

# 順序例からの学習

## 比較判断の法則の導入と嗜好調査データへの適用

神畷 敏弘（産業技術総合研究所）

「順序例からの学習」 Learning from Order Examples; LOE

### 順序を扱う学習問題

- ・ **訓練事例**：順序付けされたアイテム集合  
**学習目標**：未整列のアイテム集合を整列する  
ルール
- ・ 従来の分類手法や回帰手法を組み合わせた解法を提案
- ・ 人工データと小規模な嗜好調査データに適用して各種法の特徴を解析

# 順序とは

順序：何らか基準の順にアイテム整列したもの

例：Aさんが好き[基準]な寿司[アイテム]を整列

とろ > いか > かつぱ巻

Aさんは、「いか」より「とろ」が好き

しかし、どれくらい好きかはわからない

# 順序の利点 (1)

## 感性や官能などの調査での順序の利用

例：食べ物の嗜好に関する調査

- ・ SD (Semantic Differential) 法：Osgoodによる一般的な方法，被験者に「好き」から「嫌い」までを，5段階に区切って評価してもらう方法

### 欠点

- ・ 全体の長さが等しく，等間隔に分割された尺度を，被験者が共有しているという非現実的仮定
- ・ 必ず対義語が必要

# 順序の利点 (2)

## 順位法

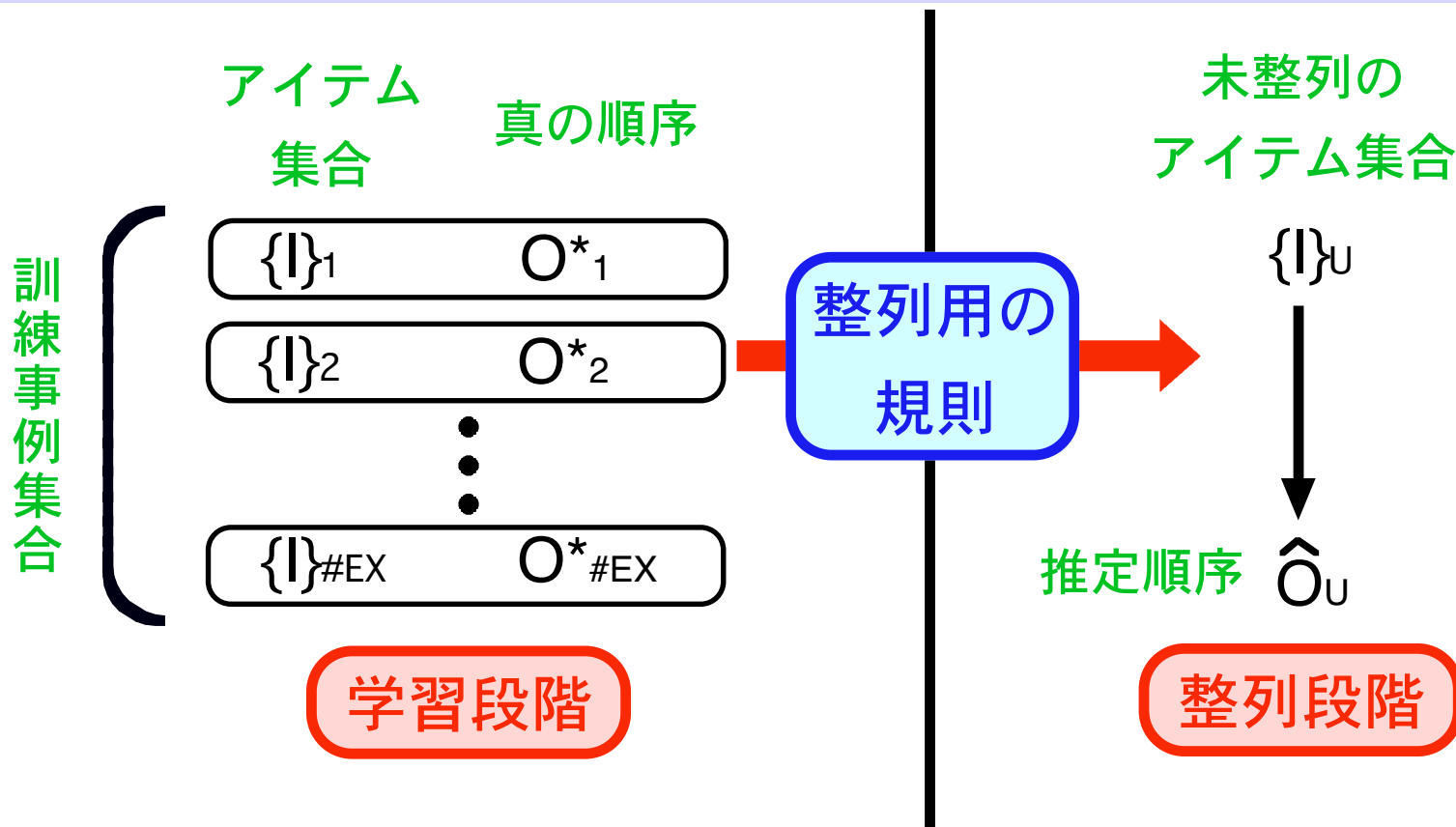
- ・ 被験者に「好き」な方から順にアイテムを並べてもらう

## 利点

- ・ 「好き」や「嫌い」に関する定量的尺度を被験者全員が共有するという**非現実的仮定は不要**
- ・ 「嫌い」といった**対義語が不要**
  - ・ 採用した対義語で結果が違ふ：きれい⇔醜いor汚い
  - ・ 対義語を決めにくい：エレガント⇔ワイルド？ポップ？

問題点：解析手法が少ない➡研究課題

# 順序例からの学習



各アイテムは属性ベクトルで記述

➡ 訓練事例に現れない事例も整列可能に

# 順序例からの学習の仮定と順位相関係数

回帰分析に類似したモデル

仮定：真の順序(学習事例中の順序) =

絶対順序(一般的な部分) + ノイズ(個性の部分)

絶対順序：アイテムの全集合上の順序

※アイテムの全集合には，学習事例に含まれないアイテムもある

絶対順序に対するエラーが小さい推定順序を獲得

順序エラー尺度：スピアマンの順位相関係数( $\rho$ )

同じアイテム集合の，二つの順序の間の順序の相関

0なら無関係，1なら一致，-1なら逆順

# 関連研究 (1)

**順位相関係数** : Spearmanの  $\rho$  やKendallの  $\tau$  といった順序の類似性尺度

順序の一致性判定, ノンパラメトリック検定, 画像の照合[流郷01]への応用, 順位付けの評価

**一対比較法** : 比較判断の法則に基づくThurstoneの方法やBradleyの方法[Thurstone 27][佐藤85]

心理学では一般的な手法で, 一対のアイテムの順序関係の集合から, これらの順序関係が保存されるような実数の尺度をアイテムに与える

入力がアイテム対であることや, アイテムに属性がない点が本研究との相違

## 関連研究 (2)

### Cohenらの方法 [Cohen 99]

入力はいテム対の順序関係，アイテムに属性あり

目標：入力対の順序関係に無矛盾な順序の出力

### 賀沢らの方法 [賀沢 02]※

入力はいテム集合の順序関係，アイテムに属性あり

目標：アイテムの順位が $k$ 位以上になるかどうかのリスクを最小化．リスクは $1 \sim k \sim \#$ までで平均化．

その他：Joachimsの方法，ordinal regression，パターン検出[Mannila 00]，相関ルール[Sai 01]

※[賀沢 02] 賀沢，平尾，前田 “Ranking SVM による順位づけ学習と重要文抽出への応用” 第5回情報論的学習理論ワークショップ (2002)



# [Cohen 99]の研究との比較

目標：関数 PREF の総和の最小化

$$\text{PREF}(I^x, I^y) = \Pr[I^x \succ I^y]$$

＝アイテム対の順序関係を保存する順序の獲得

≠ 全体として整合性のとれた順序の獲得

※ 相違を明確にする実験を後に示す

エラー評価：Cohenは関数 PREF のエラーは論じているが、順序そのもののエラーは評価していない

PREF のエラーが微量  $\varepsilon$  でも

$$\left| \text{PREF}(I^x, I^y) - \text{PREF}(I^y, I^x) \right| \leq 2\varepsilon$$

なら、順序に誤りを生じる

# クラス分類手法を用いた解法

学習段階：

アイテム集合の順序をアイテム対の順序に分解

例： $I^x \succ I^y \succ I^z \Rightarrow I^x \succ I^y, I^x \succ I^z, I^y \succ I^z$

アイテム対の順序から関数 PREF を推定

関数  $\text{PREF}(I^x, I^y) = \Pr[I^x \succ I^y]$

- ・単純ベイズ法を採用

属性値を参照するので、**訓練事例にないアイテムにも適用可能**

整列段階：

PREF の値から2種類の方法で最終順序を求める

## 手法PC(Product & Classification)

PREF関数の積を最大にする順序を欲張り法で獲得

$$\prod_{x,y:I^x \succ I^y} \text{PREF}(I^x, I^y)$$

- ・ アイテム対の順序関係が独立と仮定した場合の、アイテム集合の順序の尤度に相当
- ・ Cohenの欲張り法との差は、全体の和か積かの違いのみ

[神畷 02]では、Cohenの方法と性質・性能が同等

# 手法TCの整列段階

## 手法TC (Thurstone & Classification)

Thurstoneの比較判断の法則を用いて整列

$$\sum_{I^y \in \{I\}_U : I^x \neq I^y} \Phi^{-1}(\text{PREF}(I^x, I^y))$$

※  $\Phi^{-1}$  は正規分布の分布関数の逆関数

$I^x \in \{I\}_U$  のスコアを上式で計算し、ソートする

- ・順位に対応する実数上のスコアがあるとしている点で、Spearmanの順位相関と類似

# 回帰分析を用いた手法(1)

学習段階：

関数  $PREF$  と類似した関数  $PREF'$

相違点：属性値を参照しないので，訓練事例集合中のアイテムだけを処理可能

- ・ 訓練事例集合中のアイテム全体の集合  $\{I\}_C$  を関数  $PREF'$  を用いて整列

**PR法**：整列にProduct法を用いた場合

**TR法**：整列にThurstoneの方法を用いた場合

- ・ 得られた順序  $O_C$

# 回帰分析を用いた手法(2)

$O_c$ から任意の絶対順序中でのアイテムの順位を推定する関数 RANK を推定

- ・アイテムの属性を入力， $O_c$ 中の順位を出力と考え，回帰分析手法で関数 RANK を獲得

整列段階：

$I^x \in \{I\}_U$ のスコアを関数 RANK で求めて，スコアでアイテムをソート

- ・ アイテムの全集合 = 9種

属性数 = 3, 4, 5    属性値数 = 3, 5, 7

- ・ 絶対順序とアイテム全集合の対 = 90種

各アイテム全集合に10種類の絶対順序を，ランダムに決めた重みを用いた線形関数で与えた

- ・ 事例集合810種

アイテム集合の大きさ = 3, 5, 10

事例数 = 10, 30, 50

leave-one-out法によって求めた，絶対順序と推定順序の間の順位相関  $\rho$  の平均で評価

# ノイズの無い場合

※ノイズの無い場合：絶対順序と事例の順序は無矛盾

## 順位相関係数 $\rho$ の平均値 [本文表1]

	全体	#I = 3	#I = 5	#I = 10
PC	0.808	0.667	0.825	0.932
TC	0.810	0.668	0.831	0.931
PR	0.802	0.617	0.837	0.950
TR	0.807	0.616	0.847	0.958

#I : アイテム数

- ・ アイテム数が多い方が精度が良い
- ・ 事例数が多い方が精度が良い
- ・ アイテム数が10なら、危険率1%でも有意に絶対順序と同順序



# Product vs Thurstone

対応のあるt検定によるt値 [本文表2]

	全体	#I = 3	#I = 5	#I = 10
PC-TC	-1.731	-0.227	-3.818	1.238
PR-TR	-3.559	0.264	-5.001	-7.780

	#EX = 10	#EX = 30	#EX = 50
PC-TC	-1.011	-0.981	-1.563
PR-TR	-1.872	-3.173	-1.469

#I : アイテム数    #EX : 事例数    青字 : 前者有利    赤字 : 後者有利

ProductよりもThurstoneの方が有利

← 比較判断の法則と順位相関係数の関連性

# 分類手法による方法 vs 回帰分析による方法

対応のあるt検定によるt値 [本文表2]

	全体	#I = 3	#I = 5	#I = 10
PC-PR	1.463	4.425	-2.355	-8.502
TC-TR	0.650	4.707	-3.351	-15.518

	#EX = 10	#EX = 30	#EX = 50
PC-PR	1.458	-0.629	1.557
TC-TR	1.175	-1.733	1.215

#I : アイテム数    #EX : 事例数    青字 : 前者有利    赤字 : 後者有利

アイテム数が少ないと分類手法が有利だが、多いと回帰手法が有利

← アイテム対の順序関係の独立性の影響

# PC法に関する追加実験

評価関数(PREFの積)を最大にする順序を欲張り法で探索

➡ 最適解に対する性能低下の割合は?

【最適解の  $\rho$ 】 - 【欲張り法の  $\rho$ 】 のt値 = -2.931

順位相関係数は、**評価関数を最適にする手法の方が有意に悪い**

違う!! (全体として、よく整列された順序  
アイテム対の順序関係を保存する順序

Cohenの研究とLOEの違い

# ノイズのある場合

## アイテムの属性値が変化するノイズ

- ・ノイズが10%で、4~5%だけ  $\rho$  係数が低下
- ・ノイズ10%の場合だと、回帰手法の方が若干低下が大きい

## 隣接したアイテムが入れ替わるノイズ

- ・ノイズが10%で、3%前後だけ  $\rho$  係数が低下
- ・手法間で、顕著な差は見られなかった

# 寿司の嗜好調査データの実験

10種類の寿司の嗜好を52人に調査

質問項目：

- ・ 順位法による嗜好の調査

好きな寿司から順に1～10の順位をつける

- ・ 寿司に関する質問

3段階のSD法：こってり感，価格，希少性

- ・ SD法による嗜好の調査

好き／中間／嫌いの3段階

- ・ 平均回答時間

325秒

# 嗜好調査に対する実験結果(予備)

## アイテムの提示順序の影響

- ・ 提示順序は被験者ごとにランダムに変更
- ・ 提示順序と回答した順序は無相関( $\rho = 0.006$ )

## 順位法とSD法の回答の矛盾

- ・ 全てのアイテム対に対する矛盾回答：4.8%
- ・ 全く無矛盾な回答をした被験者：46.2%

順位法とSD法では被験者の異なる側面の特徴を捉えている

# 嗜好調査に対する実験結果

アイテムを5属性で記述

各手法ごとの最良の結果を導く属性の組合せを選択

$\rho$  の平均 [本文表6]

PC	TC	PR	TR
0.454	0.451	0.455	0.455

- ・ 危険率10%程度なら有意な相関
  - ➔ ある程度正しい順序が得られた
- ・ 手法間で大きな差異はない
  - ➔ 人工データの結果と相違：アイテム数に対して事例数が多く、どの手法もよい推定が可能

# 嗜好調査に対する実験結果(追加)

TR法で得られた結果の定性的評価

TR法で推定された回数が最多の絶対順序

とろ はまち たい いくら うに こはだ 鉄火巻 いか サラダ カッパ  
巻 巻

とろは人気があって、カッパ巻はそうでない

私の嗜好順序と絶対順序の間の  $\rho$  は0.758

➡ 私の嗜好の傾向は一般的



	学習段階	整列段階
PC	$\sum_i^{\#EX} (\#I_i)^2$	$(\#I_U)^3$
TC		$(\#I_U)^2$
PR	$(\#I_C)^3$	$\#I_U \log(\#I_U)$
TR	$(\#I_C)^2$	

- ・ Pruductに対して，Thurstoneが有利
- ・ 学習段階は分類手法を用いた方が有利だが，整列段階は回帰手法を用いた方が有利

# まとめと今後の予定

## まとめ

- ・ 順序例からの学習にThurstoneの手法を導入
- ・ 人工データと嗜好調査データに適用

## 結果

- ・ Thurstoneの比較判断の法則を導入すると, [神  
 嶋02]や[Cohen 99]より性能が改善
- ・ 実データでも順序例からの学習は有効だった

## 今後の予定

- ・ 順位相関を直接最小化するルールの獲得

# [Hohle 66]のデータ

幼児に、異なる数の点が描かれた6枚のカードを提示し、カード上の点の数の多少を判別させる実験

6枚を提示して並べさせた

	16	20	25	31	37
20	.783				
25	.889	.811			
31	.911	.878	.772		
37	.967	.900	.872	.722	
43	.978	.944	.928	.817	.717

2枚ずつ提示して並べさせた

	16	20	25	31	37
20	.883				
25	.967	.817			
31	.983	.950	.783		
37	1	1	.967	.817	
43	1	1	.983	.917	.733

- ・ 表のヘッダの数字は点の数
- ・ 行のカードが列のカードより点の数が多いと判別された割合

アイテム対の順序とアイテム集合の順序はかなり異なる