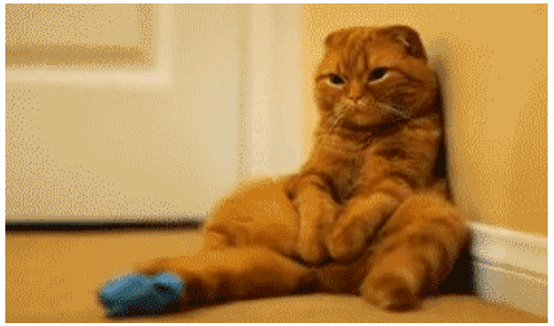
Problema

> En un dataset transaccional de n productos totales y $|U_i|$ elementos para la Transacción i.

Se pueden generar un total de N_{reglas} de asociación:

[Math Processing Error]

⚠ Si suponemos un supermercado que tiene 1000 productos, y transacciones que pueden ir entre 1 y 50 productos. El problema es muy costoso, y se podrían eventualmente generar `demasiadas` combinaciones.



Algoritmo Apriori

Apriori

> Es un algoritmo para aprender reglas de asociación que utiliza el principio `Apriori` para buscar de forma eficiente las reglas que satisfacen los límites de soporte y confianza.

Algoritmo

1. Fijar $k = 1$ y determinar lista de candidatos de tamaño k.
    a. Calcular la frecuencia del conjunto.
    b. Eliminar conjuntos con baja frecuencia (utilizando un `umbral de soporte`).
    c. Unir los conjuntos frecuentes para generar conjuntos de tamaño $k + 1$.
    d. Si existe la posibilidad de seguir creando combinaciones volver al `paso a` y repetir.
2. Usar todos los conjuntos frecuentes para generar reglas.

Ejemplo Apriori

> Supongamos el siguiente dataset transaccional:

Supongamos que queremos calcular las reglas de asociación que tengan un `MinSupp=40%` y un `MinConf=70%`.

Ejemplo Apriori: Iteración 1

TID	Transacciones
1	Pan, Mantequilla, Leche
2	Pan, Mantequilla
3	Cerveza, Galletas, Pañales
4	Leche, Pañales, Pan, Mantequilla
5	Cerveza, Pañales

1-Itemset	Supp Count	Supp
Pan	3	0.6
Mantequilla	3	0.6
Leche	2	0.4
Cerveza	2	0.4
Galletas	1	0.2
Pañales	3	0.6

Galletas **NO CUMPLE** con el Soporte Mínimo solicitado. Por lo tanto, lo elimino y genero relaciones de 2 productos sin considerar Galletas.

Ejemplo Apriori: Iteración 2

TID	Transacciones
1	Pan, Mantequilla, Leche
2	Pan, Mantequilla
3	Cerveza, Galletas, Pañales
4	Leche, Pañales, Pan, Mantequilla
5	Cerveza, Pañales

2-Itemset	Supp Count	Supp
Pan, Mantequilla	3	0.6
Pan, Pañales	1	0.2
Pan, Leche	2	0.4
Pan, Cerveza	0	0
Mantequilla, Pañales	1	0.2
Mantequilla, Leche	2	0.4
Mantequilla, Cerveza	0	0
Pañales, Leche	1	0.2
Pañales, Cerveza	2	0.4
Leche, Cerveza	0	0

⚠ Acá **NO SE ELIMINA** ningún producto, ya que en los itemsets que sobrevivieron hay `Pan`, `Mantequilla`, `Leche`, `Pañales` y `Cerveza`.

Ejemplo Apriori: Iteración 3

TID	Transacciones
1	Pan, Mantequilla, Leche
2	Pan, Mantequilla
3	Cerveza, Galletas, Pañales
4	Leche, Pañales, Pan, Mantequilla
5	Cerveza, Pañales

3-Itemset	Supp Count	Supp Count
Pan, Mantequilla, Leche	2	0.4
Pan, Mantequilla, Pañales	1	0.2
Pan, Mantequilla, Cerveza	0	0
Pan, Leche, Pañales	1	0.2
Pan, Leche, Cerveza	0	0
Pan, Pañales, Cerveza	0	0
Mantequilla, Leche, Pañales	1	0.2
Mantequilla, Leche, Cerveza	0	0
Mantequilla, Pañales, Cerveza	0	0
Leche, Pañales, Cerveza	0	0

Se puede apreciar que los únicos 3 productos que sobreviven son `Pan`, `Mantequilla` y `Leche`. Por lo tanto, **NO ES POSIBLE** generar reglas con 4 productos.

Ejemplo Apriori: Generación de Reglas

1-Itemset	Supp Count	Supp
Pan	3	0.6
Mantequilla	3	0.6
Leche	2	0.4
Cerveza	2	0.4
Pañales	3	0.6

2-Itemset	Supp Count	Supp
Pan, Mantequilla	3	0.6
Pan, Leche	2	0.4
Mantequilla, Leche	2	0.4
Pañales, Cerveza	2	0.4

3-Itemset	Supp Count	Supp Count
Pan, Mantequilla, Leche	2	0.4

- Para `{Pan, Mantequilla}`:

$$Conf(Pan \implies Mantequilla) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla)}{Supp(Pan)} = \frac{3}{3} \checkmark$$

$$Conf(Mantequilla \implies Pan) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla)}{Supp(Mantequilla)} = \frac{3}{3} \checkmark$$

- Para `{Pan, Leche}`:

$$Conf(Pan \implies Leche) = \frac{Supp(Pan, Leche)}{Supp(Pan)} = \frac{2}{3} \times$$

$$Conf(Leche \implies Pan) = \frac{Supp(Pan, Leche)}{Supp(Leche)} = \frac{2}{2} \checkmark$$

- Para `{Mantequilla, Leche}`:

$$Conf(Mantequilla \implies Leche) = \frac{Supp(Mantequilla, Leche)}{Supp(Mantequilla)} = \frac{2}{3} \times$$

$$Conf(Leche \implies Mantequilla) = \frac{Supp(Mantequilla, Leche)}{Supp(Leche)} = \frac{2}{2} \checkmark$$

Ejemplo Apriori: Generación de Reglas

1-Itemset	Supp Count	Supp
Pan	3	0.6
Mantequilla	3	0.6
Leche	2	0.4
Cerveza	2	0.4
Pañales	3	0.6

2-Itemset	Supp Count	Supp
Pan, Mantequilla	3	0.6
Pan, Leche	2	0.4
Mantequilla, Leche	2	0.4
Pañales, Cerveza	2	0.4

3-Itemset	Supp Count	Supp Count
Pan, Mantequilla, Leche	2	0.4

- Para `{Pañales, Cerveza}`:

$$Conf(Pañales \implies Cerveza) = \frac{Supp(Pañales, Cerveza)}{Supp(Pañales)} = \frac{2}{3} ❌$$

$$Conf(Cerveza \implies Pañales) = \frac{Supp(Pañales, Cerveza)}{Supp(Cerveza)} = \frac{2}{2} ✅$$

- Para `{Pan, Mantequilla, Leche}`:

$$Conf(Pan, Mantequilla \implies Leche) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla, Leche)}{Supp(Pan, Mantequilla)} = \frac{2}{3} ❌$$

$$Conf(Pan, Leche \implies Mantequilla) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla, Leche)}{Supp(Pan, Leche)} = \frac{2}{2} ✅$$

$$Conf(Mantequilla, Leche \implies Pan) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla, Leche)}{Supp(Mantequilla, Leche)} = \frac{2}{2} ✅$$

$$Conf(Leche \implies Pan, Mantequilla) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla, Leche)}{Supp(Leche)} = \frac{2}{2} ✅$$

$$Conf(Mantequilla \implies Pan, Leche) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla, Leche)}{Supp(Mantequilla)} = \frac{2}{3} ❌$$

$$Conf(Pan \implies Mantequilla, Leche) = \frac{Supp(Pan, Mantequilla, Leche)}{Supp(Pan)} = \frac{2}{3} ❌$$

Resultado Final

Itemset MinSupp = 40%

1-Itemset	Supp Count	Supp
Pan	3	0.6
Mantequilla	3	0.6
Leche	2	0.4
Cerveza	2	0.4
Pañales	3	0.6

2-Itemset	Supp Count	Supp
Pan, Mantequilla	3	0.6
Pan, Leche	2	0.4
Mantequilla, Leche	2	0.4
Pañales, Cerveza	2	0.4

3-Itemset	Supp Count	Supp Count
Pan, Mantequilla, Leche	2	0.4

Reglas Finales MinConf = 70%

$$Pan \implies Mantequilla$$

$$Mantequilla \implies Pan$$

$$Leche \implies Pan$$

$$Leche \implies Mantequilla$$

$$Cerveza \implies Pañales$$

$$\{Pan, Leche\} \implies Mantequilla$$

$$\{Mantequilla, Leche\} \implies Pan$$

$$Leche \implies \{Pan, Mantequilla\}$$

Insights:

- El Pan, la Leche y la Mantequilla están relacionados.
- Parece ser que si llevo Cervezas también llevo Pañales.

Evaluación de Reglas de Asociación

Lift

Mide qué tan lejos de la independencia están X e Y. Lift varía entre 0 y ∞.

$$Lift(X,Y) = \frac{Conf(X \implies Y)}{s(Y)}$$

- $Lift(X,Y) \sim 1$ implica independencia y la regla no es importante.
- $Lift(X,Y) < 1$ implica una asociación negativa de la regla.
- $Lift(X,Y) > 1$ implica una asociativa de la regla. Un mayor Lift implica que la regla es potencialmente útil para el futuro.

Ejemplo:

$$Lift(Cerveza, Pañales) = \frac{Conf(Cerveza \implies Pañales)}{Supp(Pañales)} = \frac{1}{0.6} = 1.67$$

Una persona que compra `Cerveza` tiene **1.67** más *chances* de comprar `Pañales`.

Implementación en Python: Preprocesamiento

Pre-procesamiento

```
1 import pandas as pd
2 from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
3
4 tre = TransactionEncoder()
5 df = tre.fit_transform(transactions)
6 df_encoded = pd.DataFrame(df, columns = tre.columns_)
```

L4: `transactions` debe ser una lista de listas. Cada fila, son distintas transacciones. Cada transaccion puede tener distinto número de elementos.
L5: `tre.columns_` extrae los nombres de los productos para que el DataFrame sea más entendible.

> `df_encoded` es un DataFrame tipo OneHotEncoder pero con valores Booleanos (Esto es solicitado por la documentación).

Implementación en Python: Itemsets

```
1 from mlxtend.frequent_patterns import apriori
2
3 itemset = apriori(df_encoded, min_support=0.5, use_colnames = True)
```

L3: `df_encoded` es el DataFrame preprocesado.

- **min_support**: Corresponde al Soporte Mínimo para generar itemsets. Por defecto 0.5.
- **use_colnames**: Permite que las reglas usen los nombres de las columnas para referirse a los productos. Por defecto es `False`, pero conviene usarlo como `True`.
- **itemset** será un DataFrame con los itemsets generados.

Implementación en Python: Reglas

```
1 from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
2
3 rules = association_rules(itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.8)
```

L3: `itemset` es el dataframe generado en el paso anterior.

- **metric**: Métrica para definir reglas, puede ser “confidence” y otras definidas acá
- **min_threshold**: Corresponde al umbral de la métrica a utilizar. Por defecto 0.8.
- **rules** corresponde a un Dataset que tiene las Reglas de Asociación detectadas y muchas métricas asociadas.

¡Felicitaciones! 🎉🎉🎉🎉

Aprendimos Apriori!!