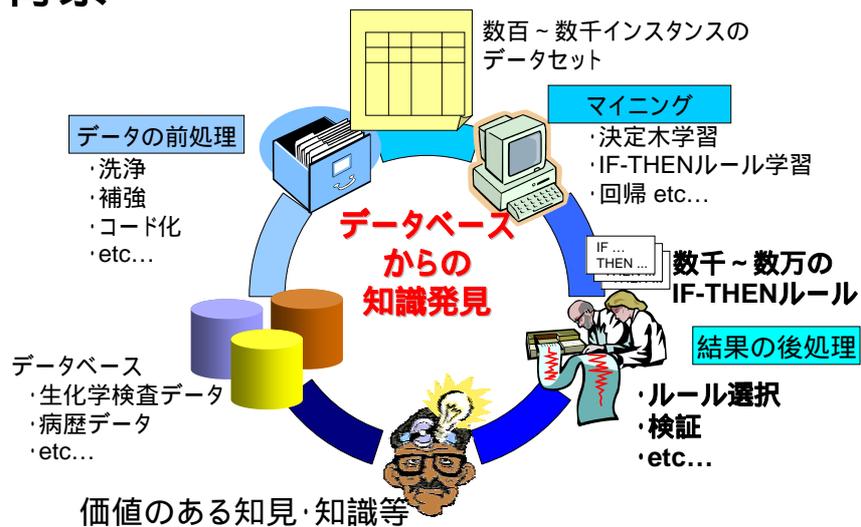


メタ学習に基づく ルール評価モデル構築支援手法の評価

阿部 秀尚¹⁾, 津本 周作¹⁾, 大崎 美穂²⁾, 山口 高平³⁾

島根大学医学部医学科医療情報学講座¹⁾
同志社大学工学部情報システムデザイン学科²⁾
慶應義塾大学理工学部管理工学科³⁾

背景



マイニングによって得られた膨大なルールから価値のあるルールを見出すことは困難

ルール評価支援と課題

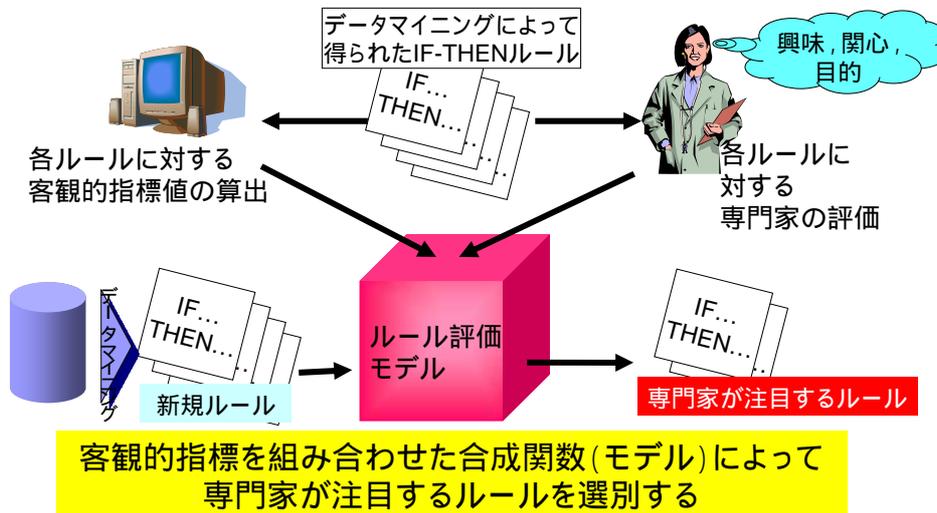
- ルールの正答率や再現率などの評価値を利用したルール選択
- 専門家の興味や関心を推定する評価値
 - ルールの評価値に基づく指標による興味の推定
 - ルールの類似度による興味の推定

- ルールの評価値(客観的指標と呼ぶ)が専門家の評価基準をどのように反映するのか
- 興味深さの指標が提案された領域以外で有効なのか

研究目的

- データマイニングの結果の後処理におけるルール評価支援手法の提案
 - 客観的指標群の組み合わせによるルール評価モデル構築
 - 専門家による評価を再利用
- 複数の学習アルゴリズムによるルール評価モデル構築実験
 - メタ学習機構によるルール評価モデル構築アルゴリズムの選定
 - ルール評価モデル構築アルゴリズムの性能評価

ルール評価モデル構築による ルール評価支援



2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

5

ルール評価モデル構築アルゴリズム の比較実験

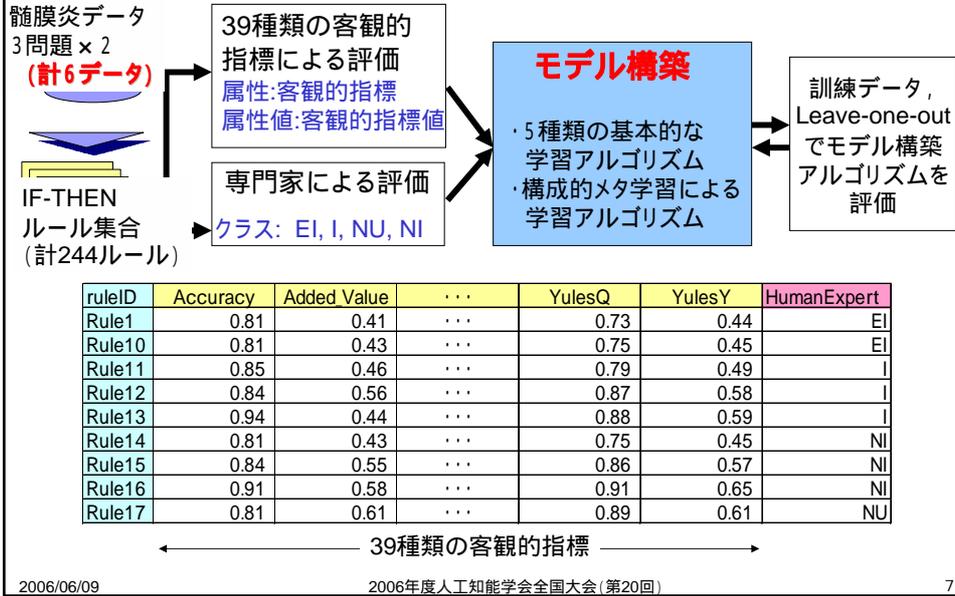
- 髄膜炎データマイニングに対する専門家による評価と各客観的指標値をデータ化
- ルール評価モデル構築のための学習アルゴリズムの性能評価
 - 訓練データセット全体での分類精度(正解率・各クラスの正答率と再現率), Leave-One-Outによる予測精度の評価
 - 有効なルール評価モデル構築に必要な最少訓練データの見積もり
 - ルール評価モデルに用いられる客観的指標の妥当性

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

6

ルール評価モデル構築実験



髄膜炎データマイニング結果

[Hatazawa00]

	ルール数	興味深い	妥当	理解困難
Diag	53	15	38	0
C_Course	22	3	18	1
Culture+Diag	57	7	48	2
Diag2	35	8	27	0
Course	53	12	38	3
Cult_find	24	3	18	3
TOTAL	244	48	187	9

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

8

客観的指標

IF-THENルール個々に対して、所与のデータとの関係で算出される値

対象とする客観的指標(計39種)

- 確率に基づく指標(26種)
 - Coverage, Prevalence, Precision, Recall, Support, Accuracy, Specificity, Lift, Leverage, Added Value, Relative Risk, Jaccard, Certainty Factor, Odds ratio, Yule's Q, Yule's Y, Kappa, Koelesgen's Interestingness, Brin's Interestingness, Brin's Conviction, GOI(一般性重視), Credibility, KSI, Laplace Correction, Collective Strength
- 統計検定量に基づく指標(3種)
 - Chi-Square (True/Positive だけの理論値との差, 4分表全ての理論値との差), Gini Gain
- 情報量に基づく指標(5種)・・・事象の生起確率が離散値である場合を対象
 - Mutual Information, J-Measure, YLI1, YLI2, YZI, K-Measure
- 事例数に基づく指標(3種)・・・事例数のカウント
 - coefficient, PSI, Cosine Similarity
- 属性値の差異を見る指標(2種)・・・ルール間の距離を仮定
 - GBI, Peculiarity

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

9

基本的な学習アルゴリズム

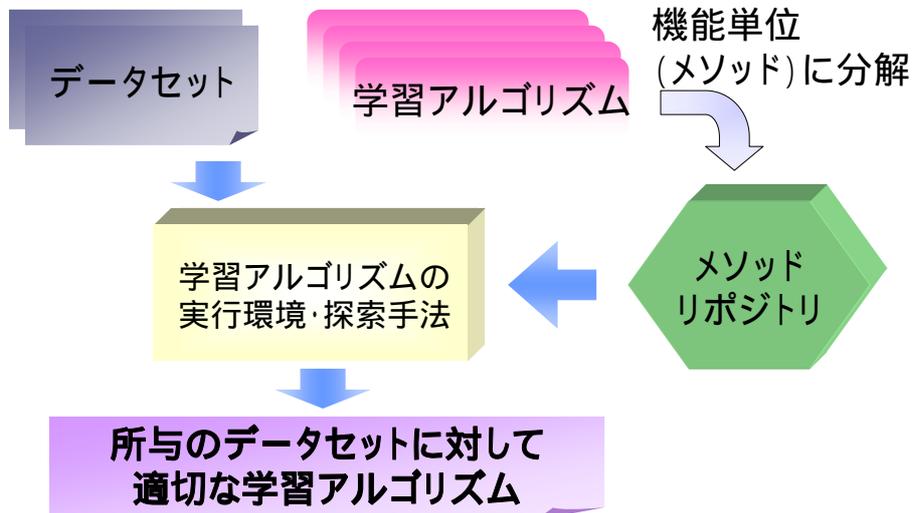
- **決定木**: J4.8(C4.5のJava実装版)
- **ニューラルネットワーク**: 3層完全結合
 - BP学習のパラメータ: 学習率 = 0.3, 慣性項 = 0.2
 - 出力層: 各クラスに対応
- **線形回帰による分類**: Classification Via Linear Regression
 - 線形回帰式: 各クラスに対して“1 vs. その他”の式を得る
 - 属性選択: 貪欲探索法(+ 線形結合を排除)
- **SVM**: Sequential Minimal Optimization [Platt98]
 - SVMによる3クラスの分類: 各クラスに対して“1 vs. その他”のモデルを得る
 - カーネル関数: 多項式カーネル関数
- **OneR**
 - 各属性値によって並び替え後, クラスの変更点を閾値とした条件節を持つルール集合を作成し, 最も正解率の高いルール集合を選択

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

10

構成型メタ学習スキーム



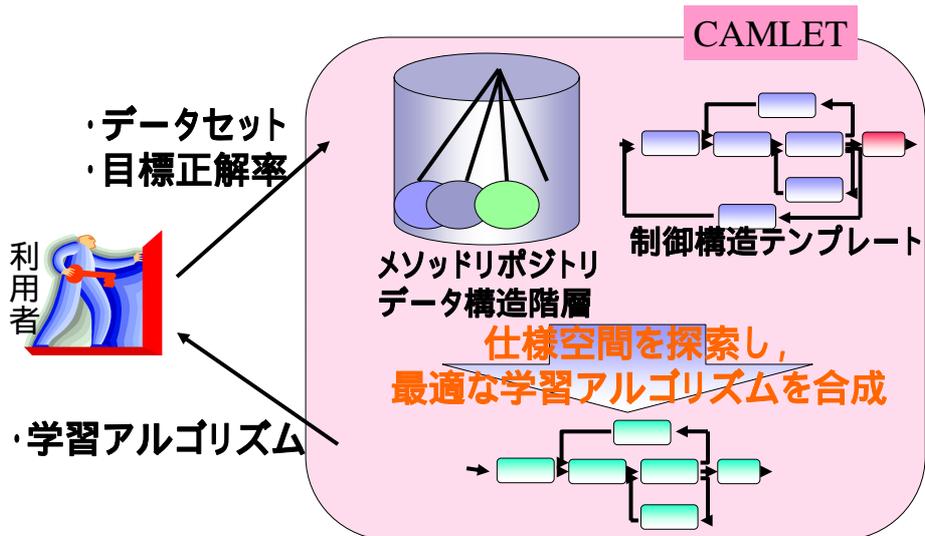
2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会 (第20回)

11

構成型メタ学習: CAMLET

CAMLET = a Computer Aided Machine Learning Engineering Tool



2006/06/09

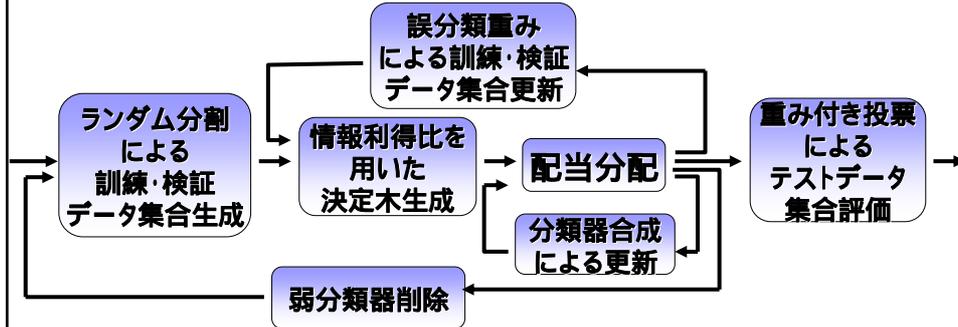
2006年度人工知能学会全国大会 (第20回)

12

CAMLETにより合成された学習アルゴリズム

探索条件:

- ・手法・・・連続世代モデルによるGAによる仕様更新
- ・初期集団・・・4個体
- ・親集団選択手法・・・トーナメント選択
- ・世代更新回数・・・100回



髄膜炎データマイニングの評価結果に対するルール評価モデルを構築するために選定された学習アルゴリズム (以降, CAMLET)

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会 (第20回)

13

ルール評価モデル構築アルゴリズムの性能比較

(ルール数=244, 'I'=48(19.7%), 'NI'=187(76.6%), 'NU'=9(3.7%))

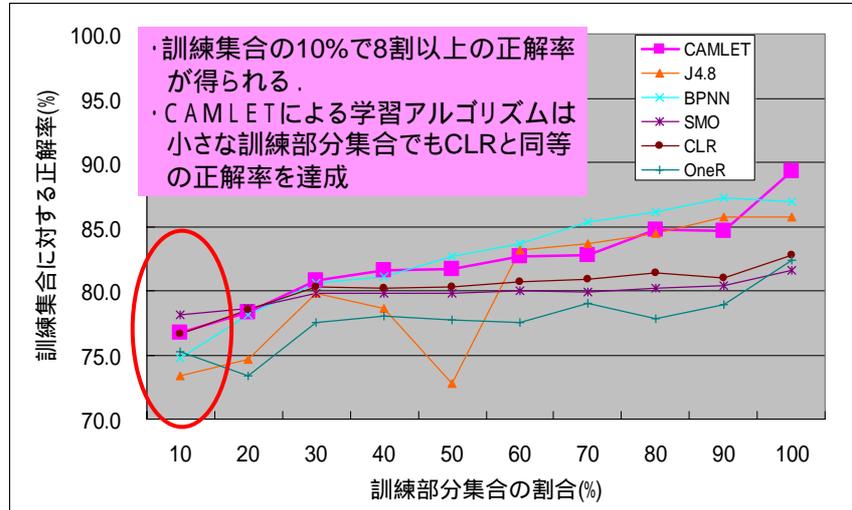
Learning Algorithms	訓練データセットでの評価							
	Acc.	学習アルゴリズムによっては少数クラスのカテゴリが困難だが、全体の正解率・そのほかのクラスの分類精度は単純な分類精度を上回る						
CAMLET	89.4							
J4.8	85.7	41.7	97.9	66.7	80.0	86.3	85.7	
BPNN	86.9	81.3	89.8	55.6	65.0	94.9	71.4	
SVM	81.6	35.4	97.3	0.0	68.0	83.5	0.0	
CLR	82.8	41.7	97.3	0.0	71.4	84.3	0.0	
OneR	82.0	56.3	92.5	0.0	57.4	87.8	0.0	
Leave - One - Out(LOO)での評価								
Learning Algorithms	Acc.	Recall				Precision		
		CAMLETにより構成された学習アルゴリズムは最良の分類性能と高い信頼性を同時に備えている						
CAMLET	80.3							
J4.8	79.1	29.2	93.7	0.0	63.0	82.0	0.0	
BPNN	77.5	39.6	90.9	0.0	50.0	85.9	0.0	
SVM	81.6	35.4	97.3	0.0	68.0	83.5	0.0	
CLR	80.3	35.4	95.7	0.0	60.7	82.9	0.0	
OneR	75.8	27.1	92.0	0.0	37.1	82.3	0.0	

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会 (第20回)

14

有効なルール評価モデル作成に必要な最少訓練事例数の見積もり



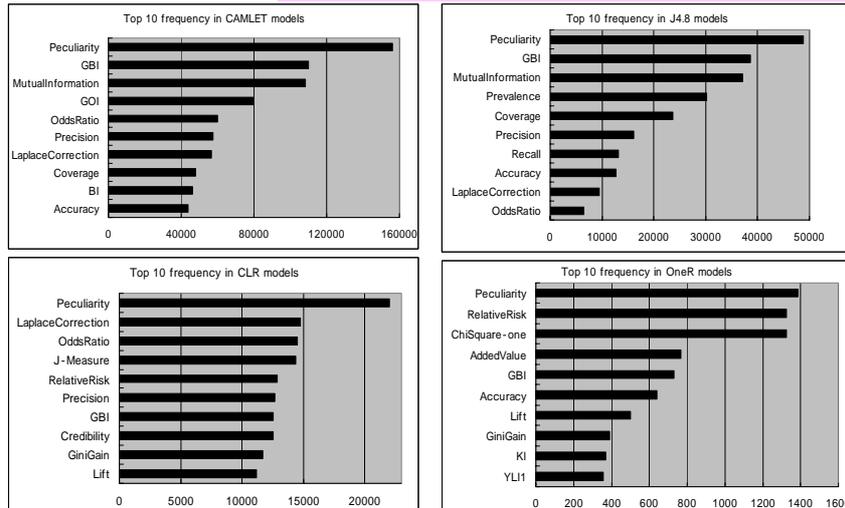
2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

15

ルール評価モデルに利用される指標の統計

10,000個のブートストラップサンプルに対してモデルを構築



ルールの正確さの指標だけでなく、特異性やその他の指標が含まれる

2006/06/09

2006年度人工知能学会全国大会(第20回)

16

まとめ・今後の課題

■ まとめ

- ルール評価モデル構築によるルール評価支援手法の提案
- ルール評価モデルによるユーザの評価の推定性能の比較・評価 **有効なルール評価モデル構築が可能**
- 構成的メタ学習により適切なルール評価モデル構築アルゴリズムが選定可能 **より正確なルール評価作業支援が可能**

■ 今後の課題

- ルール評価モデル構築のための属性(客観的指標)集合の検討
- 専門家の興味の変化に沿った学習アルゴリズムの選定