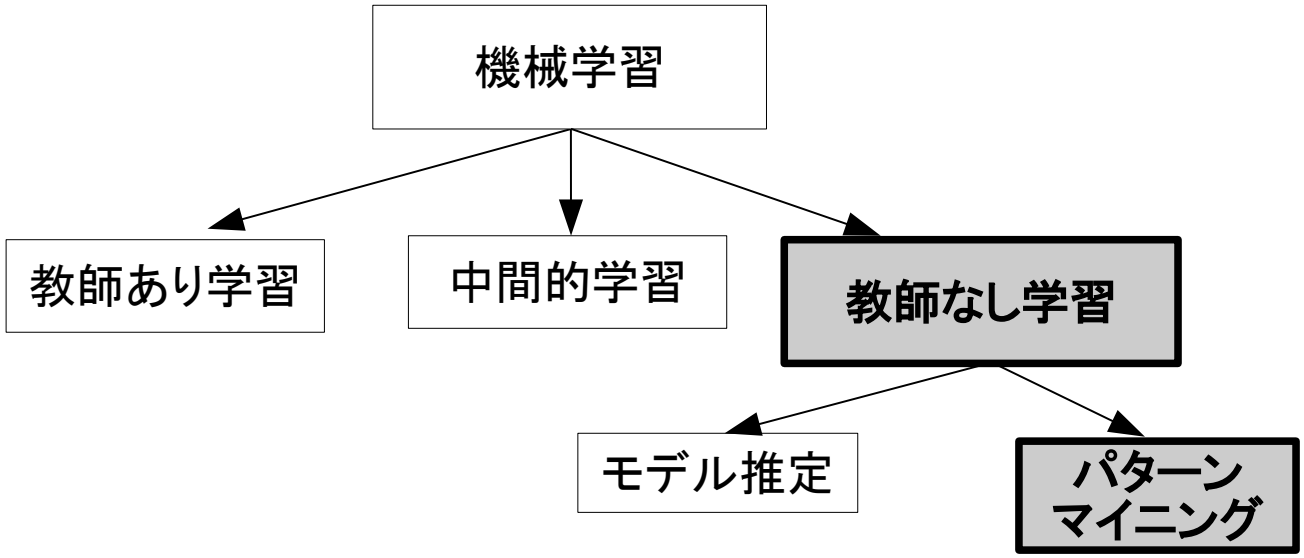
12. パターンマイニング

- パターンマイニングの問題設定
  - 入力：カテゴリ特徴の教師なしデータ
  - 出力：頻出項目、連想規則、未観測データ



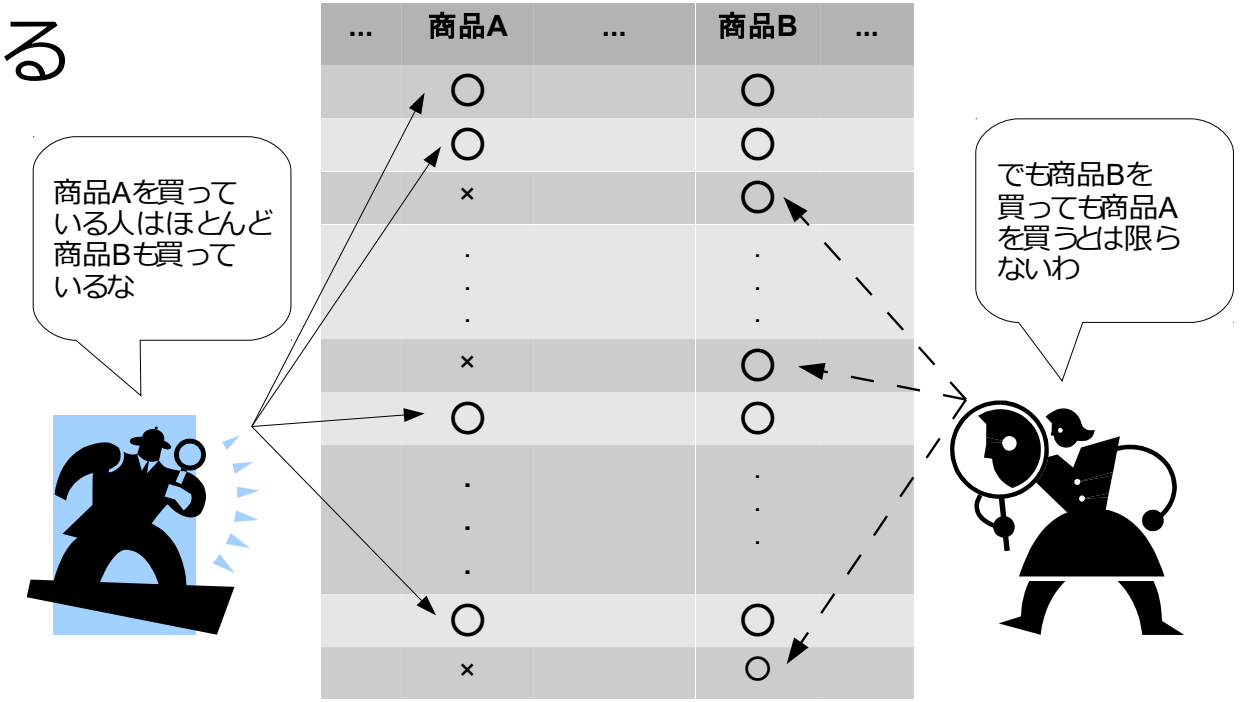
No.	ミルク	パン	バター	雑誌
1	t	t		
2		t		
3				t
4		t	t	
5	t	t	t	
6	t	t		

12.1 問題の定義

- 学習データ

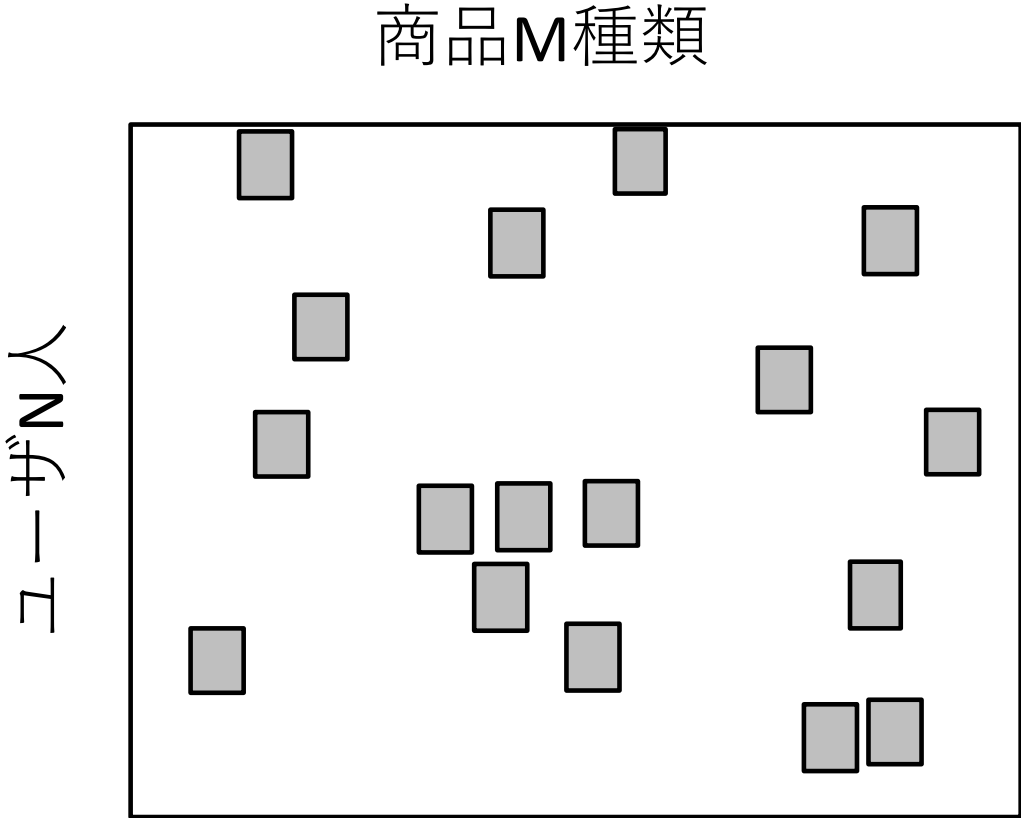
$$\{\mathbf{x}^{(i)}\} \quad i = 1, .., N$$

- 問題設定 1
  - データ集合中で、一定頻度以上で現れるパターンを抽出する



12.1 問題の定義

- 問題設定 2
  - 疎な数値データ（カテゴリ特徴とみなせる離散値）を行列とみなして、空所の値を予測する



12.2 頻出項目抽出

- 例題：バスケット分析

No.	ミルク	パン	バター	雑誌
1	t	t		
2		t		
3				t
4		t	t	
5	t	t	t	
6	t	t		

バスケット分析では、 1 件分のデータをトランザクションとよぶ

- 支持度
  - 全トランザクション数 T に対して、ある項目集合 (items) が出現するトランザクションの割合

$$support(items) = \frac{T_{items}}{T}$$

12.2 頻出項目抽出

- バスケット分析の目的
  - 支持度の値が閾値以上の項目集合を抽出したい
- バスケット分析の問題点
  - すべての可能な項目集合について、支持度を計算することは現実的には不可能

項目集合の種類数は 2 の商品数乗

商品数 1,000 の店なら 2^{1000}

高頻度の項目集合だけに絞って計算を行う必要がある

12.2.2 Apriori アルゴリズムによる頻出項目抽出

- a priori な原理

ある項目集合が頻出ならば、その部分集合も頻出である

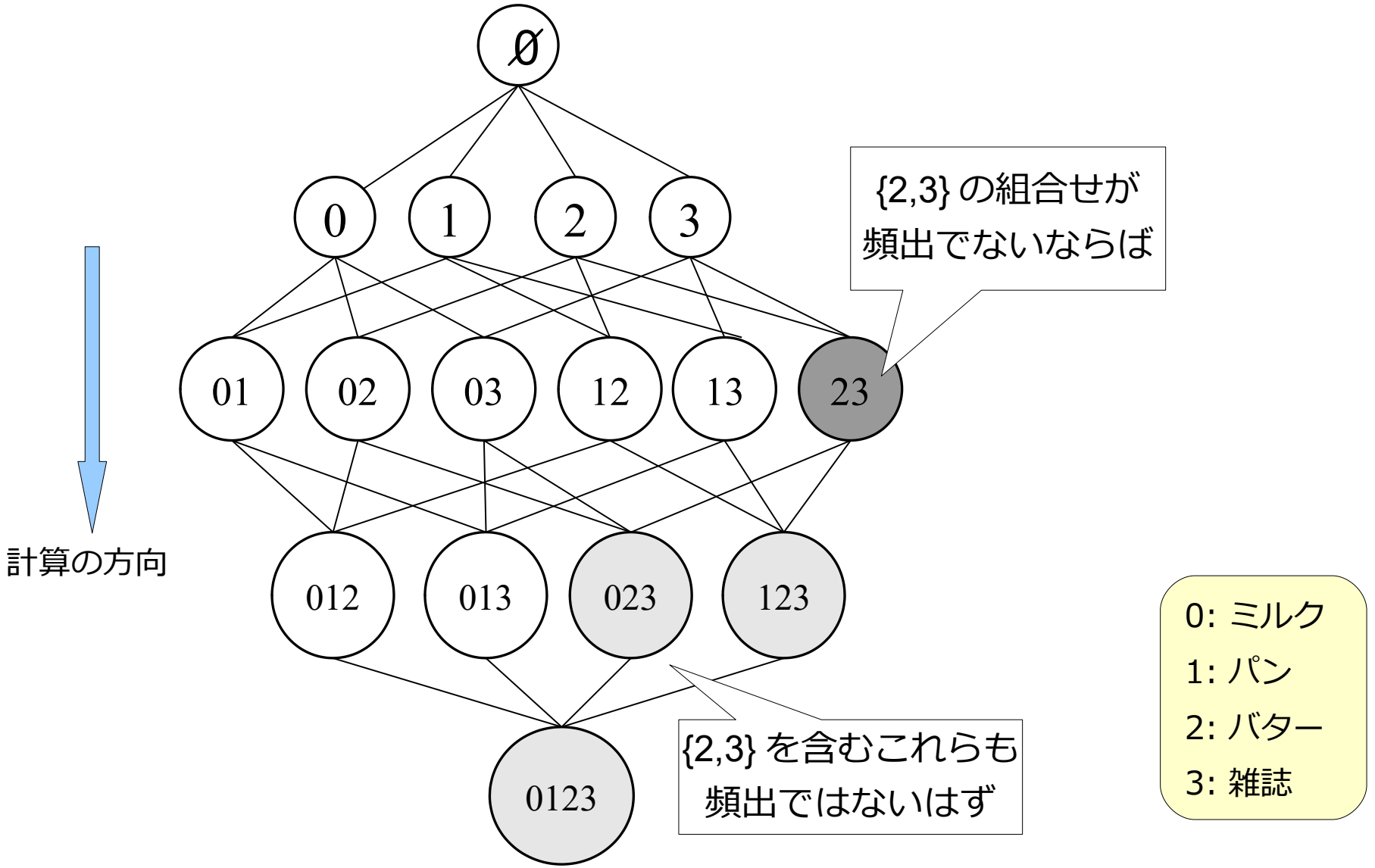
例）「パン・ミルク」が頻出
ならば「パン」も頻出

対偶

ある項目集合が頻出でないならば、
その項目集合を含む集合も頻出でない

例）「バター・雑誌」が頻出でない
ならば「バター・雑誌・パン」
も頻出でない

12.2.2 Apriori アルゴリズムによる頻出項目抽出



12.3 連想規則抽出

- 連想規則抽出の目的
  - 「商品 A を買った人は商品 B も買う傾向が強い」というような規則性を抽出したい
  - 確信度またはリフト値の高い規則を抽出

$$\mathrm{confidence}(\mathrm{A} \rightarrow B) = \frac{support(A \cup B)}{support(A)} = \frac{T_{A \cup B}}{T_A}$$

条件部 A が起こったときに結論部 B が起こる割合

$$\mathrm{lift}(\mathrm{A} \rightarrow B) = \frac{confidence(A \rightarrow B)}{support(B)}$$

B だけが単独で起こる割合と A が起こったときに B が起こる割合との比

12.3 連想規則抽出

- 連想規則抽出の手順
  - 頻出項目集合を求める
  - 項目集合を条件部、空集合を結論部とした規則を作成する
  - 条件部から結論部へ項目を 1 つずつ移動し、評価する

12.3 連想規則抽出

- a priori な原理

ある項目集合を結論部に持つ規則が頻出ならば、
その部分集合を結論部に持つ規則も頻出である

例）結論部が「パン・ミルク」の規則が頻出ならば、結論部が「パン」の規則も頻出である

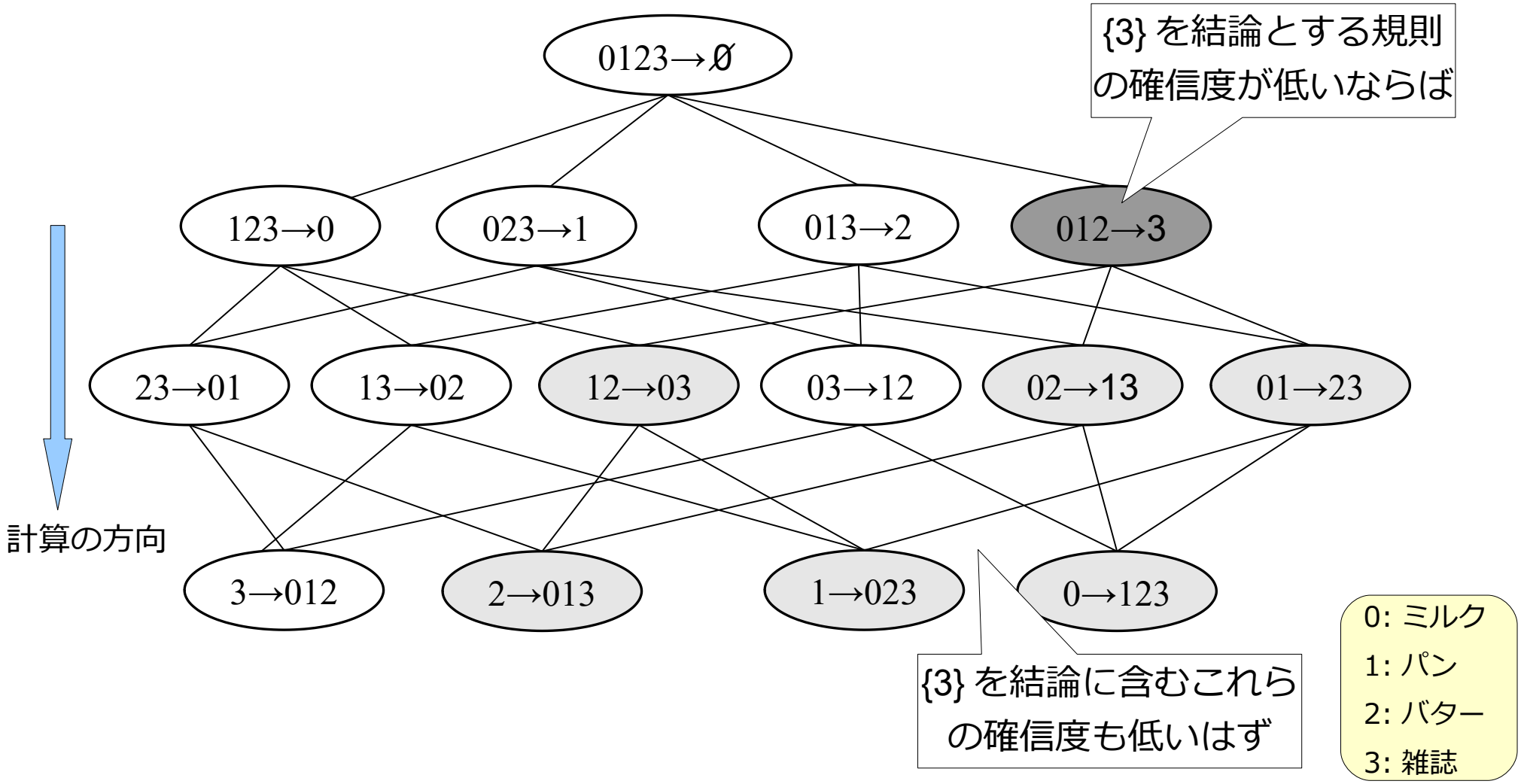
対偶

ある項目集合を結論部に持つ規則が頻出でないならば、
その項目集合を結論部に含む規則集合も頻出でない

例）結論部が「雑誌」の規則が頻出でないならば、結論部が「パン・雑誌」の規則も頻出でない

12.3 連想規則抽出

- a priori 原理に基づく探索



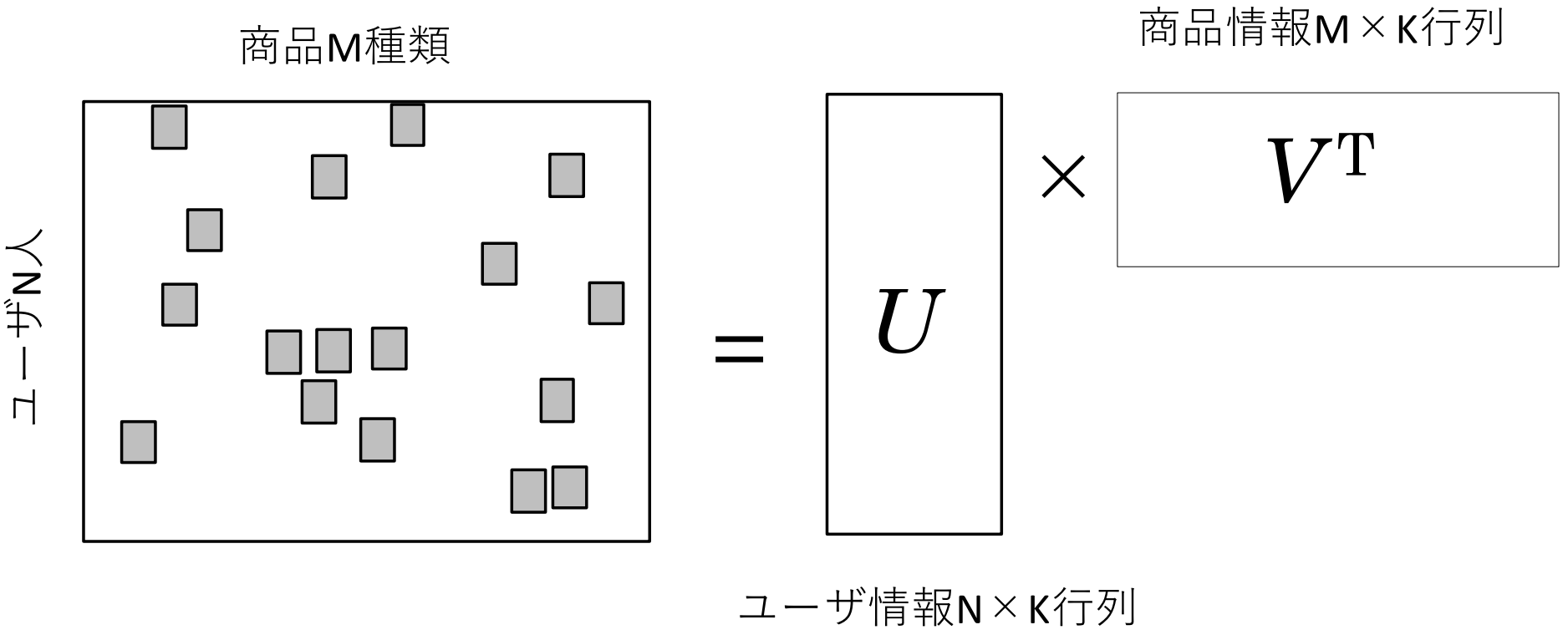
12.4 FP-Growth アルゴリズム

- Apriori アルゴリズムの高速化
  - トランザクションをコンパクトに表現し、重複計算を避ける

1. トランザクションの前処理
   - トランザクションを、出現する特徴名の集合に変換
   - 出現頻度順にソート
   - 低頻度特徴をフィルタリング
2. prefix を共有する木構造 (FP 木) に順次挿入
3. FP 木を用いて項目集合の出現頻度を高速計算

12.5 推薦システムにおける学習

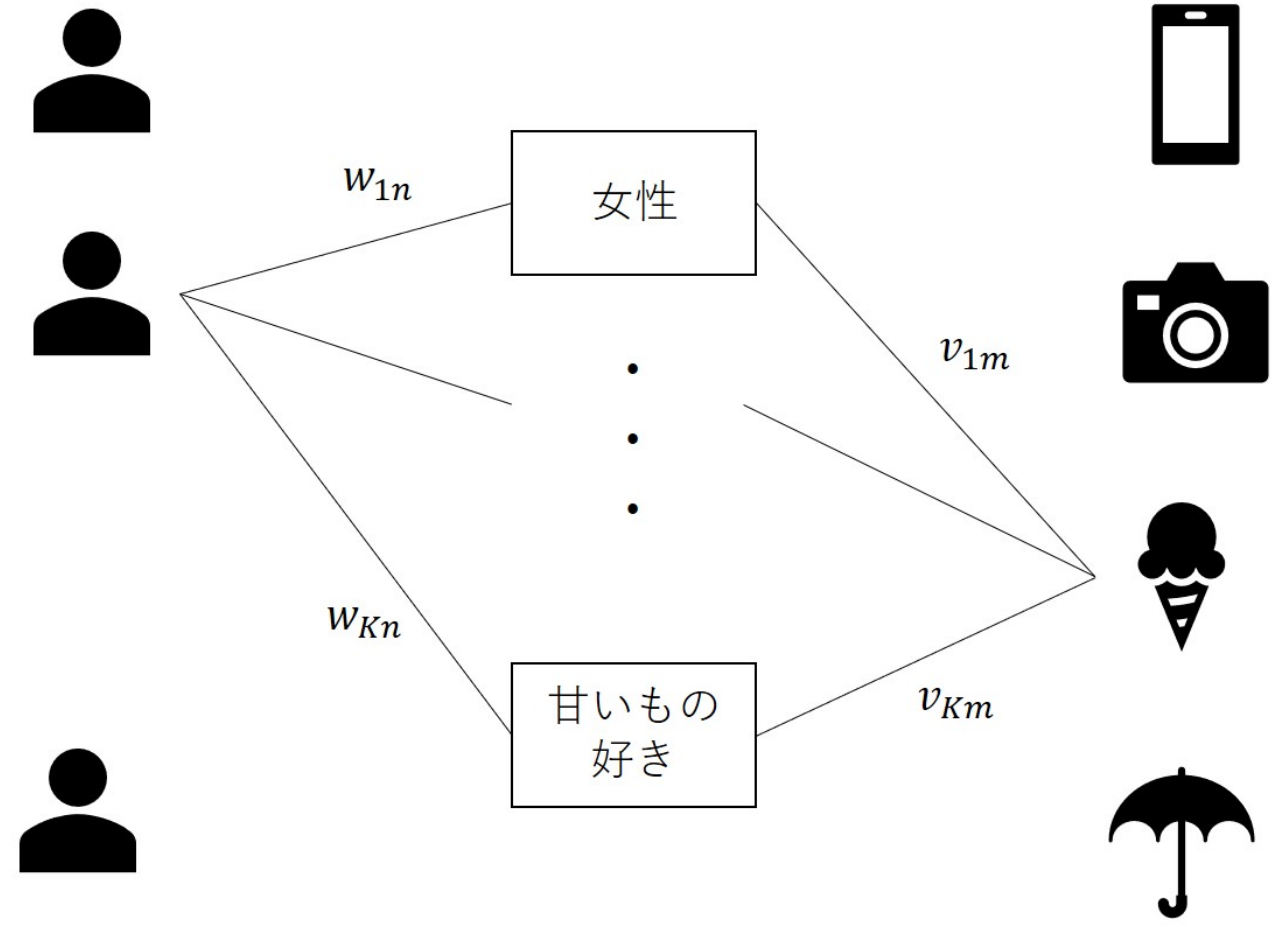
- 協調フィルタリング
  - アイデア：疎な行列は低次元の行列の積で近似できる
  - 値のある部分だけで行列分解を行う
  - 空所の値を予測する



12.5 推薦システムにおける学習

- 潜在因子によるデータ表現の考え方

$$x_{mn} = w_{1n}v_{1m} + w_{2n}v_{2m} + \cdots + w_{kn}v_{km}$$



12.5 推薦システムにおける学習

- 行列分解の方法
  - $\boldsymbol{X}$-$\boldsymbol{U}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$ の最小化問題を解く

$$\min_{\boldsymbol{U},\boldsymbol{V}} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{E}\|_{\mathrm{Fro}}^2 = \min_{\boldsymbol{U},\boldsymbol{V}} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{X} - \boldsymbol{U}\boldsymbol{V}^T\|_{\mathrm{Fro}}^2$$

空欄を値 0 とみなしてしまっている

  - 値が存在する要素だけに限って 2 乗誤差を最小化

$$\min_{\boldsymbol{U},\boldsymbol{V}} \sum_{(i,j)\in\Omega} (x_{ij} - \boldsymbol{u}_i^T \boldsymbol{v}_j)^2 + \lambda_1 \|\boldsymbol{U}\|_{\mathrm{Fro}}^2 + \lambda_2 \|\boldsymbol{V}\|_{\mathrm{Fro}}^2$$

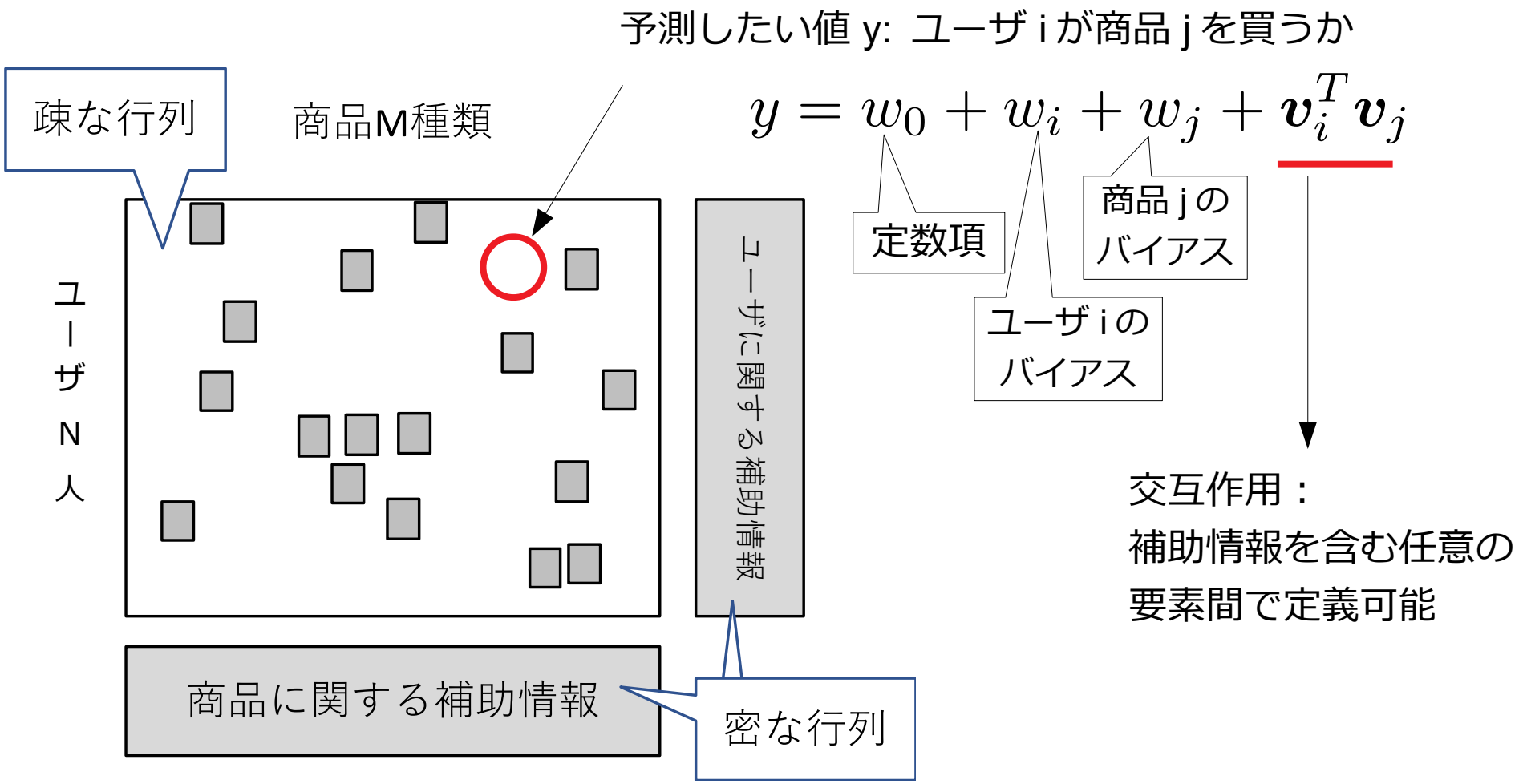
正則化項

Fro （フロベニウスノルム）：行列の要素の二乗和の平方根

要素を非負に限定したものが NMF (Non-negative Matrix Factorization)

12.5 推薦システムにおける学習

- Factorization Machine



まとめ

- Weka デモ
  - supermarket データ
  - Apriori, FPGrowth
- Python デモ
  - 行列分解 (ML12-5)
- パターンマイニング
  - 大規模データに対する効率的な数え上げを実現
- 行列分解
  - 低次元の潜在ベクトルを求める