資料探勘 DATA MINING

張家瑋 助理教授

國立臺中科技大學資訊工程系 國立成功大學工程科學系 jwchang@nutc.edu.tw <u>張家瑋.大平台.tw</u>

關聯規則學習

Association Rule Learning

概念

- 在大型資料庫中發現項目間關聯的方法。
 - {牛奶, 麵包}→{可樂}: 代表某人同時買了牛奶和麵包,就可能會買可樂。

• 該方法常使用於電子商務上,通常可為促銷、產品推薦等行銷活動的決策依據。

定義

- 商品的項目集合(itemset) · /= { /₁, /₂, ..., /_m} · #Item
- 交易資料庫(Database) $D = \{t_1, t_2, ..., t_n\}$ 。 #Transaction
- 關聯規則(Association Rule) · X → Y

案例

TID	網球拍	網球	運動鞋	羽毛球
1	1	1	1	0
2	1	1	0	0
3	1	0	0	0
4	1	0	1	0
5	0	1	1	1
6	1	1	0	0

- 顧客購買記錄的資料庫 D,包含 6 個 Transactions
- 項目集 /= {網球拍,網球,運動鞋,羽毛球}

觀察關聯規則,網球拍→網球。

- 1. Transaction 1, 2, 3, 4, 6 包含網球拍。
- 2. Transaction 1, 2, 6 同時包含網球拍和網球。
- 3. 支持度 = 3/6 = 0.5,信心度 = 3/5 = 0.6。
- 若最小支持度為 0.5,最小信心度為 0.6。
- 關聯規則"網球拍→網球"是存在強關聯的。
- 1-itemset (4): {網球拍}, {網球}, {運動鞋}, {羽毛球}
- 2-itemset (7): {網球拍, 網球}, {網球拍, 運動鞋}, {網球拍, 羽毛球}, {網球, 運動鞋}, {網球, 運動鞋}, {網球, 羽毛球} {運動鞋, 羽毛球}
- 3-itemset (4): {網球拍, 網球, 運動鞋}, {網球拍, 網球, 羽毛球}, {網球拍, 運動鞋, 羽毛球} {網球, 運動鞋, 羽毛球}

APRIORI

概念

- 逐層搜索的迭代方法。
- *k*-itemset 用於探索(*k*+1) itemset。
 - 1. 找出 frequent 1-itemset $L_1 \circ L_1$ 用來找 frequent 2-itemset $L_2 \circ L_2 \circ L_2$ 而 $L_2 \cap L_3 \circ L_$
 - 2. 每找一個 L_k 需要掃描一次資料庫。為提高頻繁項集逐層產生的效率, Apriori 性質則可減少搜索。
- Apriori 性質: frequent itemset 的所有非空子集都必須是頻繁的。
 - 若某個 k-itemset 的 candidate 的 subsets 不在 (k-1)-itemset 時,
 這個 candidate 就可以直接删除。

案例

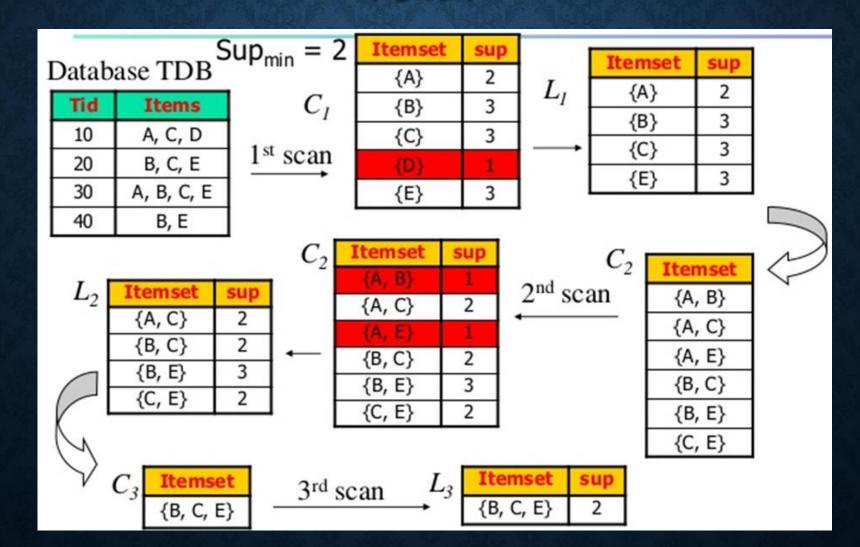
Andrew Labor.	A 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1		CONTRACTOR OF THE PARTY OF	Section and the second
TID	網球拍	網球	運動鞋	羽毛球
1	1	1	1	0
2	1	1	0	0
3	1	0	0	0
4	1	0	1	0
5	0	1	1	1
6	1	1	0	0

- 顧客購買記錄的資料庫 *D*,包含 6 個 Transactions
- 項目集 /= {網球拍,網球,運動鞋,羽毛球}

觀察關聯規則,網球拍→網球。

- 1. Transaction 1, 2, 3, 4, 6 包含網球拍。
- 2. Transaction 1, 2, 6 同時包含網球拍和網球。
- 3. 支持度 = 3/6 = 0.5,信心度 = 3/5 = 0.6。
- 若最小支持度為 0.5,最小信心度為 0.6。
- 關聯規則"網球拍→網球"是存在強關聯的。
- 1-itemset (4): {網球拍}, {網球}, {運動鞋}, {羽毛球}
- 2-itemset (7): {網球拍, 網球}, {網球拍, 運動鞋}, {網球拍, 羽毛球}, {網球, 運動鞋}, {網球, 運動鞋}, {網球, 羽毛球} {運動鞋, 羽毛球}
- 3-itemset (4): {網球拍, 網球, 運動鞋}, {網球拍, 網球拍, 網球, 羽毛球}, {網球拍, 運動鞋, 羽毛球} {網球, 運動鞋, 羽毛球}

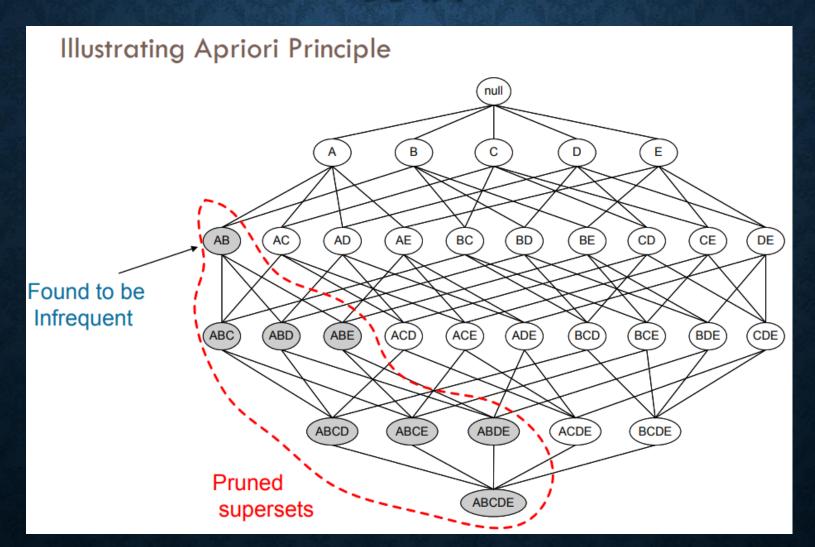
方法



方法

- C₃ = L₂的組合
 L₂ = {{A, C}, {B, C}, {B, E}, {C, E}} {{A, C}, {B, C}, {B, E}, { C, E}} = {{A, B, C}, {A, C, E}, {B, C, E}}
- 2. 使用 Apriori 性質剪枝:某個 frequent itemset 的所有 subsets 必須是頻繁的,對 candidate itemset C_3 ,我們可以刪除其非頻繁的 subsets :
 - {A, B, C} 的 2-itemset 是 {A, B}, {A, C}, {B, C}·其中 {A, B} 不是 L₂的元素·所以刪除;
 - {A, C, E} 的 2-itemset 是 {A, C}, {A, E}, {C, E} · 其中 {A, E} 不是 L₂的元素 · 所以刪除;
 - {B, C, E} 的 2-itemset 是 {B, C}, {B, E}, {C, E}, 所有 2-itemset 都是 L₂的元素,因此保留。
- 3. 剪枝後得到 *C*₃ ={{B, C, E}}

剪枝



THINKING TIME

重點

- 1. 在每一步產生 candidate itemset 時產生的組合過多, 沒有排除不應該參與組合的元素。
- 2. 每次計算 itemset 的支持度時都對全部的 transactions 掃描一遍,造成龐大的I / O開銷。這種代價是隨著資料的增加而產生幾何級數的增長。

FP-GROWTH

概念

- 不用產生 candidate itemsets。
- 以樹(Tree)的結構儲存 frequent itemsets,即 frequent pattern tree (FP-tree)。
- 只要遞迴地探勘這棵樹。

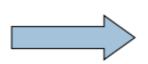
FP-TREE 建造方法

TID	Items bought	
100	{a, c, d, f, g, i, m, p}	
200	{a, b, c, f, i, m, o}	
300	{b, f, h, j, o}	
400	{b, c, k, s, p}	
500	{a, c, e, f, l, m, n, p}	

min_support = 3

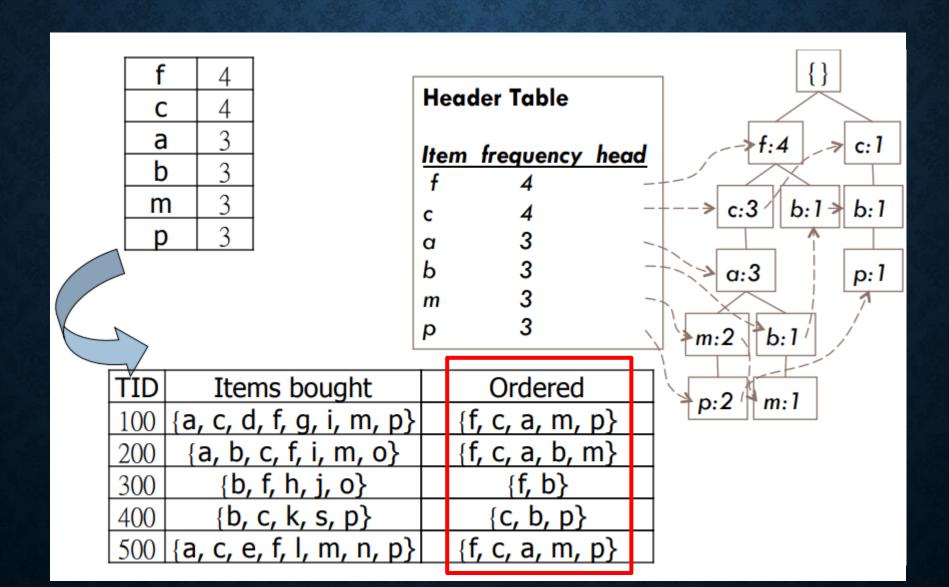


a	3	
b	3	
С	4	
C f	4	
m	3	
р	3	

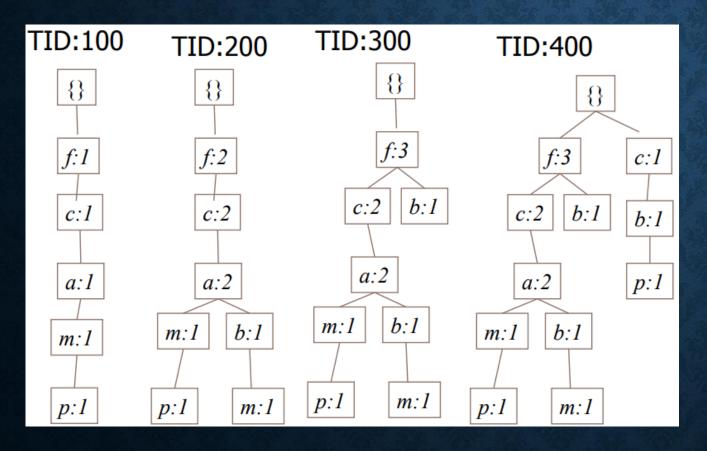


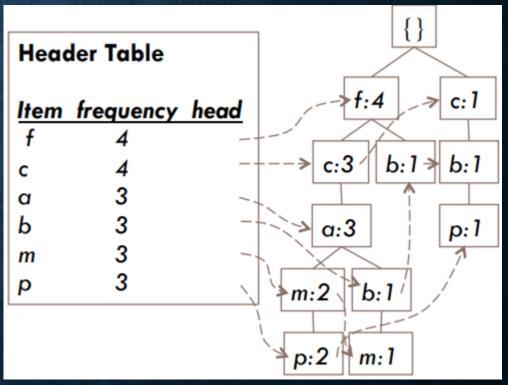
f	4	
С	4	
a	3	
a b	3	
m	3	
р	3	

FP-TREE 建造方法



FP-TREE 建造方法

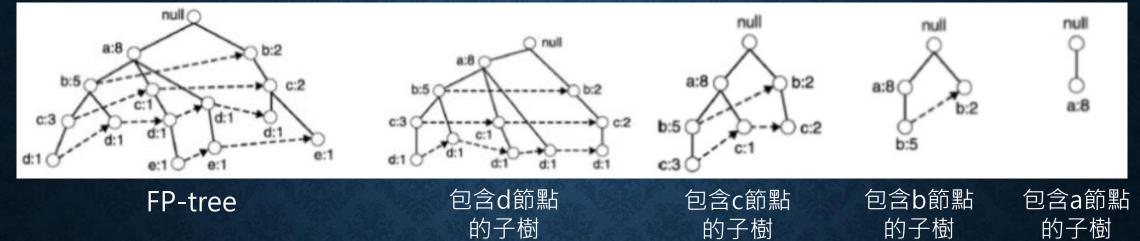


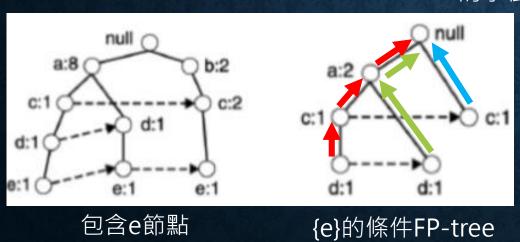


MINING TREE

- Bottom-Up 探索,依序檢視每個項目。
- 遞迴建子樹,找到所有 k-itemsets。

MINING TREE





If *Sup{b} < 2*

的子樹

THINKING TIME

重點

- · 避免多次掃描資料庫(for support),節省了IO與運算成本。
- 不產生 candidate itemset。

THANK YOU

REFERENCE

- https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%85%B3%E8%81%94%E8%A7%84%E5%88%9
 9%E5%AD%A6%E4%B9%A0
- https://www.slideshare.net/waynechung944/fp-growth-intro
- 成功大學資工系高宏宇教授的簡報