

事例学習による複合サービスマッチメーキング技術

5R-6

日浦 章英, 畑 恵介, 長岡 満夫
日本電信電話(株) ソフトウェア研究所

1. はじめに

近年, WWWの急速な普及に伴い, 様々なサービスがネットワーク上に出現している. さらに, 単一のサービスではなく, いくつかのサービスを連携させてより複雑な処理を行いたいという複合サービスに対する要求が高まっている. このような要求を実現するための技術として, マッチメーキング[1]がある. しかし, 時々刻々と変化するユーザ要求とサービス情報を引き合わせるためには, サービス情報を体系的に集約しつつ, サービス情報やユーザ要求の時間的変化に追従する必要がある.

本稿では, 複合サービスのマッチメーキングにおいて, サービス情報やユーザ要求の時間的変化に追従するために必要な手法を提案する.

2. マッチメーキング機構

ここで, 一般的なマッチメーキング機構の構成要素と, 本稿における前提条件について述べる. マッチメーキング機構は, ユーザから要求を, サービス提供者からはサービス情報を受け取り, 両者の引き合わせを行う. その構成要素は, ユーザ要求の多様性を吸収し, 理解可能な形式に変換するユーザ要求処理部, サービス提供者から特徴の異なるサービス情報を収集し, 分類可能な形式に変換する提供者情報処理部, そして両者から受け取ったサービス情報とユーザ要求とを引き合わせる要求調整整合部の3要素からなる(図1).

ユーザ要求処理部と, 提供者情報処理部に関しては従来技術[2]が適用可能であり, 現状ではこの

ようなシステムが構築されており, 利用できることが仮定できる. そこで, 本稿では要求調整整合部を扱うことを主題とする.

3. 要求調整整合部の課題

要求調整整合部で一般的に利用される技術としては, エキスパートシステム, 事例ベース検索がある. 今回は運用を通じて事例を蓄積する事例ベース検索の方が, 当初予想できなかった事態への対応も容易であることから, 事例ベース検索を利用する.

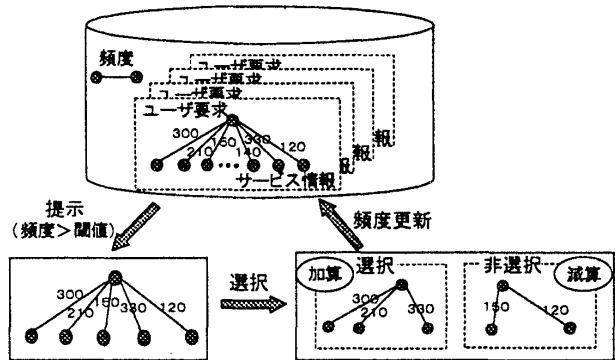


図2. 従来手法

図2は, 事例ベース検索を利用した従来の要求調整整合部の構成である. データベースには, ユーザ要求とそれに対応するサービス情報が格納されており, さらにユーザ要求とサービス情報は頻度パラメータに関連付けられている. 特定のユーザ要求に対して, 対応するサービス情報を頻度と閾値によって絞り込み, 提示する. 提示したサービス情報の選択の有無によって対応する頻度パラメータを加減算する. このような従来方式には以下のような問題点がある.

- ・熟練者にとっては, 常識的な事例が羅列される
- ・ユーザ要求やサービス情報の時間的変化への追従に時間がかかる

この原因は頻度順に事例を検索している点にあると考え, 本稿では提示部分に確率的選択手法を, 頻度更新部分に経験的選択手法を用いた事例学習機能を提案する.

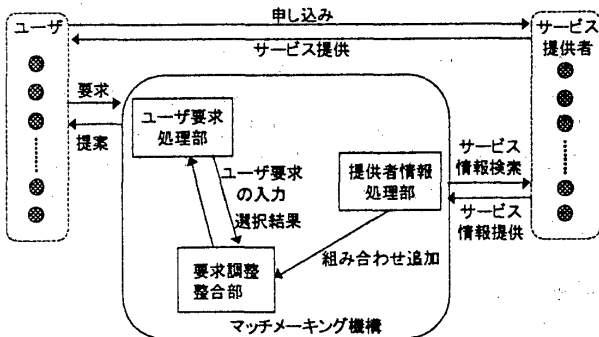


図1. マッチメーキング機構

Match-Making Mechanism of Compound Services via Case Learning.
Akihide HIURA, Keisuke HATA and Mitsuo NAGAOKA
Software Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation
3-9-11 Midori-cho Musashino Tokyo 180-8585 Japan.

4. 事例学習機能

提案する事例学習機能の概要とその処理の流れを図3に示す. 事例学習機能は, ユーザ要求入力に対して, 頻度と閾値によってサービス組み合わせを提示する. その際, 頻度が閾値を超えるサービ

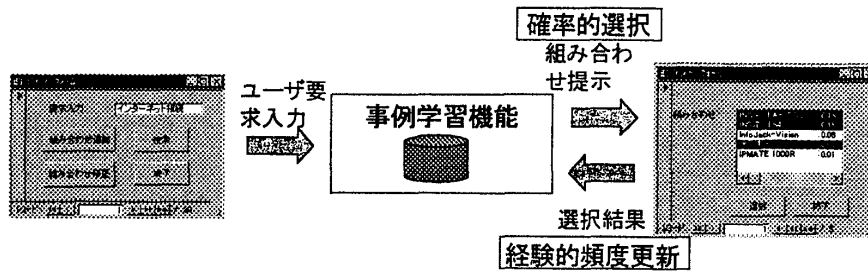


図3.事例学習機能

ス情報のほかに、閾値を超えないものに関して、頻度の大きさに比例して確率的に選択提示する（確率的選択手法）。その後、ユーザが必要なサービス情報を選択すると、事例学習機能は選択結果の履歴から提示組み合わせの善し悪しを判断する。具体的には、選択結果の情報論的な意味での価値を表す適正度を算出し、その適正度の履歴を参照することによって、自動的に頻度を更新している（経験的頻度更新手法）。確率的選択、経験的頻度更新手法は経験強化型の学習法（Profit sharing）[3]を改良したものである。従来は、環境から報酬を受け取っていたため、学習の際に数多くの試行を要した。しかし、本手法では人間の選択結果を直接強化値に反映させることによって、学習の高速化を図っている。また、従来は報酬を与えるときは加算のみ行っていた。そのため、人間の選択結果を直接強化値に反映するのに適していなかった。例えば、人間の選択特性が変化した場合、変化に対応するためには、類似特性を持つ選択履歴数に比例した時間を要した。しかし、本手法では報酬の減算も行うことによって、人間の選択特性が変化したときに対応している。よって時間的変化への対応が迅速であると予想される。

5. 実験・評価

ユーザ要求の解決を目的とする問合せ対応業務モデルを用いてシミュレーションを行った。あらかじめ類似特性を持つユーザ1から50に対して同じ

サービスAを提示選択させ、別の類似特性を持つユーザ51から100に対して別のサービスBを提示選択する。この段階でサービスAとサービスBの頻度が高い状態を準備しておく。ここで、サービスA、Bを必要とするユーザ101から110に対して、本手法と従来手法を適用し、ユーザ100までの学習効果の有無を図る。その後、新たなサービスCを必要とするユーザ111以降に対して本手法と従来手法を適用する。このようなユーザ要求の突発的な変化に対して、どの程度対応できるか、再現率を用いて評価した。

図4に実験結果の一つを示す。101から110ユーザまでは、両手法とも、ほぼ同じ再現率である。これは、100ユーザ目までの学習効果が双方に現れているからである。111ユーザ目からは、新たなサービスを要求するユーザが続く。従来手法では、新たなサービス組み合わせを提示するのが困難であるため、再現率が上昇するのは32ユーザ後である。しかし、本手法では、10ユーザ以降で新たな組み合わせを選択することができた。5回の試行による平均より比較すると、本手法は従来手法よりも約3.1倍の速さで時間的変化に対応できた。

6. おわりに

本稿では、複合サービスのマッチメイキングのユーザ要求とサービス情報の引き合わせ部分において、経験的頻度更新と確率的選択を用いた事例学習機能を提案した。実験により、本手法は従来手法に比べて、約3.1倍の速さでサービス情報やユーザ要求の時間的変化への追従が可能であることを確認した。今後は、サービス名、価格、提供時期などのサービス情報の階層構造を考慮にいれ、構成要素間の距離を表すパラメータを適用するなどして、より複雑なサービス情報を扱うことが課題である。

参考文献

[1] 服部：“ネットワークエージェントによる情報収集と流通”，情報処理学会誌，Vol.38 No1, pp.30-35, 1997.
 [2] Doorenbos 他：“A Scalable Comparison-Shopping Agent for the World-Wide Web”，In Proc. of the 1st International Conference on Autonomous Agent, pp.39-48, 1997.
 [3] Grefenstette 他：“Credit Assignment in Rule Discovery Systems Based on Genetic Algorithms”，Machine Learning 3, pp.225-245, 1988.

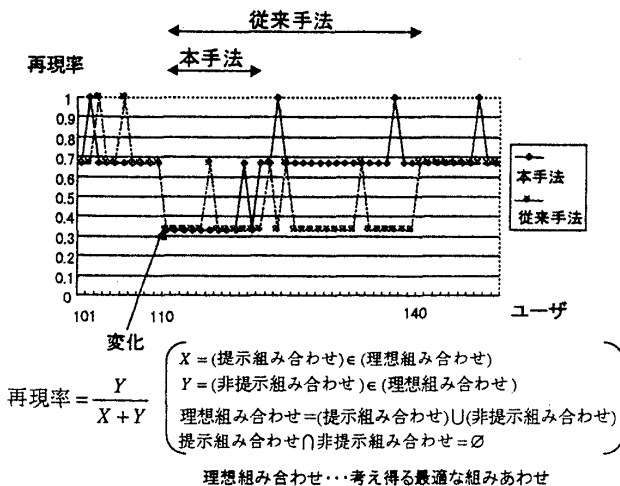


図4.時間的変化への追従性