

情報意味論(12) 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？

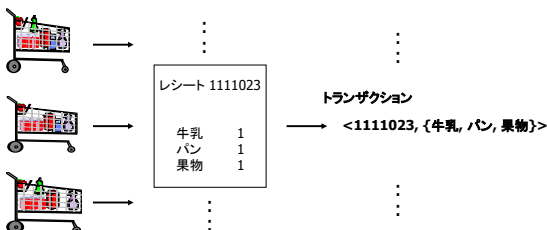
一個のデータ(レコード)は

- 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
 - $\{a, b, c, d, \dots\}$ も $\{a, b, \dots\}$ 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

- 1 {きゅうり, パセリ, 玉ねぎ, トマト, 塩, パン},
- 2 {トマト, きゅうり, パセリ},
- 3 {トマト, きゅうり, ほうれん草, 玉ねぎ, パセリ},
- 4 {トマト, きゅうり, 玉ねぎ, パン},
- 5 {トマト, 塩, 玉ねぎ},
- 6 {パン, 卵}
- 7 {トマト, 卵, きゅうり}
- 8 {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 $100c\%$ は、また、 Y をも含む。
- 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 $100s\%$ 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 $100s\%$ 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。

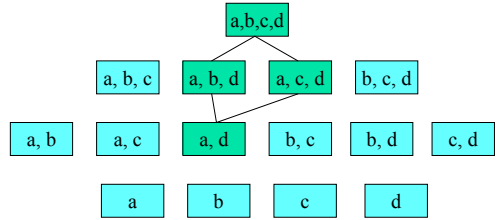
トリック

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。

Algorithm Apriori

```

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
        Ci = subset(Ck, t)
        for 全候補 c ∈ Ci 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
    end
end
    
```

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 {1 3 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

```

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
    end
end
    
```

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 1-アイテム集合}
for (k = 2; Lk-1 ≠ ∅; k++) do begin
  Ck = apriori-gen(Lk-1, k)
  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 1-アイテム集合}
for (k = 2; Lk-1 ≠ ∅; k++) do begin
  Ck = apriori-gen(Lk-1, k)
  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%

関連規則: $X \Rightarrow Y$

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

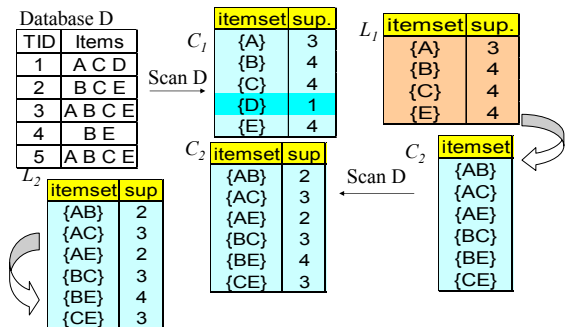
最小支持度 60%
最小信頼度 75%

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

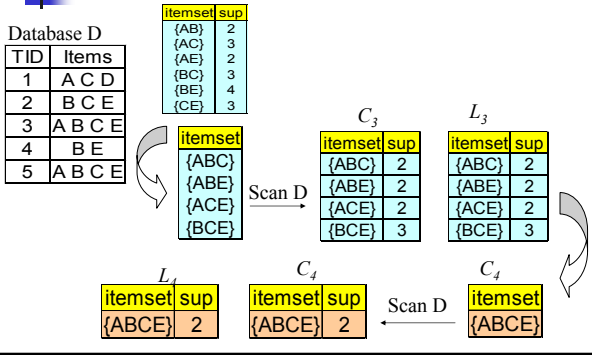
関連規則	信頼度
$\{BC\} \Rightarrow \{E\}$	100%
$\{BE\} \Rightarrow \{C\}$	75%
$\{CE\} \Rightarrow \{B\}$	100%
$\{B\} \Rightarrow \{CE\}$	75%
$\{C\} \Rightarrow \{BE\}$	75%
$\{E\} \Rightarrow \{BC\}$	75%

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

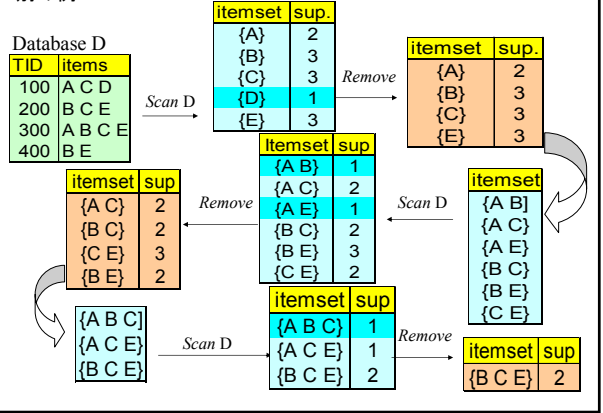
簡単な例 minsup = 40%



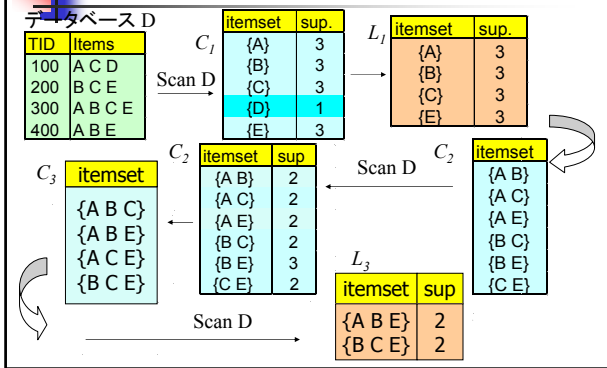
簡単な例 minsup = 40%



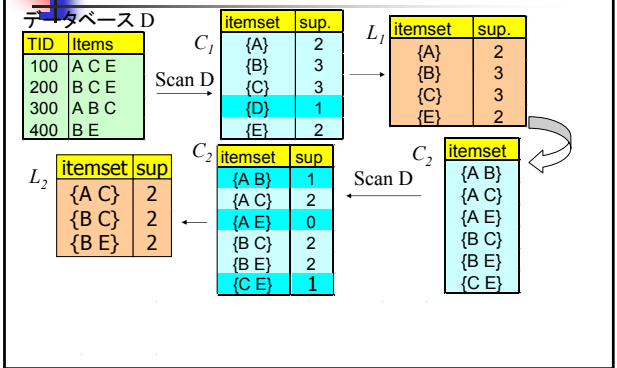
別の例



Aprioriアルゴリズム — 例3



Aprioriアルゴリズム — 例4



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。

支持度	信頼度	basketball	not basketball	sum(row)
0.4	0.667	2000	1750	3750
0.2	0.333	1000	250	1250
		3000	2000	5000

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

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

- R(A)とR(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、 $P(A \wedge B) = P(A) * P(B)$
- 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
 $P(B)=0.6$ $P(C)=0.75$ $P(\bar{C})=0.25$ $P(B \wedge C)=0.4$ $P(B \wedge \bar{C})=0.2$

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

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

レポート課題 3-3

- 次のデータに対し、Aprioriアルゴリズムを適用し k-frequent itemsets を得よ。
- 4-frequent itemsets は空になるはずですよ。

取引ID	項目
1	トロ 酢 醤油
2	トロ 酢 米
3	トロ 茶 米
4	米 茶
5	米 醤油
6	トロ 茶 米

非常に短いまとめ

- 機械学習
 - データ中の構造を見つけること
 - データマイニングとも
 - パターン認識とも
- 丸暗記 (lazy) と規則獲得 (eager)
- 規則内と規則外
- 分類 (教師有り) とクラスタリング (教師無し)
 - 半教師あり学習
 - 強化学習
- モデルなしとモデルあり
 - discriminative と generative
- 学習器が1個 vs 複数個
- 確率と非確率
 - どんだん融合
- 高速化と大量化
 - 相関規則分析は、とにかく大量データ対応

説明しなかった