

客観的指標群に基づく ルール評価支援ツールの開発 — 髄膜脳炎データマイニングを対象とし て—

阿部 秀尚¹⁾, 北口 真也²⁾, 大崎 美穂³⁾, 津本 周作¹⁾, 山口 高平⁴⁾

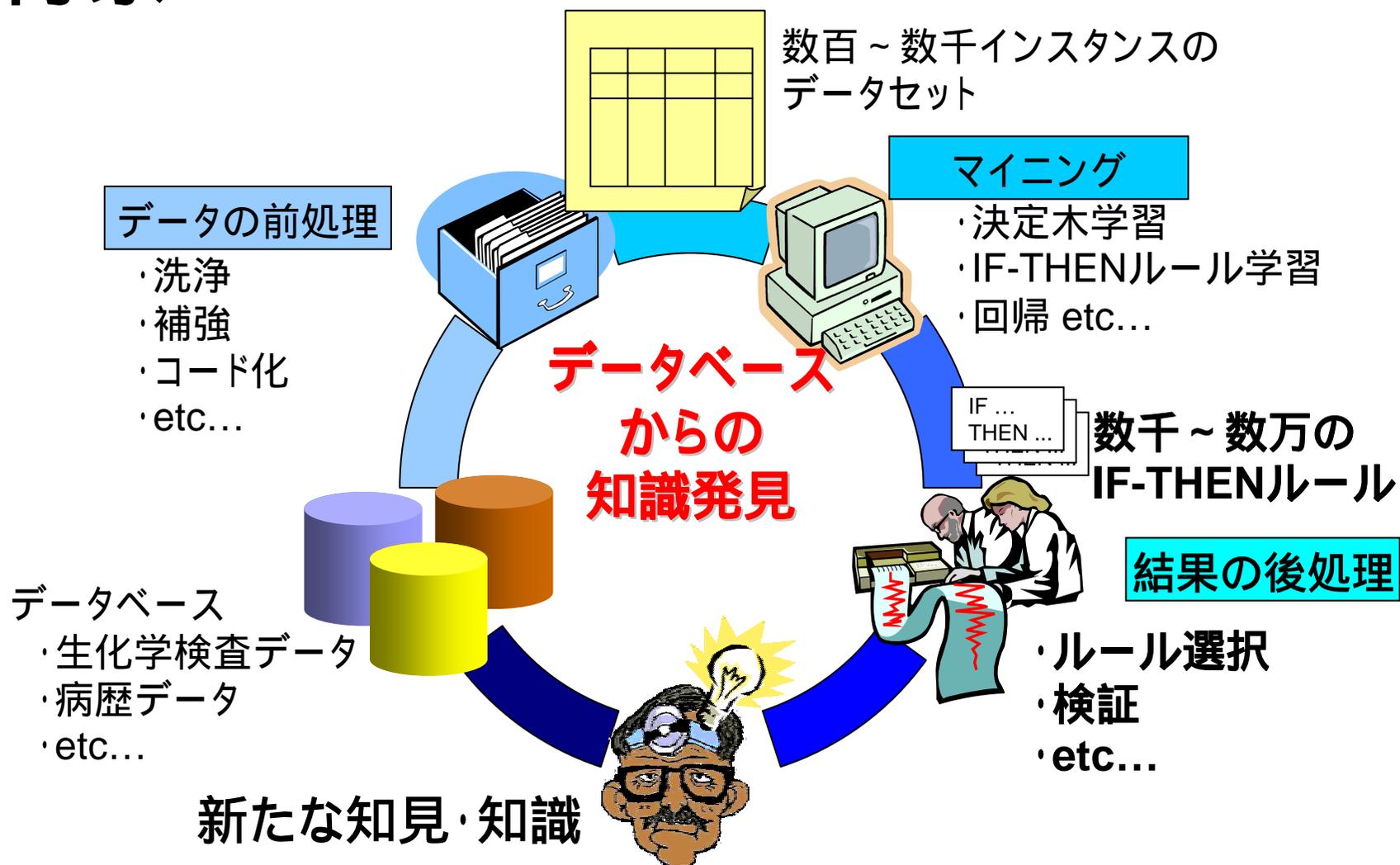
島根大学医学部医学科医療情報学講座¹⁾

静岡大学情報学部情報科学科²⁾

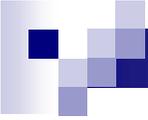
同志社大学工学部情報システムデザイン学科³⁾

慶應義塾大学理工学部管理工学科⁴⁾

背景



マイニングによって得られた膨大なルールを人間が全てを評価することは困難



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)が専門家の興味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

客観的指標とは

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)・・・事例数のカウントをベース
 - coefficient, PSI, Cosine Similarity
- 属性値の差を見る指標(2種)・・・ルール間の距離を仮定し使用
 - GBI, Peculiarity

客観的指標による専門家の評価推定と課題

慢性肝炎データセットから得られたルール

- 仮説生成フェーズ(フェーズ1)のルールセット
- 仮説検証フェーズ(フェーズ2)のルールセット

単一の客観的指標による並び替え
(計39種類)

ruleID	Accuracy	予測
Rule13	0.94	I
Rule11	0.85	I
Rule12	0.84	NI
Rule1	0.81	NI
Rule10	0.81	NI
...

専門家による評価

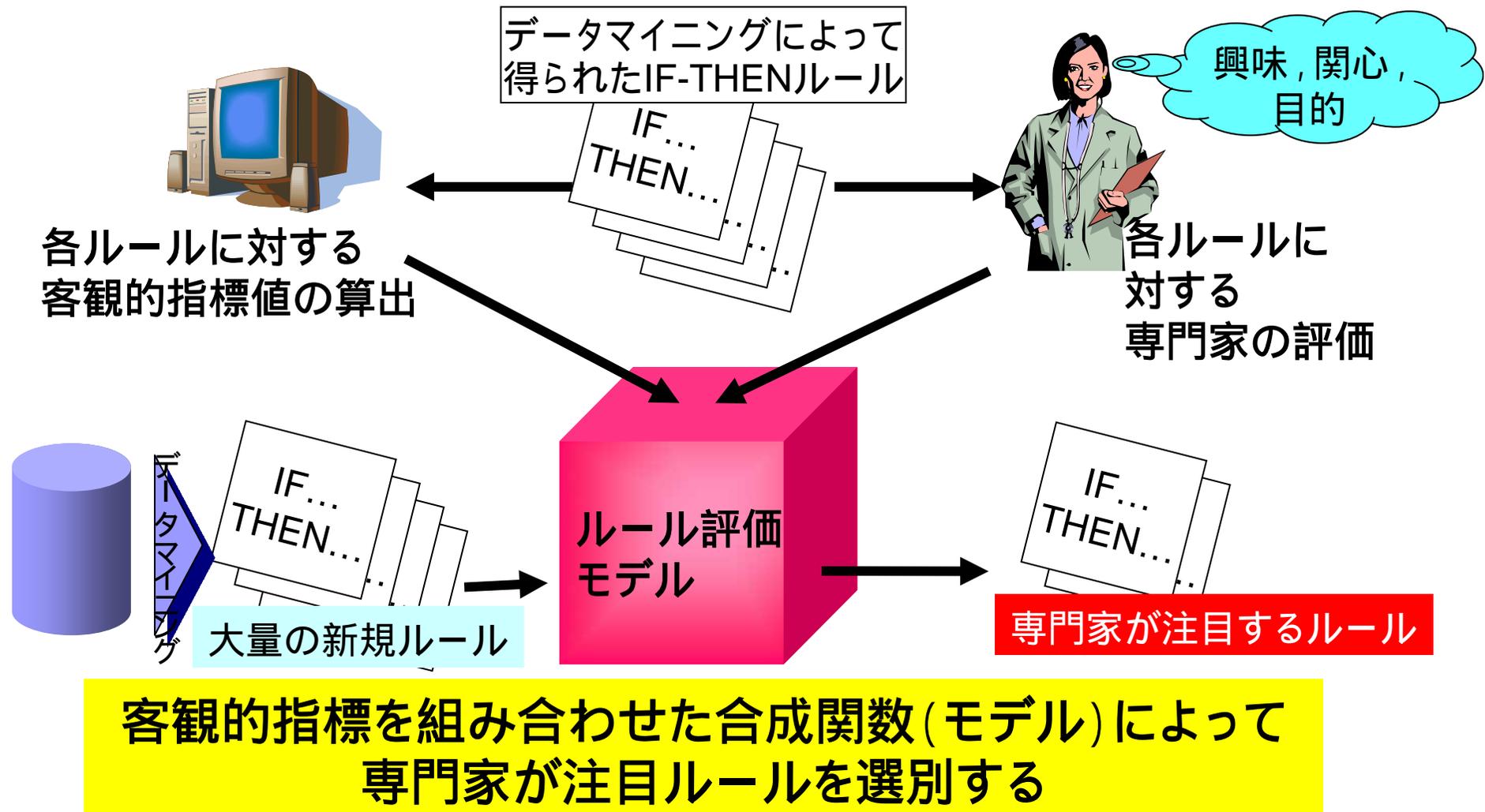
ruleID	HumanExpert
Rule1	NI
Rule10	NI
Rule11	I
Rule12	I
Rule13	I
...	...

一致度を比較

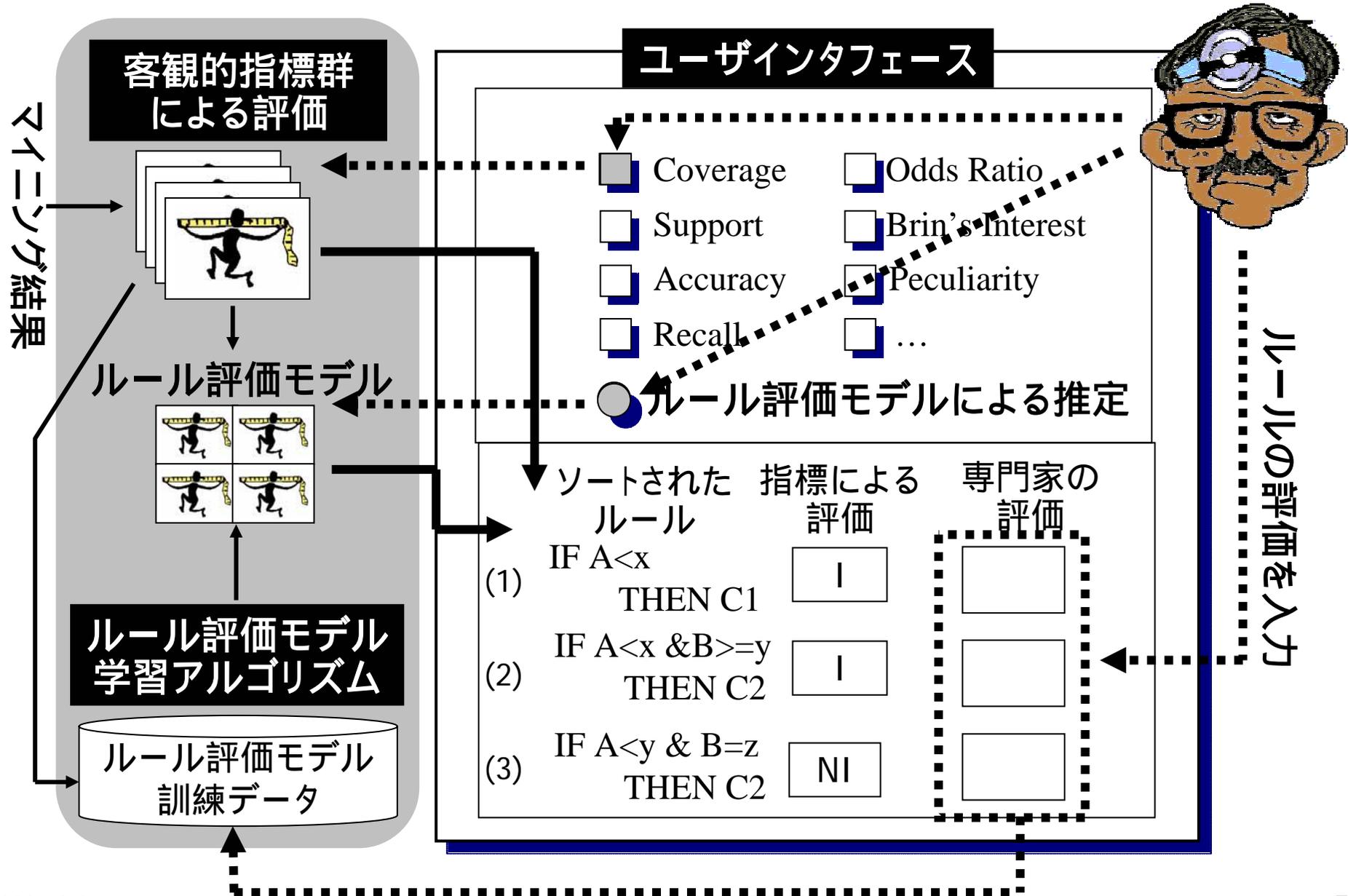
- 専門家によるルール評価と完全に一致する単一の客観的指標は無い
- 一致度が高い客観的指標の選択, 閾値の設定を一般化することが困難

- 各ルールに対する専門家の評価と各客観的指標の値をデータセットとして, 新規のルールに対する専門家の評価を予測する

ルール評価モデル構築による ルール評価支援



ルール評価支援ツールの概観



ルール評価支援ツール(実行画面)

ルールを並び替える
客観的指標,あるいは
ルール評価モデルによる
予測を選択

- ・ 専門家の評価を入力
- ・ 過去の評価, ツールによる予測の提示



ルール評価モデル構築アルゴリズム の比較実験

- 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正解率・各クラスの正答率と再現率
 - Leave-One-Outによる頑強性の評価
 - 各学習アルゴリズムによるモデルの内容

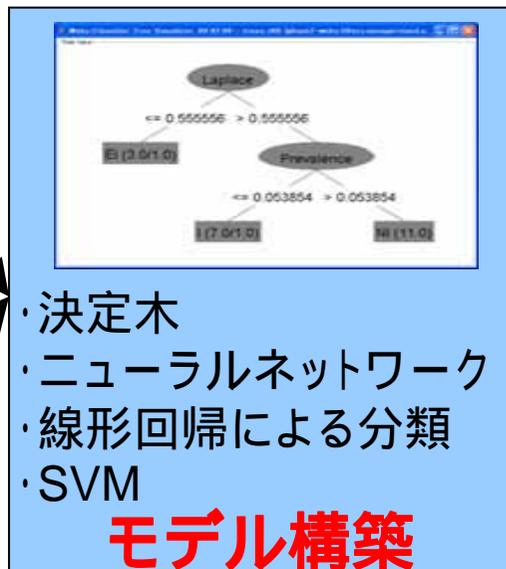
ルール評価モデル構築実験

140事例の
髄膜脳炎に関する
6(2×3)種類の
診断鑑別データ



39種類の客観的
指標による評価
属性:客観的指標
属性値:客観的指標値

専門家による評価
クラス:専門家の評価
クラス値: I, NU, NI



Leave-one-out
交差検定法で
モデル構築
アルゴリズムの
信頼性を評価

ruleID	Accuracy	Added_Value	...	YulesQ	YulesY	HumanExpert
Rule1	0.81	0.41	...	0.73	0.44	NI
Rule10	0.81	0.43	...	0.75	0.45	NI
Rule11	0.85	0.46	...	0.79	0.49	I
Rule12	0.84	0.56	...	0.87	0.58	I
Rule13	0.94	0.44	...	0.88	0.59	I
Rule14	0.81	0.43	...	0.75	0.45	NI
Rule15	0.84	0.55	...	0.86	0.57	NI
Rule16	0.91	0.58	...	0.91	0.65	NI
Rule17	0.81	0.61	...	0.89	0.61	NU

← 39種類の客観的指標 →

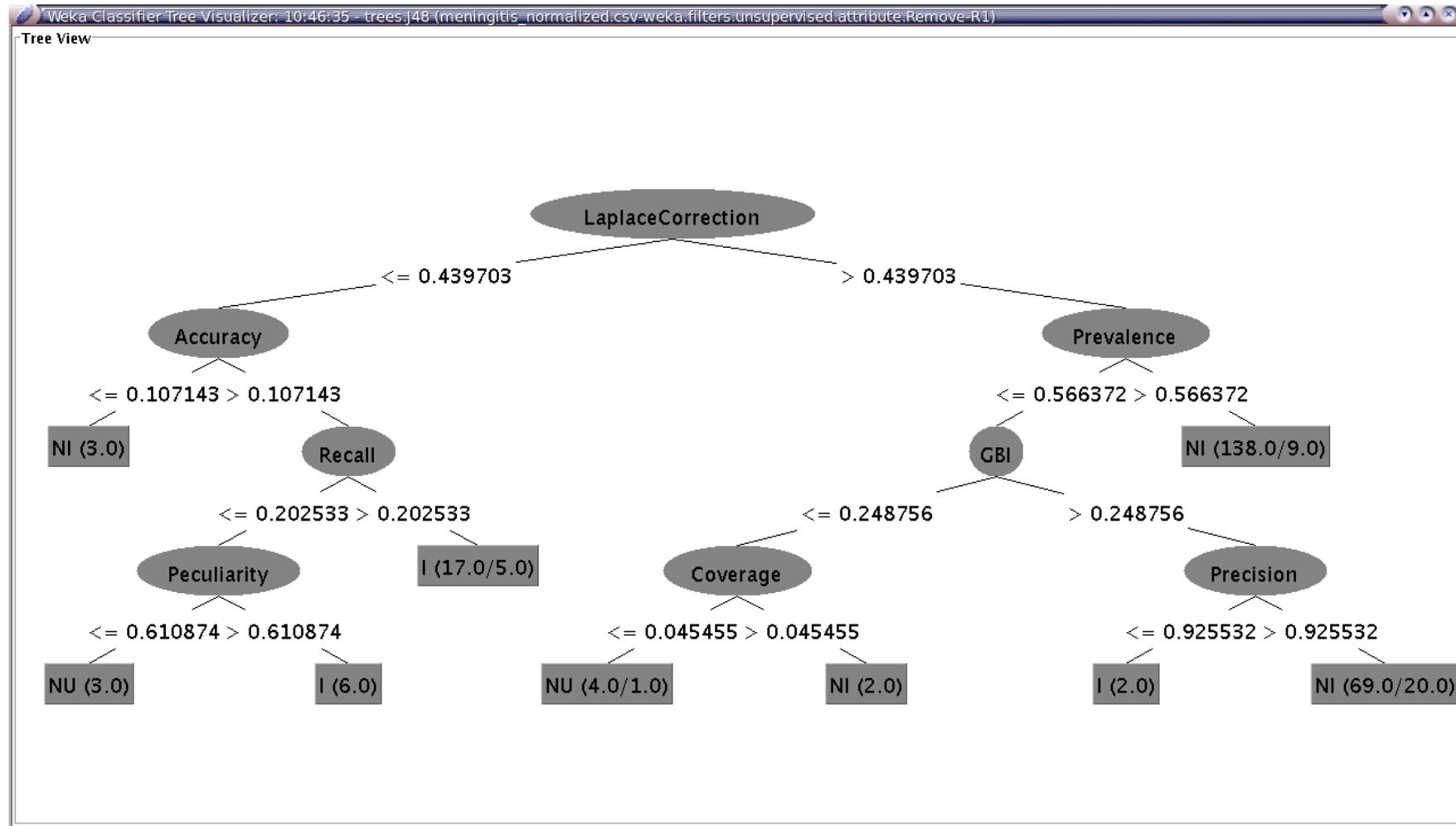
実験対象の学習アルゴリズム

- 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: ClassificationViaLinearRegression
 - 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: polynomial kernel
- 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

学習アルゴリズムによるルール評価モデルの性能比較 (ルール数244)

評価方法 アルゴリズム	訓練データセットでの評価		Leave-one-out
	“興味あり”Recall	正解率	正解率
決定木	20/48* (41.67%)	209/244* (85.66%)	193/244* (79.10%)
ニューラルネット ワーク	39/48* (81.25%)	212/244* (86.89%)	189/244* (77.46%)
SVM	17/48* (35.42%)	199/244* (81.56%)	199/244* (81.56%)
OneR	27/48* (56.25%)	200/244* (81.97%)	185/244 (75.82%)
線形回帰	20/48* (41.67%)	202/244* (83.20%)	196/244* (80.33%)

ルール評価モデル(決定木)



図中の各枝に示された値は正規化された指標値

まとめ・今後の課題

■ まとめ

- データマイニングの結果の後処理支援ツールにおけるルール評価モデル構築手法の提案
- 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
ルール評価モデル構築が可能

■ 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
- ルール評価モデル構築のための学習アルゴリズム選定
- 専門家による評価ラベル必要数の検討