

ユビキタス環境において動的なコンテキストに応じて知識情報をフィルタリングする推論エージェントの開発

竹之内隆夫[†] 岡本 直之^{††} 川村 隆浩^{†††,††} 大須賀昭彦^{†††,††}
前川 守^{††}

Development of Knowledge-Filtering Agent along with User Context
in Ubiquitous Environment

Takao TAKENOUCHI[†], Naoyuki OKAMOTO^{††}, Takahiro KAWAMURA^{†††,††},
Akihiko OHSUGA^{†††,††}, and Mamoru MAEKAWA^{††}

あらまし 近年、ユビキタスコンピューティングとセマンティック Web が注目されている。今後はユビキタス環境においてもメタデータの利用が想定され、それを介し、様々なものが膨大なセマンティック Web の意味ネットワークに接続されることになるだろう。我々はこれをユビキタスセマンティクスと呼んでいる。ユビキタスセマンティクスにおいては膨大な知識が存在する一方で、大半の知識は過渡的なものであると考えられる。またユーザのリアルタイムな要求を満たすためには、有用な知識を効率良く取得して推論することが必要である。そこで我々はユビキタス環境において動的に変化するユーザのコンテキストに追従して、必要な知識情報をフィルタリングすることで、ユーザへの即応性を実現する推論エージェントを提案する。また、アプリケーションとしてレシビ推薦システムを開発し、有用性を検証する。

キーワード セマンティック Web, ユビキタスコンピューティング, エージェント, リアクティブシステム

1. ま え が き

近年、セマンティック Web が注目されている。セマンティック Web とは、従来人間が読むためのものであった Web を、コンピュータ(エージェント)が理解することができるような形で表現するためのフレームワークである。セマンティック Web の普及により、エージェントはセマンティック Web の膨大な意味ネットワークから知識を得ることが可能になり、将来の活躍が期待されている。

また同様に、ユビキタス環境の到来も予想されている。ユビキタス環境では、至るところにコンピュータが配備され、いつでもネットワークに接続できる環境

が整備されるといわれている。また RFID の低価格化により、様々なものに ID が割り当てられ、ユビキタス環境のコンピュータは個々の物を認識することが可能になるといわれている。

これらのことから、今後はユビキタス環境においてもセマンティクス利用の時代がくると考えられ、現実社会の人や物までも膨大なセマンティック Web の意味ネットワークに接続されることになるだろう。

我々は、このようなユビキタス環境におけるセマンティクス利用をユビキタスセマンティクスと呼び、従来のセマンティック Web を発展させたものであると考えている。ユビキタスセマンティクスは従来のセマンティック Web と異なり、以下のような特徴が含まれている。

(1) ネットからの情報に加えて、様々な人、物、場所から膨大な知識を得られる。ただし、これには既に必要とされない過渡的な情報も多く含まれている。

(2) 実世界でリアルタイムに活動しているユーザをサポートするには、ユーザの状況を考慮することと、

[†] 日本電気株式会社, 東京都

NEC Corporation, Tokyo, 108-8557 Japan

^{††} 電気通信大学大学院情報システム学研究所, 調布市

Graduate School of Information Systems, University of
Electro-Communications, Chofu-shi, 182-8585 Japan

^{†††} (株) 東芝, 川崎市

TOSHIBA Corporation, Kawasaki-shi, 212-8582 Japan

レスポンスの即応性が期待される。

つまりコピキタスセマンティクスでは、エージェントは膨大な知識を得ることが可能であるが、コピキタス環境で求められる即応性を満たすためには、ユーザが必要としている有用な知識を効率良く取得し、推論することが必要になってくる。

そこで本論文ではこの問題に対して、膨大な知識からユーザの状況を考慮して過渡的な知識を分類することにより、即応性をもたせた推論エージェントを提案する。なお、本論文における知識とは、様々なデータに付けられたメタデータを指し、三つ組のような形で表現されたファクトやルール、またそれらが参照するオントロジーを総称している。

以下、本論文は 2. でコピキタスセマンティクスの特徴である過渡性と、それに注目した知識の分類について説明する。3. では過渡性を考慮した推論エージェントの構成を提案し、4. では推論エージェントの評価アプリケーションとして、レシピ推薦システムの構成を説明する。そして、5. で提案した推論エージェントの有効性について考察し、6. で関連研究を紹介する。

2. 知識情報の過渡性

2.1 コピキタスセマンティクスの特徴

従来のセマンティック Web は、Web ページなどの比較的静的な情報を対象としている。

しかし、コピキタスセマンティクスではユーザのその時点の状況が重要となるため、時間とともに変化していく知識を扱うなど、ユーザのそのときの状況に応じて知識の選定を行う必要がある。このようにユーザ状況に応じて必要性の変化する知識を本研究では過渡的 (Transitive) な知識と呼んでいる。

そこで、コピキタス環境において動的に変化するコンテキストに追従して即応性のあるシステムを構築するために、過渡性を考慮して推論エンジンに渡す知識を分類する方式を提案する。これにより、ユーザの状況や好みに応じた知識の切り取りが可能となり、即応的で有効な推論ができるようになると思われる。

2.2 過渡性の要素

過渡性を考慮した知識の分類を行うために、我々は過渡性を決定する要素として以下の四つを定義した。

(1) Time(時間)

実世界では時間に依存した知識(情報)が多く、ユーザのその時点において有効な知識というものを選別すべきである。

(2) Place(場所)

コピキタス環境では、至るところにコンピュータが存在すると考えられている。そのため、ユーザのその場所に特化した情報を取得することが可能になる。

(3) Occasion(場合、状況)

状況に応じて、例えばユーザはすぐに応答がほしいのか、そうではないのかが異なる。ユーザが急いでいる場合は、短い時間で推論し、応答を返さなくては行けないだろう。このように、ユーザの状況に応じて処理を変化させることは有用であるため、ユーザの状況はコピキタスセマンティクスの過渡性を決定するにおいて重要な要素となる。

(4) Personalization(個人の好み)

個人の好みというものには有用な知識を切り取るための良い指針となり、過渡性を決定するにおいて重要な要素となる。

以上の四つの要素を我々はこれらの頭文字をとり、TPO+P と呼ぶ。次章では、TPO+P に基づき過渡的な知識の分類を行う推論エージェントについて述べる。

3. 過渡性に基づいて知識分類を行う推論エージェント

3.1 推論エージェントの構成

コピキタスセマンティクスにおいて即応性のある推論エージェントを構築するには、2. で述べた過渡的な知識を考慮して知識の切り取りを行う必要がある。過渡性を考慮した上での知識の切り取りには、過渡性の要素である TPO+P を考慮して設計すればよい。図 1 に構成を示す。

このエージェントは知識分類部と推論部に分かれて

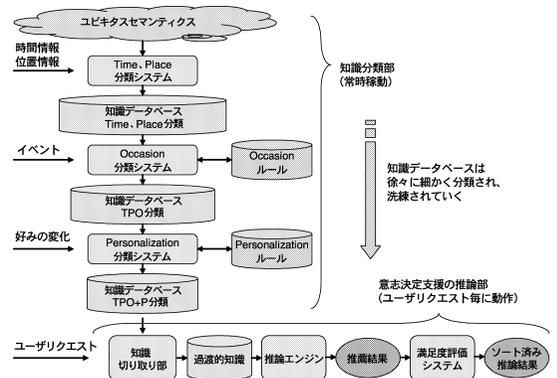


図 1 推論エージェントの構成
Fig. 1 Components of the knowledge-filtering agent.

いる．図 1 において，縦に上から下へ知識ベースが構成されている部分が知識分類部である．横に左から右へと構成している部分がユーザの意思決定支援などに使われる推論部である．これらについて詳細を説明する．

3.1.1 知識分類部

知識分類部は知識の分類を行う．図 1 の最上上にあるユビキタスセマンティクスは，ユビキタス環境における様々な知識を表している．これらの知識は非常に膨大であるため，ユビキタス環境で求められる即応性に対応するために，知識の切り取りが必要とされる．そのため，知識分類部は，あらかじめ知識を取得し，分類しておく．

知識の分類は，上から Time と Place, Occasion, Personalization という過渡性の要素に応じて 3 段階で行われる．そして最後に知識切り取り部が，分類された知識を切り取り，推論エンジンに切り取った知識を渡す．先に単純な分類を行うことにより，複雑な分類をする範囲を狭くしてから次の分類を行うという方針である．また，各段階の分類処理をパイプライン処理で行うことにより，急なイベントや好みの変化に対して素早く再分類が行えるようにする（図 2）．知識分類部は常時稼動し，常にユーザの位置情報やイベント，好みの変化などを入力として受け付け，知識の分類を行っている．

以下に各段階における切り取りの処理について述べる．

(1) Time, Place 分類

まずユーザの位置情報と現在の時間情報によって，膨大なユビキタスセマンティクスの知識の最初の分類を行う．この分類方法は比較的単純であり，取得された知識を時間と場所で分類し，ユーザの現在地と時間によって知識の切り取りが行えるようにする．

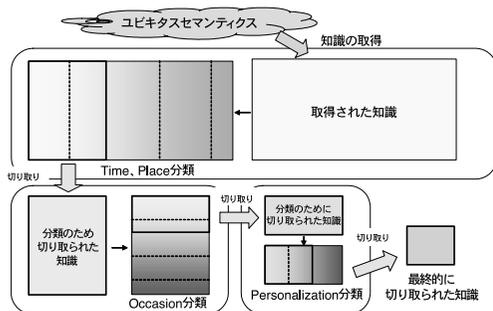


図 2 知識切り取り

Fig. 2 Knowledge filtering.

ユビキタス環境のユーザはその時のその場の情報を知りたいため，最初に位置情報と時間情報による分類を行うことは非常に有効である．例えば，気象情報は過渡的な知識であるため定期的アクセスし，知識を更新すべきである．また，店舗の営業日やセール期間のような知識は日付による分類が必要になる．更に，営業日ではない店の知識は不要であるため，知識の切り取り時に切り捨てるべきである．

(2) Occasion 分類

位置情報と時間情報によってある程度細かく分類された知識に対して，ユーザの現在の状況によって更に細かく分類を行う．

状況分類システムは外部のイベントからユーザの状況を判断して，知識を分類する．例えば，店内にいて閉店時間に近い場合は，ユーザが急いでいるという状況であると考えられる．そのため，素早い応答が期待され，最低限の商品を買うような分類を行うべきである．

(3) Personalization 分類

最後にユーザの好みによって必要な知識の分類を行う．ユーザの好みによって最終的な満足度を決定し，ユーザに対して意思決定の支援を行う．例えば，満足度の計算の際に必要な知識で分類することにより，不要な知識を切り捨てることが可能になる．また，好きなものと嫌いなもので分類し，嫌いなものを切り捨てることが可能である．

また，個人の好みというものは複雑なものであるためルールで記述される．Personalization 分類はこれらの分類の中で一番複雑な処理を行っているため，知識が細かく分類された後，最後に Personalization 分類が行われる．

3.1.2 推論部

エージェントの推論部はユーザのリクエストがあった初めて動作する．常時稼動している知識切り取り部によって，あらかじめ取得され分類された知識から最終的に意思決定支援などのための推論エンジンに渡す知識を切り取る．あらかじめ分類された知識に対して，知識切り取りを行うため，切り取りの処理は非常に単純であり，迅速に知識を切り取ることが可能である．

切り取られた知識は推論エンジンに渡され，推論結果を得る．最後に，推論結果からユーザの好みに応じて満足度を評価して，満足度の高いものを最終結果として出力する．

4. レシピ推薦システム

評価アプリケーションとしてレシピ推薦システムを構築した。図 3 にレシピ推薦システムの概要を示す。このシステムは主婦などが夕食のメニューを考える際に、特売情報や個人の好みなどを考慮して献立を推薦するシステムである。携帯端末の GPS や RFID リーダを使うことによって、ユーザの位置や手に持った商品の情報を取得する。携帯端末は各家庭の情報家電と連携し、コピキタスセマンティクスから必要な知識を取得してレシピを推薦する。

次節で、なぜ評価アプリケーションとしてレシピ推薦システム選択したかを述べる。

4.1 レシピ推薦システム開発の動機

4.1.1 過渡的な知識

レシピ推薦システムでは、実運用に近い状態でシステムを評価する目的から、多くの過渡的な知識を用いており、膨大なレシピからいくつかのレシピが推薦され、ユーザが推薦されたレシピを取捨選択するシステムとなっている。

今後のレシピシステムでは、このようにユーザのコンテキストを考慮し、様々な知識を利用してレシピを推薦するというアプローチが必要になってくると考えている。また、これらの膨大な知識を考慮してレシピを推薦することは難しい問題であり、評価アプリケーションとして適していると考えられる。

以下に、レシピ推薦システムにおける過渡的な知識の例を示す。

- その日の特売情報 (Time)

主婦は広告チラシを見て、その日の特売商品を使ったメニューを考えることが多い。この特売情報はその

日ごとに変わる過渡的な知識である。更に、タイムサービスによる割引は時間に依存した知識であり、もし時間が過ぎれば意味がなくなるという過渡的な知識であるといえる。

- 食材の知識 (Time)

既に食品のトレーサビリティなどの実験が行われていることなどから考えて、将来は商品から膨大な知識を得ることが可能になっていると予想される。また、店舗の商品在庫や冷蔵庫の在庫や賞味期限は常に変化するため、食材の知識は膨大かつ過渡的な知識であるといえる。

- 店舗の位置 (Place)

一般的にユーザは現在地に近い店で買い物をすることが多いだろう。そのため、店舗の位置や現在位置という情報は、商品を買うべき場所を推論するのに重要な知識である。

- ユーザの状況 (Occasion)

例えば、ユーザが店舗でおいしそうなお野菜を手にした瞬間は、その食材を使った献立を推薦すべきである。更に、そのような状況においては即応性が求められる。また、ユーザが家でチラシの特売情報を見ながら、メニューを考えているような状況においては、それほど即応性は求められないだろう。このように、状況に応じたレスポンスはレシピ推薦システムにおいて重要なものである。

- 好み (Personalization)

ユーザの好みによって献立を推薦するため好みは重要な知識である。また、ユーザの好みはその日の体調によっても変化する。例えば、あっさりとしたものを好む日もあれば、そうでない日もある。このように好みというものは過渡的な知識である。

4.1.2 オントロジーの利用

食材オントロジーは Web Ontology Language (OWL) を用いて記述されている。例えば、RDF で記述されたメニューの食材に“ジャガイモ”が必要だと記述されていたとする。そして、ある商品が“男爵芋”だとすると、これらの食材は食材オントロジーによって解決され、“男爵芋”は“ジャガイモ”の一種であることが判断できる(図 4)。

コピキタスセマンティクスは様々な人が知識を記述するため、当然オントロジーが異なることは多くなる。レシピ推薦システムではオントロジーによる連携が不可欠であり、コピキタスセマンティクスの評価アプリケーションとして適していると考えられる。

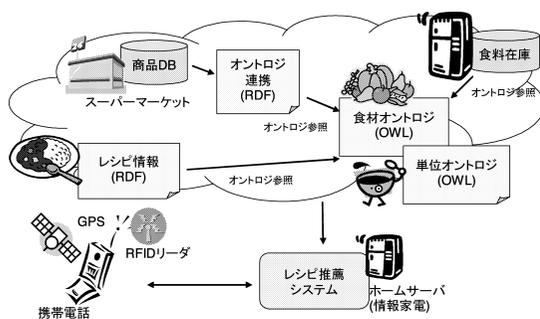


図 3 レシピ推薦システムの概要

Fig. 3 Overview of the recipe recommendation system.

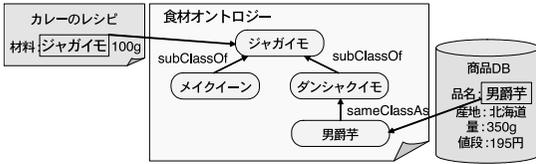


図 4 食材オントロジーによる連携
Fig. 4 Foods ontology.

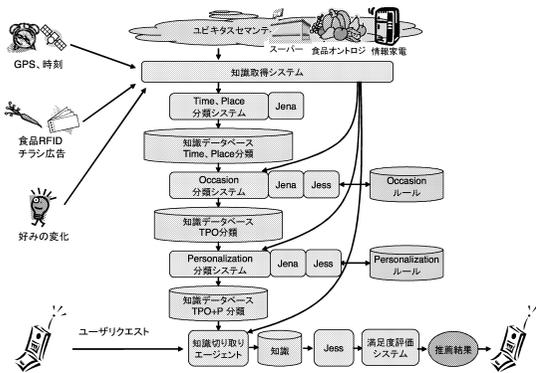


図 5 レシピ推薦システムの内部構成
Fig. 5 Architecture of the recipe recommend system.

位置	時間 ↓ 2004年8月1日 15:13				
GPS	9:00~10:00	10:00~15:00	15:00~18:00	18:00~21:00	21:00~23:00
北緯 35.39	X駅付近	A店 晴れ	A店、B店、 晴れ	B店タイム サービス、曇	
東経 139.32	Y駅付近		C店、曇	C店、曇	C店、曇

図 6 Time, Place 分類
Fig. 6 Time, Place classification.

4.2 レシピ推薦システムの構成

この節ではレシピ推薦システムの詳細について述べる。図 5 はレシピ推薦システムの意思決定エージェントの内部構成図である。

以下に知識の切り取りの流れを示す。

(1) Time, Place 分類

まず位置情報から付近の店の商品情報や特売情報などの知識を取得して、時間と場所によって分類しておく(図 6)。

分類では単に店の営業時間や休業日だけではなく、タイムサービスなどの時間に依存した情報も取得して分類しておく、時刻や場所の変化に応じて、どの店の知識を使うべきか、またどの店のタイムサービスが利用できるかなどが瞬時に判断できるようにしておく。

また、知識の切り取り部は常時稼働しているため、現

表 1 Occasion ルールの例
Table 1 Occasion rules.

種類	説明	ルール
共通ルール	「店内にいる」ならばすぐに帰る! 知識を小さく切り取る!	(defrule (user-in-shop) => (cut:knowledge:small))
	「店内にいる」かつ「閉店間際」ならば「帰る時間をチェックする」	(defrule (user-in-shop) (closing-time-soon ?shop) => (check-price ?shop))
	「車を所持している」かつ「家にいる」ならば「車で買い物にいける」	(defrule (user-have-car) (user-in-home) => (use-car-enabled))
状況別ルール	「店内にいる」かつ「商品を持った」ならば「その商品を使ったレシピ」	(defrule (user-in-shop) (event-have ?item) => (recommend-recipe-use ?item))
	「駅前にいる」かつ「会社帰りの時間」ならば「家の方向にある店を優先する」	(defrule (user-near-station) (time-evening) => (area-shop-station-home))
	「チラシを読んでいる状況」ならば「今読んでいるチラシの店を優先する」	(defrule (event-read-handbill ?shop) => (check-price ?shop) (area-shop ?shop))

在の付近の気象情報などの知識も常に最新の状態にしておくことができる。

営業時間や店舗の位置などの情報は RDF で表現されているが、これは店の概要を示すためのオントロジーを定義し、利用している。このオントロジーは、時間に関しては DAML-Time, 場所に関しては Open Cyc の空間オントロジーなどを参考に定義している [1]。定義されたオントロジーは owl:sameClassAs や owl:samePropertyAs によって、DAML-Time などのオントロジーとマッピングされているため、知識の共有が容易な設計になっている。

(2) Occasion 分類

例えば、ユーザが店内で商品を手を持った場合を考える。この場合は、ユーザが手に持った商品に興味をもっていると考えられるため、その商品を使った献立を推論して分類をする。これは、商品の RFID や QR コードから商品名がとられ、レシピ RDF が選ばれている。Occasion 分類は、推論エンジンとして Jess (Java Expert System Shell) を使っているため、知識表現は lisp 形式になっている。

Occasion ルールはそれぞれのユーザに対して細かく記述されたルールではなく、一般的な状況に対するルールである共通ルールと、それぞれの状況に対してユーザが個々に設定することを前提とした状況別ルールがある(表 1)。共通ルールは典型的ないくつかの状況に対して、あらかじめシステム側でルールを用意し、ユーザはそのルールを選択し、使用する。状況ルール



図 7 評価用携帯端末
Fig. 7 Mobile device for evaluation.

についても、今後、ルールを選択編集するための GUI 等のツールを用意し、ユーザが編集可能にする予定である。

(3) Personalization 分類

例えば、ユーザが食材の生産地を全く気にしていないのであれば、生産地の知識は必要ないため知識切取りの際にこの知識は無視されることになる。また、もしユーザがダイエット中であれば、カロリーを気にするため、カロリー値計算のための食材の成分表などの知識を新たに取得しておく処理を行う。ユーザの好みを書かれた Personalization ルールは URL で指定され、推論時にネットワーク上から取得され読み込まれる。

このルールはあらかじめユーザにアンケートなどを行い、ユーザの好みをルール化する。また、Occasion ルールと同様に、ユーザが自分でルールを設定できるように GUI 等のツールも今後用意していく予定である。

(4) 推薦処理

携帯端末から入力したユーザのリクエストを受け取ると、ユーザのリクエストに応じて既に分類されている知識から最終的な切取りを行う。切り取った知識を使って推論し、推薦結果を返す。

4.3 実装

レシピ推薦システムは、インタフェースとして高機能携帯電話 (Smart Phone) を想定している。ただし、評価アプリケーションは携帯電話の代わりに PDA を使って実装を行った (図 7)。

PDA には iPAQ h2210 に RFID リーダと GPS 受信機を取り付け、高機能携帯電話の代わりとしている。携帯端末の OS は Pocket PC 2003 であるため、開発の容易性から .NET Compact Framework を用いて開発している。

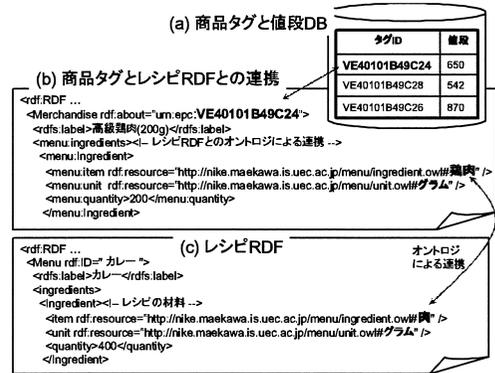


図 8 商品とレシピの知識表現
Fig. 8 Knowledge model of merchandises and recipes.

推薦システムが動作するホームサーバには PC を使い、Java によって実装している。PC のスペックは、OS が Windows XP Professional, CPU は Intel Pentium M 1.5 GHz, メモリ 768 MByte である。OWL を使ったオントロジーの処理には Jena 2 Semantic Web Framework [2] を使用している。推論部には Java との連携が容易であることから、Jess を使って前向き推論を行っている。個人の好みは Jess のルールで書かれている。ホームサーバでは Web サービスを提供しており、携帯端末とホームサーバは SOAP により通信を行い、連携する。

図 3 のレシピ情報と商品 DB の知識連携については、図 8 のように知識を作成する。商品 DB にはタグ ID と値段などの情報が保存されており、レシピ情報と連携するためにオントロジー連携の知識を作成している。これはタグ ID と食材のオントロジーを結び付けるためのものであり、これにより、タグ ID とレシピ情報と連携することになる。

5. 評価と考察

本章ではこれまで述べた推論エージェントについて、評価実験の結果を説明し、考察する。実験は即応性と精度の 2 点について行った。

実験で使用した知識は、レシピに関しては Web 上で公開されている実データ [3] を RDF に変換し、食品オントロジーの知識については (株) 言語工学研究所^(注1)が作成したシソーラスの一部を OWL に変換し、使用している。

(注1): <http://www.gengokk.co.jp/>

また、Occasion ルールについては共通ルールを 18 種、状況別ルールを 8 種の計 26 種類の Occasion ルールを使用している。実験では、システム管理者がルールを実装したが、将来はユーザによる編集が可能ないようにする予定である。

5.1 即 応 性

分類を行った場合と行わない場合のレスポンス速度を比較した結果を表 2 に示す。レスポンス速度は 3 回実験を行った平均の値である。ユーザは店内にいて、商品を手に取りながら夕食の買い物をしている状況で、店舗数を 2 店舗、一店舗当りの商品数 93 個、メニュー数を 40 として実験を行った。ユーザは、値段が安い夕食のメニューを推薦というリクエストを送っている。

分類システムは、まず“Time, Place 分類”で店舗について分類し、“Occasion 分類”ではユーザが手に取った商品に対して分類を行い、ユーザが手に取った商品を使ったレシピが優先的に切り取られるようにしている。更に“Personalization 分類”では、値段が安いものを好むという分類を行っている。

表 2 の結果のとおり、過渡性の要素であらかじめ分類を行い、ユーザのリクエストがきたときに既に取得され分類済みのメニューや店舗の商品などの知識を切り取ることで、レスポンス速度が向上していることが分かる。このように、分類を行うことにより、即応性のあるシステムが構築でき、ユビキタス環境におけるアプリケーションに有効であると考えられる。

また、表 3、図 9 は分類要素における、内部の処理

時間の内訳を示しグラフにしたものである。分類要素を増やすことによりレスポンス速度が向上し、それぞれの分類が有効であることが分かる。

ここで、処理時間を見ると、値段算出に非常に時間がかかっている。値段算出は 4.1.2 のような食品オントロジーを用いて、商品とレシピの材料との比較のための処理を、Jena を用いて推論している。そのため、商品やメニュー数が増えることにより、組合せ数が多くなり、処理時間が大きくなってしまふ。しかし知識情報の分類要素が増えるに従って、推論範囲が徐々に小さくなり、処理時間が小さくなっていくことが分かる。

更に、分類を行った場合と分類を行わない場合における、店舗数の知識を増やしたときのレスポンス速度の変化について、実験を行った。結果を図 10 に示す。分類を行わない場合は、店舗の商品とレシピの材料の組合せが爆発的に増えてしまい、レスポンス速度が急激に悪くなっていくことが分かる。それに対して本研究の分類システムを用いてあらかじめ分類を行っている場合は、レスポンス速度は単調増加である。

次に、分類順序が“Time, Place 分類”、“Occasion

表 2 分類によるレスポンス速度の向上
Table 2 Improvement of response time.

	レスポンス速度 (ms)
分類なし	11550
TP 分類	6940
TPO 分類	4137
TPO+P 分類	291

表 3 分類要素における処理時間 (ms)
Table 3 Response time vs. classification factor (ms).

	分類なし	TP	TPO	TPO+P
初期化	781	0	0	0
固定知識	471	0	0	0
TP 分類	0	317	0	0
TPO 分類	0	0	531	0
推論前処理	2033	1088	154	0
値段算出	7968	5261	3211	0
TPO+P 分類	0	0	0	50
推論	297	274	241	241

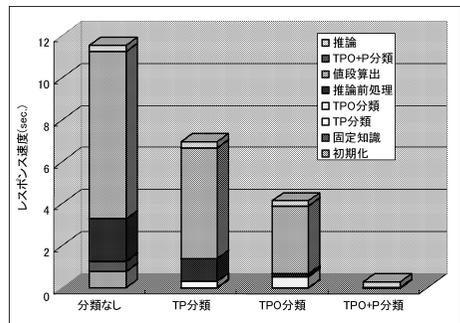


図 9 分類要素における処理時間
Fig. 9 Response time vs. classification factor.

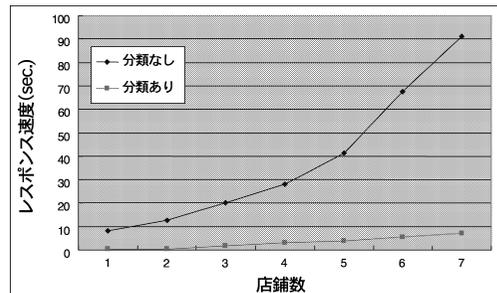


図 10 店舗数増加に応じたレスポンス速度の増加
Fig. 10 Increase response time with knowledge size.

分類”, “Personalization 分類” という順で妥当かどうか判断するために, 分類順序を入れ換えた場合における分類速度について, 計測を行った. 図 11 と表 4 に結果を示す.

計測結果を見ると, やはり “Time, Place 分類”, “Occasion 分類”, “Personalization 分類” の順で分類する方法が一番速く分類でき, 即応的な分類方法であることが分かり, 分類順序として妥当であることが確認された.

次に, 再分類に必要な処理時間についての実験を行った. 知識量はレシピ数が 100, 商品数が 200, 店舗数 4 として計測を行った. 表 5 に結果を示す. “Time, Place 分類” で再分類が行われると, 更に下の “Occasion 分類” と “Personalization 分類” でも, 再分類が必要になる. つまり “Time, Place 分類” レベルでの変更が一番再分類処理に時間がかかることになる.

結果を見ると, “Time, Place 分類” レベルでの変更 に 6 秒程度の時間で再分類が行えている. これは, より高性能な計算機を用いれば更に短い時間で処理が可

能であり, 本研究のシステムはユーザの動的に変化するコンテキストに, 十分追従できることが確認された.

これらの結果から本研究のようにあらかじめ分類し, 知識の大きさを小さくすることによって組合せ数が減り, 即応性が向上する. これは, 知識が膨大になるほど本研究の知識分類システムの有効性が高くなると考えられる. また, TPO+P の順番で分類することにより, 知識の再分類についても即応的に行うことが可能なことが確認された.

5.2 精 度

次に, 知識の切り取りによって精度が下がらないことを検証した. 検証方法としては, まず被験者に 100 のレシピの中から, いくつかの状況において食べたいと思うものを 20 個推薦してもらおう. その後, レシピシステムが推薦を行い, システムが推薦したものがどの程度ユーザが推薦したものと適合しているかを調べる. 状況については, 以下の三つの状況で行った.

状況 A: 昼 3 時ごろの店内において, 夕食の食材を選んでいる. そのとき, おいしそうなニンジンを手にとった瞬間の状況.

状況 B: 残業後の夜 10 時過ぎの自宅付近の駅前. 帰宅途中に食材を買う状況.

状況 C: 昼 3 時ごろの自宅のリビングで, 夕食のメニューを考えている状況.

また, 被験者の好みは, “調理時間を気にする”, “カロリーをちょっと気にする”, “魚嫌い” とした. 商品数 230 点, 食品オントロジー 231 個, 被験者数 7 人で実験を行い, 平均をとった結果を表 6 に示す.

結果を見ると, 分類項目を増やすに従い, 徐々に適合率が向上している. これは, それぞれの分類において, 明らかに適さない知識が切り取られることにより, システムが推薦するレシピの精度が向上したためである.

以上の実験結果より, ユーザのコンテキストに応じて知識情報を分類することによって, 精度を保ちながらも即応性を満たすことが可能であることが確認された.

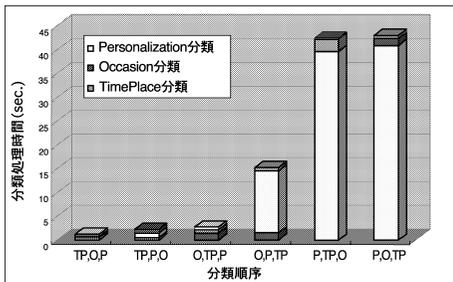


図 11 分類順序変更時の最短分類速度の変化
Fig. 11 Reclassification time vs. TPO+P order.

表 4 分類順序変更時の最短分類速度の変化 (ms)
Table 4 Reclassification time (ms) vs. TPO+P order.

	TP 分類	O 分類	P 分類	合計
TP,O,P	497	251	448	1196
TP,P,O	538	808	855	2201
O,TP,P	631	1519	581	2731
O,P,TP	644	1519	12939	15102
P,TP,O	2507	240	39587	42334
P,O,TP	648	1385	40899	42932

表 5 最短再分類時間
Table 5 Shortest reclassification time.

変更レベル	最短再分類時間 (ms)
TimePlace 変更時	6023
Occasion 変更時	5488
Personalization 変更時	5021

表 6 分類要素における適合率
Table 6 Precision rate.

	TP 分類	TPO 分類	TPO+P 分類
状況 A	43.3%	83.3%	83.3%
状況 B	35.0%	46.7%	51.7%
状況 C	30.0%	40.0%	43.3%

5.3 他のアプリケーションへの応用

今回の評価ではレシピ推薦システムを用いて評価を行ったが、他のアプリケーションへ応用することも可能であると考えている。

例えば、人間ナビゲーションシステムのようにユーザの好みに応じて行き先を変えるようなシステムでは、様々な行き先の候補があるため知識が膨大となり、すべての知識を考慮することが難しい。また、急な予定変更が発生した場合においても、素早く推薦する必要があり、即応性が求められる。更に、映画館の残りの座席数や天気など、過渡的な知識も多い。そのため、本研究のように、膨大な知識から過渡性を考慮して切り取るというアプローチが有効であると考えられる。

また、別の例としては、災害時におけるナビゲーションシステムなどが挙げられる。災害時においては、様々な知識を活用して行動することが望まれるが、すべての知識を考慮しては即応性が失われてしまう。また、被災者の状況はそれぞれ異なり、状況に応じた救急の知識を膨大な知識から選択する必要があり。そこで、本研究のようにユーザの状況に応じて、有用な知識を切り取り、災害時に求められる即応性を満たすという手法が有効であると考えられる。また、災害時の知識は更新が頻繁であり、過渡的な知識が多い。そのため、本研究の手法を用いて過渡的な知識を常に監視する必要があると考えている。

このように、他のアプリケーションにおいても本システムが有効であると考えられ、今後有効性を検証していきたい。

6. 関連研究

既にユビキタス環境におけるユーザの状況に応じた情報提供サービスの研究は多くなされ、実現が進んでいる。[4]では、ユーザの状況に依存したユビキタス環境向けの情報提供システムを構築している。しかし本研究のように、セマンティクスを利用して情報や知識を取得するようなシステムではない。今後セマンティック Web が普及してくると、情報や知識の取得にセマンティック Web の膨大な知識を利用することが多くなると考えられ、ユビキタス環境におけるセマンティック Web の特徴を考慮したシステムが必要になると考えられる。[5]では、セマンティック Web から得た知識を利用してユーザの状況を推論し、状況に応じた動作をするシステムを実現している。しかし、本研究のように膨大な知識から必要な知識を切り取るという処

理は行っておらず、ユーザの好みについても扱っていない。

また、料理や食生活の支援システムに関しても、いくつか提案されている。[6]では、Case-Based Reasoning を用いていくつかのレシピから新たなレシピを提案するシステムを構築している。しかし、本研究のように膨大なレシピなどの知識を切り取ることはしていない。これらの研究成果は、本研究の評価アプリケーションと結び付けることにより、更に有用なアプリケーションが構築可能であると考えられる。

即応性を満たした知識獲得方法についても、いくつか提案されている。[7]や[8]ではキャッシングやプランニングの技術を使い、Web に存在する知識を即応的に獲得することを実現している。しかし、本研究のようにユビキタス環境における知識を扱っておらず、ユビキタス環境の特徴である TPO+P という要素であらじめ分類を行うことにより、即応性を満たすという手法ではない。

7. むすび

我々はユビキタス環境における膨大かつ過渡的な知識に対して、過渡性を特徴づける要素を TPO+P であると定義し、膨大な知識集合から必要な知識集合を効率良く切り取る手法を提案した。

今後は評価アプリケーションであるレシピ推薦システムをもとに、更なる有効性の検証を行っていく予定である。

謝辞 本研究を遂行するにあたり、研究の機会と議論・研鑽の場を提供して頂き、御指導頂いた国立情報学研究所/東京大学本位田真一教授をはじめ、活発な議論と貴重な御意見を頂いた研究グループの皆様に感謝致します。また、研究環境を提供して頂き、異なる視点から有益な御意見を頂いた電気通信大学の中山健助手と小林良岳助手に感謝致します。

文 献

- [1] H. Chen, F. Perich, T. Finin, and A. Joshi, "SOUPA: Standard ontology for ubiquitous and pervasive applications," *MobiQuitous 2004*, pp.258-267, Aug. 2004.
- [2] J.J. Carroll, I. Dickinson, C. Dollin, D. Reynolds, A. Seaborne, and K. Wilkinson, "Jena: Implementing the semantic web recommendations," *Technical Report HPL-2003-146*, HP Lab., 2003.
- [3] 味の素, "レシピ大百科," <http://www.ajinomoto.co.jp/recipe/>
- [4] 服部正典, 長 健太, 大須賀昭彦, 本位田真一, 深澤良彰,

“エージェントフレームワークを用いた車載端末向け情報提供システムの構築と評価” 情処学論, vol.44, no.12, pp.3024-3037, 2003.

- [5] H. Chen, F. Perich, D. Chakraborty, T. Finin, and A. Joshi, “Intelligent agents meet semantic Web in a smart meeting room,” AAMAS 2004, pp.854-861, July 2004.
- [6] K.J. Hammond, “CHEF: A model of case-based planning,” AAAI 1986, pp.267-271, 1986.
- [7] 北村泰彦, 野田知哉, 辰巳昭治, “動的情報メディアのための知的情報収集手法” 信学論 (D-I), vol.J84-D-I, no.8, pp.1256-1265, Aug. 2001.
- [8] V. Lesser, B. Horling, F. Klassner, A.R.T. Wagner, and S.X.Q. Zhang, “BIG: An agent for resource-bounded information gathering and decision making,” Artif. Intell., vol.118, no.1-2, pp.197-244, May 2000.

(平成 16 年 11 月 24 日受付, 17 年 3 月 18 日再受付)



竹之内隆夫

2003 電通大・電気通信・情報工卒。2005 同大大学院情報システム学研究科博士前期課程了。同年 4 月, 日本電気(株)入社, 現在に至る。主としてエージェント, ユビキタスコンピューティングの研究に従事。



岡本 直之

2003 電通大・電気通信・情報工卒。2005 同大大学院情報システム学研究科博士前期課程了。同年 4 月, 同大学院情報システム学研究科博士後期課程入学, 現在に至る。主としてエージェント, メタデータの研究に従事。



川村 隆浩

1992 早大・理工・電気卒。1994 同大大学院理工学研究科電気工学専攻修士課程了。同年(株)東芝入社。現在同社研究開発センター, コンピュータ・知識メディアラボラトリーに所属, 工博。主として分散 AI, マルチエージェントシステムの研究・開発に従事。情報処理学会, 人工知能学会各会員。



大須賀昭彦 (正員)

1981 上智大・理工・数学卒。同年(株)東芝入社。1985-1989(財)新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT)に出向。現在(株)東芝研究開発センター知識メディアラボラトリー研究主幹。工博(早大)。2002 より電気通信大学大学院客員教授並びに大阪大学大学院非常勤講師兼任。主としてソフトウェアのためのフォーマルメソッド, エージェント技術の研究に従事。1986 年度情報処理学会論文賞受賞。情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE CS 各会員。



前川 守

1965 京大・工・数理卒。同年東京芝浦電気(株)入社。東大理学部情報科学科助教等を経て, 1993 電通大大学院情報システム学研究科情報システム設計学専攻教授, 現在に至る。主として Ph.D. オペレーティングシステム, 分散処理, ソフトウェア開発環境, マルチメディアの研究に従事。ACM, IEEE, 情報処理学会各会員。