FP - Growth

Ana Flávia Dias Camilla Damasceno Jorge Luiz Mendes Luíza Ávila Stefany Gaspar

Introdução

- Muito utilizado para mineração de dados.
- Busca por padrões frequentes.
- Descobrir relações entre itens/eventos em uma base de dados, possibilitando o encontro de irregularidades e padrões interessantes a serem explorados.
- O algoritmo utiliza uma estrutura de árvore para representar o banco de dados.
- Aplicações:
 - análise de transações no ramo de vendas.
- Semelhante ao algoritmo **Apriori**
 - Regra
 - Suporte
 - Confiança
 - Lift

Algoritmo

- Utiliza estrutura de árvore para representar o banco de dados, essa representação é chamada de **frequent-pattern tree** ou **FP tree**.
- Supera a performance de vários outros algoritmos.
- Passo 1:
 - Geração de conjuntos frequentes: procura-se apenas os conjuntos de itens significativos, geralmente são conjuntos que atingem um suporte mínimo.
- Passo 2:
 - Geração de regras para os conjuntos: para cada conjunto da etapa anterior são identificadas regras que estão acima de um limite mínimo de confiança.

Transação	Leite	Café	Cerveja	Pão	Manteiga	Arroz	Feijão
T1	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não
T2	Sim	Não	Sim	Sim	Sim	Não	Não
Т3	Não	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não
T4	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não
Т5	Não	Não	Sim	Não	Não	Não	Não
Т6	Sim	Sim	Não	Não	Sim	Não	Não
Т7	Não	Não	Não	Sim	Não	Não	Não
Т8	Sim	Não	Não	Não	Não	Não	Sim
Т9	Não	Não	Não	Não	Não	Sim	Sim
T10	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não

Execução do algoritmo

- Passo 1: Igual ao Apriori.
 - Considerando Suporte = 0.3 e confiança = 0.8.
 - Frequência para conjuntos com 1 item:

Itens	Número de transações	Suporte
Leite	2	6 / 10 = 0.6
Café	5	5 / 10 = 0.5
Cerveja	2	2 / 10 = 0.2
Pão	6	6 / 10 = 0.6
Manteiga	5	5 / 10 = 0.5
Arroz	2	2 / 10 = 0.2
Feijão	2	2 / 10 = 0.2

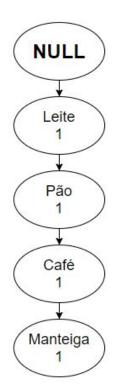
Execução do algoritmo

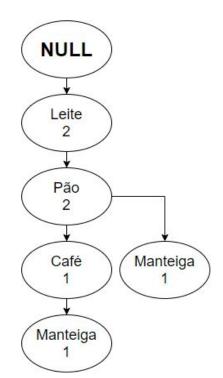
- Os itens que satisfazem o valor do suporte mínimo são: **Leite**, **Pão**, **Café e Manteiga**, portanto os demais não permanecem na próxima iteração.

Itens	Número de transações
Leite	6
Pão	6
Café	5
Manteiga	5

Transações	Itens	Itens Ordenados
T1	Leite, Café, Pão, Manteiga	Leite, Pão, Café, Manteiga
T2	Leite, Cerveja, Pão, Manteiga	Leite, Pão, Manteiga
Т3	Café, Pão, Manteiga	Pão, Café, Manteiga
T4	Leite, Café, Pão, Manteiga	Leite, Pão, Café, Manteiga
Т5	Cerveja	-
T6	Leite, Café, Manteiga	Leite, Café, Manteiga
Т7	Pão	Pão
Т8	Leite, Feijão	Leite
Т9	Arroz, Feijão	-
T10	Leite, Café, Pão, Arroz	Leite, Pão, Café

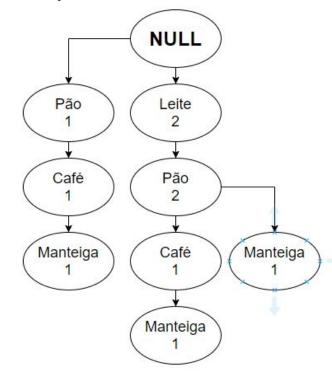
Árvores geradas - 1, 2, 3





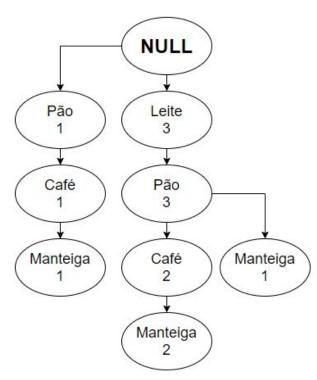
Forma de realizar as árvores:

Acrescentar +1 cada vez que passar por um nó, que está presente na transação que está sendo analisada na vez. Caso o "caminho" da transação não exista, acrescentar outro nó

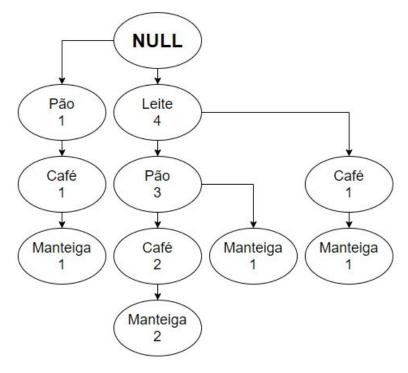


T2 > Leite, Pão, Manteiga

Árvores geradas - 4, 5

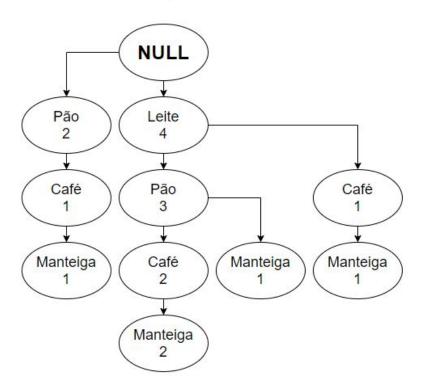


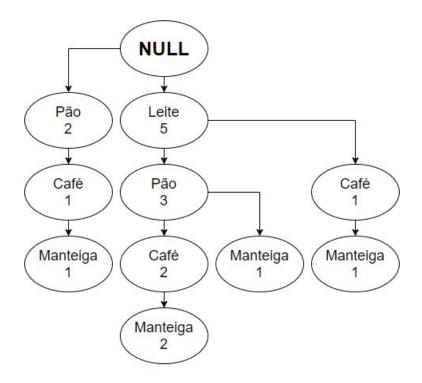
T4 > Leite, Pão, Café, Manteiga



T6 > Leite, Café, Manteiga

Árvores geradas - 6, 7

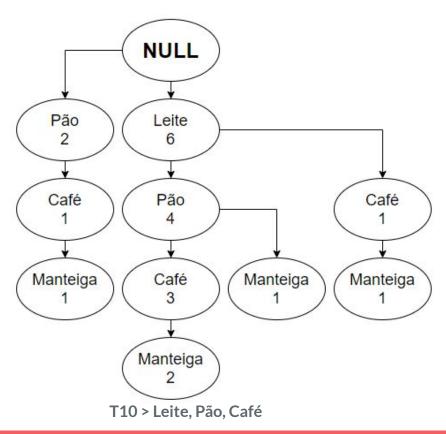




T7 > Pão

T8 > Leite

Árvores geradas - 8



Frequência inversa x Conditional Pattern

- Baseado na árvore obtida, obtemos os conjuntos intermediários conditional pattern base e conditional FP tree, para depois gerar os conjuntos frequentes.

Frequência inversa	Conditional Pattern
Manteiga	{Pão, Café : 1}, {Leite, Pão, Café : 2}, {Leite, Pão : 1}, {Leite, Café : 1}
Café	{Pão : 1}, {Leite, Pão : 3}, {Leite: 1}
Pão	{Leite: 4}
Leite	-

Conditional pattern base x conditional FP tree

Conditional pattern base	Conditional FP tree
{Pão, Café : 1}, {Leite, Pão, Café : 2}, {Leite, Pão : 1}, {Leite, Café : 1}	{Pão, Café, Leite :4}
{Pão : 1}, {Leite, Pão : 3}, {Leite: 1}	{Pão, Leite :4}
{Leite: 4}	{Leite :4}
-	-

Conjuntos frequentes

Frequência inversa	Conditional FP Tree	Conjuntos Frequentes
Manteiga	[Pão, Café, Leite :4]	{Pão, Manteiga}{Café, Manteiga}{Leite, Manteiga}{Pão, Manteiga, Café} {Pão, Manteiga, Leite} {Café, Manteiga, Leite}{Café, Manteiga, Leite, Pão}
Café	[Pão, Leite :4]	{Leite, Café}{Pão, Café}{Leite, Pão, Café}
Pão	[Leite :4]	{Leite, Pão}
Leite	-	-

Confiança

-	Pão -> Manteiga	= 4/6 = 0.66
-	Café -> Manteiga	= 4/5 = 0.8
-	Leite -> Manteiga	= 4/6 = 0.66
-	Pão -> Manteiga, Café	= 3/6 = 0.5
-	Pão -> Manteiga, Leite	= 2/6 = 0.33
-	Café -> Manteiga, Leite	= 3/5 = 0.6
-	Café -> Manteiga, Leite, Pão	= 2/5 = 0.4
-	Leite -> Café	= 4/6 = 0.66
-	Pão -> Café	= 4/6 = 0.66
-	Leite -> Pão, Café	= 3/6 = 0.5
-	Leite -> Pão	= 4/6 = 0.66
-	Café -> Pão, Manteiga	= 3/5 = 0.33
-	Leite -> Manteiga, Pão	= 2/6 = 0.33
-	Leite -> Manteiga, Café	= 3/6 = 0.5
-	Pão -> Café, Manteiga, Leite	= 2/6 = 0.33
-	Leite -> Pão, Café, Manteiga	= 2/6 = 0.33
-	Pão, Manteiga -> Café	= 3/4 = 0.75
-	Pão, Manteiga -> Leite	= 2/4 = 0.5
-	Café, Manteiga -> Leite	= 3/4 = 0.75
-	Café, Manteiga -> Leite, Pão	= 2/4 = 0.5
-	Leite, Café -> Manteiga, Pão	= 2/4 = 0.5

-	Manteiga -> Pão	= 4/5 = 0.8
-	Manteiga -> Café	= 4/5 = 0.8
-	Manteiga -> Leite	= 4/5 = 0.8
-	Manteiga -> Café, Pão	= 3/5 = 0.6
-	Manteiga -> Leite, Pão	= 2/5 = 0.4
-	Manteiga -> Leite, Café	= 3/5 = 0.6
-	Manteiga -> Leite, Pão, Café	= 2/5 = 0.4
-	Café -> Leite	= 4/5 = 0.8
-	Café -> Pão	= 4/5 = 0.8
-	Café -> Leite, Pão	= 3/5 = 0.6
-	Pão -> Leite	= 4/6 = 0.66
-	Manteiga, Café -> Pão	= 3/4 = 0.75
-	Manteiga, Leite -> Pão	= 2/4 = 0.5
-	Manteiga, Leite -> Café	= 3/4 = 0.75
-	Manteiga, Leite -> Pão, Café	= 2/4 = 0.5
-	Café, Leite -> Pão	= 3/4 = 0.75
-	Pão, Café -> Manteiga	= 3/4 = 0.75
-	Leite, Pão -> Manteiga	= 2/4 = 0.5
-	Leite, Café -> Manteiga	= 3/4 = 0.75
-	Manteiga, Leite -> Pão, Café	= 2/4 = 0.5
-	Café, Manteiga -> Leite, Pão	= 2/4 = 0.5
-	Pão, Manteiga -> Leite, Café	= 2/4 = 0.5
-	Pão, Leite -> Manteiga, Café	= 2/4 = 0.5
-	Pão, Café -> Manteiga, Leite	= 2/4 = 0.5

Regras

- 1. Manteiga ⇒ Pão = 0.8
- 2. Café ⇒ Pão = 0.8
- 3. Manteiga \Rightarrow Leite = 0.8
- 4. Café ⇒ Leite = 0.8
- 5. Manteiga ⇒ Café = 0.8
- 6. Café ⇒ Manteiga = 0.8

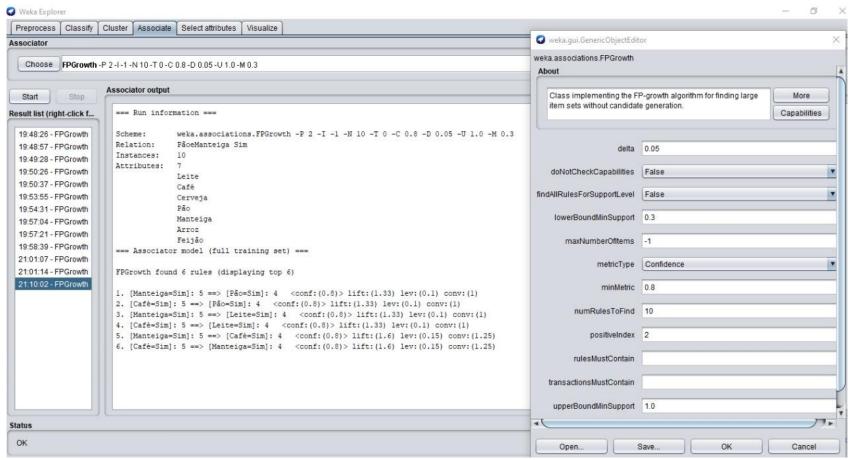
Vantagens

- Só escaneia o database 2 vezes, comparado ao Apriori
- O database é armazenado de forma compacta
- É eficiente e escalável para minerar grandes ou pequenos padrões frequentes

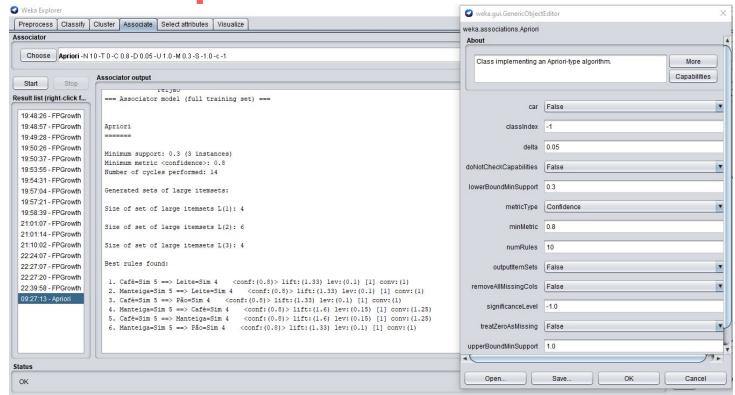
Desvantagens

- Mais pesada e de difícil construção que o Apriori
- Pode ter alto custo
- Quando a database é grande, o algoritmo pode não caber na memória compartilhada

Weka FP Growth



Weka Apriori



Ao rodarmos o Apriori, os mesmos resultados foram encontrados.

Referências

https://medium.com/@abnersuniga7/encontre-padr%C3%B5es-nos-seus-dados-com-apriori-e-fp-growth-4a581ec1b22

https://towardsdatascience.com/understand-and-build-fp-growth-algorithm-in-pyt hon-d8b989bab342#:~:text=What%20is%20FP%2DGrowth,(AKA%20Association %20Rule%20Mining).&text=The%20Apriori%20Algorithm%20produces%20frequent,threshold%20%E2%80%9Cminimal%20support%20count%E2%80%9D.

https://www.youtube.com/user/jacaoschreiber

https://www.softwaretestinghelp.com/fp-growth-algorithm-data-mining/