## Lecture 2: Web Mining

楊立偉教授

wyang@ntu.edu.tw

本投影片修改自Introduction to Information Retrieval一書之投影片 Ch 20~21

## Co-occurrence and Association

## 基本原理:共現分析

#### Database 結帳紀錄

TID	Itemset
100	134
200	235
300	1235
400	2.5



 $\mathbf{L}_1$ 

Support
2
3
3
1
3



 $Support \, \geqq \, 2$ 

 $L_2$ 

Itemset	Support
{13}	2
{23}	2
{25}	3
{35}	2

最常被一起購買的產品組合

組合數為2時: {2,5} 組合數為3時: {2,3,5}  $L_3$ 



Itemset	Support
{235}	2

### 關聯規則 Association rules

 ◆ 尋找每筆交易中被同時購買之商品的關聯性

 Buy (milk) → Buy (bread) 信心度 80 %

◆ 尋找消費者與商品之間關聯性

iPhone7 Plus → 男性、上班族、年收入80-120萬 信心度 60 %

◆ 亦可尋找任何人、事、物彼此間同時出現之關聯性

Ex. 找文件中重要字詞之間的關聯性

或用出現字詞找文件之間的關聯性



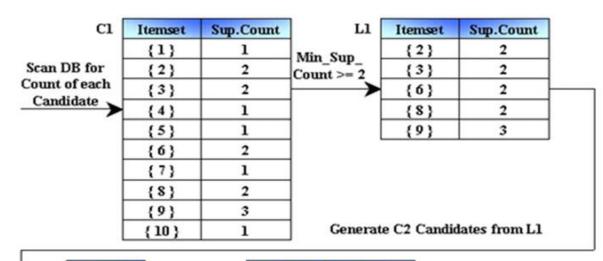
#### 常見有:

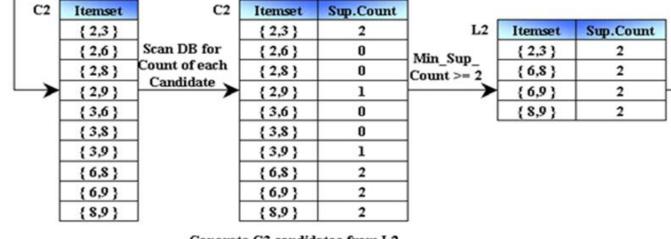
#### **Apriori**

演算法、

#### FP growth

演算法





Generate C3 candidates from L2

	C3	Scan DB for	C3		Min_Sup_	L3	
->	Itemset	Count of each	Itemset	Sup.Count	Count >= 2	Itemset	Sup.Count
	{ 6,8,9 }	Candidate >	{ 6,8,9 }	2	<b></b>	{ 6,8,9 }	2



### ◆ FP-growth 演算法

- Han, Jiawei, et al. "Mining frequent patterns without candidate generation: A frequent-pattern tree approach." Data mining and knowledge discovery 8.1 (2004): 53-87.
- Some slides from Internet

## 關聯規則 Association rules (續)

◆ 檢驗方式

若 X→Y

支持度 Support =  $P(X \cap Y)$  = 包含X及Y的筆數 / 總交易筆數信心度 Confidence =  $P(Y \mid X)$  = 包含X及Y的筆數 / 包含X的筆數 / 提升度 Lift =  $P(Y \mid X)$  / P(Y) = 信心度 / (包含Y的筆數 / 總交易筆數)

三者代表不同意義,越高實用價值越大



#### ◆ Association 檢驗方式

尿布→啤酒

支持度 Support = 100/2000=0.05

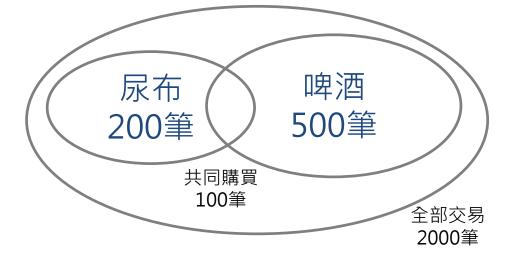
代表是否重要

信心度 Confidence = 100/200=50%

代表是否準確

提升度 Lift = (100/200) / (500/2000) = 200%

代表是否特別



#### ◆ Lift的說明

假設2000筆資料中,500筆有買啤酒(4個中有1個);今200筆買尿布的資料中,若有接近50筆有買啤酒(4個中也有1個),則接近於原本之機率(密度),故稱找到的是"common sense"。

#### ● 笑話一則

- 「報告,經過分析,發現有鼻子的人都有眼睛,confidence 和support都是1,超準、超重要的」,「孩子,這是廢話」
- 以上敘述,重點在於要知道有眼睛的機率為何

## 綜合案例 - 台灣最大實體書店

- ◆ 台灣地區大型書籍零售賣場領導品牌,擁有數十萬會員資料,每年會員交易紀錄超過數百萬筆
- ◆ 分析目標
  - 目標 1:尋找會員購買商品之間的關聯性
  - 目標 2:尋找會員基本資料、與購買商品之間的關聯性
- ◆ 樣本資料
  - 20萬筆會員資料
  - 10萬筆行銷活動收集之名單
  - 二年度的會員交易資料明細



## 綜合案例 - 台灣最大實體書店(續)

◆ 針對目標 1 · 使用關聯分析 (Association) 模組 · 自動尋 找出最具關聯性的購買商品

#### ◆ 發現:

- 購買 休閒娛樂 類商品的會員, 同時會再購買 旅遊 類商品
- 購買 乾隆相關 書籍商品的會員, 同時會再購買 雍正王朝 DVD

#### ◆ 意義:

- 可以針對上述具高度關聯性的商品進行搭售與聯合促銷
- 可以寄送另一商品之促銷訊息予只購買單一商品之會員
- 賣場動線設計:具高度相關之商品應陳列在同一鄰近區域

## 綜合案例 - 台灣最大實體書店(續)

◆ 針對目標 2,使用主力客群 (Clustering) 模組,自動尋找 出會員資料中與商品特性關聯性最高的欄位

#### ◆ 發現:

- 旅遊 類商品與會員資料中的 性別 與 年齡 欄位有高關聯性
  - 顯著區間: (Female, 30~40)
- 財經 類商品與會員資料中的 職業 與 收入水準 欄位有高關聯性
  - 顯著區間: (Employee, 500K~800K yearly)

#### ◆ 意義:

Direct Marketing:可以將促銷商品 DM 只寄給最具關聯性的潛在客戶。可大幅降低行銷成本,並提高回應率與成交率



## 綜合案例 - 台灣最大實體書店(續)

#### ◆ 專案導入:

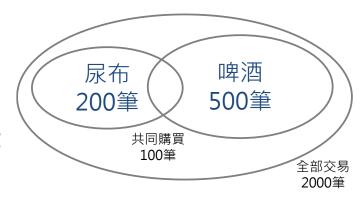
- 該專案執行期間, 由總經理指派專案小組負責
- 部份商品為少量多樣,如建築類、藝術類、國外進口書等
- 原先每年寄送的會員 DM 約 100 萬封,每封 DM 成本約 10-12
   元,但平均回應率低於2%

#### ◆ 效果:

- 經過資料分析後,了解客群分布,可進行精準的目標行銷
- 每年寄送的會員 DM 降為 20 萬封,回應率提高為 8-10 %
- 可以更準確地開發新客群,以及進行存書控制



# Comparison: Association and MI



Association 檢驗方式

尿布→啤酒

Association 有方向性

MI 無方向性 Mutual Information

$$MI = \log \frac{P(x,y)}{P(x)P(y)} = \log \frac{\frac{f(x,y)}{N}}{\frac{f(x)}{N} \frac{f(y)}{N}} = \log \frac{f(x,y)}{f(x)f(y)}$$

P: probability

N : size of the corpus

f(x): the occurrences of term x in the corpus

f(y): the occurrences of term x in the corpus

f(x,y): the co-occurrences of term x and y in the corpus

# Comparison: Association and JC

- A commonly used measure of overlap of two sets
- Let A and B be two sets from n-gram of two documents
- Jaccard coefficient:

$$JACCARD(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

$$(A \neq \emptyset \text{ or } B \neq \emptyset)$$

用來表示正規化後的 集合重疊程度

- JACCARD(A,A) = 1
- JACCARD(A,B) = 0 if  $A \cap B = 0$
- A and B don't have to be the same size.
- Always assigns a number between 0 and 1.



## **Exercise**

#### ◆ 語料

- 產業新聞(industry)內容全文
- 給定5個字詞:鴻海,郭台銘,夏普,蘋果,手機

### ◆ 次數統計

	鴻海	郭台銘	夏普	蘋果	手機
次數	475	193	263	484	874
	鴻海&郭台銘	鴻海 郭台銘	鴻海8	夏普	鴻海 夏普
次數	192	476	24	48	490
	鴻海&蘋果	鴻海 蘋果	鴻海8	<b>以</b> 手機	鴻海 手機
次數	131	828	12	28	1221

## **Exercise**

### Jaccard coefficient

J.C.	郭台銘	夏普	蘋果	 手機
鴻海	192/476=0.40	248/490=0.51	131/828=0.16	128/1221=0.10

### Mutual Information

M.I.	郭台銘	夏普	蘋果	手機
鴻海	log(192/(475*193)) =-2.68	log(248/(475*263)) =-2.70	=-3.24	=-3.51

## **Exercise**

#### **Association**

#### ↓這邊假設總數就是聯集數

Rules	confidence	support	lift
鴻海→郭台銘	192/475=40%	192/476=40%	(192/475)/(193/476) =1.00
鴻海→夏普	248/475=52%	248/490=51%	(248/475)/(263/490)=0.97
鴻海→蘋果	=28%	=16%	=0.47
鴻海→手機	=27%	=10%	=0.38

#### 反向比較

12	くしいレロギス		無方向性(就是J.C.)	無方向性(類似M.I.)
	Rules	confidence	support	lift
	郭台銘→鴻海	192/193=99%	192/476=40%	(192/193)/(475/476) =1.00
	夏普→鴻海	248/263=94%	248/490=51%	(248/263)/(475/490)=0.97
	蘋果→鴻海	=27%	=16%	=0.47
	手機→鴻海	=15%	=10%	=0.38

### Discussion

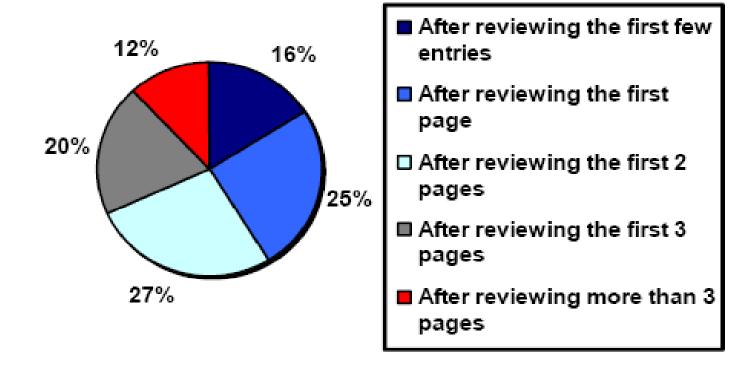
- ◆ Co-occurrence 共現是一種相關 (Relevance)
  - 共現是一種不隨機的信號
  - **可以由此推論出因果嗎?** | 找出方向性及時序上的相關性 | 還需要理論支持,及通過操作性驗證
- ◆ 問題: 請找出與鴻海在過去產業新聞中,最相關的詞,並 依相關性進行排序
  - →夏普、郭台銘、蘋果、手機
  - 或有更好的方法?



# Link analysis

# 前言: How far do people look for results?

"When you perform a search on a search engine and don't find what you are looking for, at what point do you typically either revise your search, or move on to another search engine? (Select one)"



## How Google rank a website (or a page)?

- For a good search engine, important websites or pages should be displayed first in the search result.
- The goal is the same for an analyst, to rank the importance of websites or pages.
- ...but how to do so?

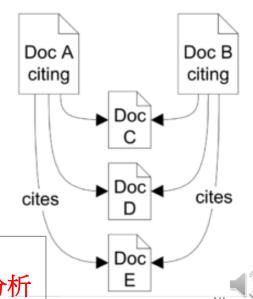
# Some techniques from Google

- 與查詢相關的內容
- 獨特、明確的內容; 不重覆、不是垃圾的內容
- 大家喜歡的內容
- 經常更新的內容
- 被具有影響力的網站引用的內容 (PageRank algorithm)
- 其他:有提供行動版、網頁回應速度快等

註: 針對搜尋引擎的排序配方,以不付費的方式,努力提升自身網站之排名, 在商業界稱為搜尋引擎優化 (search engine optimization, 簡稱SEO),是一種 商業模式,屬於行銷範疇之一 (提升曝光及開拓資訊通路),有龐大的相關產業

### Origins of PageRank: Citation analysis (1)

- Citation analysis: analysis of citations in the scientific literature.
- Co-citation analysis and Bibliographic coupling analysis
  - articles that are cited together are related. Ex. C, D, E
  - articles that co-cite the same articles are related . Ex. A, B
- Citation analysis works for scientific literature, patents, web pages, and directed documents.
  - Google use co-citation similarity on the web for "find pages like this" feature.



Co-citation正式翻譯為「共被引」,故可稱共被引分析 Bibliographic coupling正式翻譯為「書目耦合」,故可稱書目對分析

### Origins of PageRank: Citation analysis (2)

- Citation frequency can be used to measure the impact of an article.
  - Ex. Google Scholar, CiteSeer
- On the web: citation frequency = inlink count
  - Simplest measure: Each article gets one vote
  - A high inlink count mean high quality.
  - ... but not very accurate because of link spam.
- Better measure: weighted citation frequency or citation rank
  - An article's vote is weighted according to its citation impact.
  - Ex. NY Times inlink is much more important than a nobody's inlink.

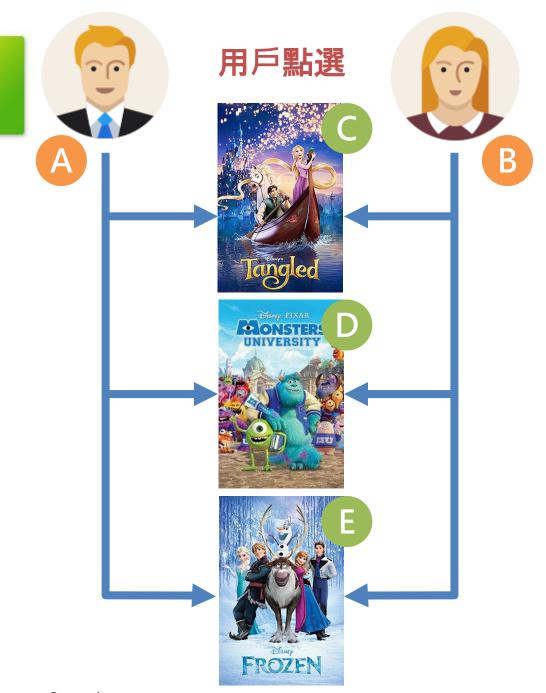
### Origins of PageRank: Citation analysis (3)

- Weighted citation frequency or citation rank is basically PageRank
  - invented in the context of citation analysis by Pinsker and Narin in the 1960s.
  - Google uses it and other heuristics for web page ranking.
     (independent from query)

### 討論:擴大應用

- Co-occurrence may be seen as a kind of link
  - The authors who post articles in the same board
    - Ex. John, Mary都在PTT Pet板貼文; John及Mary有關係
  - For a specific author, the boards where he/she posts articles
    - Ex. John在PTT Pet板及Dog板貼文; Pet板及Dog板有關係
- It can be extended to a network analysis
  - Ex. Bob在Dog板貼文, Mary及Bob有第二層關係
- It can be generalized for many applications
  - User-User, Item-Item, User-Item, and so on.





綜合應用:

依照影片描述內容做相似性計算 (例如用VSM) 後由C推薦D、E, 業界常稱相似推薦

依照A及B兩人觀影紀錄,由C推薦D、E (Link analysis之共被引分析,為Collaborative filtering協同過濾之一種),業界常稱They also like,可作為銷售擴展

依照A及B兩人觀影紀錄,由A找到相似觀眾B (Link analysis之書目對分析),業界常稱為Lookalike,可作為用戶擴展

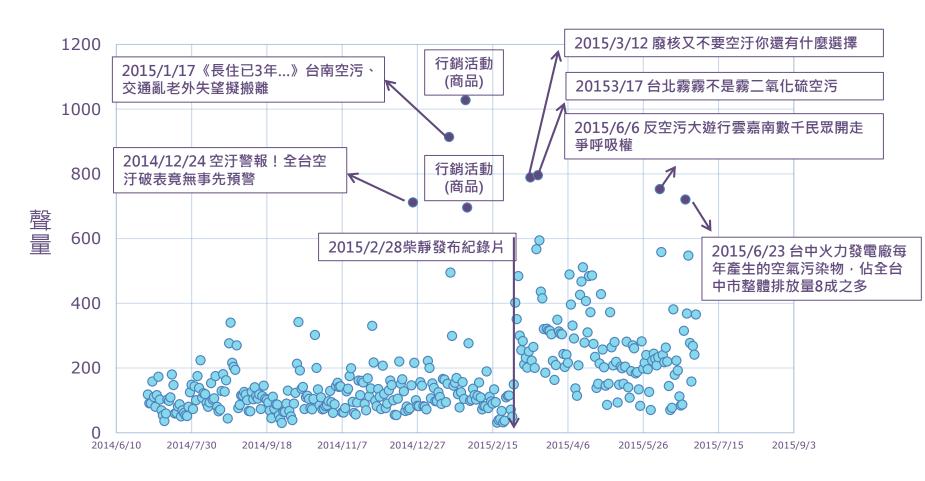


## 綜合案例:空污議題之看法

- ◆ 觀察網路上的民眾對於空污意識的變化程度
- ◆ 觀察期間為一年,從2014/07/01至2015/06/30
  - 原始關鍵字:民眾在討論空氣品質時,可能提及的關鍵字詞,包括空氣髒、不乾淨、汙染、污染,簡稱為空汙或空污,或該紀錄 片中特別提及的「PM2.5」等。
  - 人名及社群網絡圖:採用文字探勘中的命名實體識別(named entity recognition)技術,以意藍公司的Tornado Text Miner 實作, 摄取出民眾討論內容中提及的人名, 再對比新聞內容中前50位最常被提及的人名後。將人名做為節點(node), 不同人名同時出現在同篇新聞中做為接線(link),以建立社群網絡圖。



## 綜合案例:空污議題聲量散布圖



每日的平均聲量為178則,並且有8天單日超過600則,其中有2天(1/28、1/29)是 Facebook粉絲團的行銷活動造成的大量聲量。

另外,在2/28的柴靜發布紀錄片過後,聲量明顯上升,平均聲量從129則提升至276則。



## 社群網絡圖 各群集及人名認為之空汙原因

#### D 雲嘉南

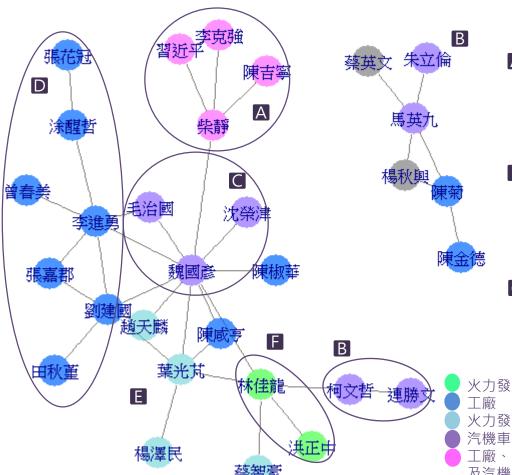
以李進勇為首擴及雲 嘉南地區相關政治人 物,認為空污最大污 染源為工廠。

#### **国**環保組織

葉光芃、楊澤民長期 在中彰投地區活動, 認為境內最大空污來 源為火力發電及工廠。

#### 日台中

林佳龍與洪正中認為中 部境內空污最大污染源 為台中火力發電廠。



A中國

柴靜《穹頂之下》及中國 當局針對工廠、火力發電 及汽機車皆有譴責及政策 害施。

#### B雙北

北部地區包含馬英九、 柯文哲等主要領導人, 認為北部空污最大污染 源為汽機車排放廢氣。

#### 中央政府官員

毛治國、沈榮津、魏國 彥站在經濟層面立場, 認為應從汽機車改善。

火力發電

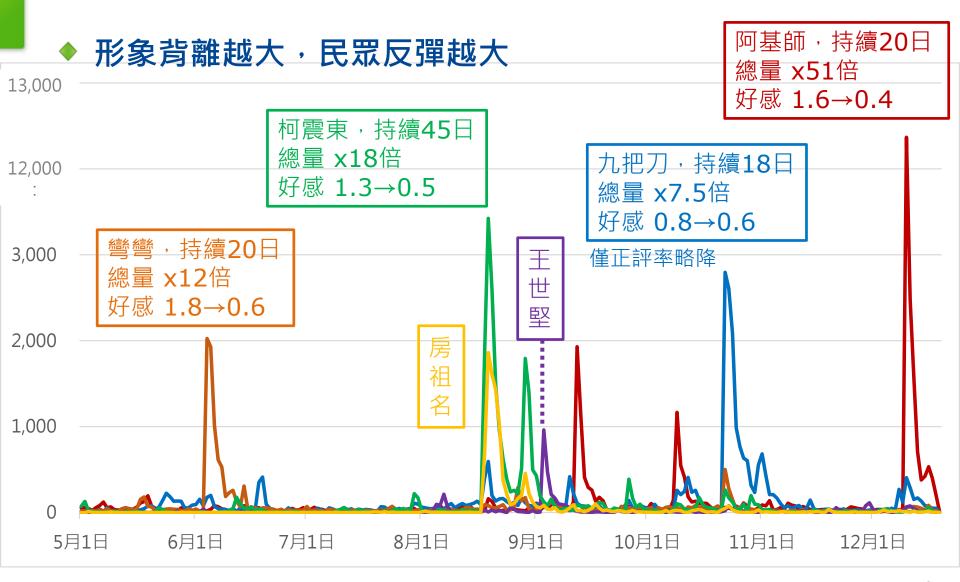
- 火力發電及工廠
- 工廠、火力發電 及汽機車
- 未表明立場

#### 權重>20

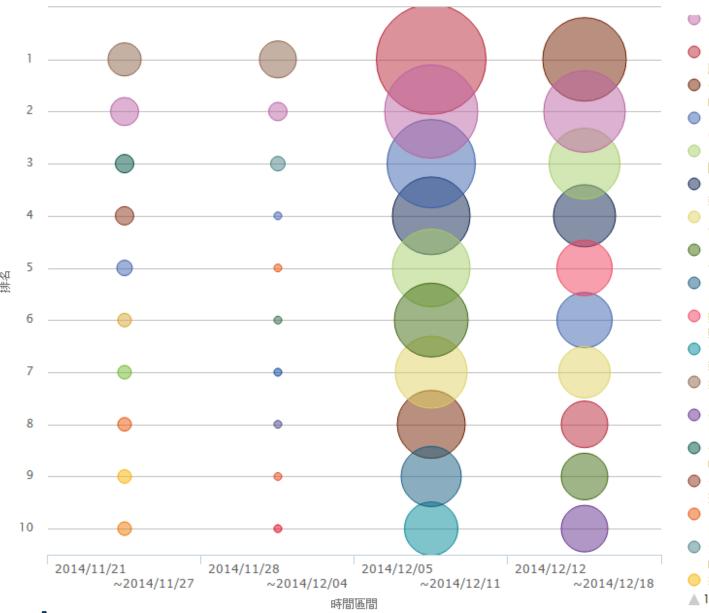
表示兩位關鍵人物在 超過20篇以上的文章 之中被同時提及。



## 綜合案例: 名人外遇劈腿醜聞多,引發熱議



### ◆ 「阿基師事件」 社群傳播路徑圖



- Plurk搜尋Plurk搜尋
- 巴哈姆特討論區 講談說論 (文章保...
- 伊莉討論區時事討論(時事新聞...
- Ptt Gossiping
- BabyHome 寶貝家庭親子網 間聊専區
- mobile01 新聞與時事性活娯...
- mobile01兩性與感情(生活誤...
- PCDVD 七嘴八舌異言堂
- FashionGuide FreeTalk討論區
- 樂多日誌 blog樂多 BlogSearch...
- Youtube觀看次數最多 新聞與政治
- 痞容邦 PIXNET Pixnet BlogSe...
- 伊莉討論區明星新聞追(影視娯...
- 伊莉討論區 吹水聊天
- facebook粉絲團 蕭敬騰
- Hinet 即時新聞
- SOGO論壇 時事新聞討論區
- 蕃新聞
- <u></u> 1/2 ▼



# 「阿基師事件」對消費品牌的影響

	前五大討論區	好評度變化
1	mobile01	1.0→0.4 ▼0.6
2	伊莉討論區	2.3→0.3 ▼2.0
3	巴哈姆特	2.0→0.4 ▼1.6
4	PTT	1.1→0.6 ▼0.5
5	Babyhome	3.0→0.5 ▼2.5

媽媽們的破滅

相關代言商品	受影響 提及程度	整體品牌 好評度變化
福容大飯店	54%	2.3→1.1 ▼1.2
桂格/得意的一天	7%	無變化
福樂/一番鮮	6%	無變化
牛頭牌	11%	1.7→1.3 ▼0.4
型男大主廚	73%	1.7→ <b>0.7</b> ▼1.0
五月花	12%	1.5→1.2 ▼0.3
7-Eleven 年菜	38%	1.9→1.5 ▼0.4
百略醫學	17%	無變化
義廚寶	52%	2.9→1.2 ▼1.7

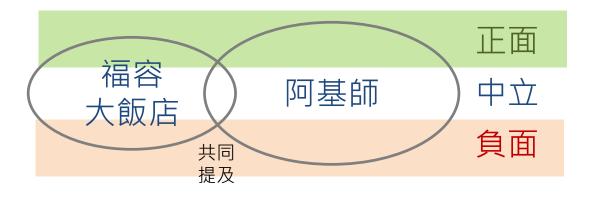




### 拆解子議題

使用AND OR NOT

關鍵字篩選



主題	總聲量數	正面情緒聲量數	正面情緒比例(P)	負面情緒聲量數	負面情緒比例(N)	中立情緒聲量數	顯著情緒比例	P/N肚
阿基師	36719	6849	18.7%	16162	44%	15987	56.5%	0.42
福容	716	349	48.7%	307	42.9%	235	67.2%	1.14
阿基師及福容	392	155	39.5%	225	57.4%	116	70.4%	0.69
阿基師(不含福容)	36327	6694	18.4%	15937	43.9%	15871	56.3%	0.42
福容(不含阿基師)	324	194	59.9%	82	25.3%	119	63.3%	2.37

衝擊分析

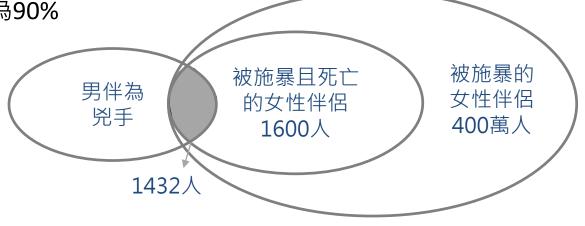
- 討論福容時,有54.7%提及阿基師
- 福容負評中, 有73.3%提及阿基師 (lift 1.34)
- 單獨提及福容之PN值,與共同提及之PN值,由2.37→0.69 ▼1.68

## Case Study: Conditional Probability

- 辛普森(O.J. Simpson)是當年著名的美國足球明星,因為涉嫌殺害自己的前妻被起訴,引起軒然大波,
- 辛普森的律師辯述:美國400萬被施暴的女性伴侶中只有1432名被其男伴殺死。所以得出,辛普森可能殺死前妻的機率只有1432/400萬,大約為1/2800
- 但在美國400萬被施暴的女性伴侶中,死亡的人數是1600人,其中被男件殺害的是1432。因此被施暴且死亡的女性伴侶,男伴是兇手的機率

是1432/1600,約為90%

- 應採何種算法?



### Conclusion

- Co-occurrences and Link are important signals for data mining, and can be generalized to many applications.
  - terms and documents
  - users and items
  - and many.
- Some analytical techniques are introduced.
  - Conditional probabilities, Venn diagram, Association
    - to compare with other data / benchmarks
  - Co-citation and Bibliographic coupling analysis

## **Discussions**