

情報意味論(13) 相関規則

櫻井彰人
慶應義塾大学理工学部

本日の予定

- 相関規則
- 相関規則発見のアルゴリズム
 - large/frequent item set (頻出アイテム集合)
 - support (支持度)
 - confidence (信頼度)

相関規則(association rule)

- R. Agrawal, T. Imielinski, and A. Swami, Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases, SIGMOD Conference 1993: 207-216.
- R. Agrawal and R. Srikant, Fast Algorithms for Mining Association Rules, VLDB 1994:487-499.

バスケット データ

小売店(デパート、スーパー、コンビニ等)での売上データをこのように呼ぶ。何故か？

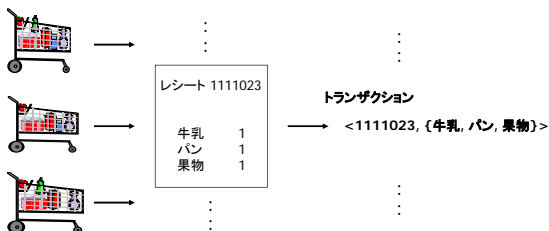
一個のデータ(レコード)は

- 日時
- 顧客属性
- 購入品の単価、個数

類似の構造をもったものをバスケットデータと呼ぶ
一回ごとの取引(売上、購入、預入れ、引出し等)をトランザクションと呼ぶ

バスケット分析

- バスケット=買い物かご
- バスケットの中(購入した商品の組合せ)を知って、どのような組合せで商品が購入されるかを知る



相関規則

- 複数種の製品(サービスでもよい)がどのような組合せで同時に購買されやすいかを表現する
- 理解が容易
 - {a, b, c, d, ...} も {a, b, ...} も非常に頻繁に現れれば、{a, b} が購入されるときは {c, d} も購入されると言える
- 行動に結び付けられる
 - {a, b} の近くに {c, d} を置く

相関規則の例

パンとバターを含むトランザクションの90%は、牛乳を含む(パンとバターを買くと、90%の確からしさで、その客は牛乳を買う)

前件(antecedent): パンとバター

後件(consequent): 牛乳

信頼度(confidence factor): 90%

前件は前提、後件は結論などと呼ぶ

問合せ(query)の例

- 結論に「即席麺」を含む全ての規則を見つけよ
- 前提に「缶コーヒー」を含む全ての規則を見出せ
- 前提に「パン」、結論に「ジュース」を含む全ての規則を見つけよ
- 店内の棚Aと棚Bにある品目に関係する全ての規則を見出せ
- 結論に「即席麺」を含む規則のなかで「最良の」(信頼性が最も高い) k 個の規則を見出せ

記法

- アイテム - $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$
- トランザクション - アイテムの集合 $T \subseteq I$
 - 通常、アイテムは辞書式順序で整列
- TID - トランザクションの一意名

記法

- 相関規則 - $X \rightarrow Y$

$$X \subseteq I, Y \subseteq I \text{ かつ } X \cap Y = \phi$$

例

- I : アイテムの集合
{きゅうり, パセリ, 玉ねぎ, トマト, 塩, パン, ほうれん草, 卵, バター}
- D : トランザクション集合
 - {きゅうり, パセリ, 玉ねぎ, トマト, 塩, パン},
 - {トマト, きゅうり, パセリ},
 - {トマト, きゅうり, ほうれん草, 玉ねぎ, パセリ},
 - {トマト, きゅうり, 玉ねぎ, パン},
 - {トマト, 塩, 玉ねぎ},
 - {パン, 卵}
 - {トマト, 卵, きゅうり}
 - {パン, バター}

Confidence と Support

- 相関規則 $X \rightarrow Y$ の信頼度 confidence が c であるとは,
 D 中のトランザクションで X を含むものの 100 $c\%$ は、また、 Y を含む。
- 相関規則 $X \rightarrow Y$ の支持度 support が s であるとは,
 D 中のトランザクションの 100 $s\%$ が X と Y とを含む。
- アイテムセット X の支持度 support も同様に定義する。すなわち
 D 中のトランザクションの 100 $s\%$ が X を含む。

問題の定義

トランザクション集合 D が与えられたとき、支持度と信頼度が、ユーザが指定する最小支持度と最小信頼度より大きくなるような **相関規則全部** を求めよ。

なお、最小支持度より大きな支持度をもつアイテムセットを **頻出アイテム集合** と呼ぶ

例

T ID	アイテム
1	乳製品, 果物
2	乳製品, 果物, 野菜
3	乳製品
4	果物, シリアル

$\text{support}(\{\text{乳製品}\}) = 3/4$
 $\text{support}(\{\text{果物}\}) = 3/4$
 $\text{support}(\{\text{乳製品}, \text{果物}\}) = 2/4$

もし **最小支持度** = $3/4$ ならば
 $\{\text{乳製品}\}$ と $\{\text{果物}\}$ は頻出アイテム集合, $\{\text{乳製品}, \text{果物}\}$ は違う。

注

- $X \rightarrow A$ は $X \cup Y \rightarrow A$ を意味しない
 - 最小支持度に達しないかもしれない
- $X \rightarrow A$ と $A \rightarrow Z$ から $X \rightarrow Z$ が得られるわけではない
 - 最小信頼度に達しないかもしれない

全相関規則を見つけること

- **頻出アイテム集合** 全てを見出せ
 - 最小支持度より大きな支持度をもつアイテムセット。
- 頻出アイテム集合を用いて、規則を生成する。

アイデアの基本

- 仮に $ABCD$ と AB が頻出アイテム集合とする
- 次を計算する
 $\text{conf} = \text{support}(ABCD) / \text{support}(AB)$
- もし $\text{conf} \geq \text{minconf}$ ならば
 $AB \rightarrow CD$ が成立する。

頻出アイテム集合の発見

- データを複数回スキャンする
- **最初のスキャン** - 個々のアイテムの支持度を数える。
- **以降のスキャン**
 - 以前のスキャンで得た頻出アイテム集合を用いて **候補アイテム集合** を生成する。
 - データをスキャンして、当該候補の **本当の** 支持度を計算する。
- もし、新しい頻出アイテム集合が得られなくなれば、停止。
- 定義. **k-itemset**: k 個のアイテムをもつ頻出アイテム集合。

トリック

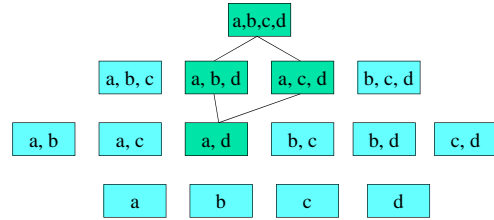
Apriori property

頻出アイテム集合の**どんな部分集合も** 頻出。
従って

頻出k-アイテム集合 **k-itemset** を見つけるには

- 頻出 k-1 アイテム集合を組み合わせる候補を作る。
- 頻出でない部分集合を含む候補を削除する。

頻出アイテム集合の枝狩り



{a,d} は頻出ではないとする。そうすると 3-アイテム集合 {a,b,d}, {a,c,d} および 4-アイテム集合 {a,b,c,d} は頻出でなく、生成されない。

Apriori Algorithm

```

L1 = (頻出1-アイテム集合)
for (k = 2; Lk-1 ≠ ∅; k++) do begin
  Ck = {apriori-gen(Lk-1)}
  for 全トランザクション t ∈ D do begin
    Ck = subset(Ck, t)
    for 全候補 c ∈ Ck do
      c.count ++
    end
  end
  Lk = {c ∈ Ck | c.count ≥ minsup}
end
Answer = ∪k Lk
    
```

アイテム生起回数の算出
新しい k-アイテム集合の候補の生成
全候補の支持度の計算
minsup 以上の支持度をもつ候補のみ選び出す

候補の生成

Join step

```

insert into Ck
select p.item1, p.item2, ..., p.itemk-1, q.itemk-1
from Lk-1 as p, Lk-1 as q
where p.item1 = q.item1, ..., p.itemk-2 = q.itemk-2, p.itemk-1 < q.itemk-1
    
```

p と q は2つとも k-1 頻出アイテム集合で、先頭の k-2 アイテムが同一のもの

先頭だけで十分何故か?

Prune step

```

for 全アイテム集合 c ∈ Ck do
  for c の全 (k-1)-部分集合 s do
    if (s ∉ Lk-1) then
      Ck から c を削除
    
```

q の最後のアイテムを p に付加することによる

候補の (k-1)-部分集合を全部調べ、頻出でない部分集合をもつような候補を削除する

例

$L_3 = \{ \{1\ 2\ 3\}, \{1\ 2\ 4\}, \{1\ 3\ 4\}, \{1\ 3\ 5\}, \{2\ 3\ 4\} \}$

join のあと

$\{ \{1\ 2\ 3\ 4\}, \{1\ 3\ 4\ 5\} \}$

prune のあと

$\{1\ 2\ 3\ 4\}$

{1 4 5} と {3 4 5} は L_3 に含まれていない

正しさ

$C_k \subseteq L_k$ であることを示せ

頻出アイテム集合の部分集合は頻出でなければならない

このjoinは、 L_{k-1} に任意のアイテムを付け加えて拡張し、次に、その(k-1)部分集合が L_{k-1} にないものを削除することと等価である

```

insert into Ck
select p.item1, p.item2, ..., p.itemk-1, q.itemk-1
from Lk-1 as p, Lk-1 as q
where p.item1 = q.item1, ..., p.itemk-2 = q.itemk-2, p.itemk-1 < q.itemk-1
    
```

```

for 全アイテム集合 c ∈ Ck do
  for c の全 (k-1)-部分集合 s do
    if (s ∉ Lk-1) then
      Ck から c を削除
    
```

重複を防ぐ

Subset 関数

- 候補アイテム集合 - C_k は、ハッシュ木に格納
- 大きさ k の候補アイテム集合がトランザクション t に含まれているかどうかを $O(k)$ の時間で調べる。
- 最大時間 $O(\max(k, \text{size}(t)))$

```

Lk = (頻出 k アイテム集合)
for (k = 2; Lk ≠ ∅; k++) do begin
  Ck = apriori-gen(Lk-1);
  for 全トランザクション t ∈ D do begin
    Ck = subset(Ck-1, t)
    for 全候補 c ∈ Ck do
      c.count++;
    end
  end
  Lk = { c ∈ Ck | c.count ≥ minsup }
end
Answer = ∪ Lk;
    
```

問題?

- 全てのスキャンが全データに対して行われている。

```

Lk = (頻出 k アイテム集合)
for (k = 2; Lk ≠ ∅; k++) do begin
  Ck = apriori-gen(Lk-1);
  for 全トランザクション t ∈ D do begin
    Ck = subset(Ck-1, t)
    for 全候補 c ∈ Ck do
      c.count++;
    end
  end
  Lk = { c ∈ Ck | c.count ≥ minsup }
end
Answer = ∪ Lk;
    
```

簡単な例:

Trans-ID	Items
1	A C D
2	B C E
3	A B C E
4	B E
5	A B C E

簡単な例:

TID	アイテム集合
1	ACD
2	BCE
3	ABCE
4	BE
5	ABCE

最小支持度 60%
最小信頼度 75%

頻出アイテム集合	支持度
{BCE}, {AC}	60%
{BC}, {CE}, {A}	60%
{BE}, {B}, {C}, {E}	80%

相関規則: $X \Rightarrow Y$

信頼度 $(X \Rightarrow Y) = \text{support}(X \cup Y) / \text{support}(X)$

支持度 $(X \Rightarrow Y) = \text{support}(X \cup Y)$

規則 $\{BC\} \Rightarrow \{E\}$ に対し:

支持度 = $\text{support}(\{BCE\}) = 60\%$

信頼度 = $\text{support}(\{BCE\}) / \text{support}(\{BC\}) = 100\%$

簡単な例:

TID	アイテム
1	ACD
2	BCE
3	ABCE
4	BE
5	ABCE

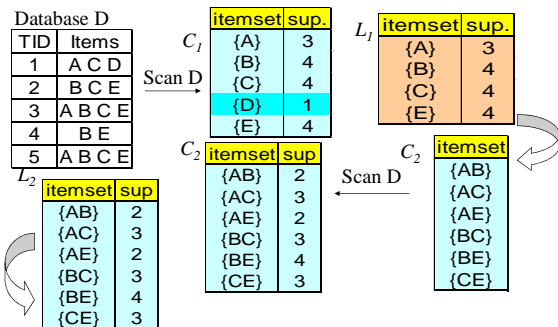
最小支持度 60%
最小信頼度 75%

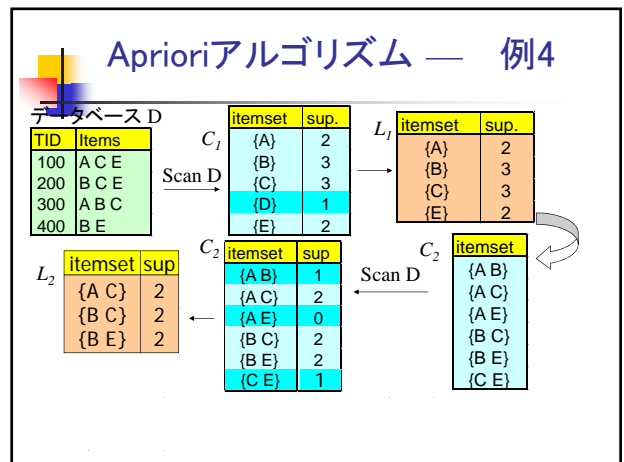
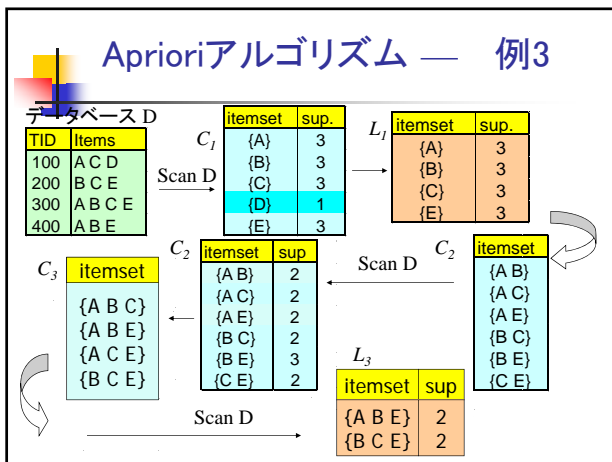
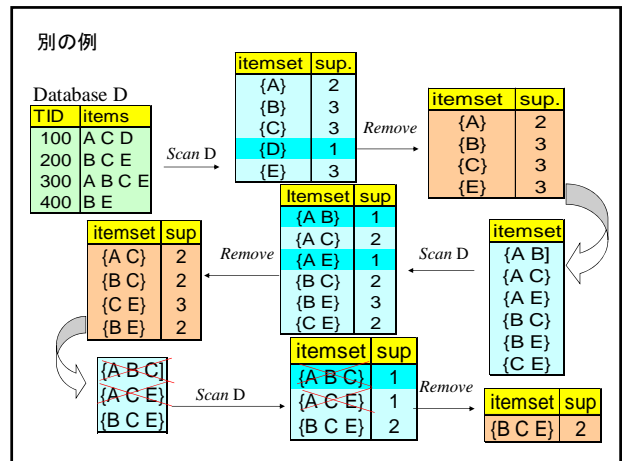
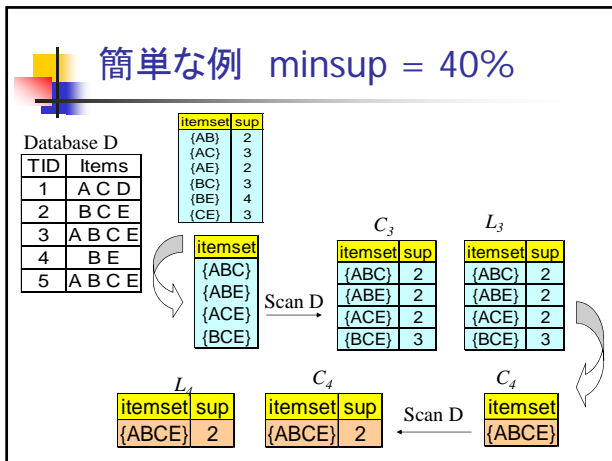
頻出アイテム集合	支持度
{BCE}, {AC}	60%
{BC}, {CE}, {A}	60%
{BE}, {B}, {C}, {E}	80%

相関規則	信頼度
$\{BC\} \Rightarrow \{E\}$	100%
$\{BE\} \Rightarrow \{C\}$	75%
$\{CE\} \Rightarrow \{B\}$	100%
$\{B\} \Rightarrow \{CE\}$	75%
$\{C\} \Rightarrow \{BE\}$	75%
$\{E\} \Rightarrow \{BC\}$	75%

支持度 $(X \Rightarrow Y) = \text{support}(X \cup Y)$
信頼度 $(X \Rightarrow Y) = \text{support}(X \cup Y) / \text{support}(X)$

簡単な例 minsup = 40%





興味度の尺度

- 客観的尺度には二つのよく知られた尺度:
 - 支持度
 - 信頼度
- 主観的尺度

実際に、ルール(パターン)が興味深いのは、例えば、以下のような場合

 - それが **思いがけない時** (ユーザにとって驚くべき事実であるとき); and/or
 - 行動可能なとき** (ユーザがそれによって何か意味のある行動がとれるとき)

支持度と信頼度に対する批判

- 例 1: (Agrawal & Yu, PODS98)
 - 5000人の学生の中で
 - 3000人がバスケットボールをする
 - 3750人がシリアルを食べる
 - 2000人がバスケットをし、かつシリアルを食べる
 - バスケットボールをする \Rightarrow シリアルを食べる [40%, 66.7%] は誤解を招く。なぜなら、全学生の中でシリアルを食べる学生は75%で、それは66.7%よりも大きいから。
 - バスケットボールをする \Rightarrow シリアルを食べない [20%, 33.3%] の方がより正確だが、支持度と信頼度は、いずれもより低い。

	basketball	not basketball	sum(row)
cereal	2000	1750	3750
not cereal	1000	250	1250
sum(col.)	3000	2000	5000

支持度: $\frac{2000}{3000} = 0.667$, $\frac{1000}{5000} = 0.2$
 信頼度: $\frac{2000}{3750} = 0.533$, $\frac{250}{1250} = 0.2$

支持度と信頼度に対する批判2

例2:

- XとY: 正の相関を持つ (8ヶのペア中、6ヶが一致)
- XとZ: 負の相関を持つ (8ヶのペア中、5ヶが不一致)
- X⇒Zの支持度と信頼度の方が大きくなる。

X	1	1	1	1	0	0	0	0
Y	1	1	0	0	0	0	0	0
Z	0	1	1	1	1	1	1	1

Rule	Support	Confidence
X⇒Y	25%	50%
X⇒Z	37.50%	75%

興味度の他の尺度 : corr

$$\text{corr}_{A,B} = \frac{P(A \wedge B)}{P(A)P(B)}$$

- $P(A)$ と $P(B)$ を考える(A, Bを含まない場合を考えることに)
- AとBとが独立のとき、 $P(A \wedge B) = P(B) * P(A)$
- この値が1より小さいとき、AとBは負の相関を持つ; そうでなければ、AとBは正の相関を持つ。

X	1	1	1	1	0	0	0	0
Y	1	1	0	0	0	0	0	0
Z	0	1	1	1	1	1	1	1

Itemset	Support	corr
X,Y	25%	2
X,Z	37.50%	0.9
Y,Z	12.50%	0.57

例: バasketボールとシリアルの場合

	basketball	not basketball	sum(row)
cereal	2000	1750	3750
not cereal	1000	250	1250
sum(col.)	3000	2000	5000

バスケットボールをする: B シリアルを食べる: C

$$P(B)=0.6 \quad P(C)=0.75 \quad P(\bar{C})=0.25 \quad P(B \wedge C)=0.4 \quad P(B \wedge \bar{C})=0.2$$

$$B \Rightarrow C [40\%, 66.7\%] \quad \text{corr}_{B,C} = \frac{P(B \wedge C)}{P(B)P(C)} = \frac{0.4}{0.6 \times 0.75} = \frac{0.4}{0.45}$$

$$B \Rightarrow \bar{C} [20\%, 33.3\%] \quad \text{corr}_{B,\bar{C}} = \frac{P(B \wedge \bar{C})}{P(B)P(\bar{C})} = \frac{0.2}{0.6 \times 0.25} = \frac{0.2}{0.15}$$