

ユビキタス環境において動的なコンテキストに順応して 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[†]

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、さまざまな物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、有用な知識を効率よ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。

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

TAKAO TAKENOUCI,[†] NAOYUKI OKAMOTO,[†]
TAKAHIRO KAWAMURA,^{††,†} AKIHIKO OHSUGA^{††,†}
and MAMORU MAEKAWA[†]

In this paper, we propose combination of Ubiquitous Computing and Semantic Web. Near future, data and services are annotated even in the ubiquitous devices, and should be connected to the web of the semantics. We call it Ubiquitous Semantics, where we would find huge amount of knowledge informations, but also find most of them transitive along with user context. Therefore, in order for the agent to meet the user's real-time query it is required to efficiently retrieve timely and useful piece of the knowledge from the Ubiquitous Semantics. Thus, this paper shows a knowledge-filtering agent, which quickly responds the query by dynamic classification of the necessary information along with the user context changing in the real world. Further, to evaluate our approach we validate the performance of an application: Recommendation Agent on Daily Cooking.

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、いた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、さまざまな物に 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

[†] 電気通信大学 大学院情報システム学研究科
The Graduate School of Information Systems, University
of Electro-Communications
^{††} 株式会社 東芝
TOSHIBA Corporation

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、さまざまな人、物、場所から膨大な知識を得られる。但し、これにはすで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、レスポンスの即応性が期待される。

つまりユビ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、ユビ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よく取得し、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、即応性を持たせた推論エージェントを提案する。尚、本論文における知識とは、さまざまなデータにつけられたメタデータを指し、三つ組み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 章でユビ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 章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 章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 章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 章で関連研究を紹介する。

2. 知識情報の過渡性

2.1 ユビ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、ユビ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、時間と共に変化していく知識を扱うなど、ユーザのその時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、ユビ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考えられる。

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 4 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)
ユビキタス環境では、いた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欲しいのか、そうではないのか異なる。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いけないう。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、ユーザの状況はユビ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は有用な知識を切り取るためのよい指針となり、過渡性を決定するにおいて重要な要素となる。

以上の 4 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

ユビ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 章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。過渡性を考慮したうえ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。

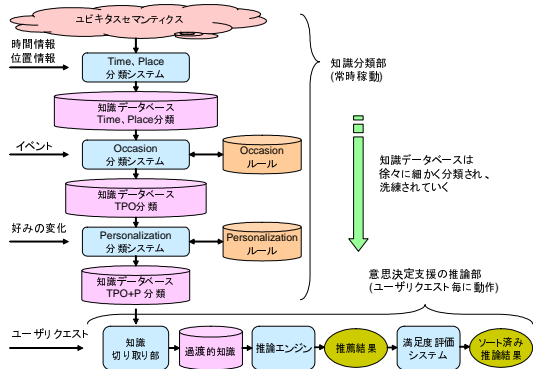


図 1 推論エージェントの構成
Fig. 1 Components of the knowledge-filtering agent.

3.1.1 知識分類部

知識分類部は知識の分類を行う。図 1 の最も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さまざまな知識を表わしている。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すばやく再分類が行えるようにする(図 2)。知識分類部は常時稼働し、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。

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

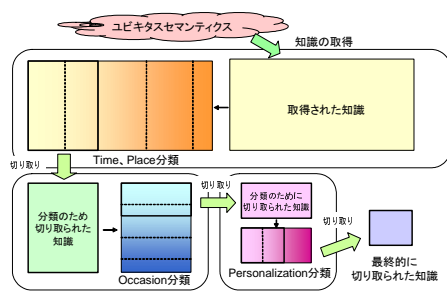


図 2 知識切り取り
Fig. 2 Knowledge filtering.

的にアクセスし、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。さらに、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さら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、すばやい応答が期待され、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なか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て初めて動作する。常時稼働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。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、ユビ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、以下のように過渡的な知識が多く、評価アプリケーションとして適していると考えられる。また、これらの知識は非常に膨大であるため、レシピを推薦することは難しい問題である。

- 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つか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毎に変わる過渡的な知識である。さらに、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野菜を手にした瞬間は、その食材をつかった献立を推薦する

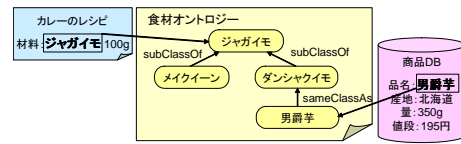


図 3 食材オントロジーによる連携

Fig. 3 Foods ontology.

べきである。さらに、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 3)。

ユビキタスセマンティクスはさまざま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、ユビ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。

4.2 レシピ推薦システムの詳細

この節ではレシピ推薦システムの詳細について述べる。

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 4)。

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



図 4 Time, Place 分類
Fig. 4 Time, Place classification.

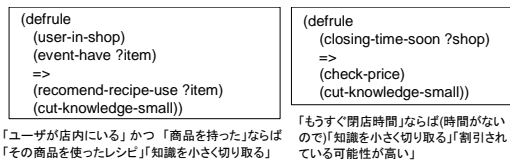


図 5 Occasion ルール
Fig. 5 Occasion rules.

- 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³⁾。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に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持っていると考えられるため、その商品をつか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 (図 5)。
- 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。そのため、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。今後は、ルールを選択するための GUI 等のツールを用意する予定である。
- (3) Personalization 分類



図 6 評価用携帯端末
Fig. 6 Mobile terminal for evaluation.

例えば、ユーザが食材の生産地をまった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り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きたい。

(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すでに分類されている知識から最終的な切り取りを行う。切り取った知識をつかって推論し、推薦結果を返す。

4.3 実装

レシピ推薦システムは、インターフェースとして高機能携帯電話 (SmartPhone) を想定している。但し、評価アプリケーションは携帯電話の代わりに PDA をつけて実装を行った (図 6)。

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。

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 1.5GHz, メモリ 768MB である。OWL

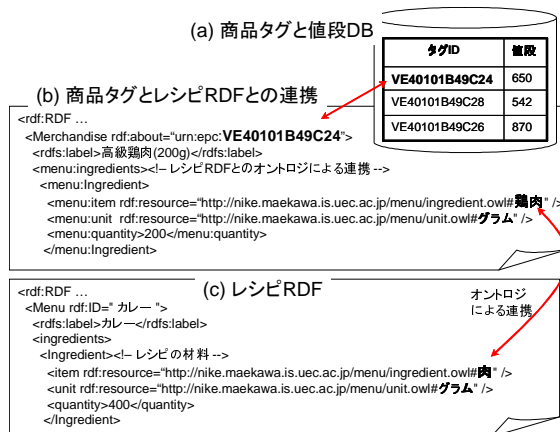


図 7 商品とレシピの知識表現

Fig. 7 Knowledge model of merchandises and recipes.

をつかったオントロジーの処理には Jena 2 Semantic Web Framework¹⁾ 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 をつか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。

レシピ情報と商品 DB の知識連携については、図 7 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つ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二点について行った。

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⁷⁾ 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 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。

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 1 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

表 1 分類によるレスポンス速度の向上
Table 1 Improvement of response speed.

	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 2 分類要素における処理時間 (ms)
Table 2 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

で、店舗数を 2 店舗、一店舗あたりの商品数 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。さらに“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 1 の結果の通り、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来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解かる。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 2、図 8 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解かる。

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 節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、組み合わせ数が多くなり、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したがって、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

<http://www.gengokk.co.jp/>

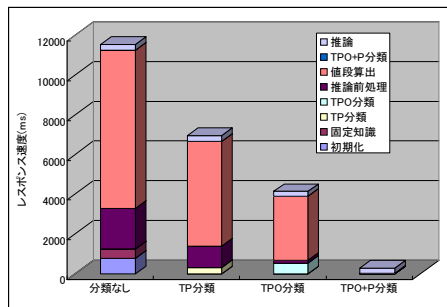


図 8 分類要素における処理時間

Fig. 8 Response time vs. classification factor.

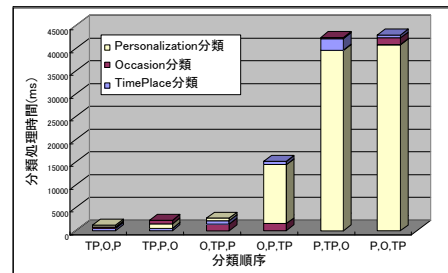


図 10 分類順序変更時の最短分類速度の変化

Fig. 10 reclassification time vs. TPO+P sequence.

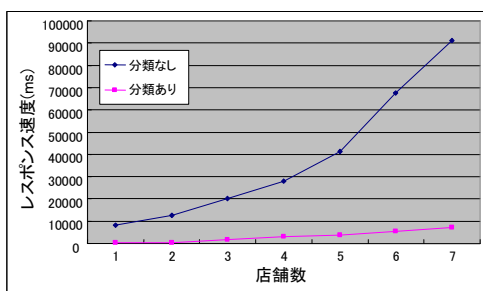


図 9 店舗数増加に応じてレスポンス速度の増加

Fig. 9 Increase response time with knowledge size.

表 3 分類順序変更時の最短分類速度の変化 (ms)

Table 3 reclassification time (ms) vs. TPO+P sequence.

	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

くことが解かる。

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時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 9 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み合わ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解かる。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 分類”, “Personalization 分類” という順で妥当かどうか判断するために、分類順序を入れ替えた場合における分類速度について、計測を行った。図 10 と表 3 に結果を示す。

計測結果を見ると、やはり“Time, Place 分類”,

表 4 最短再分類時間

Table 4 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

“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わかり、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 4 に結果を示す。“Time, Place 分類” で再分類が行われると、さらに下の“Occasion 分類” と“Personalize 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掛かることになる。

結果を見ると、“Time, Place 分類” レベルでの変更にも 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み合わせ数が減り、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

表 5 分類要素における適合率
Table 5 matching 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%

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3つの状況で行った。

状況 A 昼3時頃の店内において、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入った瞬間の状況。

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時頃の自宅のリビングで、夕食のメニューを考えている。

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5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。

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⁵⁾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²⁾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、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⁶⁾や⁴⁾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という要素であらか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、過渡性を特徴付ける要素を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よ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基に、更なる有効性の検証を行っていく予定である。

参考文献

- 1) Carroll, J. J., Dickinson, I., Dollin, C., Reynolds, D., Seaborne, A. and Wilkinson, K.: Jena: Implementing the semantic web recommendations, Technical Report HPL-2003-146, HP Lab (2003).
- 2) Chen, H., Finin, T., Joshi, A., Perich, F., Chakraborty, D. and Kagal, L.: Intelligent Agents Meet the Semantic Web in Smart Spaces, *IEEE Internet Computing*, Vol.8, No.6, pp. 69-79 (2004).
- 3) Chen, H., Perich, F., Finin, T. and Joshi, A.: SOUPA: Standard Ontology for Ubiquitous and Pervasive Applications, *MobiQuitous 2004* (2004).
- 4) Lesser, V., Horling, B., Klassner, F., Raja, A., Wagner, T. and Zhang, S. X.: BIG: An Agent for Resource-Bounded Information Gathering and Decision Making, *Artificial Intelligence*, Vol. 118, No. 1-2, pp. 197-244 (2000).
- 5) 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, *情報処理学会論文誌*, Vol. 44, No. 12, pp. 3024-3037 (2003).
- 6) 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, *電子情報通信学会論文誌 D-I J84-D-I(8)*, pp. 1256-1265 (2001).
- 7) 味の素: レシピ大百科. <http://www.ajinomoto.co.jp/recipe/>.