

接触物体から個人の行動を認識するための確率的手法

楓 仁志^{†1} 山原 裕之^{†2} 野口 豊司^{†3}
島田 幸廣^{†4} 島川 博光^{†5}

本稿で、我々は人間が達成する意図ごとおよび個人ごとに触れる物体が異なる点に着目し、物体への接触に基づいた意図推定のための行動パターン生成手法を提案する。人間は個々に癖や習慣といった行動の特性を持つ。万人の行動特性を網羅する行動パターンを作成することは、パターン生成に必要とされる計算時間およびメモリ量の観点から避けるべきである。本手法は、あらかじめ多数の人の行動ログを基にユーザが触れる物体で表現された行動パターンの雛形を確率推論手法を用いて生成する。次にパターン雛形を個人の行動ログを用いて洗練することで個人の行動特性を反映した行動パターンを生成する。本稿ではパターン生成手法を説明し、本手法によって得られたパターンが消費メモリ量と個人の行動特性への適応性の点ですぐれていることを実験により示す。

A Probabilistic Approach to Recognize Individual Behavior from Touched Objects

SATOSHI KAEDE,^{†1} HIROYUKI YAMAHARA,^{†2} TOYOSHI NOGUCHI,^{†3}
YUKIHIRO SHIMADA^{†4} and HIROMITSU SHIMAKAWA^{†5}

The paper proposes a method to recognize a human behavior with a probabilistic pattern on objects touched during the behavior to provide services in a pro-active manner. To generate behavioral patterns, an effect point of an object is calculated based on memorized action logs. The method selects objects which comprise a specific behavioral pattern. Touched objects varies with each person and his goal. Though personal characteristics should be considered for the behavioral pattern generation, the generation of a behavioral pattern covering characteristics of every person is infeasible from the view points of calculation and memory cost. The proposed method generates prototypes of behavioral patterns using touched objects from action logs of anonymous people. The prototypes are customized to a personalized behavioral pattern from personal action logs of the user.

1. はじめに

近年、家庭用情報機器の発達にともない、日々の生活を支援するためにサービスを提供するためのユビキタス環境の研究、整備が進められているが、実際にはこれらユビキタス環境からサービスを享受できるの

は、計算機に関する知識を保有する者に限られる。本来、ユビキタス環境が日常生活を支援する場合、ユーザがユビキタス環境に適應するのではなく、システムがユーザに適應しサービスを提供するべきである。計算機に不慣れなユーザでもサービスを享受できるように、特別なコマンドを送出する必要のないユビキタス環境を構築しなければならない。本研究では最も望ましいユビキタス環境はユーザの行動を認識し、その行動に適したサービスを提供するものと考えている。

現在、ユビキタス環境においてユーザの存在場所や時刻に応じてサービスを提供する研究^{1,2)}やユーザが携帯できる端末を用いて支援する研究³⁾、コンテキストを認識する研究⁴⁾が行われている。これら人間の行動認識に加えて、過去の行動から現在の行動を推定する研究⁵⁾、RFIDシステムを利用して人間にふるまいを指示する研究⁶⁾が行われている。人間の行動を推定するために確率推論手法を用いた研究もすでに行わ

†1 三菱電機株式会社情報技術総合研究所
Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation

†2 立命館大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering,
Ritsumeikan University

†3 株式会社内田洋行
Uchida Yoko Co., Ltd.

†4 株式会社ゴビ
GOV Co., Ltd.

†5 立命館大学情報理工学部
Department of Information Science and Engineering,
Ritsumeikan University

れている⁷⁾。文献 7) は、ユーザが生活する部屋の天井に設置された空間全域を撮影可能な全方位カメラが撮影した画像からユーザが移動した軌跡上の端点や分岐点を抽出し、人物行動を推定するためのパターンを Hidden Markov Model (以降, HMM) を用いて表現している。

既存研究では多種多様なセンサを用いて人間の行動を認識している。そのため高いコストを投じて環境を構築する必要がある。また、人間は各々、癖や習慣を持っている⁸⁾。まさにきめ細かなサービスを提供するためには個人の癖や習慣といった行動特性を考慮する必要がある。HMM を用いて個人の行動特性を考慮した行動パターンを生成するためには高い計算コストが必要となり、これらの問題を解決するパターン生成手法が必要である。

人間が意図を持って行動するさいに触れる物体には行動特性が含まれていると考える。筆者らの研究プロジェクトでは、生活空間に存在する物体に単価の安い 13.56 MHz 帯 RFID タグを貼り付け、指輪型 RFID リーダを装着したユーザが接触した物体の履歴を行動履歴として個人が携帯する小型サーバに記録するユビキタス環境 Tagged World を提案している。取得された行動履歴と、ある意図を達成するために行動するユーザが頻繁に触れる物体で表現された行動パターンとを比較することでユーザの意図を推定することを考える。本稿では、各物体が持つ特定のふるまいへの影響度合いを評価し、あらかじめ個人の行動を認識するパターンを生成するための雛形を多数の人の行動履歴から生成する手法を提案する。本手法は確率推論モデルを用いており、以下のような特徴を持っている。

- 統計データから客観的に行動パターンを生成できる。
- 確率推論が必ず停止し、かつ、携帯小型サーバ上に格納可能なメモリ量の行動パターン雛形を生成できる。
- 個人の行動特性を反映するように行動パターンの雛形は洗練することができる。

以下、本稿では、2 章で行動を認識する環境について述べ、3 章で各物体が持つ影響値の算出手法、行動パターン雛形生成手法について述べる。4 章で個人の行動特性を反映する手法、5 章で提案手法の検証実験について述べ、6 章で評価、考察を行う。

2. 物体への接触による行動予測

2.1 Tagged World Project

人間は、行動するさいには何らかの物体へ触れるも



図 1 行動を推定する携帯型サーバ

Fig. 1 The wearable server to infer behaviors.

のであると仮定する。この仮定に基づき、ユーザの意図を推定するためにユーザが物体へ触れる履歴をユーザの行動履歴として記録する環境として Tagged World を提案する。

Tagged World とは、ユーザが物体に触れたことを認識するためにユーザが行動する空間内のあらゆる物体に 13.56 MHz 帯の近接型 RFID タグが貼られた空間である。Tagged World で生活するユーザはつねに指輪型 RFID リーダを装着する。Tagged World で利用する近接型 RFID システムは、認識距離が 2 cm ほどであるため、ユーザが触った物体を正確に記録できる。

多種多様なセンサをユーザの生活空間内に設置することで行動を認識する研究は、すでに行われている^{9),10)}。また、文献 11) では、実生活空間に存在するコップ、ホッチキス、椅子などに位置検出ビーコンなどを付加して物体をセンサ化することで人の日常活動を認識する試みがなされている。しかし、多種多様なセンサを用いてユーザの行動を認識するためには、高いコストを投じて環境を構築する必要がある。Tagged World においてユーザの行動を認識するために必要なセンサは、単価の安い 13.56 MHz 帯の RFID タグと図 1 に示すユーザが携帯する RFID リーダが接続された小型携帯サーバだけであるため既存研究に比べて安価に環境を構築することが可能である。

小型携帯サーバは、RFID リーダを通して日常生活でユーザが触れた物体への接触履歴を蓄積する。本稿では小型携帯サーバを Pocket Assistant と呼ぶ。ユーザは、それぞれが自分専用の Pocket Assistant を携帯する。Pocket Assistant は蓄積された物体への接触履歴を行動ログと解釈する。この行動ログと、特定の意図を達成するための行動をとるときにユーザが頻繁に触る物体を表現した行動パターンとを比較すること

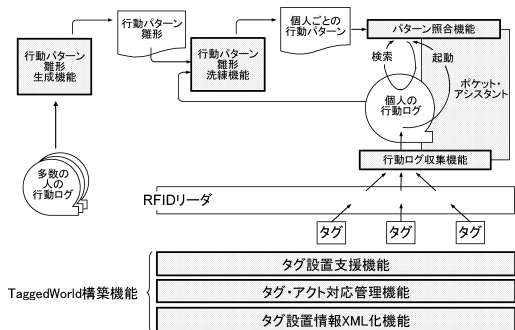


図 2 機能モデル図

Fig. 2 Function model to detect a behavior.

によりユーザの行動の意図を推定する。

著者らは、ユーザがサービスを必要とするのは、外出や就寝など、自身のモードが切り替わる前であると考えている。いま、ユーザが外出するさいにガス元栓を閉め忘れていたとしよう。家の外に出てから閉め忘れを通知されると、家の中に戻るのに労力を要するため、ユーザは腹を立てるであろう。モードが変わる前にそこに至るふるまいからユーザの意図を推定できれば、以下のようなサービスをユーザから要求されることなく先行的に提供できる。

- 実施すべきであるができていないことへの注意を喚起する。
- ユーザの行動空間の内外の機器や情報を管理するサーバに意図を伝えることで、ユーザが実施すべきことを代行する。

たとえば Tagged World は、外出前に決まって実施されるふるまいを検知し外出しようとしているユーザの意図を推定できれば、ユーザに元栓の閉め忘れを警告したうえで、ユーザの手を煩わせることなく元栓を閉める。これ以外にも、ユーザの居住階にエレベータをあらかじめ呼び出しておいたり、最寄り駅までの道路の混雑状況を交通情報を管理するサーバに問い合わせさせてユーザに通知してくれたりする。このようなサービスは、快適性を向上させ、危険の芽を事前に摘んでユーザに安心と安全を提供する。

2.2 行動検知アルゴリズム

図 2 を基にユーザの意図を推定するアルゴリズムを述べる。ユーザが物体に触れると、Pocket Assistant 内の行動ログ収集機能が RFID リーダを使って物体に張られた RFID タグの固有タグ ID を読み取る。Tagged World 構築機能を用いてサービス提供者により作成された物体とタグの対応表を用いて Pocket Assistant は、ユーザが触れた物体を同定し、物体への接触履歴をユーザの行動ログとして記録する。

ユーザの行動から意図を推定するための行動パターンは、行動パターン雛形生成機能により生成され、行動パターン洗練機能を用いて個別化される。行動パターン雛形生成機能は、あらかじめ、多数の人の行動ログから行動パターン雛形を作成しておく。しかし、行動パターン雛形は多数の人の行動ログから生成されているため、個人の癖や習慣といった行動特性を反映していない。そこで、各ユーザが Pocket Assistant を手に入れ使いはじめてから行動パターン洗練機能が、ユーザ個人の日常の行動ログを用いて行動パターン雛形を個人ごとの行動特性を反映した行動パターンに個別化する。

ここで、行動ログ収集機能とパターン照合機能はユーザが日常生活を送る間すなわち一般ユーザでは日中、つねに動作するものであるが、行動パターン洗練機能は、ユーザが活動していない間、すなわち一般には夜間動作するものである。

パターン照合機能は、収集される行動ログと行動パターンを照合する。ユーザが物体に触れるたびに詳細なパターン照合を行うことは、Pocket Assistant の電源容量に限りがあるために非現実的である。そこで、パターン照合機能を 2 段階の照合機構で構成する。第 1 段階は、確率推論手法による照合である。第 2 段階は、ユーザが触れる物体の順序に着目した順序対照合である¹²⁾。前者は順序対照合の対象となる事象を削減することを目的としている。順序対照合では、行動ログ内において、ある物体から別の物体に触ったときに、2 つの物体を順序対としてとらえる。特定のふるまい時に頻発する順序対を順序対照合のための行動パターンとして登録しておく。行動パターンに登録された順序対が行動ログ内で発生する回数あらかじめ定められた閾値を超えれば、対象となるふるまいが発生したと見なされる。照合の対象となる順序対は、行動ログ内で隣りあっている物体に限らない。これは人間の行動において特徴ある順序は行動ログ内の離れた物体の対にも起こるからである。

誤った行動の認識に基づいてサービスが提供されるとユーザはストレスを強く感じる。確率推論手法だけで、行動を検知するのは不確定すぎる。著者らが実施した予備実験では、外出の行動 100 件、外出時とよく似たものに触る外出以外の行動 62 件の行動ログに対して確率推論手法がこれらを正しく認識した確率は 80%程度にとどまる。これは、外出した事例をすべて検知しようとする、外出以外の事例も外出と判断してしまうことが多いことを示している。これに対し、順序対照合の認識率は 95%以上になった¹²⁾。

一方、順序対照合はログ内で総当たりで実施され、その負荷は大きい。100 MHz SH4 を CPU とし主記憶のみから構成される、Linux を OS とする携帯型計算機を用いた場合、30 個の外出時の行動ログから計算した処理時間は、確率推論手法による照合が 43.1 msec で、順序対照合は 822 msec であった。また、物体接触の発生間隔は平均で 3,510 msec、最短で 722 msec であった。Pocket Assistant 上の処理は、次の接触発生までに必ず照合処理が終了しなければならないという厳しい締切を持った実時間処理ではない。照合中に新たな接触が発生すれば、その処理は遅延されてもよい。しかし、正確な認識のために接触発生のたびに重い順序対照合処理を実施すると、接触が短い間隔で頻発した場合、遅延が積算されてしまう。さらに、負荷の高い順序対照合はバッテリーの電力を著しく消耗してしまうという問題もある。小型携帯サーバである Pocket Assistant うえでの実時間で行動認識の実行負荷を軽減するうえで確率推論手法は欠かせず、また、高い認識率を得るために順序対照合は必須である。

2.3 確率推論手法

人間は、1 つ 1 つの動作を積み重ねることで行動の意図を達成する。たとえば、外出しようという意図は、「携帯物を用意する」、「各種電化製品の電源を切る」、「玄関のドアを開ける」などの動作で達成される。この意図と動作の間には依存関係が存在するとし、その依存関係を Bayesian Network で表現する¹³⁾。

起こりうる各事象の確信度を確率で評価するための、事象間の複雑な依存関係を表すためにグラフ構造を利用する。依存関係のある事象をノードとしてその間を条件付き確率が関連付けられた有向リンクで結ぶ。すべての事象間の確率的依存関係が、リンクをたどったパスが循環しない非循環有向グラフで表される確率モデルが Bayesian Network (以降、BN) である¹⁴⁾。各ノードは、親ノードに関する条件付き確率を各セルの値とする条件付き確率表 (Conditional Probability Table, 以降、CPT) を持っている。事象発生の有無を示す事例の集合が新たに与えられたとき、BN は CPT の各セル値を更新することによりこれら事例を反映した確率推論ができるように学習する。

BN を利用して事象の確率分布を推定するとき、そのネットワーク構造が推定結果に大きく影響する。統計データから自動的にネットワーク構造を導出する手法として K2 アルゴリズムがよく知られているが、K2 アルゴリズムは、各ノードの親候補を選択するさいに総当たりでノードからノードへの依存度合いを示す指標を統計処理により計算し、その値がある閾値以上に

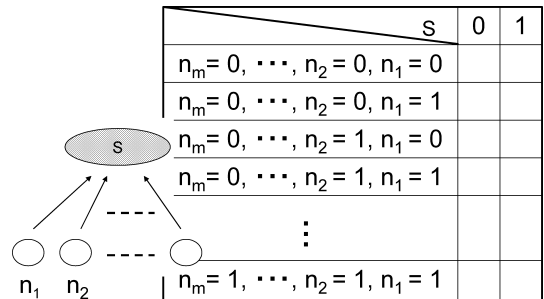


図 3 各ノードの条件付き確率表

Fig. 3 Conditional probability table.

なったノードを当該ノードの親ノードとして採用するため、構造決定に多大な計算コストが必要となる。さらに BN 中に循環パスが発生する危険性と必要メモリが膨大になるという問題がある。循環パスがあると確率推論は停止しない。各ノードが事象発生の有無を表現しているとしよう。図 3 に示すように 1 つのノードに m 個の親ノードがつながっているとき、このノードの CPT は 2^m 行 2 列の大きさを持つ。よって親ノードの数が大きくなると膨大なメモリを必要とする。

携帯型小型サーバである Pocket Assistant にはメモリ容量に制約がある。既存手法が持つパターン生成に必要な計算コストの問題と Pocket Assistant に格納するさいのメモリ制約問題を解決するパターン生成手法が必要である。

3. 確率推論ネットワークの構造決定

3.1 決定手法の意義

人間は、癖や習慣といった行動特性を持っているため同じ意図を達成する場合であっても、行う動作は個人ごとに多種多様である。そのため、照合対象となるすべてのユーザに対応できる行動パターンをあらかじめ作成しておくことは事実上不可能である。

本手法では、多数の人の行動ログを用いて行動パターンの雛形を生成し、それを個人の行動ログと BN の学習機能を用い行動特性を反映した行動パターンに洗練する。BN の構造を決定する計算コストは、CPT を学習するコストよりもはるかに大きい。K2 アルゴリズムはノード間の依存関係の意味を考慮しない。よって、生成した BN の中には循環パスが頻繁に発生する。このような場合には、BN で表現しようとしている問題を熟知した専門家が BN 内のリンクの意味を調べて、問題の性質上、不必要と思われるリンクを切断しなければならない。種々のふるまいに対する BN 構築時には専門家はこの手間に悩まされることになる。よって本手法では、個々のユーザが Pocket Assistant

を使用する前の雛形生成段階で BN の構造を決定しておき、個々のユーザが使用する洗練段階でノードに関係づけられた CPT を更新する。

本稿では、メモリ制約を満たす BN の構造を、雛形生成段階で決定する手法を提案する。本手法は、BN 構造に制約を置くことにより、計算コストと手間の双方を抑えることができる。

3.2 物体の行動への影響度合い

ユーザが触れるすべての物体を行動パターンを表現する事象として扱うことは、計算時間およびメモリ量の観点から避けるべきである。対象となる意図ごとに事象となる物体を選別することで行動パターン生成時の探索範囲を制限することができる。行動パターンを構成する各事象は、意図の推定精度に大きく影響するため収集データより客観的に選出されることが望ましい。

BN を構成するノードとなる物体を選別するために、人間は達成する意図ごとに触れる物体が異なる点に着目する。たとえば、「財布」は、出勤や買い物といった意図を達成するさいには頻繁に触れるが、料理や掃除といった意図を達成するさいに触れる頻度は低い。そこで、物体の持つ特定の意図への影響度合いを示す値を算出し、その値を用いて BN を構成するノードを自動的に選別する手法を提案する。

各物体が持つ影響度合いを示す指標を影響値 (Effect Point of an Object, 以降、EPO) とする。EPO は $count(x)$ を x の出現事象をカウントする関数とし、下記の式によって算出される。

$$EPO(Behavior) = \frac{count(object = 1)}{count(Behavior = 1)} - \frac{count(object = 1)}{count(Behavior = 0)}$$

この式の第 1 項は、推定目的となる意図を持って人間がふるまったさいに特定の物体に触れた割合を示し、第 2 項は目的以外の意図を持って人間がふるまったさいに当該物体に被験者が触れた割合を示す。図 4 は、ある被験者について外出を目的とする意図に設定して外出、帰宅、来客の行動ログから Tagged World に存在する各物体が持つ EPO を求め、降順に並べ替えたグラフである。図 4 が示すように EPO が高い物体は、目的の意図を達成するための動作を行うときには頻繁に触れ、かつ目的とする意図以外の場合には触れる頻度が低い物体である。EPO で降順に並べ替えたときに上位に位置する物体を、BN を構成する有効なノードとして選出する。

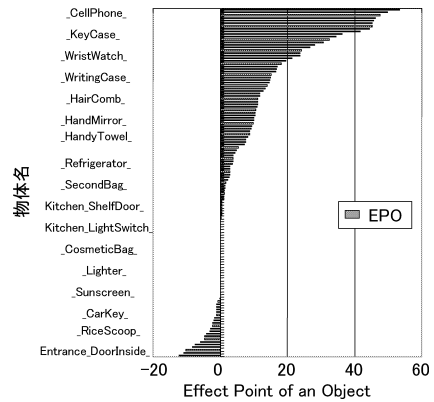


図 4 外出時の EPO グラフ

Fig. 4 EPO for going outside.

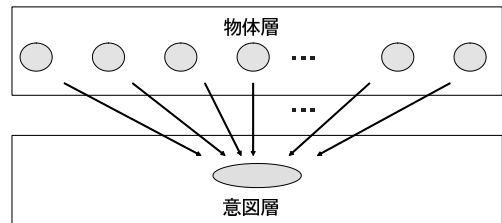


図 5 2 階層の確率推論ネットワーク

Fig. 5 Probability inference network of two layers.

3.3 3 階層によるふるまいの表現

行動パターンの雛形となる BN は、のちに多様なユーザの習慣やくせを表現できるように、多くの物体をノードとして取り込んだものであることが望ましい。しかし、文献 13) で提案される K2 アルゴリズムを用いた手法では、10 個以上の事象を用いた BN を構築する場合、ネットワーク構造が非常に複雑になり多数の循環パスが出現する可能性がある。その場合、BN を用いた確率計算が停止しない。さらに 1 つのノードに多数の親ノードがつながると、その BN は Pocket Assistant に格納できないほどの多大なメモリ量を必要とするものになってしまう。

そこで、ネットワーク構造に制限を加えることとする。本稿で用いる BN は、ネットワーク構造に制限を加えているため一般的な BN とは異なる。よって、このネットワークを以降、確率推論ネットワークと呼ぶ。

循環パスが発生せず人間の恣意が入ることのない構造を持つものとして図 5 に示す確率推論ネットワークが考えられる。これは、家庭内に存在する物体と目的とする意図の依存関係を単純な 2 階層で表現したものである。しかし、図 5 のように 1 つのノードが多数の親ノードを持つ場合 1 つの確率推論ネットワークが持つメモリ量が増大する可能性がある。

図 6 は、文献 15) で提案されたモデル化手法（以降、行動モデル化手法）に基づいた、外出のふるまいを検知するためのネットワーク構造の一例を示している。文献 15) は、人間の行動を以下の 3 階層で表現している。

- アクト：ユーザが物体へ接触することによりセンシング可能な人間の行いの最小単位
- アクション：目的を達成するために実施するアクトの、半順序を持つ並び
- ふるまい：特定状況で習慣的に行うアクションの集合体

接触される物体をアクトと対応付け、行動モデル化手法に基づき確率推論ネットワークを構築する。各アクションの生起確率はアクションを構成する各アクトの生起確率に依存するとし、指定されたふるまいは構成する各アクションの生起確率に依存するとする。

アクションを構成するアクトやふるまいを構成するアクションは個人によって変化するが、候補となる構成要素を客観的に列挙しておくことは可能である。よって生成される確率推論ネットワークの構造に恣意が入り込むことを極力防ぐことができる。さらに、アクションやふるまいを構成する要素数も抑えられ、メ

モリ制約問題も解決できると考えられる。よって、本提案では、行動モデル化手法に基づく 3 層構造の確率推論ネットワークを考える。さらに、本稿では、これまで推定対象をユーザが行う行動の意図と述べてきたが行動モデル化手法と整合を保つため、これ以降は推定対象をふるまいとする。

3.4 構造決定手法

行動モデル化手法に基づいて確率推論ネットワークを構築するさいの行動パターン雛形生成機能は、図 7 に示す 4 機構より構成される。

- アクト選出機構
- アクション抽出機構
- アクション選出機構
- ネットワーク構造決定機構

アクト選出機構は、アクト、ふるまい間の依存関係を抽出する。Tagged World 構築機能より出力された Tagged World 内に存在する物体のリストファイルと多数の人の行動ログを基に各物体の EPO を算出する。算出された EPO の降順に物体名を並べ替えたときに上位に位置する物体をアクトとして採用することで、ふるまいとアクトの依存関係が抽出され、3 階層の確率推論ネットワークを構成するアクトの候補となる集合が選出される。

Tagged World 内に存在する物体にはあらかじめ Tagged World 構築機能により、いかなるアクションを検出するために当該物体に RFID タグが貼られているかが理由づけされている。たとえば物体「靴」には「靴をはく」、「靴を脱ぐ」、「靴をみがく」といったアクションが関係づけられている。アクト選出機構より出力された候補となるアクトに対応する物体に関係づけられたアクションの集合をアクションの候補集合としてアクション抽出機構が抽出する。

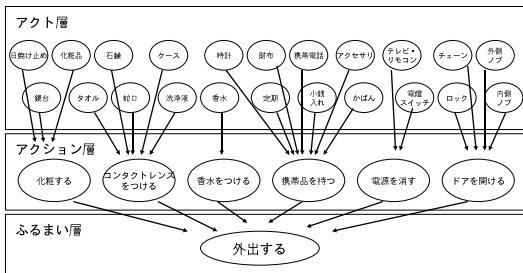


図 6 3 階層の確率推論ネットワーク

Fig. 6 Probability inference network of three layers.

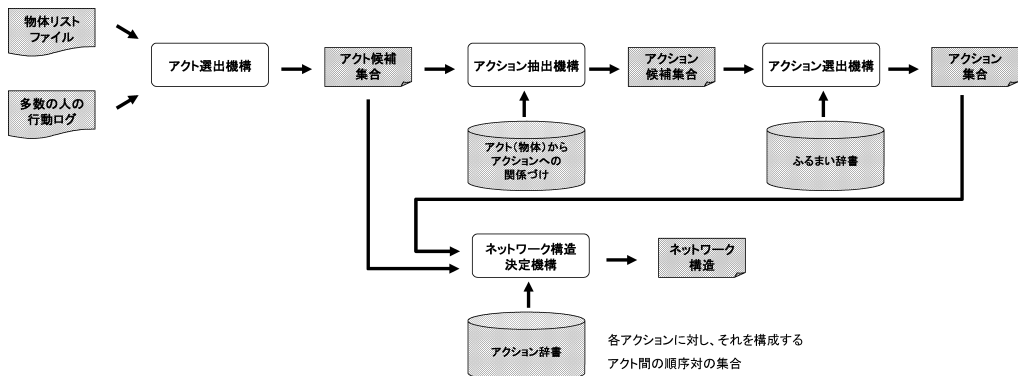


図 7 行動パターン雛形生成機能

Fig. 7 Function to generate prototypes of behavioral patterns.

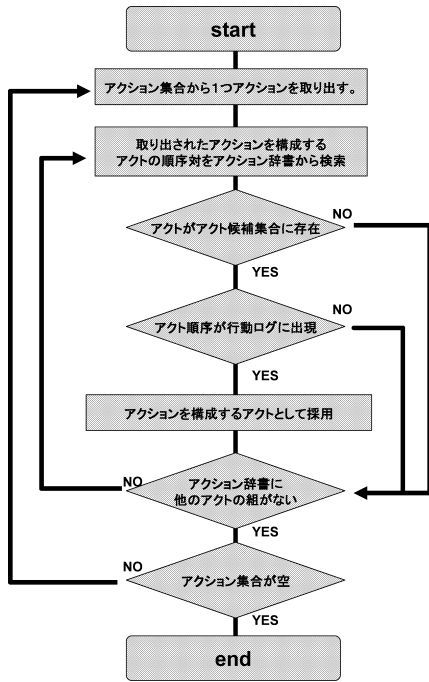


図 8 構造決定アルゴリズム

Fig. 8 An algorithm of constructing the structure.

先の例の場合「靴」に触れるというアクトから抽出されたアクション候補に「靴をはく」と「靴を脱ぐ」, 「靴をみがく」が含まれる。しかし、目的とするふるまいが外出の場合「靴を脱ぐ」は外出というふるまいを構成するアクションとしてふさわしくない。

抽出されたアクション候補集合に含まれてしまう、目的とするふるまいを構成するアクションとしてふさわしくないものを除外するためにふるまい辞書を用いる。ふるまい辞書には、各ふるまいを構成する候補となるすべてのアクションが記載されているものとする。アクション選出機構は、入力されたアクション候補の中からふるまい辞書に記載されていないアクションを除外したものをアクション集合として出力する。

最後に、アクト候補集合とアクション集合を用いてふるまいを推定するための確率推論ネットワークの構造決定を行う。行動モデル化手法においてアクションは、半順序を持つアクトの並びととらえられる。アクション辞書には、アクションを構成するアクト間の順序対の集合が記載されている。

構造決定機能のアルゴリズムを図 8 に示す。入力されたアクション集合から 1 つアクションを取り出す。次に、アクション辞書から当該アクションを構成するアクトの順序対を 1 つ取り出す。アクト選出機能から出力されたアクト候補集合に取り出された順序対の

中のアクトが含まれているか否かをチェックする。次に、取り出されたアクトの順序対が多数の人の行動ログ内に順序どおりに出現するか否かをチェックする。取り出された順序対の中のアクトがアクト候補集合に含まれ、かつ行動ログに順序どおりに出現した場合には当該アクションを構成するアクトとして採用する。この処理を、各アクションが持つアクトの順序対すべてに行う。

アクト選出機構が実際に触れられた物体よりアクトの候補を取り出す。それらが含まれるアクションからアクション選出機構が、指定されたふるまいを構成するのにふさわしいものだけを選ぶ。さらに、ネットワーク構造決定機構が実施されたアクトの順序をもとに、アクションとそれを構成するアクトを決定する。以上よりふるまいを推定するための確率推論ネットワーク構造が構築される。

4. 個人の行動特性の反映

4.1 雛形における条件付き確率表

確率推論ネットワークを構成する各ノードは、自身の親ノードとの依存関係の度合いを表すための CPT を保持している。行動パターン雛形となる確率推論ネットワークの各ノードが持つ CPT は、多数の人の行動ログをもとに生成される。

行動パターン雛形生成機能において、3 章で提案される手法により得られたネットワーク構造の各ノードに対して、事象の発生の有無を多数の人の行動ログで調べる。これをもとに親ノードの事象の発生の有無の組に対応した各ノードの事象発生の有無の条件付き確率を求め CPT を作成する。各ノードが持つ CPT が設定された確率推論ネットワークが行動パターン雛形として用いられる。

4.2 条件付き確率表の洗練

人間の持つ癖や習慣といった行動特性を考慮してふるまいを推定するためには、行動パターン雛形を個人用に洗練する必要がある。そこで、確率推論ネットワークを構成する各ノードが持つ CPT を個人の行動特性を反映したものに洗練する。

内蔵バッテリーから電力を供給されて稼動している Pocket Assistant は、一定期間が経過すると充電してもらうという用法を本手法では想定している。この充電時に Pocket Assistant は、日常の行動ログを基に確率推論ネットワークの CPT 再計算を行う。この操作を繰り返し行うことでユーザが Tagged World 内で生活する間、徐々に確率推論ネットワーク内の各ノード間の依存関係を通して個人の行動特性を反映させる。

5. 実 験

5.1 実験環境

本稿で提案する手法の検証実験を行うために図9に示すマンションの一室を想定した実験室を構築した。実験室内には写真に示すリビングのほかにガスコンロ、シンク、冷蔵庫など家庭用電化製品を設置したキッチンや靴箱、実際のドアが設置された玄関および、トイレのスペースがある。被験者は、この実験室で自宅と同様の生活を再現することが可能である。

実験室内に設置された家庭用電気製品や照明のスイッチ、カバン、携帯電話、財布などユーザが生活するさいに触れる物体には近接型 RFID タグが貼り付けられている。被験者は、Pocket Assistant をウエストバックに入れ RFID リーダのアンテナを右手の指に固定した状態で実験を行う。被験者が物体に触れたさいには、RFID リーダが読み取った RFID タグの ID 番号とそのときのタイムスタンプが Pocket Assistant 内の記憶領域に書き込まれる。

本実験では構造が決定された確率推論ネットワークの CPT 計算には、ベイジアンネットワーク構築支援環境 BayoNet¹⁶⁾ を用いた。

5.2 実験内容

実験を行う前に、推定対象となるふるまいを決定するため、年齢 20 代の男性 17 人、女性 4 人に対して日常生活で行うふるまいとそのさいに触れる物体を記録するアンケートを実施した。アンケートの結果、推定対象のふるまいとして「外出」が選択された。その理由として外出は、持ち物の種類や準備の順番、趣向、性別などによって個人ごとに異なる動作を多く含むこと、外出を推定することによって提供できるサービスが多いことがあげられる。

推定結果の評価のために外出とは異なるふるまいを



図9 Tagged World 実験室

Fig.9 Experimental room for Tagged World.

行ったときの誤認識率を示す必要がある。比較対象として外出と似通ったものに触れる「来客」と「帰宅」の行動ログを収集した。RFID タグを貼り付ける物体は、被験者に対して先に行ったアンケートより選出した。行動パターン雛形を生成するために必要な多数の人の行動ログを年齢 20 代の男性 8 人、女性 2 人から取得した。収集された行動ログは、外出 210 件、帰宅 49 件、来客 50 件である。

生成された行動パターン雛形の認識精度を評価するために行動パターン雛形のもとになる行動ログを取得した被験者以外の年齢 20 代の男性 4 人、女性 1 人から行動ログを取得した。収集された行動ログは、外出 100 件、帰宅 25 件、来客 25 件である。また、外出と触れる物体がまったく異なる料理 6 件、入浴 6 件も取得した。実験室に存在する 129 個の物体を取得対象とし、約 1,000 枚の RFID タグを物体に貼り付けた。

6. 評 価

6.1 パターン生成手法評価

取得された行動ログを用いて実験室に存在する各物体の EPO を算出し、本稿で提案する雛形生成機能で生成された行動パターンを評価した。提案手法の有効性を検証するために、文献 13) で用いられる K2 アルゴリズムおよび 3.3 節で述べた 2 階層の構造決定手法を対象とし、確率推論ネットワークが持つメモリ量と認識率を比較した。

確率推論ネットワークを構成するノードは各ノードの EPO を降順に並べ替えた上位に位置する物体とする。今回は、構造決定手法の有効性を検証することが主たる目的であるため、考慮するノード数ごとに確率推論ネットワークを生成した。

K2 アルゴリズムを用いて確率推論ネットワークを生成したさい、考慮するノード数が 2 つの時点で循環バスが発生した。また、考慮するノード数を増やすとより多数の循環バスが発生したため、K2 アルゴリズムは評価の対象から除外した。

考慮するノード数ごとに生成された 2 階層および 3 階層の確率推論ネットワークが持つメモリ量の遷移を図 10 に示す。2 階層のネットワーク構造は考慮するノード数に応じて急激にメモリ量が增大した。それに比べて 3 階層のネットワーク構造は、考慮するノード数とともにメモリ量は増大するが、その傾きは明らかに緩やかである。仮に、Pocket Assistant に格納できる 1 つの行動パターン雛形が持つメモリ量の上限を 500 KB と設定すると、2 階層の確率推論ネットワークが考慮できる物体が 13 個以下であるのに対し、3

階層の確率推論ネットワークは 52 個の物体を考慮することができる。これにより、メモリ制限を解決するうえで提案手法が有効であることが示された。

6.2 個人ごとへの洗練機能評価

3 階層の確率推論ネットワークによる認識率を評価した。被験者のふるまいを認識するためには、ふるまい層ノードの確率値に対して閾値を設定する必要がある。今回は、当該ノードが持つ初期確率を閾値とし、評価を行った。この初期確率は、5.2 節において説明した方法で収集した行動ログを用いて生成される行動パターン雛型における確率推論ネットワークが出力する確率である。図 11 は提案手法に基づいて生成した行動パターン雛型を用いて被験者のふるまいを推定した結果である。図 11 において外出の認識率とは、被験者が外出したさいに当該ノードが示す確率値が閾値を

超えた割合、すなわち、外出したときに外出したと判定された割合である。外出以外の認識率は、当該ノードの確率値が閾値を超えなかった割合、すなわち、外出していないときに外出と判定されなかった割合である。さらに、全体の認識率とは、実際に外出したときに外出と判定し、外出していないときに外出と判定しない割合である。

考慮した物体が 20 個以下の場合には、ふるまい層ノードの生起確率がアクト層に位置する各ノードの生起確率に強く依存している。よって、被験者がアクト層に含まれる物体に少しでも触れるとふるまい層ノードの確率値が閾値以上となるため外出の 90%以上を認識することができた。しかし、外出以外の多くのふるまいにおいても閾値以上となった。また、考慮する物体を増加させると 22 個を境に外出の認識率が低下し、外出以外の認識率が上昇した。行動パターン雛型は、多数の人の行動ログから算出された EPO をもとにアクトとして採用する物体を選出している。そのため考慮する物体数の増加にとともに、ある被験者に対してはふるまい層ノードの確率値が上昇することを妨げるノードが追加されたことが考えられる。しかし、行動パターン雛型に含まれない物体はふるまい推定時に考慮されないため可能な限り多くの物体が行動パターン雛型に含まれることが望ましい。

図 12 は、22 個以上の物体を考慮して生成された行動パターン雛型を個人の行動ログを用いて CPT を再計算した確率推論ネットワークが示す認識率の遷移である。図 12 において考慮する物体が 45 個の場合において外出以外の認識率が急激に低下している。この原因は、今回の被験者において、多数の人から算出した EPO に基づき新たに追加された物体を外出以外

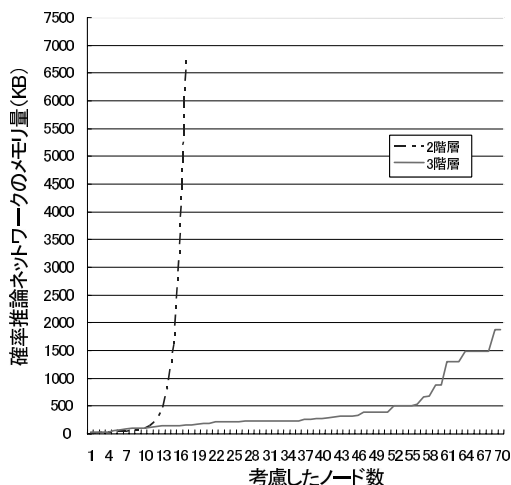


図 10 確率推論ネットワークのメモリ量

Fig. 10 Memory size of probability inference network.

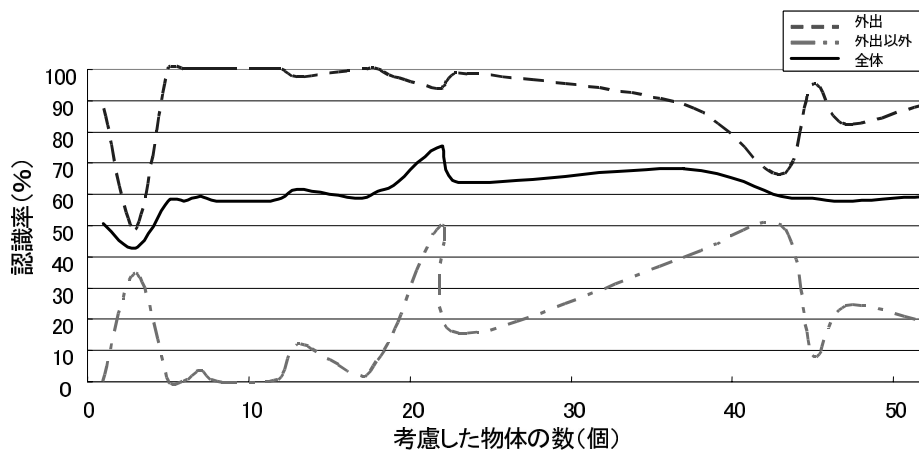


図 11 確率推論ネットワークの認識率

Fig. 11 Recognition rate of probability inference network.

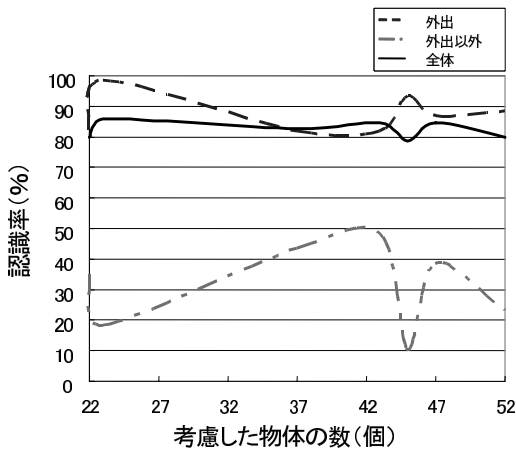


図 12 洗練結果

Fig. 12 Result of refinement.

のふるまい時に触れる件数が多かったことと考えられる。図 12 より個人の行動ログを用いて CPT の再計算を行うことで外出の認識率が向上し、80%以下を示すことはなかった。これにより、個人の行動ログから CPT を再計算し、行動パターンを個人用に洗練することでふるまいの認識率が向上することが示された。

外出以外にも別実験で、帰宅、就寝、起床のそれぞれの確率推論ネットワークを個人の行動ログで洗練した。その結果、目的のふるまいをとった場合の認識率はいずれも外出と同様に 80%以上となっている。

考慮する物体を選定するさいに用いる EPO 閾値は、考慮する物体の最適な数を決定する重要なパラメータである。図 12 が示すように考慮した物体の数は認識率に大きな影響を及ぼす。EPO 閾値を客観的に設定する手法を追及することは今度の課題である。

6.3 実用性の評価

ふるまい認識の実用性を評価するうえでは、人間がとる多様性を含んだふるまいを高い精度で認識できることが鍵となる。

確率推論ネットワークによる照合では、実際に目的のふるまいをとったときにそのふるまいをとったと判定され、目的以外のふるまいをとったときにとったとは判定されない認識率の下限は 80%となっている。この認識率は、一見、高くないように思えるかもしれないが、2.2 節で述べたように、確率推論ネットワークによる照合は順序照合の対象となる行動ログを削減することを目的としている。目的のふるまいをすべて含み、目的以外のふるまいをできるだけ多く除外することが確率推論ネットワークによる照合の役割である。確率推論ネットワークによる照合の閾値を、目的のふるまいをとった過去の行動ログに対し確率推論ネット

ワークが出力した最小確率に設定すれば、この役割が果たせる。順序照合の対象となる行動ログは、確率推論ネットワークによる照合で選別されており、その行動ログを順序照合で認識した場合、95%以上の高い確率でふるまいを検知できている¹²⁾。確率推論ネットワークによる照合とその 19.1 倍の重い負荷を持つ順序照合の組合せは、計算資源の限られた Pocket Assistant 上で問題なく連続稼働している。確率推論ネットワークによる照合の認識率はその役割を果たすうえで十分であると考えられる。

文献 7) では、映像から人の非日常的行動を検知するため、HMM を用いて、人の行動を認識・学習しようとしている。文献 6) は、Tagged World と同様に RFID で獲得された行動履歴を Bayesian Network を用いて推論することを試みている。これらで報告されている行動の認識率は提案手法と同等のものである。しかし、文献 7) では、画像処理によって人の位置や向きを認識し、行動パターンを抽出・学習しているため、もし部屋内の家具の位置などが変わった場合には、それまでに学習した行動パターンの多くは無効になってしまうと考えられる。文献 6) は、料理のレシピなど自由度の少ない定型化された行動が認識の対象であり、さらに、個人の癖までは考慮していない。一般的な人間の行動には、環境の変化、個人差など多くの多様性が含まれる。Tagged World では、ユーザが触れた物体が何であるかを RFID 技術で直接獲得しており、行動認識に対して、部屋のレイアウトが与える影響は少ない。さらに、個人の行動ログを用いた洗練によって、個人の習慣や癖を行動パターンに反映できる。よって Tagged World は、多様性を含むふるまいを高い精度で認識することができる。

7. おわりに

近接型 RFID タグを生活空間に存在する物体に貼り付け、指輪型 RFID リーダが接続された個人用の小型サーバを携帯する空間 Tagged World において、人間が意図を持って行動するさいに触れる物体に着目した行動パターンの生成手法を提案した。

多数の人の行動ログから各物体が特定のふるまいに及ぼす影響度合いを示す指標の算出手法を提案した。算出された各物体の影響度合いをもとに個人の行動特性を考慮するために多数の人の行動ログから行動パターンの雛形を生成し、個人の行動ログを用いて生成された雛形を個人用に洗練する手法を提案した。

本提案手法の有効性を検証するためにマンションの一室を想定した Tagged World 実験室において評価実

験を行った．提案アルゴリズムは携帯型計算機に搭載するに十分小さなサイズの行動パターンを生成した．多数の人の行動ログから作成された雑形を個人の行動ログで洗練した結果，80%以上の場合において被験者の目的とする意図を推定できることが判明した．今後は，考慮する物体の数を適切に設定する手法を明らかにするとともにより多くの実験データを取得し，提案手法の有効性を高める．

参 考 文 献

- 1) Dey, A.K. and Abowd, G.D.: CybreMinder: A Context — Aware System for Supporting Reminders, *HCU 2000*, pp.172–186 (2000).
- 2) Kidd, C.D., Orr, R., Abowd, G.D., Atkeson, C.G., Essa, I.A., MacIntyre, B., Mynatt, E., Starner, T.E. and Newstetter, W.: The Aware Home: A Living Laboratory for Ubiquitous Computing Research, *Proc. CoBuild'99*, pp.191–198 (1999).
- 3) Grimm, M., Tazari, M.-R. and Balfanz, D.D.: Towards a Framework for Mobile Knowledge Management, *Proc. 4th International Conference on Practical Aspects of Knowledge Management*, pp.326–338 (2002).
- 4) Mantyjarvi, J., Himberg, J., Kangas, P., Tuomela, U. and Huuskonen, P.: Sensor Signal Data Set for Exploring Context Recognition of Mobile Devices, *Workshop 'Benchmarks and a database for context recognition' in conjunction with the 2nd Int. Conf. on Pervasive Computing*, pp.18–23 (2004).
- 5) Korpipää, P., Koskinen, M., Peltola, J., Mäkelä, S.-M. and Seppänen, T.: Bayesian approach to sensor-based context awareness, *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.7, No.2, pp.113–124 (2003).
- 6) Perkowski, M., Philipose, M., Patterson, D.J. and Fishkin, K.: Mining Models of Human Activities from the Web, *Proc. 13th international conference on World Wide Web*, pp.573–582 (2004).
- 7) 青木茂樹, 大西正輝, 小島篤博, 福永邦雄: HMMによる行動パターンの認識, 電子情報通信学会論文誌 (D-2), Vol.J85-D-2, No.7, pp.1265–1270 (2002).
- 8) 美濃導彦: ユビキタスホームにおける生活支援, 人工知能学会誌, Vol.20, No.5, pp.579–586 (2005).
- 9) Mori, T., Noguchi, H., Takada, A. and Sato, T.: Sensing Room: Distributed Sensor Environment for Measurement of Human Daily Behavior, *1st International Workshop on Networked Sensing Systems (INSS2004)*, pp.40–43 (2004).
- 10) Cook, D.J., Youngblood, M., III, E.O.H., Gopalratnam, K., Rao, S., Litvin, A. and Khawaja, F.: MavHome: An Agent-Based Smart Home, *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp.521–524 (2003).
- 11) 西田佳史, 相澤洋志, 堀 俊夫, 柿倉正義: 超音波センサを用いた対象物体のセンサ化に基づく人の日常行動の認識, ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 講演論文集, pp.1A1–J07 (2002).
- 12) 山原裕之, 藤原聡子, 野口豊司, 島川博光: アクセスオブジェクトの順序対に着目したふるまい検知, 電子情報通信学会/情報処理学会情報科学技術レターズ, Vol.5, pp.45–48 (2006).
- 13) Kaede, S., Yamahara, H., Azuma, S. and Shimakawa, H.: Context Aware Operation Reproduction for Safety Driving, *11th International Conference on Human-Computer Interaction* (2005).
- 14) 本村陽一: Bayesian Network Softwares, 人工知能学会誌, Vol.17, No.5, pp.559–565 (2002).
- 15) 藤原聡子, 島川博光: RFID アクセス履歴を用いた行動パターンのモデル化, 情報科学技術フォーラム (FIT2005), pp.35–36 (2005).
- 16) 株式会社数理システム: BayoNet. <http://www.msi.co.jp/BAYONET/>
(平成 18 年 4 月 10 日受付)
(平成 18 年 12 月 7 日採録)



楓 仁志 (正会員)

昭和 56 年生．平成 16 年立命館大学理工学部情報学科卒業．平成 18 年同大学大学院理工学研究科博士前期課程修了．同年三菱電機 (株) 入社．現在, 情報技術総合研究所にてユビキタス環境, データベースシステムの研究開発に従事．



山原 裕之 (学生会員)

昭和 57 年生．平成 16 年立命館大学理工学部情報学科卒業．平成 18 年同大学大学院理工学研究科博士前期課程修了．現在, 同大学大学院理工学研究科博士後期課程在学中．ユビキタスコンピューティングの研究に従事．



野口 豊司

昭和 52 年生．平成 12 年東北大学工学部機械・知能系量子エネルギー工学科卒業．平成 14 年同大学大学院博士課程工学研究科中途退学．同年(株)内田洋行次世代ソリューション

開発センター入社．同社で会議室等のオフィス内におけるソリューションを提供しており，新規ソリューションの企画・研究開発に従事．



島田 幸廣

昭和 37 年生(株)日立製作所の教育機関にてソフトウェア工学を専攻．昭和 60 年京都大学工学部情報工学科研究生として画像処理に関する研究に従事．その後，システムソフトウェア，ユーザインタフェースに関する研究開発

に従事．現在(株)ゴビ代表取締役．



島川 博光(正会員)

昭和 36 年生．昭和 59 年京都大学工学部情報工学科卒業．昭和 61 年同大学大学院博士前期課程修了．同年三菱電機(株)入社．平成 11 年京都大学大学院博士後期課程修了．平成 14 年立命館大学理工学部情報学科教授．平成 16 年

より立命館大学情報理工学部情報システム学科教授．博士(工学)．データベース，プログラミング教育，ユビキタス環境の研究に従事．ACM，IEEE 各会員．