

## 日常物の利用情報を用いたコンテキストサーチ

前川 卓也<sup>†1</sup> 柳 沢 豊<sup>†1</sup> 櫻 井 保 志<sup>†1</sup>  
岸 野 泰 恵<sup>†1</sup> 亀 井 剛 次<sup>†2</sup> 岡 留 剛<sup>†3</sup>

本論文では、ユーザが現在行っている日常行動に関連する豆知識などを含む Web ページを自動的に検索する手法を提案する。たとえば、ユーザがコーヒーメーカーを洗っているとき、「酢はコーヒーメーカーの汚れをよく落とす」などといった情報を含むページを検索することを目指す。検索されたページは、テレビなどのユーザの身の回りにあるインターネットに接続した端末に自動的に表示されることを想定している。提案手法は、センサで検知された日常物の利用の情報から自動的にクエリを作成することで、日常物を用いた行動に関するページを検索する。本論文では、実際に構築した実験環境において、提案手法の評価を行った。

### Context Search Method with Use of Daily Objects

TAKUYA MAEKAWA,<sup>†1</sup> YUTAKA YANAGISAWA,<sup>†1</sup>  
YASUSHI SAKURAI,<sup>†1</sup> YASUE KISHINO,<sup>†1</sup> KOJI KAMEI<sup>†2</sup>  
and TAKESHI OKADOME<sup>†3</sup>

This paper proposes new concept of query free web search for daily living. We ordinarily benefit from additional information about our currently performing activities of daily living. When washing a coffee maker, for example, we receive the benefit if we obtain such information as 'cleaning a coffee maker with vinegar removes its stain well.' Our proposed method automatically searches for a web page including such information related to an activity of daily living when the activity is performed. We assume that wireless sensor nodes are attached to daily objects to detect object use; our method makes a query from the names of objects which are used. Then, the method retrieves a web page related to the activity of daily living by using the query. We also perform an in-situ experiment to evaluate the performance of our method.

### 1. はじめに

元来、Web ページはパーソナルコンピュータ上で閲覧されるものであった。しかし、近年さまざまな家具・家電がインターネットにつながりつつあり、それらのディスプレイ上でも Web ページを表示できるようになってきた。たとえば、LAN ポートを備えるテレビが多く登場しており、Web ブラウザを備えるものも少なくない。また、インターネット接続のキッチン家電なども登場している。さらに、Chumby<sup>2)</sup> などの Web ブラウザを備える常時オンを想定したデバイスなども発売されている。これらにより、我々は家庭内のどこからでも有用な情報を含む Web ページにアクセスできるようになる。特に、このようなデバイスにより、家庭内で日常的に行われている行動に関する情報を、リアルタイムにその場で享受できるようになると考えられる。しかし、このような家電はユーザが情報を検索するためのクエリを高速に入力するためのインタフェースを持たない。また、クエリの入力はその行動自体の妨げとなる。これまでに、リッチなインタフェースを持たないデバイスのために、明示的なクエリなしで情報を検索する研究が数多く行われてきた。たとえば文献 5) では、ユーザがテレビで視聴しているニュースに関連する Web ページを自動的に検索している。また文献 6) では、ユーザの位置情報などのコンテキストに関連する Web ページを、ページのメタデータを用いて自動的に検索するためのフレームワークを提案している。このような検索手法は、クエリフリーサーチ、コンテキストサーチなどと呼ばれる。これらの手法は、ユーザのコンテキスト(状況や状態)に関する情報の検索を目的としており、ユーザが検索したい情報の検索を目的とはしていない。

本論文では、我々はユーザが現実世界で行っている日常生活行動に関連する Web ページをメタデータなしで自動的に検索することを目指す。たとえば、ユーザが髭を剃っているとき、「髭剃りに最適な時間は起床後 10 分後までと言われています」などの情報を含む Web ページを検索する。我々は、ユーザが現在行っている行動を基にクエリを自動的に生成し、そのクエリを用いて行動に関する Web ページを検索する。行動から自動的にクエリを作成するために、我々はセンサを用いて日常生活をモニタする。近年のセンサ技術の進展により、

<sup>†1</sup> NTT コミュニケーション科学基礎研究所

Communication Science Laboratories, NTT Corporation

<sup>†2</sup> 株式会社国際電気通信基礎技術研究所

Advanced Telecommunication Research Institute International, ATR

<sup>†3</sup> 関西学院大学

Kwansei Gakuin University

RFID タグや加速度センサといった安価なセンサを大量に用いて日常生活の膨大なデータを記録・利活用する研究が多く行われている。本論文では、カップ、歯ブラシ、シェーバなどといった日常物に数多くのセンサを添付し、それらの利用を検知する。ある時間内にユーザが利用した日常物の名称を、その時間内のユーザのコンテキストとして、Web 検索を行う。たとえば、ユーザがある時間内にカップ、牛乳、ココアを利用したとき、“cup milk cocoa”をユーザのコンテキストとする。そして、そのコンテキストを用いて Web 検索をするためのクエリを作成する。この Web 検索手法は、「ある行動において用いられる日常物の名称を含む Web ページは、その行動に関連するだろう」という我々の考えに基づいている。また、従来のコンテキストサーチ手法と同様に、ユーザが求めている情報を自動的に検索することではなく、ユーザのコンテキストに近い情報を自動的に検索することを目標とする。

行動に関する Web ページの提供・提示は、以下のような利益・恩恵をもたらすと考える。(1) 上記の髭剃りの例のように、ユーザの日常生活の質の向上に役立つ情報をリアルタイムに提示できる。(2) 豆知識やトリビアを紹介する書籍やテレビ番組に見られるように、ものごとや現象に関する背景的な知識への欲求は高い。本手法を用いて日常行動に関する豆知識やトリビアをユーザに提示することで、ユーザは日常的に繰り返される単調な行動を楽しめるようになるかと考える。(3) 行動に関する(新)製品の情報を含むページを提示することで、ユーザの購買行動を促進できると考える。

本論文では、日常物を用いた新しい Web 検索手法の提案と、実環境に設置した 50 のセンサノードを用いた提案手法の大規模な評価を行う。評価では、実環境から得られたデータを用いて、さまざまなクエリ生成手法や Web ページのランキング手法を検証する。以降の本論文の構成は以下のとおりである。2 章で関連研究を紹介したあと、3 章で本研究の背景について説明する。そして、4 章で提案手法について説明し、5 章でその評価実験の結果を示す。最後に、6 章を本論文のまとめとする。

## 2. 関連研究

ユーザの現在のコンテキストに関連する文書の検索手法を、2 つのグループに分けて紹介する。1 つ目のアプローチでは、まずユーザのコンテキストを検知・推定したあと、そのコンテキストにマッチするメタデータを持つ文書を検索する。たとえば文献 6) では、Web ページに、そのページに関連する位置情報などのメタデータをあらかじめ手で与えることを想定している。文献 12) で開発されたオスロ空港の情報サービスシステムでは、ユーザの位置やフライトの状況などを用いたコンテキストサーチを実現している。たとえば、空港内のレ

ストランのページは、そのレストランが位置する空港内の建物の情報を含むメタデータを持つ。このメタデータを用いて、ユーザがそのレストランにアクセス可能かどうか判定する。

2 つ目のアプローチでは、ユーザのコンテキストを単語群で表現し、そのコンテキストに合う文書を検索する。たとえば文献 5) では、テレビニュースの字幕を用いて、そのニュースに関連する Web ページを検索している。文献 1) では、アイトラッカを用いてユーザが注目している文章を文書内から検出し、それを用いてコンテキストを作成している。我々は、メタデータを必要としない 2 つ目のアプローチを採用する。2 つ目のアプローチでは、(1) コンテキストからクエリを作成し、(2) クエリの拡張を行ったあと、(3) クエリを検索エンジンに送信し、(4) 検索エンジンから得た検索結果をリランキングするという手順を踏むことが多い。我々も同様の手順を用いる。

## 3. 背景

### 3.1 センサノード

ユーザが日常生活において何らかの行動を行う際、ユーザの環境内の日常物を使うことが多い。ユーザが使っている日常物を検知することでユーザの行動理解に役立つため、RFID タグや加速度センサなどを用いて、日常物の利用を検知する研究が近年多く行われている。本論文でも、ユーザの日常生活において使われる日常物に着目する。後述する実験では、約 30 Hz のサンプリングレートを持つ 3 軸加速度センサを搭載した無線センサノードを日常物に添付している。後述する提案手法では、加速度データから検出した、日常物が使われた時区間(日常物が使われ始めた時刻とその長さ)を用いている。利用の時区間は、日常物を用いた行動における基本的な単位であり、日常物自体や日常物の蓋や扉といった可動部に加速度センサを添付することで多くの日常物の利用された時区間を検知できる。本手法では、加速度データが大きく変化した時区間を、そのセンサが添付された日常物が利用された(動かされた)時区間としている。このような利用の時区間は、さまざまな他のセンサでも検知できるため、実世界指向のアプリケーションに用いられることが多い。たとえば文献 13) では、日常物に添付した RFID タグと、ユーザが手に装着した RFID リーダにより、日常物の利用を検知している。後述する実験では加速度センサを用いるため、利用される際に動かされる日常物のみを対象としている。しかし、提案する Web 検索手法は、日常物が利用された時区間の情報のみを用いるため、利用を検知するために用いるセンサの種類に依存しない。

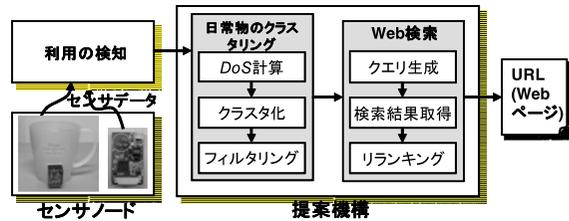


図 1 提案手法の構成図

Fig. 1 Architecture of web search for daily living.

### 3.2 日常物の利用の定義

上述のように、我々は日常物が動かされた時区間を、その日常物が利用された時区間としている。動かされた時区間は、その日常物に添付された加速度センサのデータが大きく変化した区間に対応する。時系列の信号から信号が大きく変化する時区間のみを検出する手法は、信号処理の分野で多く提案されている。我々は文献 16) と同様に、ガウス混合モデルを用いて加速度データが大きく変化しているときと、それ以外のときのフーリエ係数を学習し、それらを識別している。

## 4. 提案手法

図 1 に、日常物を用いた Web 検索手法の手順を示す。まず手法では、オーバーラップのない  $t$  分の幅のウィンドウを作成する。そして、それぞれのウィンドウ内で、日常物の利用を求める。最後に、それぞれのウィンドウごとに、ウィンドウ内の日常物の利用情報を用いて Web 検索を行う。手法は図に示すように、主に「日常物のクラスタリング」と「Web 検索」の 2 つの手順に分けられる。「日常物のクラスタリング」では、 $t$  分間において、同じ行動に用いられる日常物のクラスタを生成する。ユーザは、行っている行動に直接関係のない日常物を利用する（動かす）ことがしばしばある。たとえば、紅茶を入れるために紅茶缶を取り出すとき、側にあったココア缶やコーヒー豆を動かしてしまうことなどが考えられる。また、複数のユーザが異なる行動を同時に行っていることもある。たとえば、あるユーザが歯ブラシと歯磨き粉を使って歯を磨いており、他のユーザがシェーバを使って髭剃りをしていることが考えられる。このとき、これらの行動ごとに日常物をクラスタリングする必要がある。すなわち、歯ブラシと歯磨き粉からなるクラスタとシェーバからなるクラスタにクラスタ化する。「Web 検索」では、クラスタごとに、そのクラスタに含まれる日常物の名

称を用いて Web ページを検索する。本論文の実装では、 $t$  は 3 分とした。以降では、「日常物のクラスタリング」と「Web 検索」の手順について詳細に説明する。

#### 4.1 日常物のクラスタリング

「日常物のクラスタリング」は、図 1 に示すとおり 3 つの手順からなる。また、以降では、2 つの日常物が同じ日常行動で使われている度合いを数値化したものを「 $DoS$ : Degree of being used in the Same Activity」と呼ぶこととする。2 つの日常物間の  $DoS$  が大きいほど、それらが同じ行動で使われている可能性が高い。図 1 の「 $DoS$  計算」において、与えられた時区間で使われた日常物間の  $DoS$  を求め、それらを用いて「クラスタ化」で日常物をクラスタリングする。さらに、「フィルタリング」で短い時間しか利用されていない日常物しか含まないクラスタを取り除く。以降で 3 つの手順について説明する。

##### 4.1.1 $DoS$ 計算

与えられた  $t$  分の時区間における日常物  $X$  と  $Y$  間の  $DoS$  は、以下の 3 つの尺度の積として求められる。

-  $Temp(X, Y, t)$ : この尺度は、 $X$  と  $Y$  が時区間において同時に使われたかどうかを示す。すなわち、それぞれの日常物が使われた時刻の差を示す。これは、同時に使われた日常物は同じ行動に使われた可能性が高いだろうという考えに基づく尺度であり、以下の式で表される。

$$Temp(X, Y, t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_1^{d(x_i, y_j)} w(x_i) \cdot w(y_j).$$

ここで、時区間において、日常物  $X$  と  $Y$  にそれぞれ  $N$  と  $M$  回の利用が観測されたとし、 $x_i$  は  $X$  の  $i$  番目の利用であり、 $y_j$  は  $Y$  の  $j$  番目の利用である。また、 $d(x_i, y_j)$  は  $x_i$  と  $y_j$  の時間差であり、それぞれの開始・終了時刻どうしの差のうち最小のものとする。 $\lambda_1$  ( $0 < \lambda_1 \leq 1$ ) により、時間差が小さいほど  $Temp(X, Y, t)$  は大きくなる。 $w(x_i)$  は  $x_i$  の重みであり、以下の式で表される。

$$w(x_i) = \frac{|x_i|}{1/i \sum_{k=1}^i (|x_k|)}.$$

ここで、 $|x_i|$  は  $x_i$  の長さであるため、以上の式により、過去の  $X$  の利用における  $x_i$  の利用時間の比率（重み）が算出される。

-  $Hist(X, Y)$ : この尺度は、 $X$  と  $Y$  があらかじめ用意した過去のデータセットにおいて同時に使われていたかどうかを示す。これは、過去に同時に使われていた日常物は同じ行動に

使われる可能性が高いだろうという考えに基づく尺度であり、以下の式で表される。

$$Hist(X, Y) = \frac{h(X, Y) + h(Y, X)}{2},$$

$$h(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_2^{p-i} Temp(X, Y, T_i)}{\sum_{i=1}^p \sum_{Z \neq X} \lambda_2^{p-i} Temp(X, Z, T_i)}.$$

ここで、 $h(X, Y)$  は過去の時区間  $T_1$  から  $T_p$  において、 $Y$  が  $X$  と同時に使われていたかを示す。 $\lambda_2$  ( $0 < \lambda_2 \leq 1$ ) は忘却係数であり、過去のデータセットほど重みが小さくなる。

-  $Sem(X, Y)$ : この尺度は、 $X$  と  $Y$  の意味的な関連性を示す。我々は、 $X$  と  $Y$  の名称の共起度を Web 検索エンジンから得られたヒット数を用いて求める。これは、現実世界において一緒に使われる日常物は、現実世界を反映する WWW の世界でも共起して現れるだろうという考えに基づく尺度である。具体的にはシン普森係数<sup>15)</sup>を用いて、 $X$  と  $Y$  の共起度を求めている。

#### 4.1.2 「クラスタ化」と「フィルタリング」

「クラスタ化」では、Ward 法<sup>4)</sup>を用いて日常物をクラスタリングする。クラスタリングは、日常物間の距離を  $DoS$  の逆数として用いることで行う。階層的クラスタリング手法の 1 つである Ward 法では、クラスタ間の距離が小さいクラスタどうしを階層的に併合する処理を繰り返し行う。このとき、クラスタ  $C_i$ - $C_j$  間の距離は以下の式で表される。

$$d(C_i, C_j) = E(C_i \cup C_j) - E(C_i) - E(C_j).$$

ただし、 $E(C)$  は、クラスタ  $C$  内のすべての点から  $C$  の質量中心までの二乗距離の総和である。我々は、 $|C_i| > 1$  or  $|C_j| > 1$  および、 $\frac{2E(C_i \cup C_j) - |C_i \cup C_j|}{E(C_i) + E(C_j) - |C_i| - |C_j|} > \epsilon_{cl}$  の条件が満たされたクラスタどうしは併合しないとす。ただし、左辺はクラスタの結合前後の  $E$  の変化率を表す。これにより、互いの距離が離れているクラスタどうしは併合されない。

「フィルタリング」では、時区間において利用された時間 (秒) が  $\epsilon_{ac} = 5$  以上の日常物を含まないクラスタを削除する。

#### 4.2 Web 検索

上記の「日常物のクラスタリング」手順は、日常物の集合からなるクラスタ (群) を出力する。それぞれのクラスタがユーザのコンテキストに対応する。我々は、それぞれのクラスタからクエリを作成し、クエリにマッチするページを検索する。図 1 に示すとおり、まず「クエリ生成」で 1 つのクラスタから複数のクエリを作成し、「検索結果取得」でそれぞれのクエリを用いて検索結果を取得する。そして、コンテキスト (クラスタ) とページ間の類似度を用いて、それらの複数の検索結果を結合・リランクする。そして、リランクした結果

の最上位の URL を結果として出力する。以下に 3 つの手順について説明する。

##### 4.2.1 クエリ生成

「クエリ生成」では、クラスタを、日常物を要素とするベクトルとして表現する。ベクトルの要素の大きさは、その日常物の重要度を表す。重要度は、その行動 (クラスタ) におけるその日常物の貢献度であり、その日常物と同じクラスタ内の他の日常物との  $DoS$  のうち最大のものとする。すなわち、その行動における、その日常物の他の日常物との意味的な関連度、その時区間において他の日常物と同時に使われた度合い、過去のデータセットにおいて他の日常物と同時に使われた度合いを反映したものである。まず「クエリ生成」では、日常物の名称と重要度からなるリストを作成する。たとえば、 $\langle juicer, 3.0 \rangle$ ,  $\langle cup, 3.0 \rangle$ ,  $\langle milk, 2.0 \rangle$ ,  $\langle cup, 1.0 \rangle$ ,  $\langle sugar, 0.5 \rangle$  のようなリストを想定する。リストに同じ名称の日常物が含まれていた場合、重要度が最も大きいものを除外する。この例では  $\langle cup, 1.0 \rangle$  が削除され、4 次元のベクトルが得られる。このようなベクトルを、以降ではコンテキストベクトルと呼ぶ。本手法では、コンテキストベクトルに関連する Web ページを検索するため、以下の 3 つの手順をコンテキストベクトルに適用する。

##### [ 1. ベクトルの拡張 ]

ある時区間においてユーザが緑茶とカップを使ってお茶をいれたと想定する。そして、その時区間のあと、ユーザがそのカップを使ってお茶を飲んでいるとする。このとき、カップが使われたという情報のみを用いて、ユーザが行っている「緑茶を飲む」という行動に関する Web ページを取得することは難しい。しかし、直前の日常物の利用の履歴を用いることで、このような問題に対応できる。すなわち、そのカップと一緒に使われていた緑茶を用いてクエリを生成する。我々は、ある時区間のコンテキストベクトル  $V_i$  を、過去のベクトル  $V_j$  を用いて拡張することで、日常物の利用の履歴をクエリの生成に反映させる。ここで、コンテキストベクトル  $V_i$  と  $V_j$  の類似度  $Sim_h(V_i, V_j)$  を以下のように定義する。

$$Sim_h(V_i, V_j) = \lambda^{d(V_i, V_j)} \cos(V_i, V_j).$$

ただし、 $\cos(V_i, V_j)$  は  $V_i$  と  $V_j$  のコサイン類似度、 $d(V_i, V_j)$  は  $V_i$  と  $V_j$  との時間差 (分)、 $\lambda$  ( $0 < \lambda \leq 1$ ) は過去のベクトルの影響を調整する忘却係数である。あるコンテキストベクトル  $V_i$  の次元数が  $\epsilon_{hq}$  未満のとき、以下の条件を満たす過去のコンテキストベクトル  $V_j$  を探す。(1) 過去のコンテキストベクトルの中で、 $Sim_h(V_i, V_j)$  が最大である。(2)  $Sim_h(V_i, V_j)$  が閾値  $\epsilon_{hw}$  以上である。(3) 含まれる日常物の名称のリストが  $V_i$  と完全に同一でない。上記の条件を満たす  $V_j$  が見つかった場合、 $\lambda^{d(V_i, V_j)} V_j$  を  $V_i$  に加算することで、 $V_i$  を拡張す

る．実装では，以下のパラメータ設定を用いた． $\varepsilon_{hq} = 2$ ， $\varepsilon_{hw} = 0.7$ ， $\lambda = 0.99$ ．

## [ 2. 複数クエリの作成 ]

拡張したコンテキストベクトルから，いくつかの日常物のセットを抽出し，それぞれのセットごとに，そのセットに含まれる日常物の名称を用いてクエリを作成する．コンテキストベクトルから 1 つのクエリを作成するのではなく，抽出した日常物のセットからクエリを作成することで，厳密過ぎずノイズを含まないクエリを作成できると考える．ノイズとは，クラスタリングの処理において誤ってクラスタに含まれてしまった日常物を指す．また，クエリ生成の前に，コンテキストベクトルに含まれる日常物の名称の idf (inverse document frequency) を  $\log(D/f(X))$  の式を用いて求めておく．ここで， $f(X)$  は日常物  $X$  の名称が現れる文書数を， $D$  は文書集合の合計要素数を表す．我々は，Yahoo! API を用いて  $f(X)$  を求めるため， $D$  は 20 億とした．そして，それぞれの要素の重要度に idf を乗算する．これにより，カップなどの頻出するような名称の重要度を下げることができる．

次に，コンテキストベクトルに含まれる日常物のすべての組合せからクエリを作成する．コンテキストベクトルが  $i$  の日常物を含み，作成したいクエリの長さが  $l$  のとき，作成されるクエリの数は  ${}_i C_l$  となる．また，作成されるクエリの数を制限するため，上位  $s$  の重要度を持つ日常物を含まないクエリを削除する． $l = 2$ ， $s = 2$  のとき，本章の冒頭で示したコンテキストベクトルの例 (juicer, cup, milk, sugar の重要度の順) からは，“juicer cup”，“juicer milk”，“juicer sugar”，“cup milk”，“cup sugar” のクエリが作成される．

## [ 3. クエリの拡張 ]

日常物の名前のみからなるクエリはあいまいである．たとえば，“cup green-tea” などのクエリから日常生活行動に関する有用なページを得ることは難しい．文献 8) では，トピックに関する語とジャンルに関する語を組み合わせることで，良質なクエリが作成できると報告されている．たとえばカメラを買いたいとき，“camera” というトピックに関する語と，“buying” や “choosing” といったジャンルに関する語を組み合わせることで，“camera buying” というクエリが作成できる．我々は，日常生活に関するページを検索できそうなジャンルに関する語を用いて，日常物の名前のみからなるクエリを拡張する．提案手法では，“advice”，“how-to”，“tips”，“trivia” からランダムに選んだ語を用いてクエリを拡張する．これらの 4 つの語は，1 章において説明した，提案手法がユーザにもたらすであろう 3 つの利益・恩恵を基に選んだ．すなわち，(1) 日常生活の向上に役立つ情報，(2) 日常行動に関する豆知識やトリビアを含む情報，(3) 購買行動を促進する情報を検索できそうな語を選んだ．“advice” は 1 つ目と 3 つ目，“how-to” は 1 つ目，“tips” と “trivia” は 2 つ目の利

益・恩恵に関連する．文献 8) の例に示されていた “buying” や “choosing” といった語は，それらを用いることで広告のページを検索してしまうと考えたため，本実装では用いなかった．

### 4.2.2 リランキング

上記の手順で作成した複数のクエリにより，複数の検索結果 (ランキング) が得られる．「リランキング」では，コンテキストベクトルと検索結果の URL (Web ページ) との類似度を用いて，それらの複数のランキングを 1 つのランキングに結合・リランクする．そして，そのランキングの最上位の URL を結果として出力する．コンテキストサーチやメタサーチの分野において，文書のリランキング手法は数多く存在する．次章では，それらの分野においてよく用いられている 4 つの手法を，日常物を用いた Web 検索用途に改良し，どの手法が日常物を用いた Web 検索に最も適しているかを検証する．

## 5. 評価実験

### 5.1 データセット

我々の実験環境で得られたセンサデータから，前章で説明した手法を用いて Web ページの検索を行い，そのページの主観評価を行う．実験環境にテーブルや調理器具，お茶やコーヒーセットなどを設置することで，家庭環境を模している．実験環境の詳細については文献 10)，11) を参照されたい．実験環境では，約 10 名の作業員 (研究者ではない) が各々の作業をしており，作業員のうち特に 4 名の作業員に，行動を積極的に行うように指示した．実験環境は主に 2 つの区画に分かれており，そのうちの 1 つに調理器具や休憩スペースなどの実験で用いたほとんどの日常物を設置しており，4 名の作業員のうち 3 名はその区画の席にほぼ常駐していた．その他の作業員は他方の区画に常駐していた．4 名の作業員の年齢は 30 代から 40 代であり，英語能力は読み書きができる程度から，英会話が十分可能な程度までである．行動のほとんどをその 4 名の作業員が行っていたため，Web ページの評価も 4 名が行った．

データの取得実験は，16 日間 (午前 10 時～午後 5 時) にわたって行った．実験環境では，表 1 に示す 50 の日常物にセンサノードを添付している．我々は，センサなどを用いた日常行動認識に関する研究<sup>17),18)</sup> において対象とされることが多い，一般的な屋内環境においてよく観測される日常行動に関係する日常物に主にセンサノードを添付した．表 1 のような日常物を環境に導入し，センサノードを添付することで，お茶をいれる，皿を洗う，歯を磨くなどの，一般的な屋内環境においてよく観測される行動が実験環境でも観測されると期待し，このような環境下において提案手法の評価を行う．検索に用いる日常物の名称は

表 1 実験環境内の日常物の名称と日常物の数  
Table 1 Object names and #objects in environment.

cup*11, kettle, black-tea, green-tea, sugar, coffee-maker, cocoa, milk, jug, dish-soap, toothbrush, toothpaste, vacuum-cleaner, watering-can, CD-player, CD, trash-can, aromatherapy-diffuser, essential-oil, aquarium, fish-food, razor, preshave, hand-mirror, perfume, hanger, clothes-brush, pasta, pan, pasta-server, rice, rice-paddle, rice-cooker, cabinet*2, juicer, dietary-supplement, book, television, refrigerator
--

WordNet と Wikipedia から得た一般的なものを用いた．たとえば、牛乳パックに添付したノードには、‘milk’ という名称を与えた．表 1 の日常物により、お茶をいれる、皿を洗う、歯を磨く、などのさまざまな行動が行われると期待される．我々は、作業者に、環境内の日常物を用いた行動を積極的にを行うように指示した．たとえば、実験環境で昼食を作って食べてもらうようにした．16 日間の実験は、最初の 8 日間と残りの 8 日間の 2 つのセッションに分けて行った．2 つのセッションでは、家具や日常物の位置を変えている．8 日間のデータのうち、最初の 4 日間のデータを日常物の利用履歴を用いる手法のための訓練用データとして用い、残りの 4 日間のデータを評価用データとして用いた．

### 5.2 日常物のクラスタリングに関する評価

まず、4.1 節で述べたクラスタリング手法の評価について述べる．本論文では、Web 検索の評価について詳細に述べるため、クラスタリングの評価に関しては、その概要のみ述べる．我々は、評価用データに対して提案クラスタリング手法を適用して出力されたクラスタの評価を行った．このとき、それぞれの尺度の貢献度を評価するため、以下の 5 つの手法を比較する．

- $Temp$  :  $Temp(X, Y, t)$  を  $DoS(X, Y, t)$  として用いる手法．ただし、クラスタ化後のフィルタリングは行わない．
- $Hist$  :  $Temp(X, Y, t) \cdot Hist(X, Y)$  を  $DoS(X, Y, t)$  として用いる手法．ただし、クラスタ化後のフィルタリングは行わない．
- $Sem$  :  $Temp(X, Y, t) \cdot Sem(X, Y)$  を  $DoS(X, Y, t)$  として用いる手法．ただし、クラスタ化後のフィルタリングは行わない．
- $All$  :  $Temp(X, Y, t) \cdot Hist(X, Y) \cdot Sem(X, Y)$  を  $DoS(X, Y, t)$  として用いる手法．ただし、クラスタ化後のフィルタリングは行わない．
- $All + F$  :  $Temp(X, Y, t) \cdot Hist(X, Y) \cdot Sem(X, Y)$  を  $DoS(X, Y, t)$  として用いる手法．クラスタ化後のフィルタリングを行う．

表 2 クラスタリング結果  
Table 2 Clustering results.

	適合率	再現率	F 値
$Temp$	0.729	0.995	0.811
$Hist$	0.821	0.980	0.870
$Sem$	0.836	0.989	0.885
$All$	0.862	0.975	0.892
$All + F$	0.942	0.969	0.943

評価では、実験環境の作業者が、環境の天井に備え付けられた 8 つのカメラにより記録された映像と、出力されたクラスタを比較し、クラスタに誤って含まれている日常物や含まれていない日常物の数をカウントした．表 2 に評価結果を示す． $Hist(X, Y)$  や  $Sem(X, Y)$  を用いることで、 $Temp(X, Y, t)$  のみに比べて精度が大きく向上していることが分かる．特に  $Sem(X, Y)$  の貢献度は  $Hist(X, Y)$  に比べて高い． $All$  と  $Hist$  の F 値の差は 0.022 であるため、 $Sem(X, Y)$  は F 値の向上に 0.022 貢献していることが分かる．一方、 $All$  と  $Sem$  の F 値の差は 0.007 であるため、 $Hist(X, Y)$  は F 値の向上に 0.007 しか貢献していない．そして、最終的にフィルタリングの処理まで行うことで、0.942 の適合率と 0.969 の再現率を達成した．

### 5.3 Web 検索に関する評価

本節では、Web 検索手法の精度について詳細に説明する．評価では、前節で出力されたクラスタに対して提案検索手法を適用する．

#### 5.3.1 評価方法

文献 5), 7) では、検索された URL の評価方法として、その URL とコンテキストとの関連性を実験参加者が 3 段階で評価する方法を採用している．本論文でも、作業者が、その URL のページと記録された映像を比較して、それらの関連性と有用性の観点からページを評価する．関連性に関する評価では、クラスタに対応する時区間に行われた行動とページとの関連性を、{とても関連、ある程度関連、非関連、ページ未検出、結果なし} から選ぶ．実際に評価実験において見られた実例をいくつか示す．たとえば、緑茶をいれている時区間 (クラスタ) に対して、「緑茶のいいいれ方」に関するページが出力されたとき、「とても関連」が選ばれる．今回の評価では、行われた行動と同じ行動に関する情報が含まれるページが出力されたとき、「とても関連」が選ばれるとした．「緑茶の健康効果」に関するページや「紅茶のいいいれ方」に関するページが出力された場合、「ある程度関連」が選ばれる．「ワールドカップの歴史」に関するページが出力された場合、「非関連」が選ばれ

る．出力された URL が HTTP 403 や 404 エラーの場合、「ページ未検出」が選ばれる．クラスタから結果が得られなかった場合は、「結果なし」が選ばれる．有用性に関する評価では，クラスタに対応する行動が行われている際にそのページが表示された場合の有用性を，{有用，ある程度有用，無用，ページ未検出，結果なし} から選ぶ．ただし，有用性の評価では，作業者にそれぞれのページの有用性を，ページごとに独立に評価してもらった．すなわち，ページの有用性を，そのページ内の情報と記録された映像のみを見て評価してもらった．

4.2.1, 4.2.2 項で説明したクエリ生成およびランキング手法の検証を行うため，以下の 8 の手法を用意し，データセットに適用した．最初の 3 つの手法は，履歴を用いたベクトル拡張処理の効果検証のため，その処理は行わない．また，以降の手法内では検索エンジンから上位  $n$  のページを取得する処理が行われる．このとき，その上位  $n$  のページからは，以前の時区間において出力したページは除かれているとする．

- *Base* : ベースラインの手法

この手法は，コンテキストベクトルに含まれるすべての日常物の名称を結合して単一のクエリを作成し，ジャンルに関する語を用いてクエリ拡張を行う．そして，そのクエリにより得られたランキングの最上位の URL を出力する．

- *Top-2* : 上位 2 つの日常物を用いた手法

この手法は，コンテキストベクトルの上位 2 の重要度を持つ日常物の名称からクエリを作成する．以降の処理は *Base* と同様である．

- *Top-3* : 上位 3 の日常物を用いた手法

この手法は，コンテキストベクトルの上位 3 の重要度を持つ日常物の名称からクエリを作成する．以降の処理は *Base* と同様である．

- *History* : 履歴を用いたベクトル拡張を行う手法

この手法は，履歴を用いてコンテキストベクトルを拡張したあと，ベクトルの上位 2 の重要度を持つ日常物の名称からクエリを作成する．以降の処理は *Base* と同様である．

- *MC4* : マルコフ連鎖によるランキング手法

コンテキストベクトルを拡張したあと，4.2.1 項で説明した方法により複数のクエリを作成する．このとき， $l = 2$  とした．そして，複数のクエリから得られた複数のランキングを，1 つのランキングに結合する．このような処理は，ランクアグリゲーションと呼ばれている．文献 3) では，マルコフ連鎖を用いてランクアグリゲーションを行っており，良好な結果を得ている．文献 3) で提案されている MC4 手法では，複数のランキングの多数決によりあ

る 2 つの URL 間の遷移確率が求められる．2 つの URL 間の遷移確率は，複数のランキングでどちらの URL が支持されているかを表す．詳細は文献 3) を参照されたい．この手法では，MC4 手法を用いてランクアグリゲーションを行う．

- *Cosine* : コサイン類似度によるリランキング手法

複数のクエリを作成し，それに対応する複数のランキングを取得する．そして，それぞれのランキングにおける上位  $\frac{r}{\#queries}$  ページをダウンロードする ( $r = 50$ )．そして，それぞれのダウンロードしたページの tf-idf ベクトルとコンテキストベクトルとのコサイン類似度を用いて，ページをリランクする．最後に，リランクされたページの最上位の URL を出力する．

- *Dist* : ターム間距離によるリランキング手法

この手法は，*Cosine* 手法におけるコサイン類似度の代わりに，クエリに含まれるターム (日常物の名称) 間の距離を反映した類似尺度を用いる．この類似尺度は，クエリタームどうしが近くに位置するページは，クエリによく合致する文章を含むだろうという考えに基づくものである．日常行動に関する記述 (豆知識や手引き) には，その行動に利用される日常物の名称が近くに現れると考えられるため，この類似尺度は日常物の名称を用いた Web 検索によく合致すると考える．我々は文献 9) の類似尺度を拡張し，コンテキストベクトルと Web ページ間の類似度計算に用いる．コンテキストベクトルを  $V = \{ \langle t_1, w_1 \rangle, \dots, \langle t_N, w_N \rangle \}$ ， $t$  を Porter stemmer<sup>14)</sup> により抽出された語幹， $w$  を日常物の重要度， $W$  を語幹抽出を行った Web ページの文章であるとする，類似尺度  $R_d(V, W)$  は以下のように表される．

$$R_d(V, W) = c_1 N_p(V, W) + \frac{N_t(V, W)}{c_3} + \left( c_2 - \frac{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \min(D_1(t_i, t_j, W), c_2)}{\sum_{k=1}^{N-1} (N_p(V, W) - k)} \right) / \frac{c_2}{c_1},$$

$$N_p(V, W) = \sum_{i=1}^N n_p(t_i, W) w_i, \quad N_t(V, W) = \sum_{i=1}^N n_t(t_i, W) w_i,$$

$$n_p(t, W) = \begin{cases} 1 & (n_t(t, W) > 0) \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

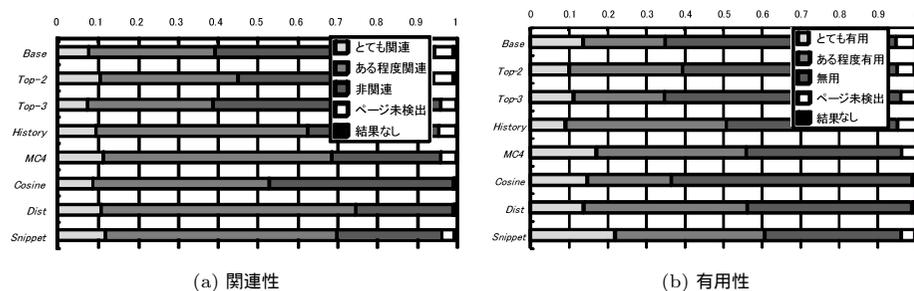


図 2 関連性 (a) と有用性 (b) の評価結果  
Fig.2 Evaluation results of (a) relevance and (b) usefulness.

ここで,  $n_t(t, W)$  はターム  $t$  が  $W$  に出現する数,  $D_1(t_i, t_j, W)$  は,  $W$  におけるターム  $t_i$  と  $t_j$  間の最小距離 (文字数),  $c_1$  は  $R_d$  の重みを調節する定数,  $c_2$  はターム間の最大距離を制限するための定数,  $c_3$  はタームの出現数の重みを調節する定数である. 文献 9) に従って,  $c_1 = 100$ ,  $c_2 = 5000$ ,  $c_3 = 10c_1$  とした.

- Snippet: スニペットを用いたターム間距離によるリランキング手法

Cosine と Dist 手法は, Web ページをダウンロードする必要がある. 検索エンジンは, 検索結果のページの短い概要文 (スニペット) を提供するものが多い. ほとんどの検索エンジンが提供するスニペットは, クエリタームを含むように動的に作成されている. ページ内でクエリタームどうしが近くに位置しない場合は, スニペットの文章は '...' のようなデリミタにより区切られることが多い. この手法では, ページをダウンロードする代わりに, このスニペットを用いる. コンテキストベクトル  $V$  と語幹抽出されたスニペット  $S$  との類似度は Dist 手法における  $R_d(V, S)$  を用いて計算される. ただし, この手法ではスニペット内でターム間にデリミタが存在するときは,  $D_1$  は  $c_2$  を返すとする. また,  $c_3 = \infty$  とした. スニペットの文章は短いため, タームの出現数は類似度の計算に用いない. この手法では, それぞれのランキングの上位  $\frac{r}{\#queries}$  ページに対して類似度を計算する ( $r = 200$ ).

### 5.3.2 Web 検索の評価結果

それぞれの手法ごとに 709 の URL が出力され, それらごとに評価を行った. 図 2 に, それぞれの手法の評価結果を示す. ただし, 有用性の評価は作業者の主観や外的要因に大きく影響されると考えるため, 有用性の結果は 2 名の作業者の評価結果の平均としている. たとえば, ユーザが新しい緑茶茶葉を購入したいと思っているときに茶葉の新商品の情報が提示

されれば有用と感じると考えられるが, 新しい茶葉を購入した直後にそのような情報が提示されても有用と感じないだろう. このような外的要因の影響を減らすため, 平均を用いている. 評価結果について以下で詳細に議論する.

[ クエリ長 ]

Base, Top-2, Top-3 の平均精度はそれぞれ約 39.4%, 45.3%, 39.1% だった. ただし, 「とても関連」と「ある程度関連」を正解として精度を求めている. 以降では, 「精度」とは, 上記のように求めた関連性の精度のことを指す. Base と Top-3 の精度が Top-2 を下回った理由は, それらのクエリ長 (クエリを構成するターム数) により検索結果を狭めているためと考える. 実際, Base において長さが 4 以上のクエリの検索結果の平均ヒット数は, 10,722 だった. 一方, Top-2 において長さが 3 のクエリのヒット数の平均は 77,297 だった. また, Base と Top-3 において, 長さが 3 でないクエリの平均精度は 23.1% と 22.8% しかなかった. 以上の結果から, 2 つの日常物の名称と 1 つのジャンルに関する語からなる, 長さが 3 のクエリが日常物を用いた行動に関するページの検索に適していると考えられる.

[ 履歴を用いたベクトルの拡張 ]

History は 62.7% の精度を達成しており, その精度は日常物の利用の履歴を用いない Top-2 より約 17 ポイントも高かった. 履歴を用いたコンテキストベクトルの拡張は, 次元数の低いコンテキストベクトルに対して特に効果的である. 実際, Top-2 における拡張前の次元数が 1 のベクトルから得られた検索結果の精度が 23.6% だったのに対し, History においては, それらの精度は 55.7% にまで向上している. これは, 次元数が 1 のベクトルにより作成されるクエリの長さは 2 であるのに対し, 拡張を行うことで長さが 3 のクエリを作成できるようになるためである.

[ 検索結果における順位の影響 ]

Top-2 は, History に比べて同じクエリを生成する回数が多かった. 実際, Top-2 において頻出する上位 10 のクエリの生成回数は平均 35.6 回だった. 一方, History では 25.6 回だった. これは, たとえば, 被験者がコップで何かを飲んでいるとき, Top-2 はコップのみを用いてクエリを生成するのに対し, History はコップに加えて緑茶や紅茶などの他の日常物を用いて多様なクエリを生成できるためである. このような特性は, 結果として出力される URL の検索結果における順位に影響する. Top-2 と History における順位の平均は, 17.52 と 7.19 だった. これらの手法は, すでに 1 度出力された URL を除いた最上位の URL を出力する. そのため, 同じクエリを多く生成する Top-2 を用いた場合, 時間の経過とともに出力される URL の順位は大きく下がる. 68.7% の精度を達成している MC4 は, 複数

の検索結果から上位の URL を 1 つ選んで出力するため、その平均順位も高くなる (8.25)。検索エンジンにより、何らかの手法で高い順位にランクされた URL は、低い URL よりクエリとの関連性が高いと考える。実際に、*Top-2* の行動に関連していたページと関連していなかったページ間の順位には優位差があることを  $t$  検定により確認できた ( $p < .01$ )。一方で、*Dist* や *Snippet* の平均順位 (18.56 と 17.49) は *History* より低かったが、それらの精度は高い。これは、それらの手法が順位とは無関係にコンテキストベクトルによく適合するページを出力できたためである。

#### [ ターム間距離の効果 ]

単純にコサイン類似度を用いた *Cosine* は 53.2% の低い精度しか達成できなかった。一方、*Dist* は 74.7% の精度を達成しており、その精度はすべての手法の中で最も高く、ナイーブな手法 *Base* に比べて約 2 倍程度向上していた。レシピや手引きなどといった日常行動に関する Web ページの多くは、その行動に用いられる日常物のリストやそれらを用いた手順などに関する記述を含むことが多い。つまり、それらの日常物が Web ページ内で近くに現れる。実際に、*Dist* の行動に関連していたページにおける日常物の名称間の最小距離 (文字数) の平均は 495 だったが、*Cosine* と *Top-2* の行動に関連していなかったページにおける距離は 1,121 と 1,374 だった。また、*Cosine* と *Top-2* の行動に関連していたページにおける平均距離は 683 と 597 だった。明らかに、行動に関連していたページにおける日常物の名称間の距離は小さい。*Snippet* は、ページの概要のみしか用いないにもかかわらず 70.0% の精度を達成していた。また、*Snippet* の行動に関連していたページにおける平均距離は 476 であり、*Dist* よりも小さかった。以上からスニペットにおいても日常物の名称間の距離が有効に働いていることが分かる。*Dist* の関連性の精度の高さは、有用性にも反映されており、その精度は *Snippet* に次いで高かった。

## 6. おわりに

本論文では、日常物の利用を用いた新しい検索手法を提案した。提案手法により、ユーザが現在行っている行動に関する Web ページを自動的に検索することができる。近い将来、ユーザの身の回りにある多くの家電がインターネットに接続されるだろう。このような家電を通じて、ユーザの日常生活を少し豊かにする豆知識やトリビアなどの情報をリアルタイムに提示できるようになると考えられる。また、本論文では 50 のノードを用いた大規模な実験により提案手法を評価し、日常物の名称を用いた検索手法の詳細な検証を行った。その結果、最高で約 75% の精度で行動に関連のある Web ページを検索できていた。また、約

56% のページが有用であると評価されていた。ただし、5.3.1 項で述べたとおり、有用性の評価はページごとに独立で行っている。すなわち、時間経過やユーザの周辺環境の状況などのさまざまな外的要因による有用性の変化に関しての評価は行っていない。実環境での利用を考えたとき、たとえば似たような情報を含む Web ページが繰り返しユーザに提示されれば、時間経過にともない提示されるページの有用性は下がるだろう。この問題に対処する方法としては、過去にユーザに提示した Web ページに類似しているページを提示しないという方法が考えられる。このような実利用における有用性の低下における問題に関しては、行動に関連する Web ページを自動表示するブラウザを実際の環境に設置するなどしてユーザスタディを行うことで検証していきたい。さらに、検索精度のさらなる向上も今後の重要な課題の 1 つである。たとえば、本論文では検索のためのウインドウ内において、日常物が使われた時間的な順序関係などを考慮していない。しかし、多くのレシピなどのページでは、利用される順に日常物の名前が現れることが考えられるため、そのような順序関係を考慮することで、コンテキストベクトルと Web ページとのより厳密な比較ができるようになる。また、ユーザからのフィードバックにより、適応的に検索方法を変更するような方法を組み込むことで、さらに精度を向上させることができるだろう。たとえば、ユーザが “trivia” の語を用いて検索されたページに興味を示していることが多いとすると、“trivia” の語を用いてページを検索する頻度を上げるなどの方法が考えられる。このように検索方法を適応的に変化させる方法も、ユーザスタディなどにより評価していきたい。

## 参 考 文 献

- 1) Buscher, G.: Attention-based information retrieval, *SIGIR 2007*, p.918 (2007).
- 2) Chumby Industries: Chumby, available from (<http://www.chumby.com/>).
- 3) Dwork, C., Kumar, R., Naor, M. and Sivakumar, D.: Rank aggregation methods for the web, *WWW 2001*, pp.613–622 (2001).
- 4) Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. and Black, W.: *Multivariate data analysis* (2009).
- 5) Henzinger, M., Chang, B., Milch, B. and Brin, S.: Query-free news search, *WWW 2003*, pp.1–10 (2003).
- 6) Jones, G. and Brown, P.: Context-aware retrieval: Exploring a new environment for information retrieval and information filtering, *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.5, No.4, pp.253–263 (2001).
- 7) Kraft, R., Chang, C., Maghoul, F. and Kumar, R.: Searching with context, *WWW 2006*, pp.477–486 (2006).

- 8) Kraft, R. and Stata, R.: Finding buying guides with a web carnivore, *1st Latin American Web Congress (LA-WEB)*, pp.84–92 (2003).
- 9) Lawrence, S. and Giles, C.: Inquirus, the NECI meta search engine, *WWW-7*, pp.95–105 (1998).
- 10) Maekawa, T., Yanagisawa, Y., Kishino, Y., Kamei, K., Sakurai, Y. and Okadome, T.: Object-blog system for environment-generated content, *IEEE Pervasive Computing*, Vol.7, No.4, pp.20–27 (2008).
- 11) Maekawa, T., Yanagisawa, Y., Sakurai, Y., Kishino, Y., Kamei, K. and Okadome, T.: Web Searching for Daily Living, *SIGIR 2009*, pp.27–34 (2009).
- 12) Myrhaug, H., Whitehead, N., Goker, A., Faegri, T. and Lech, T.: AmbieSense – A system and reference architecture for personalised context-sensitive information services for mobile users, *European Symp. Ambient Intelligence (EUSAI 2004)*, pp.327–338 (2004).
- 13) Perkowit, M., Philipose, M., Fishkin, K. and Patterson, D.: Mining models of human activities from the web, *WWW 2004*, pp.573–582 (2004).
- 14) Porter, M.: An algorithm for suffix stripping, *Program*, Vol.14, No.3, pp.130–137 (1980).
- 15) Simpson, G.: Mammals and the nature of continents, *American Journal of Science*, Vol.241, No.1, pp.1–31 (1943).
- 16) Sohn, J., Kim, N. and Sung, W.: A statistical model-based voice activity detection, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.6, No.1, pp.1–3 (2002).
- 17) Tapia, E., Intille, S. and Larson, K.: Activity recognition in the home using simple and ubiquitous sensors, *Pervasive 2004*, pp.158–175 (2004).
- 18) Wu, J., Osuntogun, A., Choudhury, T., Philipose, M. and Rehg, J.: A scalable approach to activity recognition based on object use, *ICCV 2007*, pp.1–8 (2007).

(平成 23 年 3 月 18 日受付)

(平成 23 年 9 月 12 日採録)



前川 卓也 (正会員)

2003 年大阪大学工学部卒業。2006 年同大学院情報科学研究科博士後期課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。現在、NTT コミュニケーション科学基礎研究所。研究主任。情報科学博士。ユビキタス・ウェアラブルセンサを用いた行動認識技術、Web 情報処理技術の研究に従事。日本データベース学会会員。



柳沢 豊 (正会員)

平成 10 年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年 NTT 基礎研究所入所。平成 12 年より NTT コミュニケーション科学基礎研究所配属。主任研究員。プログラミング言語、センサネットワーク、データ工学の研究に従事。博士 (工学)。IEEE 会員。



櫻井 保志 (正会員)

1991 年同志社大学工学部電気工学科卒業。1991 年日本電信電話 (株) 入社。1999 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士 (工学)。2004~2005 年カーネギーメロン大学客員研究員。本会平成 18 年度長尾真記念特別賞、本会平成 16 年度および平成 19 年度論文賞、電子情報通信学会平成 19 年度論文賞、日本データベース学会上林奨励賞、ACM KDD best paper awards (2008, 2010) 等受賞。索引技術、データストリーム処理、センサデータ処理技術の研究に従事。ACM、電子情報通信学会、日本データベース学会各会員。



岸野 泰恵 (正会員)

平成 14 年大阪大学工学部卒業。平成 16 年同大学院情報科学研究科博士前期課程修了。平成 19 年同研究科博士後期課程修了、日本電信電話株式会社入社。博士 (情報科学)。ユビキタスコンピューティング、センサネットワークに関する研究に従事。



亀井 剛次

平成 9 年京都大学大学院工学研究科修士課程了。同年日本電信電話 (株) 入社。NTT コミュニケーション科学基礎研究所にて情報共有に基づくコミュニティ形成支援、センサネットワークによる実世界状況理解のための知識構築の研究に従事。平成 21 年より現職。ロボットのいる実世界環境でのインタラクションデザインに興味を持つ。電子情報通信学会および人工知能学会各会員。



岡留 剛 (正会員)

昭和 63 年東京大学大学院情報科学科博士課程修了。同年 NTT 基礎研究所入所。以来、人間の情報出力過程と調音運動の解明・形式言語の学習・センサネットワークを利用したコンテンツの自動生成の研究に従事。NTT コミュニケーション科学基礎研究所主幹研究員(グループリーダー)を経て 2009 年 4 月より関西学院大学工学部教授。博士(理学)。センサネットワーク、環境メディアデザイン、ユビキタスコンピューティングに興味を持つ。ACM、日本認知科学会各会員。

---