

# Personalized Mail Agent（その2）

4M-12

～ 性能評価 ～

溝口文雄\* 大和田勇人\* 小川浩司\* 矢口敬正\*

東京理科大学 理工学部†

## 1 はじめに

本研究室は電子メール自動分類エージェントを開発した [3]。そのエージェントによる電子メールの自動分類は、本研究室で開発された帰納学習システム、GKS(GaKuShu)[1] によって実現される。このシステムは制約論理型言語 eclipse で実装されており、ヒューリスティックによらないトップダウン型の探索戦略により仮説空間を網羅的に探索可能でありそれゆえ最適な仮説を生成できる。

本稿では、電子メールエージェントにおける帰納学習の有用性を確認するために学習効果に関する評価実験を行なう。

## 2 実験の方法

本研究ではエージェントの有用性、すなわち学習効果を測定するために2種類の実験を行なった。

- シミュレーションを用いた評価実験  
生成された規則の客観的評価を行なう。
- 学習効果を測定する実験  
生成された規則を新規メールに適用していくつ分類できるかを測定する。

## 3 実験の結果

### 3.1 実験1

メール処理の規則がメールの増加に対して、どの程度の精度にあるのか。実験1では、現在までのメールから得られた規則の客観的評価を行なう。客観的評価を得るために、ここではクロスバリデーション法を用いた。ここでのクロスバリデーション法は、10-fold CV法、すなわち、データ集合をランダムに10等分し、

その1つをテストデータに回し、残りをトレーニングデータとして、10回繰り返し学習する。そして、この時、得られた値の平均を計算するものである。そこから得られる Accuracy と Sensitivity を評価値として用いた。

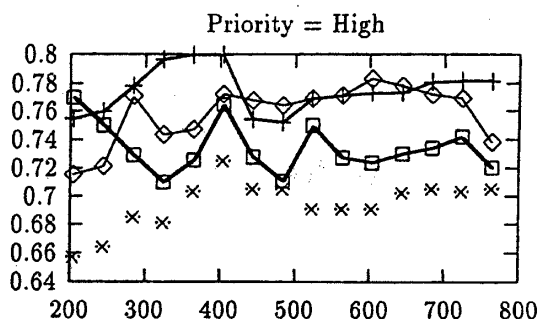


図1: 優先度処理における Accuracy

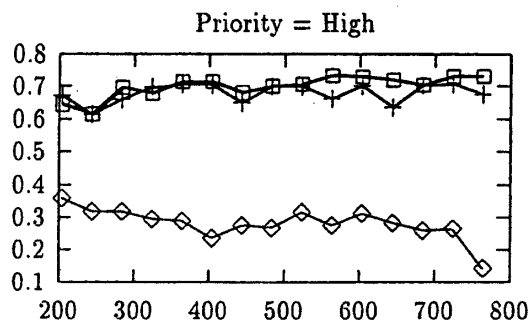


図2: 優先度処理における Sensitivity

Accuracy は分類の精度を表し、これは全テストデータにおいて真であるもの(正事例)の中で規則からも真であり、さらに偽なるもの(負事例)の中で規則からも偽であるといえるデータの割合である。一般に、メール処理では正事例よりも負事例が多くなる傾向がある。そのため GKS では負事例をどの程度まで許すかを指定できる。今回は負事例の包含率(エラー率)を0%, 3%, 5%とし Accuracy を求めた。一方、Sensitivity は真であるテストデータにおいて、学習された規則が真であると結論づける割合である。Sensitivity も同様

\*Fumio MIZOGUCHI, Hayato OHWADA, Kouji OGAWA, Takamasa YAGUCHI

†Faculty of Sci. and Tech. Science University of Tokyo

にエラー率を0%, 3%, 5%として求めた。以下に示すグラフでは, 0%, 3%, 5%がそれぞれ◇, +, □に対応している。また, エージェントが何の行動もとらない時の Accuracy, すなわち Default Accuracy は×が示している。

図1, 2に優先度が高いメールの処理性能を示す。Accuracyに関しては, いずれのエラー率も Default Accuracy を越えており, 良好な結果となっている。Sensitivityでは0%が極端に低い結果になったが, これは, 厳しい規則の為エージェントが何もしなかったからである。

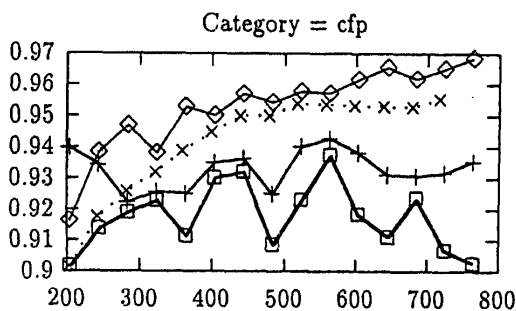


図3: カテゴリ分類における Accuracy

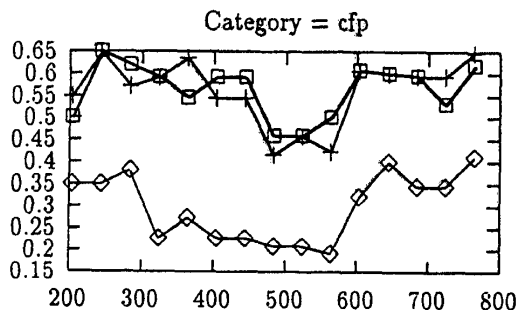


図4: カテゴリ分類における Sensitivity

図3, 4はカテゴリ分類における性能である。この実験ではカテゴリは十数個あり, メール増加に伴いさらにカテゴリも増加するため負事例が圧倒的に多くなる。Default Accuracy が図3のようになるのはそのためである。また, 以上の結果より Accuracy と Sensitivity はトレードオフの関係があることが分かる。

### 3.2 実験2

実験2では, すでに分類されたメールから分類規則を生成, その後の40メールに対して分類規則を適用する。次にその40メールを付加したメールからさらに分類規則を生成し, その次の40メールに適用して同様に分類を行なうことを繰り返す。図5において, ◇,

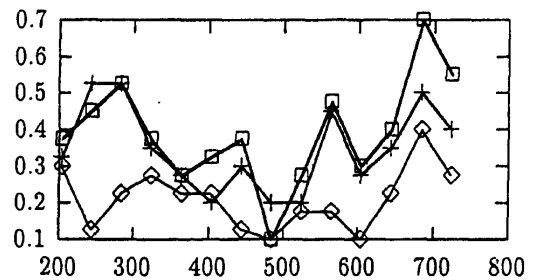


図5: 新規メールに対する分類成功の割合

+はそれぞれエラー率0%, 3%の時の分類成功の割合を示す。これから, エラー率は低くするほど精度は増すが処理するメールの数は少なくなる。そこで, はじめエラー率の低い規則(0%)を適用させ, もし規則が適用されなかった場合はもとのエラー率より高い規則(3%)を適用させてみた。その結果は□が示しているものである。この方法によれば精度が高く, かつ処理可能な, メールが増加することがわかる。

## 4 おわりに

本稿では, 実験を通して電子メールエージェントの学習効果を測定し, 評価した。その結果, 個人の特性に大きく依存した電子メールの分類という作業に対して帰納学習を用いた手法は, その個人の特性に柔軟に対応することが確認できた。それゆえに, 帰納学習を用いた手法は, この電子メールエージェントにおいてその特性を大きく生かしていると考えられる。また, それは, 一般的, 常識的と言った周囲の規則に惑わされることなく, その個人だけから得られた規則を適應すべき分野で大きく利用されるであろう。

## 参考文献

- [1] 溝口文雄, 大和田 勇人, 帰納学習に基づく情報フィルタリング(その1)~アプローチの特徴と応用可能性~, 人工知能学会第10回全国大会論文集, pp.(111)-(114)
- [2] 大和田 勇人, 溝口文雄, 帰納学習に基づく情報フィルタリング(その3)~学習する電子メールエージェント~ 人工知能学会第10回全国大会論文集 pp.(119)-(122)
- [3] 溝口文雄, 大和田 勇人, 矢口正敬, 小川浩司, Personalized Mail Agent(その1)~設計方針~情報処理学会第53回全国大会