



دانشگاه علم و صنعت ایران

تمرین اول

نام درس: داده کاوی پیشرفته

استاد درس: دکتر بهروز مینایی

نام: محمد حقیقت

شماره دانشجویی: 403722042

گرایش: هوش مصنوعی

دانشکده: مهندسی کامپیوتر

نیم سال دوم 1403-1404

سوال اول

(A)

روش Brute-Force یا همان جستجوی کامل برای تولید مجموعه‌های پرتکرار(Frequent Itemsets) یکی از ساده‌ترین و ابتدایی‌ترین روش‌ها در داده‌کاوی است. در این روش تمام ترکیب‌های ممکن از اقلام موجود در پایگاه داده تولید می‌شود و سپس برای هر ترکیب تعداد دفعات وقوع آن در تراکنش‌ها شمرده می‌شود. اگر تعداد وقوع یک ترکیب از مقدار آستانه‌ای که به آن حداقل پشتیبانی (Minimum Support) گفته می‌شود بیشتر باشد آن مجموعه به عنوان یک مجموعه پرتکرار شناخته می‌شود.

محدودیت‌های روش Brute-Force

- **انباشت ترکیب‌های بی‌فایده:** با افزایش تعداد اقلام، تعداد ترکیب‌های ممکن به صورت نمایی رشد می‌کند. برای n قلم n^2 مجموعه ممکن وجود دارد.
- **کارایی پایین:** این روش نیازمند اسکن چندباره‌ی پایگاه داده برای شمردن فراوانی هر مجموعه است که بسیار زمان‌بر و پرهزینه است.
- **مقیاس‌پذیری ضعیف:** برای پایگاه‌های داده‌ی بزرگ و مجموعه اقلام زیاد این روش عملای قابل استفاده نیست چون حافظه و زمان پردازش زیادی نیاز دارد.

الگوریتم Apriori و چگونگی بهبود آن

الگوریتم Apriori برای حل مشکل ترکیب‌های غیرضروری از یک اصل ساده استفاده می‌کند: اگر یک مجموعه اقلام پرتکرار نباشد، هیچ‌یک از فرا مجموعه‌های آن هم نمی‌تواند پرتکرار باشد. با استفاده از این اصل، Apriori در هر مرحله فقط مجموعه‌هایی را بررسی می‌کند که زیرمجموعه‌های آن‌ها در مراحل قبلی پرتکرار بوده‌اند. این کار باعث حذف تعداد زیادی از ترکیب‌های بی‌فایده می‌شود.

مزیت‌ها:

- کاهش چشمگیر فضای جستجو
- استفاده از ساختار مرحله‌ای برای پردازش تدریجی

محدودیت:

- هنوز نیاز به اسکن چندباره پایگاه داده دارد
- برای مجموعه‌های بزرگ‌تر باز هم کند عمل می‌کند

الگوریتم FP-Growth و برتری آن

الگوریتم FP-Growth (Frequent Pattern Growth) با رویکردی کاملاً متفاوت مشکل را حل می‌کند. این روش بدون تولید صریح تمام ترکیب‌ها، از یک ساختار داده‌ی درختی به نام FP-Tree استفاده می‌کند که اطلاعات تکراری را فشرده‌سازی می‌کند.

ویژگی‌های برجسته:

- فقط دوبار اسکن پایگاه داده نیاز دارد
- به جای تولید کاندیداهای پرتععدد، از مسیرهای اشتراکی بین تراکنش‌ها برای استخراج الگوها بهره می‌برد
- سرعت و کارایی بسیار بالاتری نسبت به Apriori دارد مخصوصاً در داده‌های پرترکم

(B)

الگوریتم ECLAT (Equivalence Class Clustering and bottom-up Lattice Traversal) یکی دیگر از روش‌های معروف برای استخراج مجموعه‌های پرترکم است که برخلاف Apriori از روش متفاوتی برای نمایش داده‌ها و پیمایش فضای جستجو استفاده می‌کند.

ایده‌ی اصلی الگوریتم ECLAT

به جای استفاده از لیست تراکنش‌ها (transaction list) از لیست تراکنش عمودی (Vertical Data Format) بهره می‌برد. در این فرمت، هر آیتم با مجموعه‌ای از شناسه‌های تراکنش (TID List) همراه است که آن آیتم در آن‌ها ظاهر شده است.

برای مثال، اگر آیتم A در تراکنش‌های 1، 3 و 5 ظاهر شده باشد، نمایش عمودی آن به صورت:

$$A \rightarrow \{1, 3, 5\}$$

محاسبه‌ی پشتیبانی در ECLAT

برای به دست آوردن پشتیبانی یک مجموعه اقلام ECLAT به سادگی اشتراک بین TID List های اقلام را می‌گیرد. برای مثال:

$$A \rightarrow \{1, 3, 5\}, B \rightarrow \{2, 3, 5\}$$

$$A \cap B \rightarrow \{3, 5\} \rightarrow \text{supp} = 2$$

تفاوت ECLAT و Apriori در نمایش داده‌ها

Apriori	ECLAT	ویژگی
(transaction-wise) افقی	(item-wise) عمودی	فرمت داده
اسکن پایگاه داده چندباره	تقاطع لیست TID سریع تر	روش شمارش پشتیبانی
تولید مرحله‌ای، بالا به پایین	ترکیب لیست TID‌ها، پایین به بالا	ساختار کاندیدا

تعریف Traversal در شبکه‌ی مجموعه اقلام (Itemset Lattice Traversal)

فضای تمام ترکیب‌های ممکن از اقلام به صورت یک شبکه (Lattice) از مجموعه‌ها قابل تجسم است. در این شبکه، گره‌ها نشان‌دهنده‌ی مجموعه اقلام هستند و لبه‌ها ارتباط بین مجموعه‌های با تفاوت یک آیتم را نشان می‌دهند.

نقش ECLAT و Apriori در Traversal

در Apriori :

- پیمایش به صورت top-down (بالا به پایین) انجام می‌شود.
- ابتدا مجموعه‌های تک‌آیتمی بررسی می‌شوند و سپس مجموعه‌های بزرگ‌تر با استفاده از مجموعه‌های قبلی ساخته می‌شوند.
- اگر یک مجموعه پر تکرار نباشد، هیچ‌کدام از فرامجموعه‌های آن بررسی نمی‌شود (اصل (Apriori

در ECLAT :

- پیمایش به صورت bottom-up (پایین به بالا) و معمولا depth-first انجام می‌شود.

- از لیست‌های TID شروع شده و به صورت بازگشتی مجموعه‌های پر تکرار ساخته می‌شوند.
- این روش چون از حافظه بهتر استفاده می‌کند و نیاز به اسکن مکرر ندارد، در بسیاری از موارد سریع‌تر از Apriori است.

سوال دوم

(A)

:داده ها:

T1: A, B, C

T2: A, D

T3: B, C, D

T4: A, C, D

T5: A, B, C, D

$$\begin{aligned} \text{تعداد کل تراکنش‌ها} &= 5 \\ \text{حداقل پشتیبانی} &= \%60 = [60\% \times 5] \leftarrow 3 \text{ بار} \end{aligned}$$

یافتن مجموعه‌های پر تکرار تا سایز 3

مجموعه‌های تک‌آیتمی (1-itemsets)

A → 4

B → 3

C → 4

D → 4

تمام این آیتم‌ها پر تکرارند.

مجموعه‌های دوتایی (2-itemsets)

A,B → 2 → ✗

A,C → 3 → ✓

A,D → 3 → ✓

B,C → 3 → ✓

B,D → 2 → ✗

C,D → 3 → ✓

مجموعه‌های پر تکرار 2 تایی:

{A, C}

{A, D}

{B, C}

{C, D}

مجموعه‌های سه تایی (3-itemsets)

از ترکیب مجموعه‌های پر تکرار 2 تایی، مجموعه‌های 3 تایی زیر قابل تشکیل است:

A,C,D → 2 → ✗

A,C,B → 2 → ✗

A,B,D → 1 → ✗

B,C,D → 2 → ✗

هیچ مجموعه‌ی 3 تایی پر تکرار نیست.

نتیجه‌گیری:

تمام مجموعه‌های مکرر با پشتیبانی $\leq 60\%$:

- تک آیتمی: $\{A\}, \{B\}, \{C\}, \{D\}$
- دو آیتمی: $\{A,C\}, \{A,D\}, \{B,C\}, \{C,D\}$
- سه آیتمی: هیچ مجموعه‌ای وجود ندارد

(B)

تولید قوانین وابستگی قوی (Strong Association Rules)

یک قانون قوی باید دارای:

- پشتیبانی ≤ 3 بار (همان حداقل پشتیبانی)
- اطمینان $\leq 70\%$

روش محاسبه:

برای هر مجموعه مکرر مانند $X \cup Y$ ، قوانین احتمالی:

$$\text{supp}(X \cup Y) / \text{supp}(X) = 1. \quad X \rightarrow Y$$

$$\text{supp}(X \cup Y) / \text{supp}(Y) = 2. \quad Y \rightarrow X$$

برای هر مجموعه 2 تایی پرتکرار، قوانین ممکن را بررسی می‌کنیم.

قوانین از : $\{A, C\}$

$$A \rightarrow C = 3/4 = 75\% \quad \checkmark$$

$$C \rightarrow A = 3/4 = 75\% \quad \checkmark$$

قوانین از : $\{A, D\}$

$$A \rightarrow D = 3/4 = 75\% \quad \checkmark$$

$$D \rightarrow A = 3/4 = 75\% \quad \checkmark$$

قوانین از : $\{B, C\}$

$$B \rightarrow C = 3/3 = 100\% \quad \checkmark$$

$C \rightarrow B = 3/4 = 75\%$ ✓

قوانين از $\{C, D\}$:

$C \rightarrow D = 3/4 = 75\%$ ✓

$D \rightarrow C = 3/4 = 75\%$ ✓

قوانين انجمنی قوى نهايى:

تمام قوانين زير اطمینان $\leq 70\%$ دارند:

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $A \rightarrow C$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $C \rightarrow A$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $A \rightarrow D$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $D \rightarrow A$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۱۰۰٪) $B \rightarrow C$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $C \rightarrow B$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $C \rightarrow D$

(پشتيباني: ۳، اطمینان: ۷۵٪) $D \rightarrow C$

نکته: هیچ قانونی از مجموعه‌های سه آیتمی وجود ندارد زیرا هیچ مجموعه سه آیتمی مكرري نداشتم.

سوال 3

(A)

براي ساخت درخت FP ابتدا باید مراحل زير را انجام دهيم:

۱. محاسبه فراوانی هر آیتم در کل پایگاه داده تراکنشی
۲. مرتب‌سازی آیتم‌ها در هر تراکنش بر اساس فراوانی نزولی
۳. ساخت درخت FP با اضافه کردن تراکنش‌ها یکی پس از دیگری

۱. محاسبه فراوانی آیتم‌ها

آیتم	تعداد تکرار
Milk	4
Bread	4
Diapers	4
Beer	3
Eggs	1
Cola	3

حداقل پشتیبانی مورد نیاز: $33.34\% \times 6 = 2$ تراکنش
بنابراین آیتم‌های با تکرار کمتر از ۲ یعنی Eggs حذف می‌شوند.

لیست نهایی آیتم‌های مکرر به ترتیب فراوانی نزولی:

Milk, Bread, Diapers, Beer, Cola

۲. مرتب‌سازی تراکنش‌ها

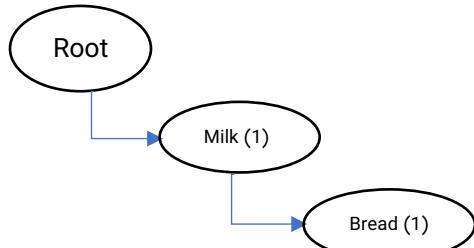
حال هر تراکنش را بر اساس ترتیب فوق مرتب می‌کنیم:

- T1: Milk, Bread, Eggs → Milk, Bread (Eggs) حذف شد
- T2: Milk, Diapers, Beer, Bread → Milk, Bread, Diapers, Beer
- T3: Milk, Diapers, Beer, Cola → Milk, Diapers, Beer, Cola
- T4: Bread, Diapers, Beer → Bread, Diapers, Beer
- T5: Bread, Milk, Cola → Milk, Bread, Cola
- T6: Diapers, Cola → Diapers, Cola

۳. ساخت گام به گام درخت FP

درخت FP را با یک گره ریشه خالی شروع می‌کنیم.

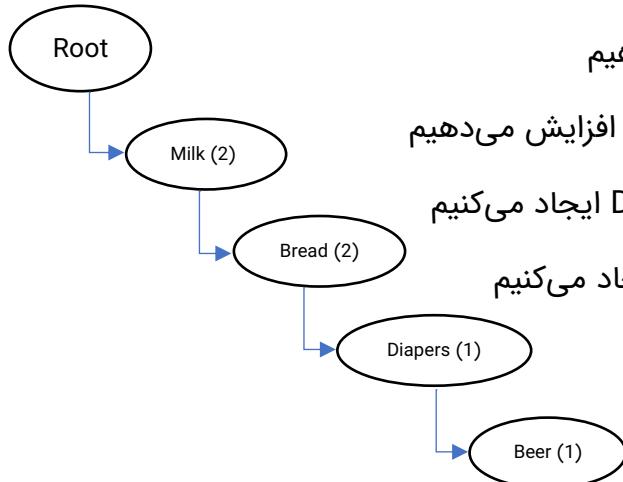
تراکنش T1 :



1. از ریشه، گره Milk ایجاد می‌کنیم (تعداد=1)

2. از Milk، گره Bread ایجاد می‌کنیم (تعداد=1)

تراکنش T2 :



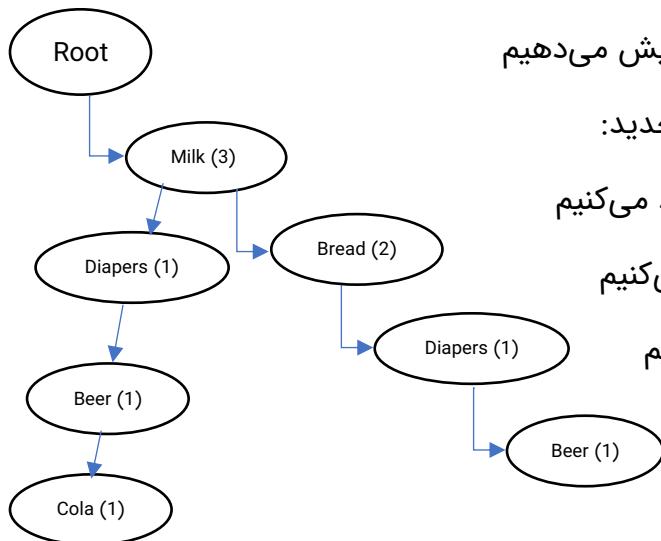
1. Milk وجود دارد، تعداد Milk را به ۲ افزایش می‌دهیم

2. از Milk به Bread وجود دارد، تعداد Bread را به ۲ افزایش می‌دهیم

3. از Bread به Diapers جدید است، گره Diapers(1) ایجاد می‌کنیم

4. از Beer به Diapers جدید است، گره Beer(1) ایجاد می‌کنیم

تراکنش T3 :



1. Milk وجود دارد، تعداد Milk را به ۳ افزایش می‌دهیم

2. از Milk به Diapers وجود ندارد، شاخه جدید:

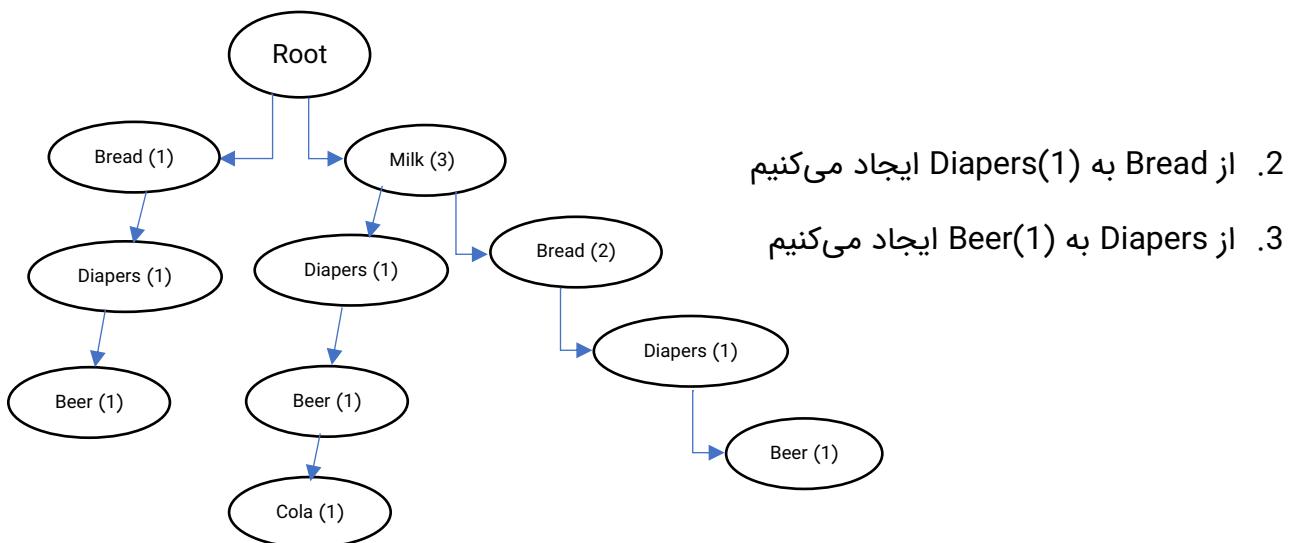
○ از Milk به گره Diapers(1) ایجاد می‌کنیم

○ از Beer به Diapers(1) ایجاد می‌کنیم

○ از Beer به Cola(1) ایجاد می‌کنیم

تراکنش T4 :

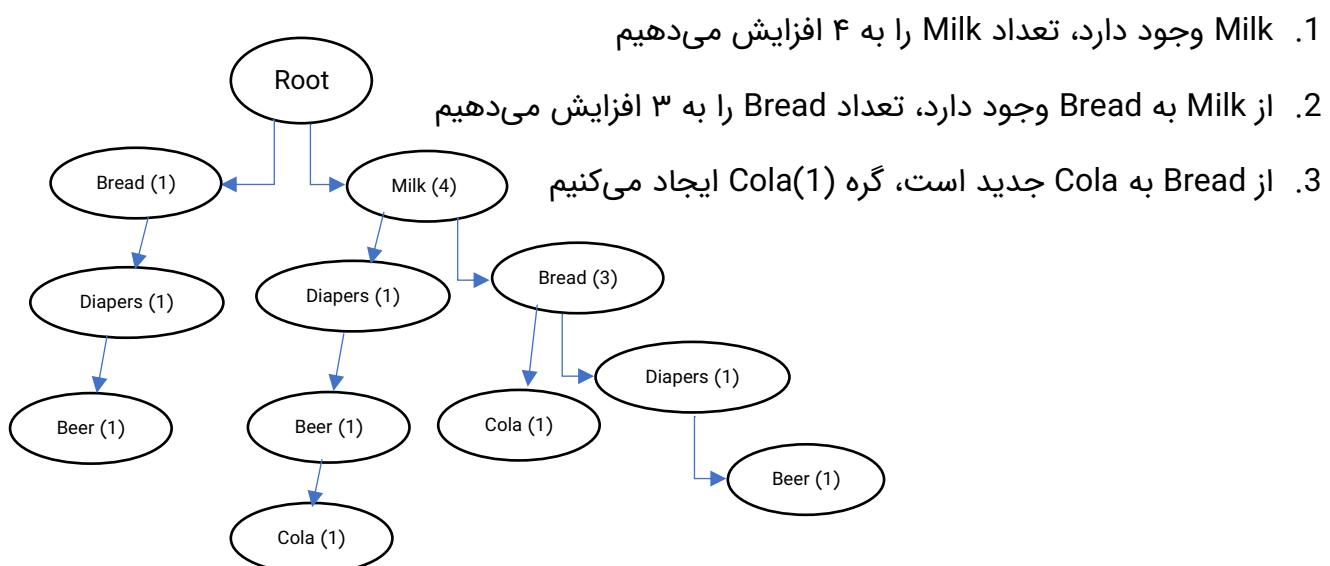
1. از ریشه به Bread جدید است، گره Bread(1) ایجاد می‌کنیم



.2 از Bread به Diapers(1) ایجاد می‌کنیم

.3 از Beer(1) به Diapers ایجاد می‌کنیم

: T5 تراکنش

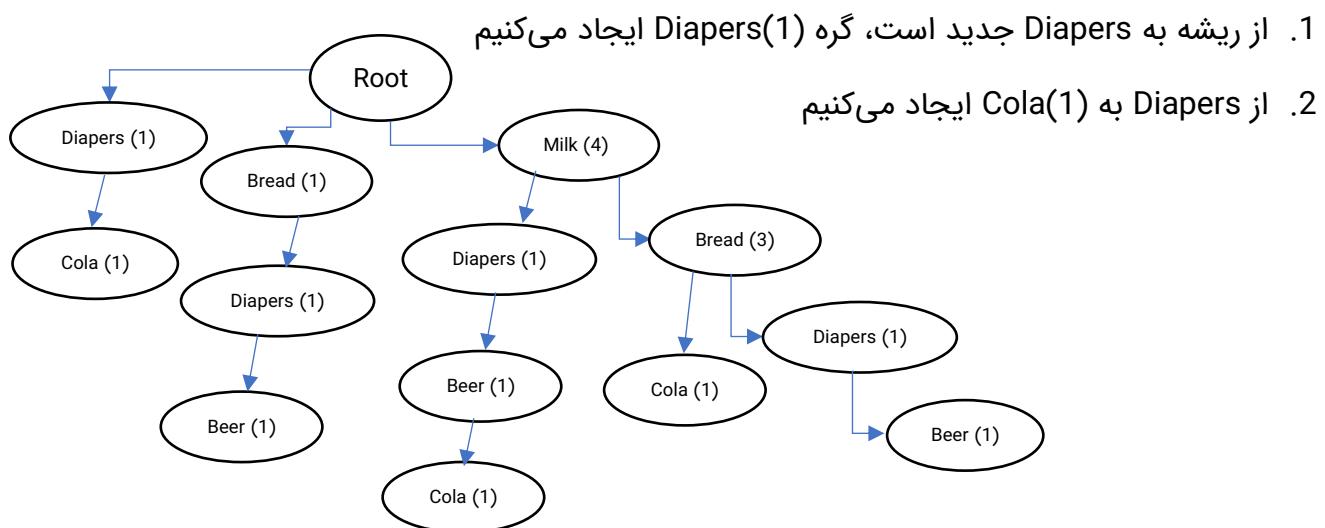


.1 Milk وجود دارد، تعداد Milk را به ۴ افزایش می‌دهیم

.2 از Bread به Milk وجود دارد، تعداد Bread را به ۳ افزایش می‌دهیم

.3 از Bread به Cola جدید است، گره Cola(1) ایجاد می‌کنیم

: T6 تراکنش



.1 از ریشه به Diapers جدید است، گره Diapers(1) ایجاد می‌کنیم

.2 از Cola(1) به Diapers ایجاد می‌کنیم

(ب)

حالا که درخت FP را ساخته‌ایم، می‌توانیم از الگوریتم FP-Growth برای استخراج همه مجموعه‌های مکرر با حداقل پشتیبانی ۲ (۳۴٪ از ۶ تراکنش) استفاده کنیم. این کار را با بررسی آیتم‌ها از پایین به بالا در لیست هدر انجام می‌دهیم.

بررسی لیست آیتم‌های پرتکرار

ما قبلاً در مرحله FP-Tree حساب کردیم که کدوم آیتم‌ها حداقل ۳ بار ظاهر شده‌اند:

آیتم	تعداد تکرار
Milk	4
Bread	4
Diapers	4
Beer	3
Eggs	1
Cola	3

استخراج مجموعه‌های پرتکرار با الگوریتم FP-Growth

در این الگوریتم، آیتم‌ها را از پایین‌ترین به بالاترین در لیست هدر بررسی می‌کنیم و برای هر آیتم:

- الگوی شرطی (Conditional Pattern Base) را استخراج می‌کنیم.
- درخت شرطی (Conditional FP-Tree) می‌سازیم.
- از روی آن، ترکیب‌های پرتکرار با آن آیتم را استخراج می‌کنیم.

بررسی آیتم به آیتم (از پایین به بالا):

1. Cola (پشتیبانی = 3)

مسیرهایی که به Cola ختم می‌شوند:

- Milk → Diapers → Beer → Cola
- Milk → Bread → Cola

3. Diapers → Cola

فقط آیتم‌های قبل از Cola مهم‌اند:

Milk, Diapers, Beer	1
Milk, Brear	1
Diapers	1

از این مسیرها، آیتم‌هایی که ۲ بار یا بیشتر آمده‌اند:

- Milk: 2
- Diapers: 2

پس مجموعه آیتم‌های پر تکرار مربوط به Cola :

- {Cola}
- {Cola, Diapers}
- {Cola, Milk}

(پشتیبانی = 3) Beer .2

مسیرهای منتهی به Beer :

1. Milk → Bread → Diapers → Beer
2. Milk → Diapers → Beer
3. Bread → Diapers → Beer

الگوی شرطی:

Milk, Bread, Diapers	1
Milk, Diapers	1

Bread, Diapers	1
----------------	---

تعداد تکرارها:

- Diapers: 3
- Milk: 2
- Bread: 2

مجموعه‌های مکرر:

- Beer
- Beer, Diapers

(4 = پشتیبانی Diapers . 3)

مسیرهای شرطی:

1. Milk → Bread → Diapers
2. Milk → Diapers
3. Bread → Diapers
4. Diapers → Cola

فقط آیتم‌هایی که قبل از Diapers هستند:

Milk, Bread	1
Milk	1
Bread	1

در مجموع:

- Milk: 2
- Bread: 2

تنها آیتمست پرتکرار:

Diapers

(پشتیبانی = 4) Bread . 4

مسیرهای شرطی:

1. Milk → Bread
2. Milk → Bread → Diapers
3. Milk → Bread → Cola
4. Bread → Diapers

فقط آیتم قبل از Bread :

Milk	3
------	---

آیتمستهای پرتکرار:

Bread

Bread, Milk

(پشتیبانی = 4) Milk . 5

Milk همیشه اول مسیرهای است. چون هیچ آیتمی قبلش نیست.

آیتمست:

Milk

جمع‌بندی نهایی: لیست همه آیتم‌ست‌های پر تکرار ($\text{support} \geq 3$)

آیتم‌ست	پشتیبانی تقریبی
Milk	4
Bread	4
Diapers	4
Beer	3
Cola	3
Bread, Milk	3
Diapers, Beer	3
Cola, Milk	2 حذف می‌شود
Cola, Diapers	2 حذف می‌شود

مجموعه نهایی پر تکرارها:

Milk .1

Bread .2

Diapers .3

Beer .4

Cola .5

Bread, Milk .6

Diapers, Beer .7

سوال 4

چالش اصلی

الگوریتم‌های کلاسیک مانند Apriori و FP-Growth تنها وجود یا عدم وجود آیتم‌ها در تراکنش‌ها را بررسی می‌کنند و تعداد تکرار آیتم‌ها (مثلا خرید ۴ کیک در مقابل ۱ کیک) را نادیده می‌گیرند. این محدودیت باعث از دست رفتن اطلاعات ارزشمند در تحلیل داده‌های واقعی، مانند سبدهای خرید، می‌شود، جایی که تعداد آیتم‌ها می‌تواند رفتار مشتری را بهتر توصیف کند.

راهکار کلی

برای حل این مشکل، باید الگوریتم‌ها را اصلاح کرد تا نه تنها حضور آیتم‌ها، بلکه تعداد تکرار آن‌ها در هر تراکنش نیز در فرآیند کشف الگو لحاظ شود. این کار نیازمند تغییر در نمایش داده‌ها، معیارهای پشتیبانی، و فرآیندهای تولید و استخراج الگوها است.

اصلاح الگوریتم **Apriori**

نمایش جدید تراکنش‌ها :**(Multi-set Representation)**

به جای استفاده از مجموعه‌های ساده (set)، از ساختار چندتایی (multi-set) استفاده می‌شود که تعداد تکرار هر آیتم را ذخیره می‌کند.

مثال: تراکنش $\{ \text{cake: } 1, \text{milk: } 3, \text{bread: } 4 \}$ نشان‌دهنده خرید ۴ کیک، ۳ بطری شیر و ۱ نان است.

روش جایگزین: تبدیل آیتم‌ها به آیتم‌های برچسب‌دار بر اساس تعداد تکرار (مثلا cake_1, cake_2, ..., cake_4)، اگرچه این روش ممکن است به انفجار ترکیبی منجر شود.

:**پشتیبانی وزنی (Weighted Support)**

پشتیبانی یک الگو به صورت جمع تعداد تکرار آیتم‌ها در تمام تراکنش‌ها محاسبه می‌شود، نه صرفا تعداد تراکنش‌هایی که آیتم در آن‌ها ظاهر شده است.

مثال: پشتیبانی $\{ \text{cake: } 1, \text{milk: } 2 \}$ برابر است با تعداد تراکنش‌هایی که حداقل ۲ کیک و ۱ شیر به صورت همزمان دارند، با وزن‌دهی بر اساس تعداد تکرارها.

می‌توان از میانگین وزنی یا بازه‌های دسته‌بندی شده (مثلا ۱-۳، ۴-۶) برای ساده‌سازی محاسبات استفاده کرد.

:**تولید مجموعه‌های کاندیدا و هرس کردن (Pruning)**

در مرحله تولید کاندیداها، ترکیب‌های مختلف تعداد تکرار آیتم‌ها در نظر گرفته می‌شود . $(\{\text{cake: } 2, \text{milk: } 1\}, \{\text{cake: } 3, \text{milk: } 2\})$ مثلاً

شرط هرس اصلاح می‌شود: اگر یک الگو (مثلًا $\{cake: 3\}$) پر تکرار نباشد، الگوهای با تعداد بالاتر (مثل $\{cake: 4\}$) بررسی نمی‌شوند.

برای کنترل پیچیدگی، می‌توان محدودیت‌هایی روی حداقل تعداد تکرار یا بازه‌های شمارش اعمال کرد.

اصلاح الگوریتم FP-Growth

ساخت FP-Tree تعمیم‌یافته:

درخت FP به گونه‌ای اصلاح می‌شود که در هر گره، علاوه بر نام آیتم، تعداد تکرار آن در مسیر مربوطه نیز ذخیره شود (مثل $((item, count_in_path))$).

لیست سرآمد (Header Table) نیز اطلاعات کمی (تعداد تکرارها) را ذخیره می‌کند.

: (Quantitative Support) پشتیبانی عددی

به جای شمارش تعداد مسیرها در درخت، جمع تعداد تکرار آیتم‌ها در مسیرهای مشترک به عنوان معیار پشتیبانی استفاده می‌شود.

آستانه‌های پویا می‌توانند برای تعداد تکرارها تعریف شوند (مثلًا حداقل ۱۰ کیک در کل تراکنش‌ها).

استخراج الگوها و پایگاه الگوی شرطی:

در فرآیند ساخت درخت شرطی (Conditional FP-Tree)، تعداد تکرار آیتم‌ها در مسیرهای مشترک جمع‌آوری می‌شود.

الگوهای استخراج شده شامل شرایط ترکیبی از وجود و تعداد آیتم‌ها هستند (مثلًا $\{cake: 2, milk: 1\}$).

می‌توان از دسته‌بندی بازه‌های تکرار (مثل ۱-۳، ۴-۶) برای کاهش پیچیدگی استفاده کرد.

روش‌های مکمل برای پیاده‌سازی

روش وزن دهی:

به هر آیتم بر اساس تعداد تکرار آن وزن اختصاص داده می‌شود.

پشتیبانی به صورت میانگین وزنی یا جمع وزنی محاسبه می‌شود.

روش دسته‌بندی:

تعداد تکرارها به بازه‌های معنادار گروه‌بندی می‌شود (مثلًا ۱-۳، ۴-۶، یا بیشتر).

این روش پیچیدگی محاسباتی را کاهش می‌دهد و تفسیر نتایج را آسان‌تر می‌کند.

روش چندسطحی:

تحلیل در سطوح مختلف دانه‌بندی انجام می‌شود (مثلًا تحلیل جداگانه برای آیتم‌های با تکرار کم و زیاد).

نتایج سطوح مختلف ترکیب می‌شوند تا الگوهای جامع‌تری استخراج شوند.

الگوریتم‌های جایگزین

برای داده‌های کمی که تعداد آیتم‌ها یا سایر ویژگی‌های عددی (مثل وزن، زمان، یا ارزش) مهم هستند، می‌توان از روش‌های پیشرفته‌تر استفاده کرد:

Quantitative Association Rules Mining: قوانین انجمنی که مقادیر عددی را مستقیماً در نظر می‌گیرند.

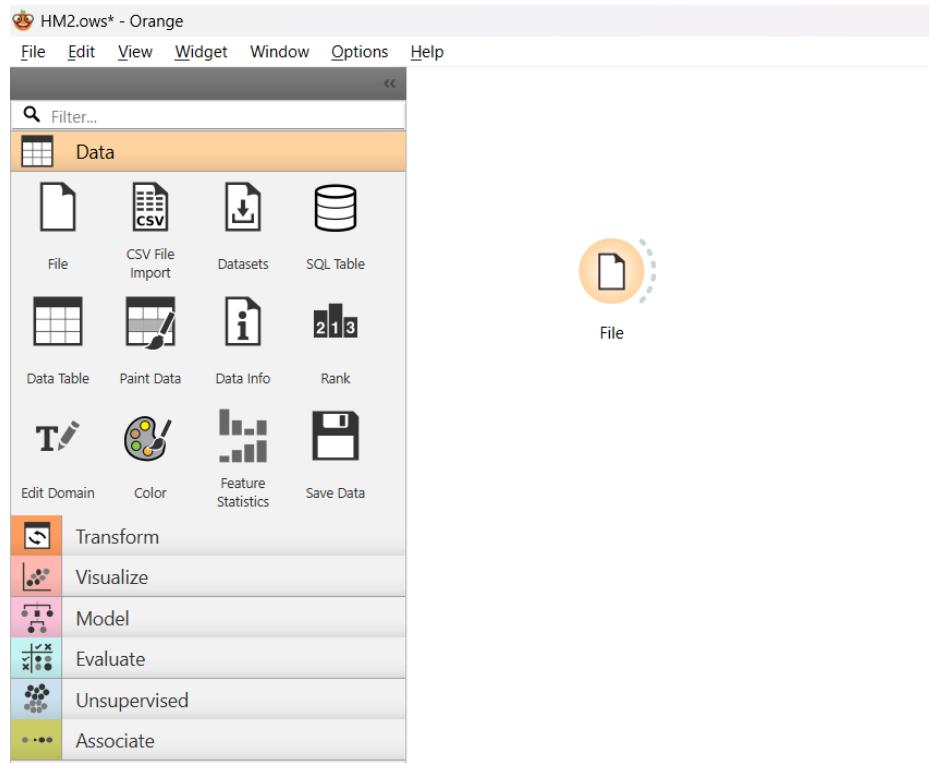
Utility Pattern Mining: استخراج الگوها بر اساس معیارهای سودمندی (مثل ارزش اقتصادی آیتم‌ها).

سوال 5

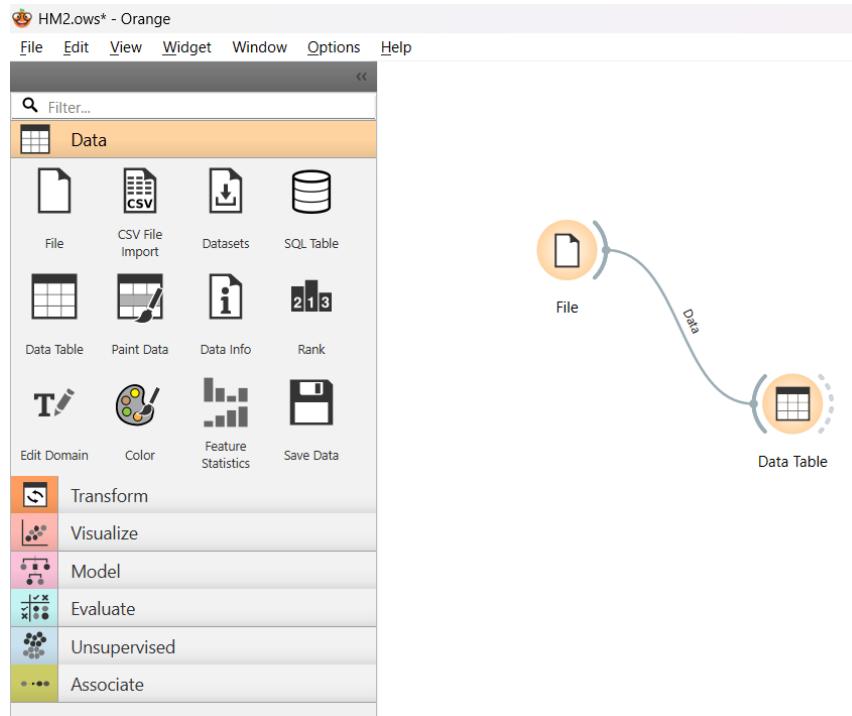
(A)

در این بخش باید دیتاست رو لود کنیم

که با استفاده از File دیتاست مربوطه را به نرم افزار import کردیم و رو Basket قرار دادیم:



برای نمایش ساختار دیتاست باید از Data Table استفاده کنیم.



ساختار دیتاست به شکل زیر است:

Data Table - Orange

Info
14963 instances (no missing data)
167 features (sparse, density 100.00 %)
No target variable.
No meta attributes.

Variables
 Show variable labels (if present)
 Visualize numeric values
 Color by instance classes

Selection
 Select full rows

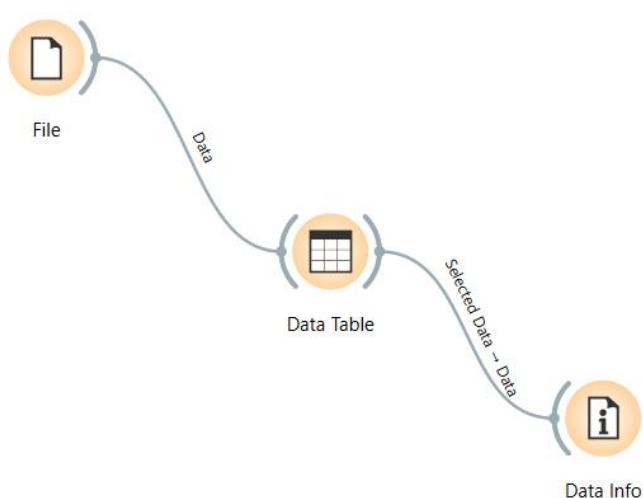
Restore Original Order

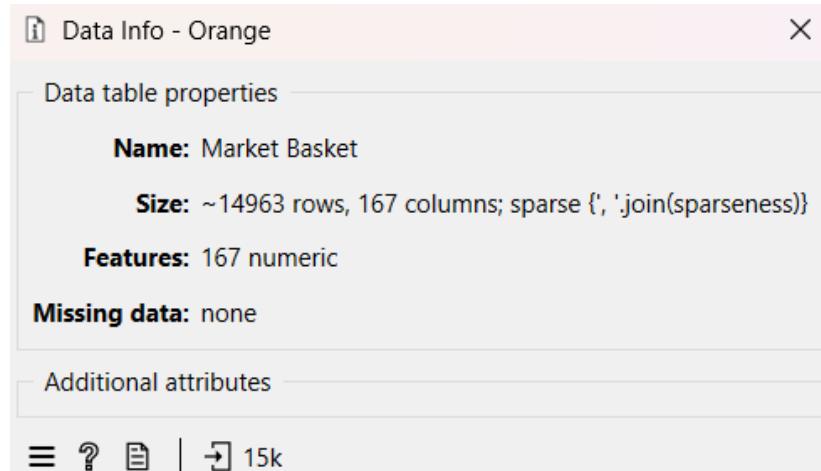
Send Automatically

1 {...}
2 whole milk=1, pastry=1, salty snack=1
3 whole milk=1, sausage=1, semi-finished bread=1, yogurt=1
4 soda=1, pickled vegetables=1
5 canned beer=1, misc. beverages=1
6 sausage=1, hygiene articles=1
7 whole milk=1, sausage=1, rolls/buns=1
8 whole milk=1, soda=1
9 whole milk=1, frankfurter=1, whipped/sour cream=1
10 frankfurter=1, curd=1
11 beef=1, white bread=1
12 whole milk=1, butter=1
13 frozen vegetables=1, other vegetables=1
14 tropical fruit=1, sugar=1
15 butter milk=1, specialty chocolate=1
16 frozen meals=1, dental care=1
17 rolls/buns=2
18 root vegetables=1, detergent=1
19 sausage=1, rolls/buns=1
20 dish cleaner=1, cling film/bags=1
21 canned beer=1, frozen fish=1
22 whole milk=1, tropical fruit=1, pip fruit=1
23 whole milk=1, pastry=1, root vegetables=1
 rolls/buns=1, red/blush wine=1, chocolate=1

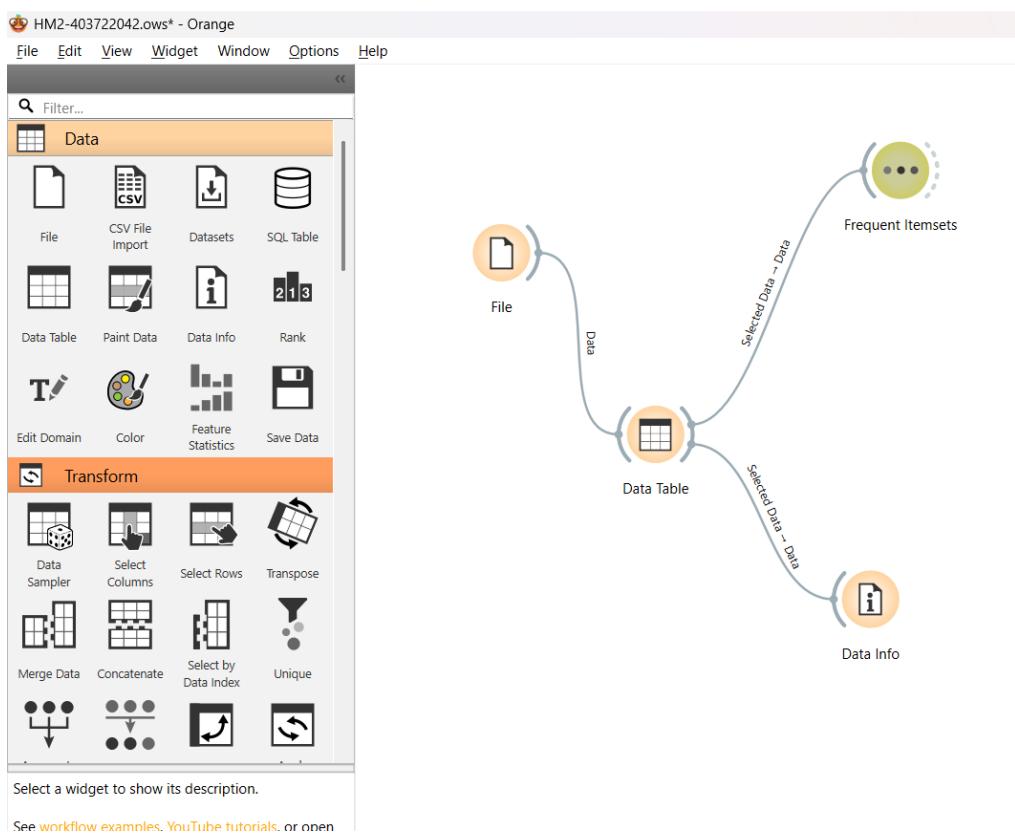
☰ ? ☰ | ⌂ 15k ⌂ 15k | 15k

از Data Info برای نمایش اطلاعات ساختاری دیتاست استفاده کردیم:





برای ساخت Frequent Itemsets باید آن را اضافه کنیم و به Data Table وصل کنیم



برای ساخت Frequent Itemset می توانیم minimal support کم یا زیاد قرار دهیم که از کم شروع کردیم و رفته رفته بیشترش می کنیم، هر چی جلوتر می رویم تعداد itemset ها کمتر می شود.

*** Frequent Itemsets - Orange

View Window Help

Info

Number of itemsets: 63435
Selected itemsets: 0
Selected examples: 0

Find itemsets

Minimal support: 0.001%
Max. number of itemsets: 100000

Filter itemsets

Contains:
Min. items: Max. items:

Apply these filters in search

Itemsets	Support	%
whole milk	2363	15.79
other vegetables	222	1.484
root vegetables	10	0.06683
bottled water	2	0.01337
domestic eggs	1	0.006683
meat	1	0.006683
dog food	1	0.006683
dog food	1	0.006683
meat	1	0.006683
dog food	1	0.006683
mustard	1	0.006683
pet care	1	0.006683
pet care	1	0.006683
dog food	1	0.006683
shopping bags	2	0.01337
domestic eggs	1	0.006683
pork	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
pork	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
domestic eggs	3	0.02005
pork	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
meat	1	0.006683
dog food	1	0.006683
dog food	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
pork	1	0.006683
vinegar	1	0.006683
cream cheese	1	0.006683
hamburger meat	1	0.006683
meat	1	0.006683
dog food	1	0.006683
mustard	2	0.01337
cream cheese	1	0.006683
pet care	1	0.006683
pet care	1	0.006683

Send Selection Automatically

*** Frequent Itemsets - Orange

View Window Help

Info

Number of itemsets: 63435
Selected itemsets: 0
Selected examples: 0

Find itemsets

Minimal support: 0.0001%
Max. number of itemsets: 100000

Filter itemsets

Contains:
Min. items: Max. items:

Apply these filters in search

Itemsets	Support	%
sausage	903	6.035
yogurt	86	0.5748
rolls/buns	9	0.06015
curd	3	0.02005
other vegetables	1	0.006683
pip fruit	1	0.006683
newspapers	1	0.006683
specialty bar	1	0.006683
soft cheese	1	0.006683
beverages	1	0.006683

*** Frequent Itemsets - Orange

View Window Help

Info

Number of itemsets: 8343
Selected itemsets: 0
Selected examples: 0

Find itemsets

Minimal support: 0.01%
Max. number of itemsets: 100000

Filter itemsets

Contains:

Min. items: Max. items:

Apply these filters in search

Itemsets	Support	%
whole milk	2363	15.79
other vegetables	222	1.484
root vegetables	10	0.06683
bottled water	2	0.01337
shopping bags	2	0.01337
domestic eggs	3	0.02005
mustard	2	0.01337
tropical fruit	11	0.07351
citrus fruit	3	0.02005
domestic eggs	2	0.01337
ham	2	0.01337
bottled water	9	0.06015
coffee	2	0.01337
pet care	2	0.01337
citrus fruit	7	0.04678
pip fruit	8	0.05347
shopping bags	8	0.05347
bottled beer	6	0.0401
newspapers	5	0.03342
brown bread	6	0.0401
pork	2	0.01337
domestic eggs	9	0.06015
pork	2	0.01337
pork	8	0.05347
fruit/vegetable juice	5	0.03342
berries	2	0.01337
margarine	4	0.02673
coffee	7	0.04678
cream cheese	3	0.02005
chocolate	5	0.03342
finished products	2	0.01337
hamburger meat	4	0.02673
berries	3	0.02005
UHT-milk	2	0.01337
onions	5	0.03342
waffles	7	0.04678
prosecco	2	0.01337
long life bakery product	2	0.01337
sugar	7	0.04678
buttermilk	1	0.02673

Send Selection Automatically

... Frequent Itemsets - Orange

[View](#) [Window](#) [Help](#)

Info

Number of itemsets: 1447

Selected itemsets: 0

Selected examples: 0

[Expand all](#)

[Collapse all](#)

Find itemsets

Minimal support:

Max. number of itemsets:



[Find Itemsets](#)

Filter itemsets

Contains:

Min. items: Max. items:

Apply these filters in search



[Send Selection Automatically](#)

Itemsets	Support	%
whole milk	2363	15.79
other vegetables	222	1.484
root vegetables	10	0.06683
tropical fruit	11	0.07351
bottled water	9	0.06015
pip fruit	8	0.05347
shopping bags	8	0.05347
domestic eggs	9	0.06015
pork	8	0.05347
rolls/buns	209	1.397
other vegetables	18	0.1203
root vegetables	9	0.06015
tropical fruit	10	0.06683
citrus fruit	10	0.06683
pip fruit	10	0.06683
shopping bags	8	0.05347
bottled beer	10	0.06683
frankfurter	9	0.06015
brown bread	8	0.05347
fruit/vegetable juice	9	0.06015
curd	9	0.06015
white bread	9	0.06015
soda	174	1.163
rolls/buns	15	0.1002
other vegetables	17	0.1136
tropical fruit	10	0.06683
bottled water	12	0.0802
pip fruit	9	0.06015
shopping bags	9	0.06015
margarine	8	0.05347
yogurt	167	1.116
rolls/buns	20	0.1337
other vegetables	17	0.1136
soda	14	0.09356
root vegetables	10	0.06683
tropical fruit	12	0.0802
citrus fruit	10	0.06683
pip fruit	9	0.06015
shopping bags	8	0.05347
	0	0.06015

... Frequent Itemsets - Orange

View Window Help

Info

Number of itemsets: 750
Selected itemsets: 0
Selected examples: 0

Find itemsets

Minimal support: 0.1%
Max. number of itemsets: 100000

Find Itemsets

Filter itemsets

Contains: |

Min. items: 1 Max. items: 999

Apply these filters in search

Send Selection Automatically

Items

Itemsets	Support	%
whole milk	2363	15.79
other vegetables	222	1.484
rolls/buns	209	1.397
other vegetables	18	0.1203
soda	174	1.163
rolls/buns	15	0.1002
other vegetables	17	0.1136
yogurt	167	1.116
rolls/buns	20	0.1337
other vegetables	17	0.1136
root vegetables	113	0.7552
tropical fruit	123	0.822
bottled water	107	0.7151
sausage	134	0.8955
yogurt	22	0.147
soda	16	0.1069
rolls/buns	17	0.1136
citrus fruit	107	0.7151
pastry	97	0.6483
pip fruit	99	0.6616
shopping bags	95	0.6349
canned beer	90	0.6015
bottled beer	107	0.7151
whipped/sour cream	69	0.4611
newspapers	84	0.5614
frankfurter	79	0.528
brown bread	67	0.4478
domestic eggs	79	0.528
pork	75	0.5012
butter	70	0.4678
fruit/vegetable juice	66	0.4411
beef	70	0.4678
curd	62	0.4144
margarine	61	0.4077
coffee	57	0.3809
frozen vegetables	57	0.3809
chicken	51	0.3408
white bread	47	0.3141
cream cheese	43	0.2874
		0.2011

... Frequent Itemsets - Orange

View Window Help

Info

Number of itemsets: 750
Selected itemsets: 0
Selected examples: 0

Find itemsets

Minimal support: 0.1%
Max. number of itemsets: 100000

Find Itemsets

Filter itemsets

Contains: |

Min. items: 3 Max. items: 999

Apply these filters in search

Items

Itemsets	Support	%
whole milk	2363	15.79
rolls/buns	209	1.397
other veget...	18	0.1203
> soda	174	1.163
> yogurt	167	1.116
> sausage	134	0.8955
soda	1453	9.711
> rolls/buns	121	0.8087

... Frequent Itemsets - Orange

[View](#) [Window](#) [Help](#)

Info

Number of itemsets: 126

Selected itemsets: 0

Selected examples: 0

[Expand all](#)

[Collapse all](#)

Find itemsets

Minimal support: 0.5%

Max. number of itemsets: 100000



[Find Itemsets](#)

Filter itemsets

Contains:

Min. items: Max. items:

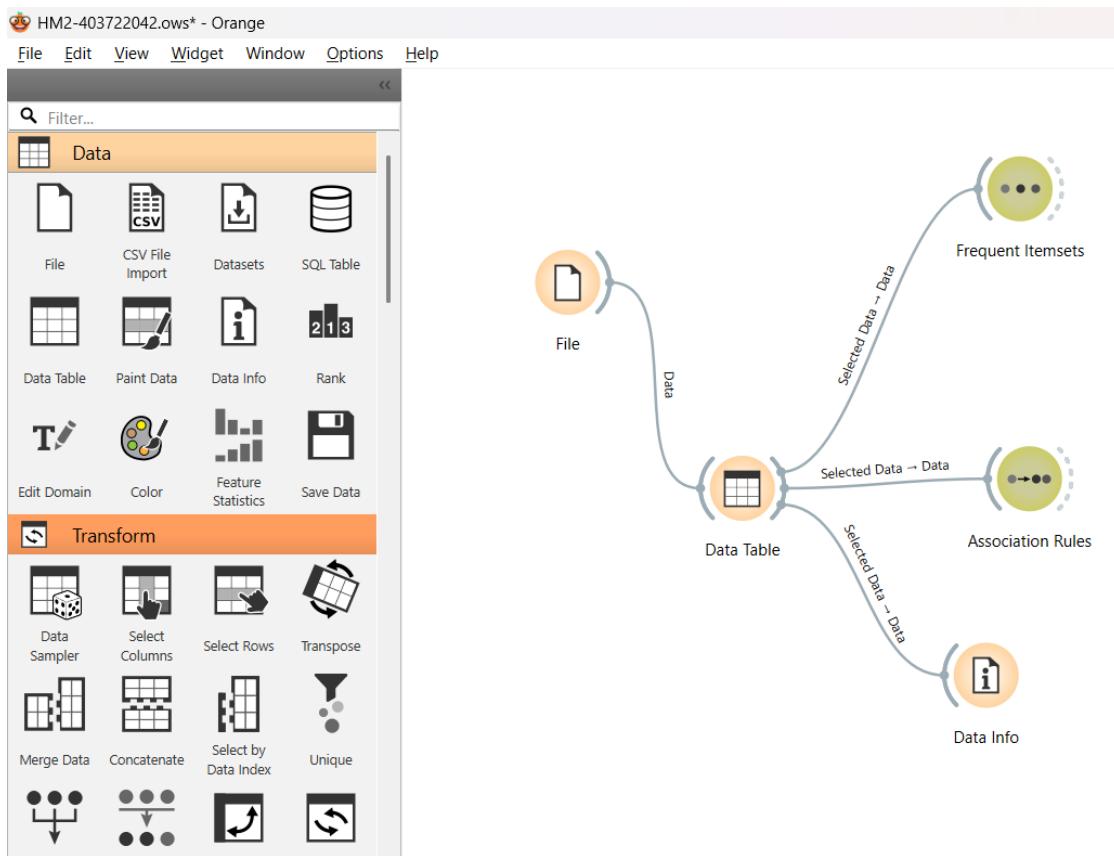
Apply these filters in search

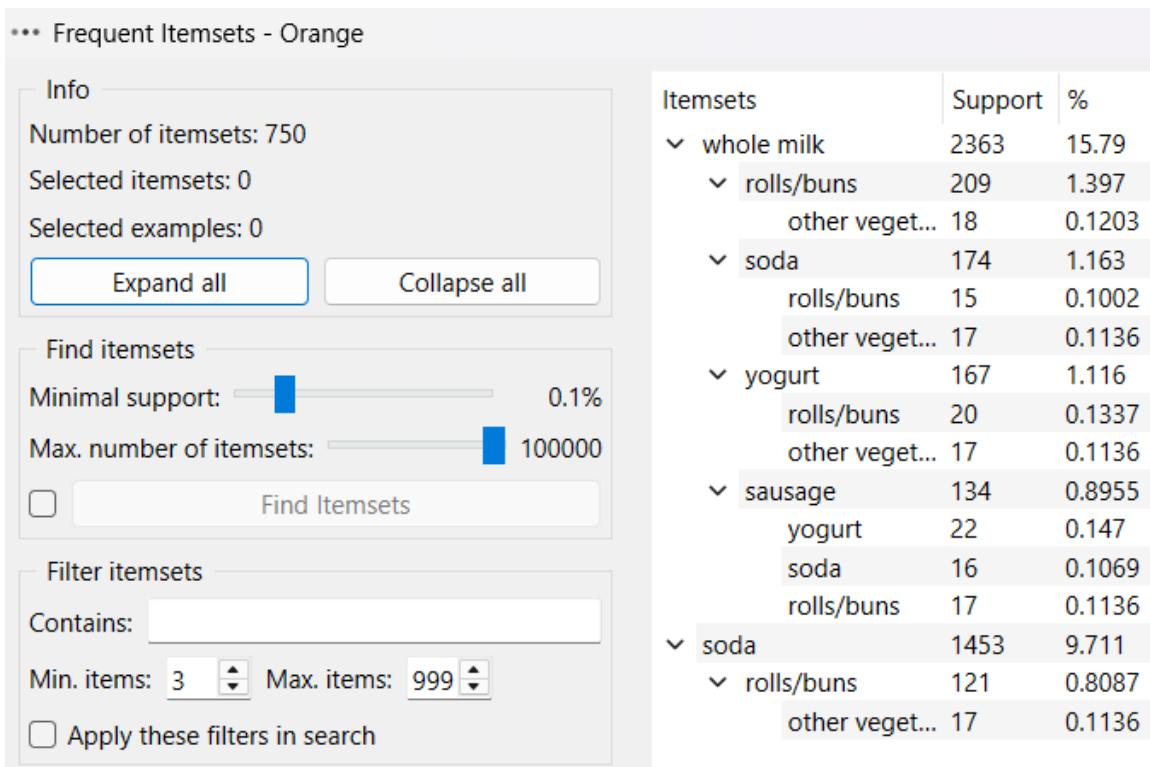


[Send Selection Automatically](#)

Itemsets	Support	%
whole milk	2363	15.79
other vegetables	222	1.484
rolls/buns	209	1.397
soda	174	1.163
yogurt	167	1.116
root vegetables	113	0.7552
tropical fruit	123	0.822
bottled water	107	0.7151
sausage	134	0.8955
citrus fruit	107	0.7151
pastry	97	0.6483
pip fruit	99	0.6616
shopping bags	95	0.6349
canned beer	90	0.6015
bottled beer	107	0.7151
newspapers	84	0.5614
frankfurter	79	0.528
domestic eggs	79	0.528
pork	75	0.5012
other vegetables	1827	12.21
root vegetables	79	0.528
tropical fruit	94	0.6282
bottled water	82	0.548
rolls/buns	1646	11
other vegetables	158	1.056
root vegetables	86	0.5748
tropical fruit	91	0.6082
soda	1453	9.711
rolls/buns	121	0.8087
other vegetables	145	0.9691
root vegetables	79	0.528
tropical fruit	81	0.5413
yogurt	1285	8.588
rolls/buns	117	0.7819
other vegetables	121	0.8087
soda	87	0.5814
tropical fruit	78	0.5213
root vegetables	1041	6.957
tropical fruit	1014	6.777
sausage	600	4.060

حال نوبت به ساخت Association Rule می‌رسد که باید آن را اضافه کنیم و به Data Table وصل کنیم.





این جدول مجموعه‌های پر تکرار (Frequent Itemsets) را نشان می‌دهد که گروه‌هایی از محصولات هستند که مشتریان اغلب با هم می‌خرند.

- **شیر کامل (whole milk)** : با پشتیبانی 15.79% (Support)، در 263 تراکنش از 750 تراکنش، شیر کامل خریده شده است. این یعنی شیر کامل یکی از محبوب‌ترین محصولات است.
- **نان/کیک (rolls/buns) و دیگر سبزیجات (other vegetables)** : این مجموعه با پشتیبانی 1.397٪ در 209 تراکنش دیده شده است. یعنی این دو محصول اغلب با هم خریده می‌شوند.
- **سودا (soda)** : با پشتیبانی 9.711٪ در 143 تراکنش، سودا هم محصول پر طرفداری است.
- **ماست (yogurt) و شیر کامل (whole milk)** : این مجموعه با پشتیبانی 1.116٪ در 167 تراکنش دیده شده است، یعنی این دو محصول هم گاهی با هم خریده می‌شوند.
- **سودا و نان/کیک (soda, rolls/buns)** : با پشتیبانی 0.711٪، این ترکیب هم نشان می‌دهد که سودا و نان/کیک گاهی با هم انتخاب می‌شوند.

Association Rules - Orange

File View Window Help

Info
Rules: 1200 (shown 1200)

Find association rules

Min. supp.: 0.1 %

Min. conf.: 1 %

Max. rules: 100k

Induce only classification rules

Restrict search by below filters

Find Rules

Filter by Antecedent

Contains:

Items, min: 1 max: 999

Filter by Consequent

Contains:

Items, min: 1 max: 999

>

Supp	Conf	Covr	Strg	Lift	Levr	Antecedent	Consequent
0.015	0.122	0.122	1.293	0.769	-0.004	other vegetables	→ whole milk
0.015	0.094	0.158	0.773	0.769	-0.004	whole milk	→ other vegetables
0.014	0.127	0.110	1.436	0.804	-0.003	rolls/buns	→ whole milk
0.014	0.088	0.158	0.697	0.804	-0.003	whole milk	→ rolls/buns
0.011	0.096	0.110	1.110	0.786	-0.003	rolls/buns	→ other vegetables
0.011	0.086	0.122	0.901	0.786	-0.003	other vegetables	→ rolls/buns
0.001	0.114	0.011	14.956	0.721	-0.000	rolls/buns, other vegetables	→ whole milk
0.001	0.086	0.014	8.742	0.705	-0.001	whole milk, rolls/buns	→ other vegetables
0.001	0.011	0.110	0.135	0.737	-0.000	rolls/buns	→ whole milk, other vegetables
0.001	0.081	0.015	7.414	0.737	-0.000	whole milk, other vegetables	→ rolls/buns
0.012	0.120	0.097	1.626	0.758	-0.004	soda	→ whole milk
0.012	0.074	0.158	0.615	0.758	-0.004	whole milk	→ soda
0.008	0.083	0.097	1.133	0.757	-0.003	soda	→ rolls/buns
0.008	0.074	0.110	0.883	0.757	-0.003	rolls/buns	→ soda
0.001	0.124	0.008	19.529	0.785	-0.000	soda, rolls/buns	→ whole milk
0.001	0.086	0.012	9.460	0.784	-0.000	whole milk, soda	→ rolls/buns
0.001	0.010	0.097	0.144	0.739	-0.000	soda	→ whole milk, rolls/buns
0.001	0.072	0.014	6.952	0.739	-0.000	whole milk, rolls/buns	→ soda
0.010	0.100	0.097	1.257	0.817	-0.002	soda	→ other vegetables
0.010	0.079	0.122	0.795	0.817	-0.002	other vegetables	→ soda
0.001	0.117	0.010	16.297	0.742	-0.000	soda, other vegetables	→ whole milk
0.001	0.098	0.012	10.500	0.800	-0.000	whole milk, soda	→ other vegetables
0.001	0.012	0.097	0.153	0.789	-0.000	soda	→ whole milk, other vegetables
0.001	0.077	0.015	6.545	0.789	-0.000	whole milk, other vegetables	→ soda
0.001	0.117	0.010	11.352	1.066	0.000	soda, other vegetables	→ rolls/buns
0.001	0.140	0.008	15.099	1.151	0.000	soda, rolls/buns	→ other vegetables
0.001	0.012	0.097	0.109	1.108	0.000	soda	→ rolls/buns, other vegetables
0.001	0.010	0.110	0.088	1.066	0.000	rolls/buns	→ soda, other vegetables
0.001	0.108	0.011	9.196	1.108	0.000	rolls/buns, other vegetables	→ soda
0.011	0.130	0.086	1.839	0.823	-0.002	yogurt	→ whole milk

Send selection

≡ ? ⌂ | ↵ 15k ⏪ - | 1200

**** Association Rules - Orange

File View Window Help

Info

Rules: 131 (shown 131)

Find association rules

Min. supp.: %

Min. conf.: %

Max. rules:

Induce only classification rules

Restrict search by below filters

Find Rules

Filter by Antecedent

Contains:

Items, min: max:

Filter by Consequent

Contains:

Items, min: max:

Send selection

Supp	Conf	Covr	Strg	Lift	Levr	Antecedent	Consequent
0.015	0.122	0.122	1.293	0.769	-0.004	other vegetables	→ whole milk
0.014	0.127	0.110	1.436	0.804	-0.003	rolls/buns	→ whole milk
0.001	0.114	0.011	14.956	0.721	-0.000	rolls/buns, other vegetables	→ whole milk
0.012	0.120	0.097	1.626	0.758	-0.004	soda	→ whole milk
0.001	0.124	0.008	19.529	0.785	-0.000	soda, rolls/buns	→ whole milk
0.001	0.117	0.010	16.297	0.742	-0.000	soda, other vegetables	→ whole milk
0.001	0.117	0.010	11.352	1.066	0.000	soda, other vegetables	→ rolls/buns
0.001	0.140	0.008	15.099	1.151	0.000	soda, rolls/buns	→ other vegetables
0.001	0.108	0.011	9.196	1.108	0.000	rolls/buns, other vegetables	→ soda
0.011	0.130	0.086	1.839	0.823	-0.002	yogurt	→ whole milk
0.001	0.171	0.008	20.197	1.082	0.000	yogurt, rolls/buns	→ whole milk
0.001	0.120	0.011	9.856	1.089	0.000	whole milk, yogurt	→ rolls/buns
0.001	0.140	0.008	19.529	0.890	-0.000	yogurt, other vegetables	→ whole milk
0.001	0.102	0.011	10.940	0.834	-0.000	whole milk, yogurt	→ other vegetables
0.008	0.109	0.070	2.270	0.687	-0.003	root vegetables	→ whole milk
0.008	0.121	0.068	2.330	0.768	-0.002	tropical fruit	→ whole milk
0.007	0.118	0.061	2.602	0.746	-0.002	bottled water	→ whole milk
0.009	0.148	0.060	2.617	0.940	-0.001	sausage	→ whole milk
0.001	0.256	0.006	27.477	1.620	0.001	sausage, yogurt	→ whole milk
0.001	0.132	0.011	5.407	2.183	0.001	whole milk, yogurt	→ sausage
0.001	0.164	0.009	9.590	1.912	0.001	whole milk, sausage	→ yogurt
0.001	0.180	0.006	26.551	1.138	0.000	sausage, soda	→ whole milk
0.001	0.119	0.009	10.843	1.230	0.000	whole milk, sausage	→ soda
0.001	0.212	0.005	29.538	1.346	0.000	sausage, rolls/buns	→ whole milk
0.001	0.127	0.009	12.284	1.153	0.000	whole milk, sausage	→ rolls/buns
0.007	0.135	0.053	2.972	0.852	-0.001	citrus fruit	→ whole milk
0.006	0.125	0.052	3.053	0.794	-0.002	pastry	→ whole milk
0.007	0.135	0.049	3.219	0.854	-0.001	pip fruit	→ whole milk
0.005	0.101	0.049	2.243	0.916	-0.000	pip fruit	→ rolls/buns
0.005	0.101	0.049	2.489	0.826	-0.001	nin fruit	→ other vegetables

**** Association Rules - Orange

Info

Rules: 74 (shown 74)

Find association rules

Min. supp.: 0.5 %

Min. conf.: 1 %

Max. rules: 100k

Induce only classification rules

Restrict search by below filters

Find Rules

Filter by Antecedent

Contains:

Items, min: max:

Filter by Consequent

Contains:

Items, min: max:

Supp	Conf	Covr	Strg	Lift	Levr	Antecedent	
0.015	0.122	0.122	1.293	0.769	-0.004	other vegetables	→ whole milk
0.015	0.094	0.158	0.773	0.769	-0.004	whole milk	→ other vegetables
0.014	0.127	0.110	1.436	0.804	-0.003	rolls/buns	→ whole milk
0.014	0.088	0.158	0.697	0.804	-0.003	whole milk	→ rolls/buns
0.011	0.096	0.110	1.110	0.786	-0.003	rolls/buns	→ other vegetables
0.011	0.086	0.122	0.901	0.786	-0.003	other vegetables	→ rolls/buns
0.012	0.120	0.097	1.626	0.758	-0.004	soda	→ whole milk
0.012	0.074	0.158	0.615	0.758	-0.004	whole milk	→ soda
0.008	0.083	0.097	1.133	0.757	-0.003	soda	→ rolls/buns
0.008	0.074	0.110	0.883	0.757	-0.003	rolls/buns	→ soda
0.010	0.100	0.097	1.257	0.817	-0.002	soda	→ other vegetables
0.010	0.079	0.122	0.795	0.817	-0.002	other vegetables	→ soda
0.011	0.130	0.086	1.839	0.823	-0.002	yogurt	→ whole milk
0.011	0.071	0.158	0.544	0.823	-0.002	whole milk	→ yogurt
0.008	0.091	0.086	1.281	0.828	-0.002	yogurt	→ rolls/buns
0.008	0.071	0.110	0.781	0.828	-0.002	rolls/buns	→ yogurt
0.008	0.094	0.086	1.422	0.771	-0.002	yogurt	→ other vegetables
0.008	0.066	0.122	0.703	0.771	-0.002	other vegetables	→ yogurt
0.006	0.060	0.097	0.884	0.697	-0.003	soda	→ yogurt
0.006	0.068	0.086	1.131	0.697	-0.003	yogurt	→ soda
0.008	0.109	0.070	2.270	0.687	-0.003	root vegetables	→ whole milk
0.008	0.048	0.158	0.441	0.687	-0.003	whole milk	→ root vegetables
0.005	0.043	0.122	0.570	0.622	-0.003	other vegetables	→ root vegetables
0.005	0.076	0.070	1.755	0.622	-0.003	root vegetables	→ other vegetables
0.006	0.052	0.110	0.632	0.751	-0.002	rolls/buns	→ root vegetables
0.006	0.083	0.070	1.581	0.751	-0.002	root vegetables	→ rolls/buns
0.005	0.054	0.097	0.716	0.782	-0.001	soda	→ root vegetables
0.005	0.076	0.070	1.396	0.782	-0.001	root vegetables	→ soda
0.008	0.121	0.068	2.330	0.768	-0.002	tropical fruit	→ whole milk
0.008	0.052	0.158	0.429	0.768	-0.002	whole milk	→ tropical fruit
0.005	0.061	0.096	0.780	0.806	0.001	yogurt	→ tropical fruit

Send selection

Association Rules - Orange							
Info	Supp	Conf	Covr	Strg	Lift	Levr	Antecedent → Consequent
Rules: 10 (shown 10)	0.015	0.122	0.122	1.293	0.769	-0.004	other vegetables → whole milk
Find association rules	0.015	0.094	0.158	0.773	0.769	-0.004	whole milk → other vegetables
Min. supp.: 1 %	0.014	0.127	0.110	1.436	0.804	-0.003	rolls/buns → whole milk
Min. conf.: 1 %	0.014	0.088	0.158	0.697	0.804	-0.003	whole milk → rolls/buns
Max. rules: 100k	0.011	0.096	0.110	1.110	0.786	-0.003	rolls/buns → other vegetables
<input type="checkbox"/> Induce only classification rules	0.011	0.086	0.122	0.901	0.786	-0.003	other vegetables → rolls/buns
<input checked="" type="checkbox"/> Restrict search by below filters	0.012	0.120	0.097	1.626	0.758	-0.004	soda → whole milk
Find Rules	0.012	0.074	0.158	0.615	0.758	-0.004	whole milk → soda
Filter by Antecedent	0.011	0.130	0.086	1.839	0.823	-0.002	yogurt → whole milk
Contains:	0.011	0.071	0.158	0.544	0.823	-0.002	whole milk → yogurt
Items, min: 1 max: 999							
Filter by Consequent							
Contains:							
Items, min: 1 max: 999 >							

تفسیر قوانین استخراج شده و شناسایی هم اتفاقی های مکرر محصولات

این جدول که از نرم افزار Orange استخراج شده، قوانین انجمن (Association Rules) را نشان می دهد که بر اساس داده های خرید مشتریان ایجاد شده اند. این قوانین به ما کمک می کنند تا بفهمیم چه محصولاتی معمولاً با هم خرید می شوند.

(other vegetables) → (whole milk):

این قانون با پشتیبانی (Support) 0.015 و اطمینان (Confidence) 0.122 نشان می دهد که حدود 1.5٪ از تراکنش ها شامل هر دو محصول هستند و وقتی کسی دیگر سبزیجات می خرد، احتمال اینکه شیر کامل هم بخرد، 12.2٪ است.

(whole milk) → (rolls/buns):

با اطمینان 15.8٪، این نشان می دهد که خریداران شیر کامل اغلب نان یا کیک هم می خرند.

(soda) → (whole milk):

با اطمینان 15.8٪، این قانون نشان‌دهنده ارتباط بین خرید سودا و شیر کامل است.

(yogurt) → (whole milk):

با اطمینان 13٪، این یعنی کسانی که ماست می‌خرند، ممکن است شیر کامل را هم انتخاب کنند.

برای رفع برخی ایرادات و ابهامات از AI استفاده شده است.