



Title	知識獲得のためのRipple Down Rules法の効率化に関する研究
Author(s)	和田, 卓也
Citation	大阪大学, 2001, 博士論文
Version Type	
URL	https://hdl.handle.net/11094/43429
rights	
Note	著者からインターネット公開の許諾が得られていないため、論文の要旨のみを公開しています。全文のご利用をご希望の場合は、大阪大学の博士論文についてをご参照ください。

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

氏 名	和 田 卓 也
博士の専攻分野の名称	博 士 (工 学)
学 位 記 番 号	第 1 6 4 0 7 号
学 位 授 与 年 月 日	平 成 13 年 4 月 27 日
学 位 授 与 の 要 件	学位規則第 4 条第 1 項該当 工学研究科通信工学専攻
学 位 論 文 名	知識獲得のための Ripple Down Rules 法の効率化に関する研究
論 文 審 査 委 員	(主査) 教 授 元 田 浩 (副査) 教 授 前 田 肇 教 授 森 永 規 彦 教 授 小 牧 省 三 教 授 塩 澤 俊 之 教 授 北 山 研 一 教 授 河 崎 善 一 郎

論 文 内 容 の 要 旨

本論文は、知識獲得のための Ripple Down Rules 法の効率化に関する研究の成果をまとめたもので、以下の全 6 章により構成されている。

第 1 章は序論であり、本研究の背景を説明し、複数の専門家やユーザがアクセスするネットワーク環境において、知識ベースシステムを構築するための課題を述べている。そしてそれらの課題を解消する技術的枠組みとして、Ripple Down Rules 法（以下 RDR 法と呼ぶ）と呼ばれる知識獲得手法に我々が期待する理由を簡単に述べている。そして本論文の意義を明確にした後、論文の構成について説明している。

第 2 章では、RDR 法が提案された背景およびアルゴリズムを説明している。そして RDR 法の有用性や現状を述べた後、RDR 法の関連研究について触れている。最後に RDR 法における課題を明確にしている。

第 3 章では、RDR 法におけるデフォルト知識について論じている。RDR 法ではデフォルト知識が異なれば、同じ問題領域でも異なる知識ベースが構築されることを説明した後、デフォルト知識が異なると構築される知識ベースの特性がどのように変わるのかを評価している。評価実験によって得られる知見から、性能の高い知識ベースを構築するために適切なデフォルト知識を決定する規範を提案している。決定規範では、情報理論の分野から生まれた記述長という概念を利用し、記述長が最大となるクラスを選んでいる。そしてこの規範の有効性を確認している。

第 4 章では、人間の専門家からの知識獲得である RDR 法にデータから知識を抽出する帰納学習を統合化する方法を論じている。統合化を実現するための枠組みとして最小記述長原理を用いることを提案し、記述長を計算する方法を説明している。そして最小記述長原理に基づき、知識ベースに追加すべき新しい知識である If-Then 規則の条件部を複数の候補から探索する手法を説明している。提案手法を用いることで、未知事例に対して高い予測精度の知識ベースが構築できることを評価実験で確認している。

第 5 章では、複数の専門家やユーザがアクセスするネットワーク環境において、知識ベースシステムを構築するための今後の見通しについて議論している。特に、対象問題領域におけるクラス分布の動的な変化に伴い、変化前に獲得された知識が価値を失うような事態にも対応することを目的に、RDR 法によって構築された知識ベースから価値の失われた知識を削除する方法論について触れている。

第 6 章は結論であり、本研究で得られた様々な成果の総括を行っている。

論文審査の結果の要旨

RDR 法は専門家とインタラクティブに、その専門家が持つ知識構造を同定することを支援する知識獲得のための一手法であり、エキスパートシステム構築における知識獲得ボトルネックの解消に有効であると、注目を集めている。RDR 法では異なる結論を持った二つの事例間の違いを専門家に問い、既存の知識に対する洗練の積み重ねを行なうことで知識ベースを逐次的に構築する。そのアルゴリズムは単純であるが故に、様々な問題に適用しようと改良・拡張が続けられている。本論文は、そのような RDR 法を、ネットワーク上で複数の専門家や大多数のユーザがアクセスする、信頼性が高く、環境の変化に柔軟に対応できる知識ベースシステムを実現する有用な技術的枠組みであると捉え、そのための RDR 法の効率化を研究した内容をまとめたものであり、その主な成果は次のように要約される。

- (1) 計算機上で仮想的に実装した代替専門家による評価実験により、If-Then 規則の数が多く、その知識に対する誤事例が多い知識をデフォルト知識に設定すれば、予測精度が高く、サイズも小さい知識ベースが構築される場合が多いことを示している。
- (2) 各知識に対する If-Then 規則数と誤事例数の両方を考慮に入れることが出来る指標である記述長の値が最大となる知識を選択するというデフォルト知識決定規範を提案し、17種類の人工データセット中12データセットで提案規範が有効に働くことを実験的に示している。
- (3) データセットのうち10%の事例群に対する記述長が最大の知識が、100%の事例群に対する記述長が大きい上位30%以内の知識と一致するのは、17データセット中14データセットであることを示している。これにより、ある程度の事例を蓄積してから、提案規範を用いれば、構築される知識ベースの性能が良くなることが統計的に高いことを推察している。
- (4) RDR 法により構築される知識ベースとその知識ベースによって誤判断される事例群に対する符号化方法を提案し、RDR 法における記述長の計算方法を提案している。その上で、最小記述長原理に基づき、事例群から知識獲得を行なう方法、および事例群と専門家という異なる二種類の知識源から知識獲得を行なう方法を提案している。
- (5) 従来の RDR 法で新しい知識が逐次的に獲得される度に、記述長が小さくなり予測精度が高くなる過程を、人工データを用いた実験で確認し、帰納学習と RDR 法の統合化の手段として最小記述長原理を用いる事が妥当であることを実証している。
- (6) 専門家の能力が不完全でも、記述長計算のためのデータが大量にあれば、従来法よりも予測精度が高い知識ベースが提案手法により構築できることを24種類の人工データセットを用いた実験で示している。また専門家に頼らずにデータだけから知識ベースを帰納的に構築する実験では、24データセット中21データセットで一般的な機械学習法と同程度の予測精度を持つ知識ベースが構築できることを示している。

以上のように、本論文はネットワーク上における高度なシステム開発を念頭に置いた RDR 法の効率化に関する多くの知見を含んでおり、ユーザの多様な要望や環境の動的な変化にも対応する知識ベースシステムの実現に寄与するところ大である。よって本論文は博士論文として価値あるものと認める。