

人間の行為選好と信頼感に対応した
ホームエージェントの設計と
実効的評価に関する研究

高田 恵美

電気通信大学 大学院 情報システム学研究科

情報システム設計学専攻

博士（工学）の学位申請論文

2016年 3月

電気通信大学 大学院 情報システム学研究科
情報システム設計学専攻
博士（工学）の学位申請論文

博士論文審査委員会

主査	田野	俊一	教授
委員	多田	好克	教授
委員	南	泰浩	教授
委員	吉永	努	教授
委員	田中	健次	教授

著作権所有者

高田 恵美

2016 年

Study on home agent design for user preference and reliability and method for effectively evaluating home agents

Megumi Takada

Abstract

Until now, home appliances have been developed to improve convenience and usability in our lives. However, the number of multi-function appliances being used in the house has increased. Therefore, recently, home agents, which operate home appliances instead of users, have been suggested. Many pieces of research have been done on home agents who learn user's behavior patterns and operate the appliances on the basis of these patterns. Additionally, the agents are evaluated in an experimental environment, which is a house that has implemented a home agent system.

However, most home agents do not choose how to operate an appliance in consideration of the user, although these agents are tasked with operating the appliance for the user. Home agents operate appliance only from the observed behavior patterns of users. In addition, it is difficult for researchers to prepare such environments for long-term evaluation, although home agents should be evaluated in various experimental environments and for various users.

For this paper, we designed a home agent that takes user preference into account and that enabling a user to trust in the reliability of the agent, and an effective method for evaluating an agent. User preference means that a user not only wants home agents to operate the appliances but to also operate the appliances his or herself. Therefore, the agent needs to distinguish whether a user wants to operate an appliance by his or herself. Besides, the reliability of the agent means building reliability by enabling the user to evaluate the agent's operation performance. It is important to build reliability through by enabling the user to evaluate the agent's operation performance, because a home agent cannot correctly predict all users' appliance operations.

This thesis is comprised of several chapters. First, Chapter 1 describes the background of home agents and their evaluation methods. It is important for a home agent to choose how to operate an appliance in consideration of the user and to be evaluated in various experimental environments and for various users. We suggest

a home agent that takes user preference into account and that enabling a user to trust in the reliability of the agent, and an effective method for evaluating an agent.

We indicate three problems for the previous studies. One is that a user not only wants home agents to operate the appliances but to also operate the appliances his or herself. The second is that home agents do not consider the reliability of the agent from the user. The third is that the previous evaluation methods are limited. These experimental environments are developed for each home agent, and the number of research participants is very low.

Chapter 2 analyzes the three issues posed in Chapter 1.

Chapter 3 describes a method for presuming user preference. However, it is difficult for agents to determine what a user has in mind. Therefore, users need to order an agent to operate an appliance and entrust future operation to the agent. However, users are always guaranteed to order this because users may forget to do so or user may get sick of doing do. Therefore, we suggest a method for presuming user preference and show the application of this method to a home agent.

Chapter 4 describes how to advance and improve a method for building reliability. Pattie Maes suggested a method for building reliability. Users check the reason that an agent operates an appliance and change the criterion values to determine whether the agent should operate an appliance and that to determine whether the agent needs to announce the appliance operation to the user. However, users must continue to check this reason and change these values repeatedly. Therefore, we suggest the two things. First, we suggest multiple explanations for an operation and multiple reports after the agent operates an appliance. We generally change the way that explanations are given and the way reports are given afterward. Therefore, users can determine the accuracy of a predicted operation from these explanations and reports. Second, we adopt objective performance values for home agent operation. Users reduce the frequency of changing values. And we indicate a stepwise up down algorithm to adapt the criterion values to the objective performance values.

Chapter 5 suggests the effective home agent evaluation method with user behavior simulation. A simulation evaluation method can shorten the time of an experiment. However, we have to remake each simulator for each home agent. And the researcher decides the experimental conditions and user behavior; user behavior does not consist of his/her actions but standard actions the researcher assumed. Therefore, we suggest the two things. First, we focus on the elements of the common functions of home agents and design a common platform for home agent evaluation. Second, we suggest a questionnaire of users' actual home environments and behavior and a

user behavior simulation method based on the contents of the questionnaire and non-habitual actions.

Chapter 6 describes the verification experiments of the method for presuming user preference proposed in Chapter 3 and the advancing and improving method for building reliability proposed in Chapter 4 with our evaluation method proposed in Chapter 5.

Chapter 7 summarizes the results of this research.

As stated, we showed the importance considering user when using home agents. When an agent's algorithm becomes complicated, we effectively evaluate the agent with our evaluation method.

人間の行為選好と信頼感に対応したホームエージェントの設計と

実効的評価に関する研究

高田 恵美

概要

人間の生活の利便性や操作性などの向上を目的として、家庭で使われる機器（家電機器）が開発されてきた。一方、多機能な家電機器が住宅内にあふれ、住民（ユーザ）による操作量が増えてしまった。そこで、近年、ユーザに代わって家電操作を実行するホームエージェントが提案されている。従来のホームエージェントの研究では、主に「家電機器の状態、ユーザの状態、ユーザの行動履歴から、ユーザの行動パターンを学習し、家電機器を自動操作（操作代行）すること」を目指している。また、ホームエージェントによる操作代行は、実際にホームエージェントシステムを組み込んだ住宅を用意した実証実験が行われている。

しかし、ユーザのためにホームエージェントが操作代行を行うにも関わらず、ユーザ目線が欠けたホームエージェントが多い。ホームエージェントは学習した行動パターンに沿って一方的に操作代行を行い、ユーザの都合を無視している。また、ホームエージェントの評価では様々な被験者での実験が必要であるが、実験では実証実験の環境に被験者が数か月に渡って実際に住む必要があり、多くの評価実験が行えない。

本論文は、ホームエージェントによる操作代行に対するユーザの捉え方を重視し、ユーザの行為選好と信頼感に対応したホームエージェントの設計と実効的な評価方法を提案する。ユーザの行為選好とは、家電操作には、ユーザが操作代行を望む操作だけではなく、ユーザ自身の楽しみなどの理由により操作代行を望まない操作があるということである。そのため、ユーザ自身が楽しむための家電操作の存在に着目したホームエージェントの設計が必要である。また、ホームエージェントの操作代行の信頼性に対するユーザの信頼感とは、ホームエージェントの操作代行の性能をユーザが見極めることで、ホームエージェントへの信頼感を持つことにあたる。ホームエージェントはユーザの行動を完ぺきに予測することができないため、ホームエージェントによる操作代行に対してユーザが信頼感を抱くことは重要である。

本論文は以下のように構成されている。

まず第1章で本論文の目的を述べる。ホームエージェントが操作代行を行うときに、ユーザ目線を考慮することが重要であり、また、ホームエージェントを評価する際には様々な被験者で行うことが必要である。本論文では、ユーザ目線としてユーザの行為選好と信頼感に着目し、それらに対応したホームエージェントの設計を示し、さらにホームエージェントの実効的な評価方法を提案する。

本論文では、従来のホームエージェントに対して3つの問題点を示した。1つ目は、家電操作には、操作代行を望む操作だけではなく、ユーザ自身の楽しみなどの理由により操作代行を望まない操作があることに注意していなかったことである。2つ目はホームエージェントの操作代行の信頼性に対するユーザの信頼感を考慮していなかったことである。3つ目は評価実験に時間がかかることである。

第2章ではホームエージェントに関する研究について述べ、第1章で挙げた3つの問題点の分析を行う。

第3章では、1つ目の問題点に対して、ユーザ自身が楽しむための操作の存在に着目し、ユーザの行為選好の推測方法を提案する。ただし、ユーザの行為選好はユーザの考え方のため、ホームエージェントは知り得ない。そのため、ユーザが行為選好をホームエージェントに指示する必要があるが、ユーザが必ず行為選好を指示するとは限らない。そこで、ホームエージェントがユーザの行為選好を推測する方法を示す。さらに、ユーザの行為選好の推測方法については、ホームエージェントへの適用事例を示す。

第4章では、2つ目の問題点に対して、ホームエージェントに対するユーザの信頼性の醸成方法について述べる。従来研究では、ユーザがホームエージェントの性能を見極め、ユーザから指示を出すという過程を通じて信頼感を醸成していくことが提案されている。しかし、ユーザがホームエージェントの予測内容を監視する必要があった。そこで、従来よりもホームエージェントの性能理解とユーザからの指示を容易にするために、人間同士での対話をまねることと、客観的な指標を取り入れ、信頼感の醸成方法の高度化と効率化を示す。

第5章では、3つ目の問題点に対して、シミュレーションを用いた実効的な評価手法を提案する。評価実験にシミュレーションを用いることで、評価実験の短時間化ができる。しかし、シミュレーションでは実験者が想定できる典型ユーザでの評価になってしまう点とホームエージェントごとに評価環境を構築しなければならない点という問題があった。まず、被験者の多様性を拡大するためにアンケートに基づいたシミュレーションによる評価方法を示す。次に、一部の修正や追加によって評価環境を作成できるように、ホームエージェントの評価環境に必要な基本構造とする共通プラットフォームを示す。また、アンケートを取り入れることで様々な被験者で評価実験を行える評価方法を示す。

第6章では、第5章で提案した評価方法を用いて行った第3章で示したユーザの行為選好の推測方法と第4章で示したホームエージェントの信頼感の醸成方法の高度化

と効率化の検証について述べる.

第7章では, 本研究の成果をまとめ, 今後の展望を述べる.

以上のように, ユーザ目線を取り入れたホームエージェントの重要性を示し, 複雑化するホームエージェントを効率的に評価する手法を提供した.

目次

第 1 章	はじめに	1
1.1	本研究の背景と目的.....	1
1.2	本論文の構成.....	3
第 2 章	従来研究と問題点	5
2.1	概要.....	5
2.2	操作代行のユーザ意図への適応.....	9
2.2.1	ユーザの模倣による操作代行.....	9
2.2.2	状況に応じた代替操作の類推.....	10
2.3	ホームエージェントの信頼性.....	11
2.4	ホームエージェントの評価方法.....	17
2.4.1	実環境を用いた評価方法.....	18
2.4.2	シミュレーション環境を用いた評価方法.....	22
2.5	まとめ.....	24
第 3 章	ユーザの行為選好の推測方法	26
3.1	はじめに.....	26
3.2	ユーザの行為選好による家電操作の分類.....	26
3.2.1	ユーザ自身が楽しむための家電操作.....	26
3.2.2	ユーザが実行し忘れた家電操作.....	27
3.2.3	アプローチ.....	28
3.3	ユーザ自身が楽しむための家電操作の推測方法.....	29
3.4	実行し忘れたくない重要な家電操作の推測方法.....	30
3.5	適用事例.....	31
3.5.1	ホームエージェントアーキテクチャへの適用.....	31
3.5.2	予測とし忘れた家電操作を検出できる行動パターン.....	32
3.5.3	家電操作の予測方法とし忘れた家電操作の検出の方法.....	33
3.5.4	楽しみ度と重要度による家電操作の実行判定方法.....	35
3.5.5	楽しみ度と重要度の調整方法.....	36
3.6	まとめ.....	37
第 4 章	信頼感の醸成方法の高度化と効率化	39
4.1	はじめに.....	39
4.2	信頼感の醸成手法に関する従来研究.....	40
4.2.1	操作代行の実行判定方法.....	40
4.2.2	Do-it・Tell-me の 2 つのしきい値を用いた信頼感の醸成方法.....	41
4.2.3	問題点とアプローチ.....	42

4.3	人間をまねた対話方法.....	43
4.3.1	信頼感に適したホームエージェントの動作.....	43
4.3.2	作業確認における人間の対話分析.....	44
4.3.3	実行後の報告における人間の対話分析.....	44
4.3.4	説明と代行の多段化.....	45
4.4	客観的な指標を取り入れた信頼感の醸成	45
4.4.1	予測能力の定義.....	46
4.4.2	信頼感の醸成事例	46
4.4.3	人間をまねた対話方法への適用	47
4.5	加減アルゴリズムによるしきい値調整.....	48
4.5.1	一般的なしきい値調整方法	48
4.5.2	加減アルゴリズムのアーキテクチャ	49
4.5.3	しきい値の定常状態.....	49
4.5.4	各しきい値の加減値.....	50
4.6	加減アルゴリズムの評価実験	50
4.6.1	統計計算アルゴリズム	51
4.6.2	実験に用いる予測行動のデータセット.....	52
4.6.3	実験に用いる予測能力と加減アルゴリズムの加減値	53
4.6.4	実験 1：理想条件での評価.....	54
4.6.5	実験 2：実環境条件での評価	56
4.6.6	実験のまとめ	58
4.7	まとめ	59
第 5 章	シミュレーションを用いた実効的な評価方法.....	61
5.1	はじめに.....	61
5.2	シミュレーションによる従来の評価方法の問題点	61
5.3	アンケートを用いたシミュレーション	63
5.3.1	アンケートを取り入れたシミュレーションの全体構成.....	63
5.3.2	アンケートの全体設計	63
5.3.3	シミュレーション方法	66
5.4	共通プラットフォームを用いた評価方法	68
5.4.1	共通プラットフォーム	69
5.4.2	評価実験の実施手順.....	70
5.5	ホームエージェントの評価方法の検証.....	71
5.5.1	評価するホームエージェントの分析	71
5.5.2	アンケートの追加設計	72
5.5.3	シミュレータの追加設計.....	73

5.5.4	被験者へのアンケート実施	76
5.5.5	実験条件	77
5.5.6	シミュレータ実験の実施.....	78
5.5.7	実験結果の分析.....	78
5.5.8	評価方法の検証のまとめ.....	80
5.6	まとめ	80
第 6 章	シミュレーションを用いた実効的な評価方法による提案手法の検証	82
6.1	はじめに.....	82
6.2	実験 1：楽しみ度の推測による操作代行への回避性能.....	82
6.2.1	実験方法	83
6.2.2	実験条件	84
6.2.3	実験結果	84
6.3	実験 2：重要度の推測による忘れたくない重要な家電操作への提示性能	86
6.3.1	実験方法	87
6.3.2	実験条件	87
6.3.3	実験結果	87
6.4	実験 3：加減アルゴリズムと数値計算によるしきい値調整の比較	91
6.4.1	実験方法	91
6.4.2	実験条件	92
6.4.3	実験 3-1：理想条件での評価結果.....	92
6.4.4	実験 3-2：実環境条件での評価結果.....	94
6.5	まとめ	97
第 7 章	結論.....	99
7.1	本研究の成果.....	99
7.2	将来の展望	102
謝辞	104
関連論文	105
参考文献	106
著者略歴	115

第1章 はじめに

1.1 本研究の背景と目的

人間の生活の利便性や効率性などの向上を目的として、多くの研究機関や企業は家庭で使われる機器（家電機器）を開発してきた。家電機器には、家事を代行する機器（洗濯・掃除・食洗機など）や住環境を快適にする機器（照明・エアコンなど）、娯楽用の機器（テレビ・ビデオレコーダー・音楽プレーヤなど）がある。マイコンの高性能化によって、たとえば、ビデオレコーダーの自動録画、エアコンの温度制御、掃除ロボット、トイレの自動洗浄など、ホームオートメーションを目指した機能拡張が行われてきた。実際にそれぞれの家電機器は多くの住宅で使われている。

近年、情報技術を家電機器に取り入れた情報家電が登場し、家電機器の機能が向上した。テレビやビデオレコーダーでは、インターネットからテレビ番組表を取得し、テレビ番組表の情報を使った録画設定を可能にした。他に、電子レンジでは、インターネットから情報を取得することでレシピや分量に合わせた設定で具材を調理できるようになってきた。また、家電機器に無線 LAN を搭載することにより、スマートフォンなどの情報端末から家電機器が操作可能となった。ユーザはいつでもどこでも家電機器が操作できる。このような家電機器の多機能化によりユーザの利便性が向上した。一方、ユーザが行わなければならない操作が増えてしまった。そこで、ユーザのよく使用する機能を情報端末上にボタンとして設定することで、操作の簡便化が提案されている。しかし、ユーザが操作をボタンへ登録しなければならない。

そこで、家電機器を自動実行（操作代行）するホームエージェントが提案されている。ホームエージェントでは、住宅全体に導入したネットワークを用い、家電機器の状態や居住者（ユーザ）の状況、ユーザの行動履歴から、ユーザの行動パターンを学習し、操作代行する。本論文でのユーザの状況とは、居場所やその場所での温度、照度などを示す。ホームエージェントはユーザの行動パターンを学習し続けることで操作代행을増やしていく。ユーザの行動パターンの学習に対して提案されている多くのアルゴリズムは、実際にホームエージェントシステムを組み込んだ住宅で実証実験が行われている。

しかし、ユーザのためにホームエージェントが操作代行を行うにも関わらず、ユーザ目線が欠けたホームエージェントが多い。まず、従来のホームエージェントは行動パターンに沿って操作代行をするため、ユーザの都合を考慮しない一方的な操作代行となっている。ユーザはすべての家電操作を自動化したいわけではなく、ユーザ自身が楽しむための家電操作もあるという行為選好がある。次に、ホームエージェントはユーザの過

去の行動パターンに沿った操作代行を行うため、ホームエージェントによる操作代行が必ず正しいとは限らず、ホームエージェントによる操作代行の信頼性は変動する。それにも関わらず、ホームエージェントは操作代行の信頼性に対してユーザから了解を得ずに操作代行を行っている。ただし、ユーザによってホームエージェントに対する信頼感が異なるため、ユーザが了解できる操作代行の信頼性は一様に規定できない。また、ホームエージェントの評価では様々な被験者での実験が必要であるが、実験では実証実験の環境に被験者が数か月に渡って実際に住む必要があり、多くの異なる条件での評価実験が行えない。そこで、本論文では、人間の行為選好と信頼感に対応したホームエージェントの設計と実効的な評価を提案する。

まず、はじめの着眼点は、人間の行為選好、すなわち、自動実行にしたい操作だけではなく、ユーザ自身が楽しむための操作があるということである。従来のホームエージェントでは、家電操作を代行することで、ユーザの負担が減り、ユーザが快適に生活できると考えられてきた。一方、ユーザ自身が楽しむための操作まで、ホームエージェントが操作代行してしまうことになる。そのため、ホームエージェントはユーザの行為選好に合わせて操作代行を行うかどうかを決めなければならない。

次の着眼点は、ホームエージェントに対するユーザの信頼感である。つまり、ユーザがホームエージェントによる操作代行の信頼性を見極め、ホームエージェントを信頼して操作代行を許可できる範囲をホームエージェントに示す。ただし、ユーザによるホームエージェントへの指示は一度ではない。引き続き、ホームエージェントの操作代行を受けながら、ユーザは繰り返し操作代行の信頼性を確認し、ユーザが操作代行を許可できる範囲を調整する。操作代行を許可できる範囲を繰り返し調整することで、ホームエージェントに対するユーザの信頼感が高まり、醸成されていくと考えられる。そのため、ホームエージェントには、ユーザからの信頼感が醸成される方法が必要である。

以上2点の問題点は、従来のホームエージェント研究において問題として指摘されていないが、主要な問題である。

加えて、ホームエージェントの評価方法にも問題がある。様々なホームエージェントを多くのユーザで実験することが難しいという問題である。従来の評価方法ではホームエージェントを導入した実験設備を構築し、そこでユーザが生活することで評価を行ってきた。ホームエージェントによって学習アルゴリズムやユーザを支援する機能が異なるため、ホームエージェントに合わせて実験設備を用意しなければならない。また、評価実験のためにユーザに実験設備へ移住して生活もらわなければならないが、移住ができるユーザが少ない。そのため、実験できるユーザが限定され、また、実験が長期化し

ていた。今後、様々なホームエージェントで評価を行うには、被験者や実験環境、ホームエージェントの学習条件などの様々な条件での実験を効率的に行う手法が必要である。

以上より、本論文ではホームエージェントの以下の3点の問題点(図 1.1)を扱う。

1. 家電操作には、操作代行を望む操作だけではなく、ユーザ自身の楽しみなどの理由により操作代行を望まない操作があることに注意しなければならない。
2. ホームエージェントの操作代行の信頼性に対するユーザの信頼感を考慮せずに操作代行をしていた。
3. 実験できるユーザが限定され、また、実験が長期化していた。

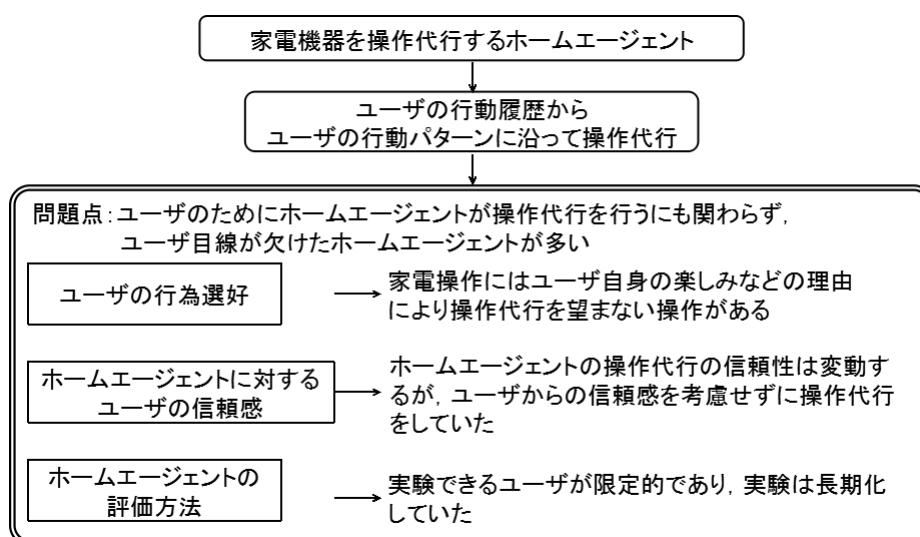


図 1.1 ホームエージェントに関する問題点のまとめ

1.2 本論文の構成

本論文は、全7章から構成される。各章の関係性を図 1.2 に示す。

第2章では、ホームエージェントに関係する研究について述べ、ホームエージェントの操作代行のユーザ適応、ホームエージェントの信頼性、従来の評価方法を説明し、それぞれの問題点を示す。

第3章では、行為選好、つまり、家電操作には、自動代行を望む操作だけではなく、ユーザ自身の楽しみなどの理由によりユーザが自分で実行したい操作があることを扱う。そのため、ホームエージェントはユーザの行為選好に合わせて操作代行を行うかど

うかを決めなければならない。しかし、ユーザの行為選好はユーザの心の中にあるため、ホームエージェントが知ることは難しい。そこで、ホームエージェントへのユーザの応答から行為選好を推測する方法を提案し、ホームエージェントへの適用事例を示す。

第4章では、ホームエージェントに対するユーザの信頼感の醸成方法を扱う。ユーザはホームエージェントの操作代行の信頼性を見極め、操作代行を許可できる範囲を調整する。従来手法では、ユーザは操作代行の信頼性を確認するために、ホームエージェントが操作代行を行う理由を1つ1つ確かめる必要がある。また、操作代行を許可できる範囲はホームエージェントのシステム上の計算値で決めている。そのため、数値を調整してみなければ、操作代行の信頼性がどのように変わるか分からず、何度も微調整を行わなければならない。そこで、信頼感の醸成方法における、ホームエージェントによる操作代行理由の表示方法の高度化と、操作代行を許可できる範囲調整の効率化を示す。

第5章では、ホームエージェントの評価方法を扱う。多様な条件での評価実験を効率的に行うには、シミュレーションを用いた評価方法が適している。しかし、特定のホームエージェントのために評価環境を作成する点と、実験者が想定した特定のユーザの行動での評価となる点という問題がある。そこで、様々な被験者で評価実験が行え、かつ、学習アルゴリズムを変えられる、シミュレーションを用いた実効的な評価方法を示す。

第6章では、第5章で提案した評価方法を用いて第3章で示すユーザの行為選好の推測方法と第4章で示す信頼感の醸成方法の高度化と効率化を検証する。

第7章では、本研究の成果をまとめ、今後の展望を述べる。

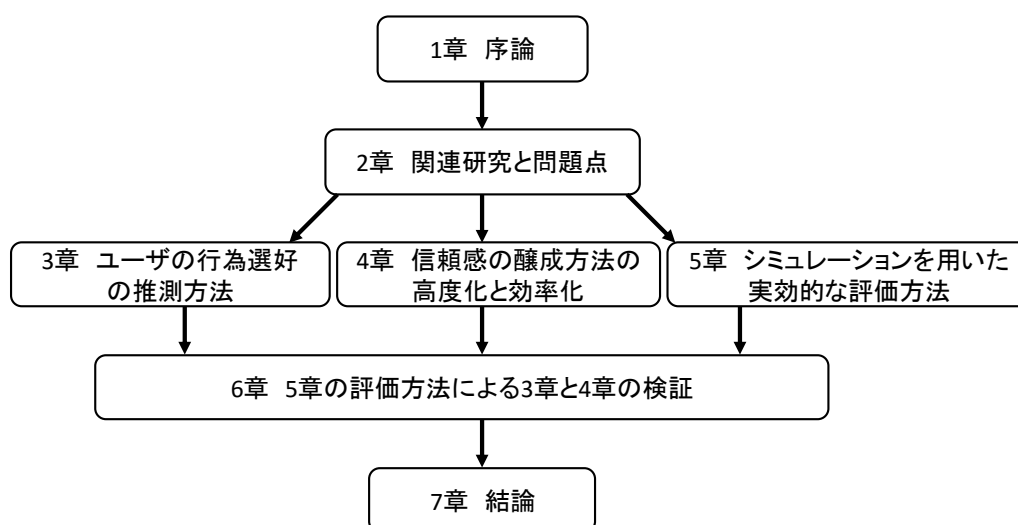


図 1.2 論文の流れ

第2章 従来研究と問題点

2.1 節ではホームエージェントの概要，2.2 節ではホームエージェントの操作代行のユーザ意図への適応，2.3 節ではホームエージェントの信頼性，2.4 節ではホームエージェントの評価方法を説明し，2.5 節でそれぞれの問題点をまとめる。

2.1 概要

まず，ホームエージェントの研究背景について述べ，次に，ホームエージェントシステムの概要について説明する。

(1) 背景

これまで人間の生活の利便性や操作性などの向上を目的として多くの家電機器が開発されてきた。近年，各家電機器の多機能化が進んだことで，ユーザによる操作が煩雑になってきた。そこで，各家電機器が通信機能を持った情報家電が開発され，端末同士が連携することによる自動化が期待されている。

近年の情報通信技術の発展により，通信機能を持つ端末の機能が向上し，端末が連携するシステムの開発が容易になってきた。公共空間やオフィス環境，住環境において，あらゆる場所に設置された情報端末が情報共有することで，人間の生活を補助するユビキタスコンピューティング[7]が提案されている。ホームエージェントは住環境で提案されているユビキタスコンピューティングに属する。

まず，公共空間ではGPS(Global Positioning System)位置情報を用いた情報検索システムが提案されている。たとえば，ナビゲーションシステム(Advanced Traveler Information System[8][9]やCyberguide[10])では，現在地から目的地までの最短距離や移動方法を検索できる。近年では，一般的な携帯端末に位置情報の取得機能が搭載されている。多くの人にとって使いやすく便利であるため，普及したと考えられる。

次に，オフィス環境では情報提示システムが提案されている。たとえば，ディスプレイ間のデータ移動ができる会議システム[11]や人の居場所推定システム[12]などがある。会議システムを用いることで，必要な情報の閲覧や共有が容易になる。人の居場所推定システムを用いることで，人を探す手間や相手の都合を聞く手間が省ける。多くの研究事例では，システムの使い方や必要な機能に関する実証実験が行われている。

住環境でも情報検索システムや情報提示システムを応用したアプリケーションが提案されている[13]。たとえば，情報検索システムには，料理レシピ表示システム[14][52]，忘れ物表示システム[24][85]がある。情報提示システムには，天気予報などの情報提示

システム(センシングルーム[49]), 天気予報に合わせた洗濯時間帯の提示[96], 家全体のエネルギーの消費量提示システム[19]がある. 他に, 遠隔地に住む家族の活動を示すコミュニケーションツール(Digital Portrait[17], みまもりポット[18]), 家族間のコミュニケーション支援[16]がある. また, 特定の住人に向けた, 高齢者のための生活支援(Georgia Tech Aware Home[20], 異常検知[25][26]), 子供のためのアプリケーション(子供の動きに反応して音や光, 画面のキャラクターが動く子供部屋(Kidsroom[15]))がある. ユビキタスコンピューティングが公共空間に留まらず, オフィス空間, 住環境へ広まっている.

さらに, ネットワークとの連携によって従来の家電機器の機能を拡充した, いわゆる情報家電が提案されている. スマートフォンなどの小型の情報端末から, 情報家電の操作[1][2][4]や情報家電を介した情報収集[5][6][93][94] (部屋の温度や冷蔵庫の中身など)が可能となってきた. 多くの住環境で情報家電を導入できるように, 家庭内にホームネットワークの規格が作られた. たとえば, 図 2.1 に示すように, 情報家電がネットワークとの情報交換を行うプロトコルや伝送技術, オペレーションシステムが開発されている. 情報家電のプロトコルと伝送技術では, 各機器の目的に合わせた規格がある. AV機器(テレビやハードディスクなど)では DLNA(Digital Living Network Alliance)[87], 白物家電を対象とした ECHONET(Energy Conservation and Homecare Network)[3], ZigBee[88], Z-Wave[89]という規格がある. また, オペレーションシステムは, Javaベースの OSGi[90]や HomeOS[91], LonWorks[83]が開発されている. システムの安定性の検証やユーザビリティなどの実証実験が進んでいる[22][86][92].

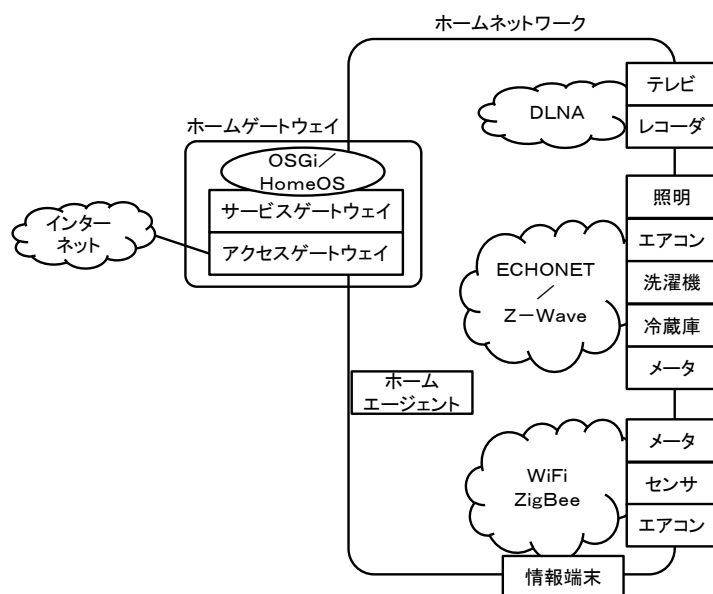


図 2.1 ホームネットワーク事例

(2) ホームエージェントシステムの概要

図 2.1 で示したようなホームネットワークと情報家電が連携したことで、各家電機器の持つ機能が増えた。ユーザの利便性が向上したが、一方、ユーザが行う操作が増加した。そこで、操作を簡便にするために、複数の家電操作を一括で操作できるボタンをタブレット上に設定すること[101]も提案されている。しかし、操作するためのボタンの設定をユーザが行わなければならない。これに対し、ユーザによる操作を代行するホームエージェントによるユーザによる家電操作の軽減が提案されている。これまで、1994年の Neuro House[27]をはじめとし、2002年の MavHome[30]、2004年の iDorm[41]、2010年の CASAS[31]などのプロジェクトで研究が進められてきた。

ホームエージェントによる操作代行は、家電機器の状態、ユーザの状況、ユーザの行動履歴から、ユーザの行動パターンを学習して行われる。そのため、ホームエージェントは、図 2.2 に示すような家電機器から情報を取得でき、かつ、ユーザの行動や状況を検出できるセンサを設置した環境で動作する。そして、ホームエージェントによる操作代行は、一般的に図 2.3 に示すようなアーキテクチャを用いて行われる。まず、住環境にあるセンサや家電機器の情報を操作ルール DB と①照合し、状況に適する家電操作を検索する。操作ルール DB は、ホームエージェントによって登録方法が異なるが、どのような条件でどの家電操作を行うべきというルールが登録されている。たとえば、玄関のセンサがユーザを感知すると、玄関、廊下、階段、部屋の照明をつけるといった操作ルールが登録されている。次に、②家電操作の安全性の確認において、家電操作の実行に危険が伴わないことを確認する。危険な操作とは、室温が 35°C を超えた部屋でのエアコンの暖房の作動や電気の使用量が最大使用量を超えた状態でのさらなる家電機器の作動などである。一般的に危険とされているルールを危険性 DB へ登録することにより、ユーザの危険につながる操作代行やユーザが危険な状態となることを防止する。その後、③操作代行を実行する。

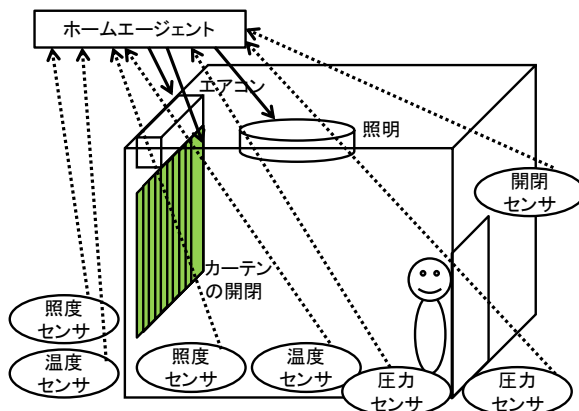


図 2.2 ホームエージェントの動作環境例

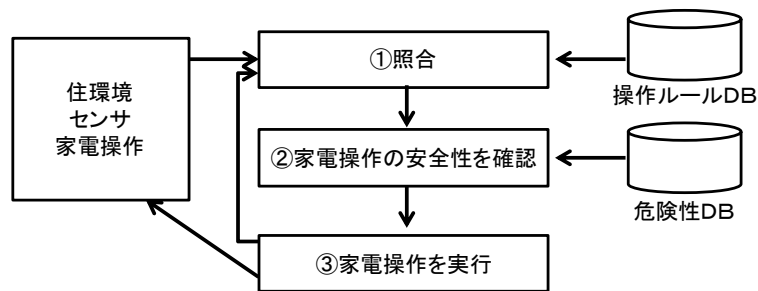


図 2.3 操作代行するホームエージェントの一般的なアーキテクチャ

ホームエージェントがどれくらい操作代行を行うかは操作ルール DB に登録される操作ルールによって変わる。操作ルールの登録方法には、専門家による設定（エキスパートプログラム）、ユーザによる設定（エンドユーザプログラム）、ホームエージェントによる学習に分けられる。

まず、エキスパートプログラムでは、自宅に情報家電を含んだホームネットワークを導入する際に、専門家がユーザに合わせた操作ルールを登録する[98]。ユーザは、専門家が操作ルールを登録した後に、動作確認も行うことで、正しく操作代行が行われることを確信できる。また、ユーザに適さない操作代行が発生したときには、ユーザは専門家に相談できる。しかし、専門知識のあるユーザが自分でホームネットワークシステムを導入する場合に比べ、費用が膨大になる[99]。また、ユーザに適するように操作ルールを登録するためには、ユーザは専門家に詳細に説明する必要があるが、すべてのユーザが的確に言葉で表せるわけではない[100]。専門家が操作ルール DB を完成させても、季節や仕事などの変化によってユーザの日常的な習慣が変わった場合、専門家に操作ルールの修正を依頼しなければならない。

次に、エンドユーザプログラムでは、ユーザが操作ルールを登録する。操作ルールを登録するためのプログラム言語[53]が提案されている。プログラムに慣れているユーザであれば登録できる。しかし、プログラムに不慣れなユーザには難しい。そこで、プログラムを用いない方法も提案されている。たとえば、人間が普段話している自然言語を使った方法[56][60]や人間の動作を用いた方法[54][55]、人間に分かりやすいツールを用いた方法[58][59][61][92][95]がある。エンドユーザプログラムでは、ユーザが操作ルールの登録と修正を行う。そのため、ユーザはどのようなときに操作代行されるかという操作代行の内容を把握できる。もし、状況に適さない操作代行が実行されたとしても、その理由を理解できる。しかし、季節やユーザの生活習慣などの変化があると、必要に応じてユーザは操作ルールを修正しなければならない。また、ユーザは日常生活の家電操作を自動化するために、多くの操作ルールを作成しなければならない。多くの操作ル

ールを正確に作成することは簡単ではない。Blase らの実験[102]では、複数のセンサ値や家電動作を組み合わせた操作ルールを作成できない被験者がいた。そのため、ユーザが適切に操作ルールを作成できなければ、操作代行も適切に行われなくなってしまう。

最後に、ホームエージェントによる学習[27][30][41][49][66]では、住宅内のセンサや家電機器の情報を取得し、ユーザの行動パターンを見つけ出し、操作ルールを登録する。ホームエージェントは、ユーザが過去に行動パターン通りに行った確率によって操作代行を行うかどうかを決める。代表的な学習アルゴリズムには、MavHome[30]における隠れマルコフモデル、Neuro House[27]におけるニューラルネットワーク、iDorm[41]におけるファジィ関数と遺伝的アルゴリズムがある。操作ルール DB に登録される操作ルールは学習期間が長くなるにつれて増加する。それに合わせて操作代行が増え、ユーザによる操作を軽減できる。また、季節やユーザの生活習慣などでユーザの行動が変化することがあるが、ホームエージェントは新たに操作ルールを学習し、徐々にユーザの行動の変化に対応した操作代行ができるようになる。ユーザの行動に合わせた操作代行の実現に適した方法である。

しかし、ユーザが家電操作のすべての自動化を望んでいるとは限らない。ユーザ自身が楽しむための家電操作があるにも関わらず、ホームエージェントは学習した操作ルールに沿って操作代行を行ってしまう。また、ホームエージェントが必ずしも正しく操作ルールを学習できるとは限らない。ホームエージェントが操作ルールを学習するまでに時間がかかるため、操作代行の信頼性が変動する。ユーザからの了解なしに操作代行を行ってしまう。さらに、ホームエージェントの学習アルゴリズムは様々なユーザの行動を学習できるように改良が進んでいる。様々なユーザを想定して評価実験をしていかなければならない。

2.2 操作代行のユーザ意図への適応

本節では、まず、ユーザによる家電操作を模倣する場合の操作代行について述べ、次に、状況に応じた代替操作の類推について述べる。

2.2.1 ユーザの模倣による操作代行

ホームエージェントが単純にユーザの操作をまねる場合の操作代行について示す。居住内にある機器には識別番号(ID)があり、センサのような状況を入力するための機器か、操作対象の家電機器かを区別する。ホームエージェントがどういう状況でどの家電操作を行うかという操作ルールは機器の ID と数値を用いて表現する。たとえば、操作ルールは「ドアが開き、かつ、ユーザがドアの外から内に移動した場合、室内の照明を点灯。」

を図 2.4 のように表す。ドアが開いた状況でのドアセンサ ID と数値，ユーザがドアの外から内に移動した状況での圧力センサ ID と数値，点灯する照明 ID と照明に送る数値を設定する。これでは，ユーザが入室したときに設定した数値と同じ値にならない場合，家電操作が実行されない。そこで，それぞれの ID と数値が表す状況を意味づけるコンテキスト化が行われている。たとえば，入室をコンテキスト化すると，図 2.5 のように圧力センサ 1 が 900 以上になったのちに圧力センサ 2 が 900 以上となったとき，ユーザが入室した状況と定義する。これにより，圧力センサ 1 と 2 の値に幅を持たせることができ，センサや家電機器からの情報を柔軟に扱うことができる。また，ユーザが操作ルールを確認する際に意味を理解しやすくなる。

しかし，ホームエージェントはユーザの行った家電操作通りの操作代行しか行うことができない。ユーザはいつも部屋に入ると照明をつけるが，カーテンを開けることで部屋を明るくする方が経済的でよい可能性もある。また，部屋の照明をつけることがユーザにとって単純で面倒な操作ではない場合もある。たとえば，ユーザが部屋の照明を子供のためにつけていたとすると，ユーザが自身で家電操作を行うことを楽しみにしていると考えられる。このとき，ホームエージェントは操作代行をしてはいけない。つまり，ホームエージェントがユーザの行った家電操作を操作代行することが必ずしも最適とは限らない。



図 2.4 単純な情報で記述された操作ルール事例

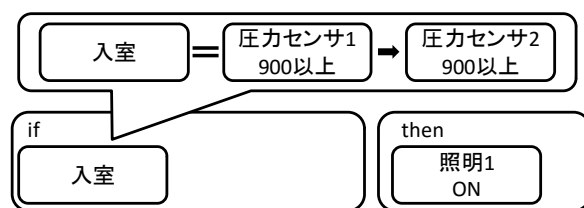


図 2.5 コンテキスト化された操作ルール事例

2.2.2 状況に応じた代替操作の類推

家電操作の知識を用いた代替操作の類推について示す。たとえば，図 2.6 に示すように，室内を明るくする手段として，照明の点灯以外に，カーテンを開けて室外光を入れる，部屋が暗くない場合照明を点灯しない，という知識があるとする。室外の照度センサや消費電力によって適した代替操作を選択することが考えられる。このように状況に合わせた代替操作の選択システムはコンテキストウェアサービスと呼ばれている。コ

ンテキストウェアサービスによって、省電力にする家電操作の提示や健康を考えた行動の提案を行うことが考えられている[107].

また、ユーザに適した代替操作を類推するためには、コンテキスト間の関連付けもユーザに合わせて設定する必要がある。照明や暖房といった機器の目的とセンサの値の関係が明確な場合、ユーザの行動から学習する方法[27]-[29][41]が提案されている。ユーザに合わせて設定しやすいように柔軟なフレームワーク[97]やインタフェース[57][67]も開発されている。ただし、類推された代替操作はユーザに提示することが多い。これは、ホームエージェントが代替操作を代行すると、ユーザは普段と異なる代行がされた理由が分からず、混乱してしまう可能性があるためである[103].

センサや家電機器からの情報に意味を付加したことで、家電操作の意味に合わせた代替操作を提示することができる。これによって、ユーザが家電操作を行う場合以上にユーザにとって価値のある家電操作を示すことができる可能性がある。しかし、ユーザの行っている家電操作のすべてに対して、ホームエージェントは家電操作の意味に合わせた操作代行や家電操作の提示をすることが前提になっている。そのため、ユーザが自身の楽しみのために実行しているかどうかという行為選好が考慮されていない。

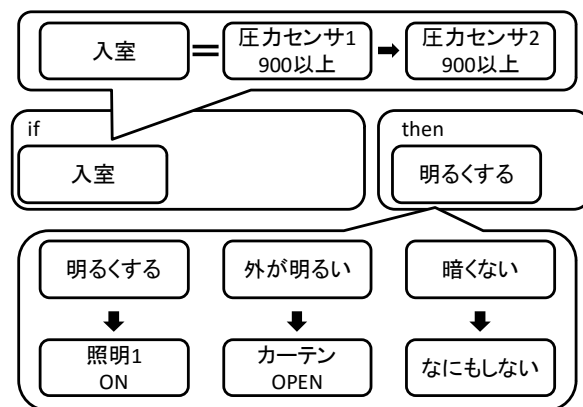


図 2.6 コンテキストウェアサービスを導入した操作ルール事例

2.3 ホームエージェントの信頼性

本節では、ホームエージェントの代表的な学習アルゴリズムである、MavHome[30]における隠れマルコフモデル、Neuro House[27]におけるニューラルネットワーク、iDorm[41]におけるファジィ関数と遺伝的アルゴリズムを説明し、各学習アルゴリズムの信頼性の変遷を示す。

(1) MavHome(Managing an Adaptive Versatile Home)

センサや家電操作の情報を隠れマルコフモデルによって分析し，ユーザによる家電操作を予測する．図 2.7 に MavHome のシステム構成図[80]を示す．ユーザによる家電操作(Event)は行動履歴(History)とともに Data mining, Prediction, Decision making に送られる．行動履歴とは，ユーザが家電操作を行うまでのセンサ情報や家電操作の情報である．

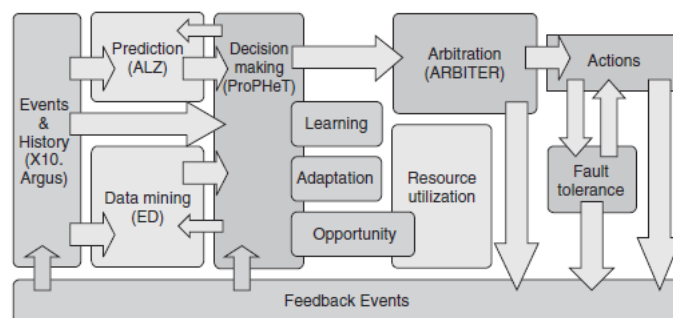


図 2.7 MavHome のシステム構成図 [80]

Data mining(ED: Episode Discovery)[81]では Event と History のデータ列の分析を行う．過去のデータ列と比較し，発生頻度や周期性（毎日，隔日，曜日）を付加する．Prediction(ALZ: Active LeZi)[82]では，Event と History のデータ列からユーザの居場所の連続性や関連性を構造化する．さらに，Decision making(ProPHeT: Providing Partially-observable Hidden (HMM/POMDP) based decision Tasks)は家電操作の予測と実行判定を行う．ユーザの行動の全容が不明であるために階層型隠れマルコフモデル(HHMM: Hierarchical Hidden Markov Model)を用いず，拡張した部分観察マルコフ決定モデル(HPOMDP: Hierarchical Partially Observable Markov Decision Process)を用いる．

ProPHeT では Episord Membership(Epi-M)[79]によってデータ構造を生成する．データ構造の例は図 2.8 に示す．ALZ で生成したデータ構造は，Not Home(301)や Living room activity(234)などの()に数字が書かれているノードと end である．ED で検出したデータ列は ALZ のデータ構造の下位レベルのノードを追加する．ただし，最下位レベルのノードのデータ列は 1 種類とする．最下位レベルのノードに複数のデータ列が存在する場合，下位にノードを生成し，それぞれにデータ列を追加する．

Epi-M の各ノードでの家電操作は，式(2.1)に示す行動価値関数 $Q(s,a)$ で強化学習する． s はユーザの状態， a は家電操作を示す．学習率 α と割引率 λ は 0 から 1 の間で設定する．行動価値関数 $Q(s,a)$ の報酬 r を増加する場合は，ノード s からノード s' に遷移したときに選択した家電操作 a' が正しい場合である．逆に行動価値関数 $Q(s,a)$ の r を減少する場合は，選択した家電操作 a' をユーザが修正する場合や，選択した家電操作 a'

が危険である場合である.

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)] \dots \text{式(2.1)}$$

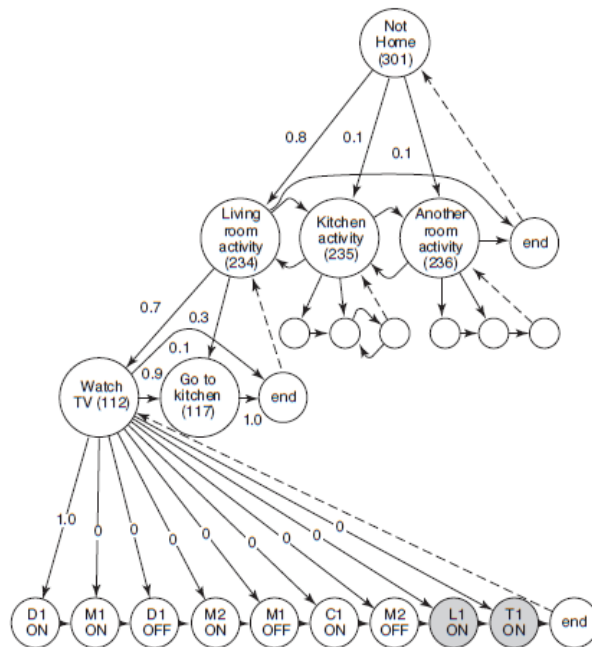


図 2.8 ALZ と ED を組み合わせた Epi-M におけるデータ構造の例[80]

隠れマルコフモデルを用いることで、操作ルールをデータ構造で表した。ユーザが過去と異なる行動を行った場合は、このデータ構造を拡張する。学習が進むことでユーザが繰り返し行う操作ルールの行動価値関数 $Q(s,a)$ が増加し、ユーザが過去に実行した家電操作を代行するようになっていく。

(2) Neuro House

照度センサや温度センサによって住環境の快適性と消費電力を考慮して家電操作を決める[27]。ユーザが入室する前に家電操作を実行するために、ニューラルネットワークによって予測したユーザの場所を用いる。これまでの研究では暖房器具[28]と照明器具[29]を対象としている。以下では、照明器具[29]の制御システムを例に Neuro House の学習方法を説明する。アーキテクチャを図 2.9 に示す。

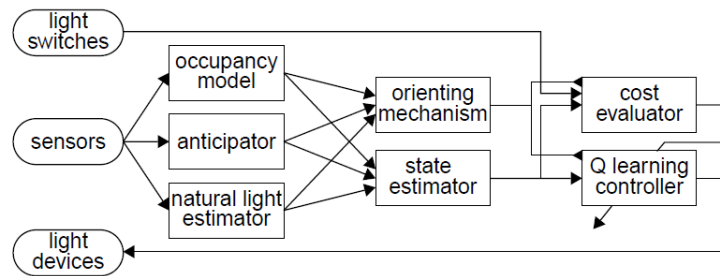


図 2.9 Neuro House のアーキテクチャ

sensors の情報は occupancy model と anticipator, natural light estimator に送られる. occupancy model では部屋の圧力センサからユーザの位置を特定する. anticipator では 3 層のニューラルネットワークによって 250msec 後のユーザの位置を予測する. natural light estimator では照明の設定条件と室外の照度から照明の消灯状態での照度を割り出す.

orienting mechanism は, 家電機器操作のきっかけとなる, ユーザの部屋の入出, 急激な室外の明るさ変化, ユーザの入室予測などを, cost evaluator と Q learning controller に伝える. state estimator では occupancy model と anticipator, natural light estimator からの情報を cost evaluator と Q learning controller で扱う形に処理する.

cost evaluator は, 照明の明るさの最適性をユーザの快適性と消費電力の観点で見積もり, Q learning controller に送る. ユーザの快適性は, 照明の設定をユーザが修正するかどうかによって判定する.

Q learning controller は, ユーザの在室する部屋やその部屋の明るさ, ユーザの入室予測などの情報から適切な照明設定を決定する. 適切な照明設定は, cost evaluator からの照明の明るさの最適性を用いた式(2.2)に示す行動価値関数 $Q(x_t, u_t)$ から求める. x_t は時刻 t における部屋の状況, u_t は時刻 t における照明の設定を示す. ユーザが在室する部屋の状況 x_t は照明の消灯状態での照度(5 段階), 過去 1 分のユーザの出入り回数(0 から 1, 2 から 5, 6 以上), 過去 5 分のユーザの出入り回数(0 から 1, 2 から 5, 6 以上), 照明器具の位置(南, 北, 移動できる)で表し, 照明の設定 u_t は 5 段階(0(消灯), 6, 9, 12, 15(最大値))から選択する. また, ユーザが不在の部屋の状況 x_t は, 過去 5 分のユーザ入室の推測回数(0 から 1, 2 以上), 過去 20 分のユーザ入室の推測回数(0 から 1, 2 以上)で表し, 照明の設定 u_t は 2 段階(現状維持, 消灯)から選択する. また, ユーザが照明を設定し直したときには, 行動価値関数 $Q(x_t, u_t)$ を計算し直す.

$$Q(x_t, u_t) \leftarrow (1 - \alpha) Q(x_t, u_t) + \alpha \max_{\hat{u}} [c_t + \lambda Q(x_{t+1}, \hat{u})] \quad \dots \text{式(2.2)}$$

ニューラルネットワークによってユーザの居場所を予測し, その居場所の照明を適切

な明るさに操作している。照明器具が適切に操作できるかは、ユーザの居場所予測の正しさが重要である。学習が進むにつれて、ニューラルネットワークによる予測確率が高くなり、正しくユーザの居場所を予測できるようになる。そのため、ユーザの居場所予測が正しいかどうかの判断は、ニューラルネットワークの予測確率がしきい値より高いかどうかによって行っている。評価実験[29]では経験的にしきい値を 0.7 とした。ただし、学習によってユーザの居場所の予測ができるようになっていくが、最終的にユーザの居場所の予測は完璧にはならなかった。

(3) iDorm

照明と暖房器具を対象として、状況に適した操作ルールをファジィ推論と遺伝的アルゴリズムを組み合わせ学習する。温度センサや照度センサという入力値はメンバーシップ関数によって大きいや小さいといった抽象的な言葉に置き換える。入力値を表す抽象的な言葉に適する操作ルールを用いて、出力値を決めるメンバーシップ関数を選択し、実際の家電機器への設定値を決める。

iDorm におけるファジィ推論の適用例[69]を説明する。4 入力（部屋温度(RTEMP)、外気温度(ONTEMP)、室内照度(RILLUM)、外部照度(ONILLUM)と、2 出力（部屋の暖房(RH)、部屋の照明(RI)）がある。図 2.10 に 4 入力に対するメンバーシップ関数を示す。入力値へのメンバーシップ関数には low, normal, high の 3 つがあり、横軸の入力値に対してどの言葉に当てはまるかを縦軸から読み取る。縦軸の値をグレードと呼ぶ。次に、図 2.11 に 2 出力に対するメンバーシップ関数を示す。出力値へのメンバーシップ関数には、very very low, very low, low, normal, high, very high, very very high の 7 つがある。たとえば、ONTEMP が low のとき、RH を high とするというルールに対する出力値の決め方を説明する。ONTEMP の入力値が 8°C の場合、ONTEMP の入力は low と判定し、入力値 low のグレードは 1.0 となる。RH では high のメンバーシップ関数を選択し、グレード 1.0 より RH の出力値は 67.5% と決まる。

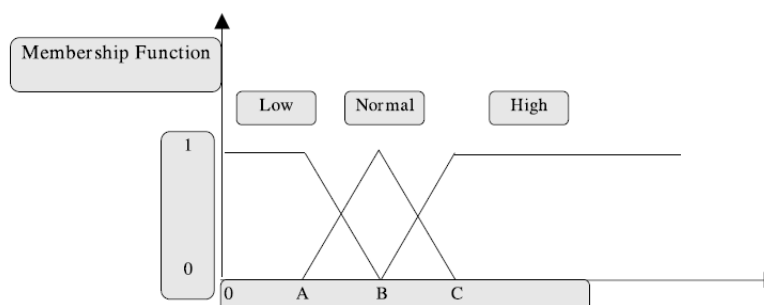


図 2.10 入力値へのメンバーシップ関数[69]

(RTEMP and ONTEMP A=10°C, B=20°C, C=30°C,
RILLUM and ONILLUM A=300 Lux, B=400 Lux, C=500 Lux)

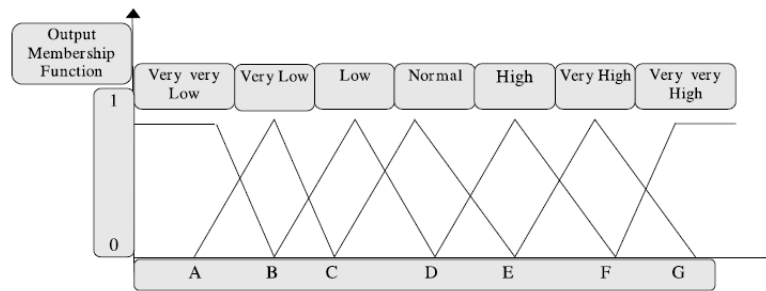


図 2.11 出力値へのメンバーシップ関数[69]

(RI A=0%, B=20%, C=35%, D=40%, E=50%, F=70%, G=100%,
RH A=0%, B=30%, C=40%, D=50%, E=70%, F=85%, G=100%)

遺伝的アルゴリズムを用いた操作ルール生成方法 Associative experience learning engine(UK patent No 99-10539.7)を説明する. iDorm の各出力は, very very low を 000, very low を 001, low を 010, normal を 011, high を 100, very high を 101, very very high を 110 と表す. 出力値は暖房と照明の 2 機器分 6bit のデータ列として扱う. ユーザの行動履歴をルール化して Experience Bank に蓄積する. Experience Bank に蓄積しているユーザの行動履歴がメモリ容量を超えると, Rule Assassin においてルールの使用頻度や新規性を用いて優先順位をつけ, ユーザの行動履歴を削除する.

まず, ユーザが家電操作を行ったときに, 行動履歴から入力値に適するデータ列を見つけ出す. 行動履歴での出力データ列と現状のユーザの設定値の差が最小の出力データ列を探す. 次に, ユーザの設定値との差が最小の出力データ列に対して, データ列内での交換 (交叉) やデータ列内の変更 (突然変異) という処理を行う. 既存のルール Rule5 と Rule7 に対する処理の例を図 2.12 に示す. Rule5 と Rule7 への交叉では, Crossover Point (交叉点) で入れ替えることで, Rule5 は 110001, Rule7 は 000011 となる. 突然変異では, それぞれ左から 4 つめのデータを Mutation Point (突然変異点) とし, Rule5 は 110101, Rule7 は 000111 となる. 以上によって, 新たに Rule1 と Rule2 が生成できる.

遺伝的アルゴリズムによる生成ルールは, ユーザの設定値との差が十分に小さいかどうかの評価と, 一般的なルールかどうかの確認の後に, ルールとして登録する. 一般的ではないルールとは, たとえば, 室温が十分な温度のときの室温を上昇させる家電操作といったルールである.

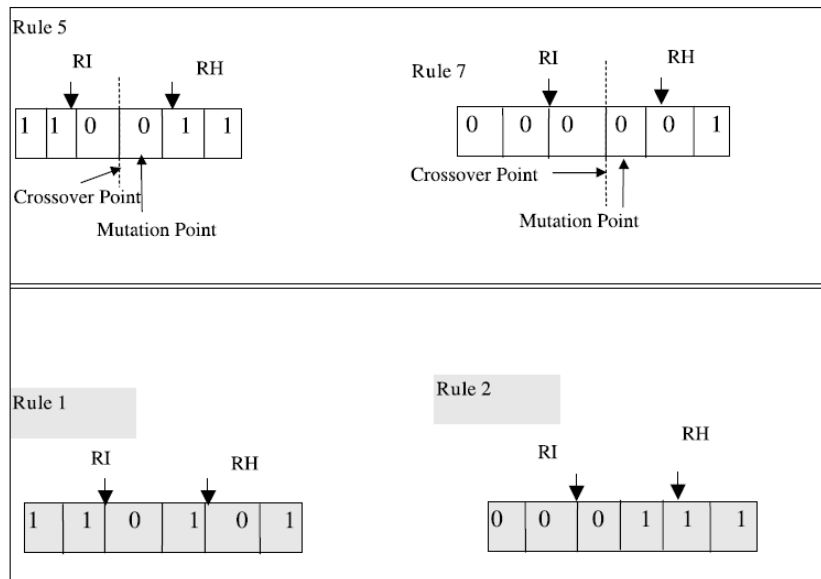


図 2.12 遺伝的アルゴリズムによるルール生成例[69]

ファジィ推論を用いることで操作ルールにおいて抽象的な言葉を扱えるようにした。家電操作に関する各ルールを抽象的な言葉で表すファジィ推論で記述することで、各ルールのデータ量を削減した。遺伝的アルゴリズムによって、操作ルールの最適化を図った。学習が進むにつれて、操作ルールがユーザに適した記述となっていく。

ホームエージェントが操作ルールを学習する場合、日々の膨大なセンサや家電操作の情報から操作ルールを検討することができる。これにより、ユーザの行動が変わったときには、操作ルールを追加することができる。ユーザの生活に適した操作ルールを適宜作成できるという点で、ホームエージェントによる学習は操作ルールの作成方法に適していると考えられる。しかし、操作ルールを十分に学習するまで時間がかかる。そのため、操作代行の信頼性は変動してしまう。また、ユーザの行動が変わった場合、学習をし直す必要があるため、一時的に操作代行の信頼性が悪くなる。学習が進むと、徐々に操作代行の信頼性がよくなる。

2.4 ホームエージェントの評価方法

ホームエージェントを評価する方法には、実環境での評価方法とシミュレーション環境での評価方法がある。それぞれの評価方法を説明する。

2.4.1 実環境を用いた評価方法

図2.1に示すようなホームネットワークを備えた住宅を用意し，その実験環境に被験者が住むことで評価[28][29][84]を行っている．これまで，ホームエージェントの研究プロジェクトとでは，ホームネットワークの構築方法やセンサによるユーザの位置検出方法といったホームエージェントに必要な技術も並行して研究されてきた．近年，ホームネットワークや付随する機器の規格化が進み，実際に製品も販売され，個人でも導入できるようになってきた．住宅における家電操作の自動実行を専門家に任せたユーザと自身で構築したユーザの比較の実地調査[99]も行われている．

今後，操作代行の機能の評価が重要となってくる．従来の評価方法では，特定の環境や特定の被験者での評価となってしまっている．実環境の評価方法において，実験条件を変えた評価実験の事例と被験者を変えた評価実験の事例を以下に示す．

(1) 実験条件を変えた評価実験事例

Ocha House[21]

図 2.13 に示す Ocha House は，様々なコンテキストウェアサービスの実験ができる実験環境を提案した．実験環境は，スケルトンインフィルに基づき，外壁で家を支える構造としたことで，部屋の間仕切りを変更できるようにした．図 2.14 の左に，家全体を支える杉材パネルで作られた剛性フレームを示す．また図 2.14 の右に，電源やネットワーク，センサなどの配線を容易に変更できるように設けたフレーム中央の溝を示す．

Ocha House では，在宅ヘルスケアシステムを目的とした歩行モニタリングの実験[105]や過去の生活音によって家族の状況を想起させるオルゴール型インタフェースの実験[106]が行われている．また，Ocha House 内の一部を用いた実験[104]としては，クローゼットにディスプレイやカメラを設置し，ファッションコーディネート提案するタグタンス，ディスプレイと高解像度カメラを組み合わせた電子的な化粧鏡によってメイクアップを支援する電腦化粧鏡，食卓の上部にプロジェクタとカメラを設置し，食事時の状況に合わせて写真やイラストを投影する DiningPresenter がある．

Ocha House では，実験目的に応じて条件変更可能という機能を活用している．



図 2.13 Ocha House の概観



図 2.14 Ocha House の骨組み

PlaceLab[43][44]

PlaceLab では、人間の活動の調査や支援をするデバイスの開発などを行う住環境を作成した。温度や湿度、照度に加え、現在の電力や水量、ガスの使用量も計測可能である。PlaceLab の実験環境には、図 2.15 に示すように人間の居場所検知センサと別に、カメラとマイクで住宅内すべてを記録可能である。

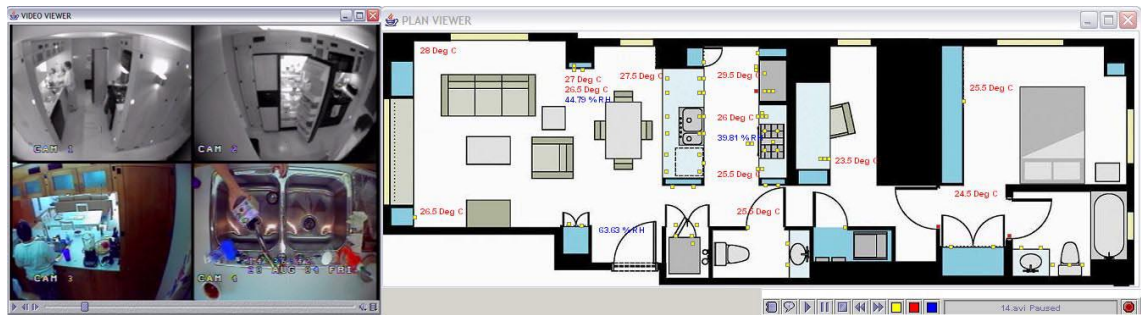


図 2.15 PlaceLab の実験動画とセンサ情報の表示画面

センサの種類による行動検出率の比較実験をした[45]。比較したセンサは、PlaceLab の組み込みセンサ(ドアや戸棚、窓のセンサや温度センサ、照度センサ、水量センサ)、加速度センサ[46](ドアや戸棚、窓、男性の被験者の腕と尻)、RFID(グローブに付いたRFIDの受信機[47]を男性が装着、タグを部屋のあらゆるもの(食べ物、調理器具、コンピュータのマウスやキーボード、カウチのアームレスト内、本のカバーなど)に付ける)である。

実験では、既婚のカップルが PlaceLab に 10 週間住んだ。センサデータを 30 秒ずつに切り分け、そのときのデータから統計的に活動を分類した。また、実際の活動は、実験中のビデオ画像と音声で確認した。実験結果を図 2.16 に示す。テレビ視聴と読書を除けば、加速度センサ(motion)の行動検出率が最も高かった。また、コンピュータの使用を除くと、RFID の行動検出率が最も低かった。原因は、各行動を行うときに検出されるデータ量が RFID は他のセンサと比べ、少ないためであった。

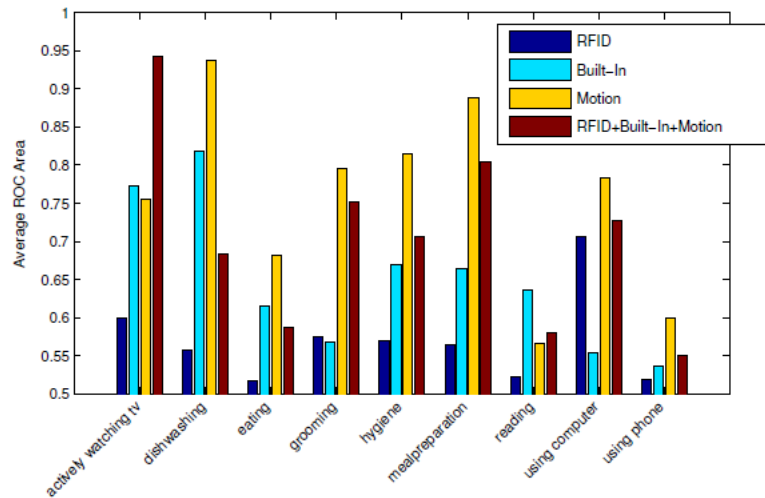


図 2.16 センサによる行動認識の違い[45]

(2) 被験者を変えた評価実験事例

ゆかり[50]

図 2.17 に示す実験環境を作成した。床全面に圧力センサがあり，温度センサや湿度センサ，扉の開閉センサを持ったセンサネットワークがある。寝室とトイレ，ふろ場以外にカメラを配置している。各部屋には図 2.18 に示すロボット Phyno が置いてある。被験者はロボットに話しかけることで，家電機器の操作，忘れ物チェック，料理レシピの提示を行う。

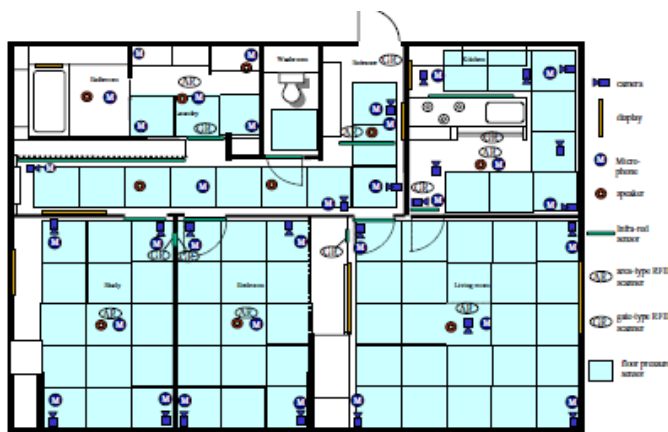


図 2.17 ゆかりの実験環境[51]

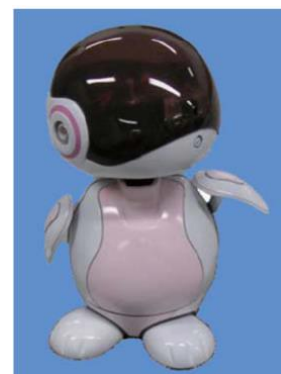


図 2.18 ロボット Phyno[52]

生活実験[52]では，4組の家族がそれぞれ2週間強の期間生活し，各被験者からのアンケートによる評価やロボットとのコミュニケーションの記録の解析を行った。ロボットを介した家電機器の操作では，どの被験者も音声認識率が高くなる話し方に慣れるま

で3日ほどかかった。4日目以降の認識率は80~90%となり、ロボットを介した家電機器の操作に被験者は好意的だった。アンケートでは、忘れ物チェックと洗濯終了通知が実際に役立ったと答えた被験者がいた。また、ロボットが提示したレシピを2組の家族が調理した[63]。

CASAS Smart Home (Center for Advanced Studies in Adaptive Systems) [31][32]

図2.19に示すユーザの位置や温度、照度などが計測できる住環境[33]を7つ用意し、それぞれの部屋に被験者が2~3ヶ月住み、実験用のデータセットを獲得している。被験者は、若者から老人、ペットまで多様である。このデータセットは様々なアプリケーションの検証に利用されている。



図 2.19 CASAS で実験に用いられている 7つの住環境

たとえば、ある被験者のデータセットで学習した行動パターンを別の被験者に適用できる可能性を示唆している[34]。他に、エネルギー消費量の削減を目的とした実験にも利用されている。1組のデータセットからユーザの活動と消費エネルギーの関係性[35]

を確認し、今後予想されるエネルギー消費量の表示とエネルギーを削減するための行動の提示[36]が提案されている。

さらに CASAS では、より低コストでユーザの行動を収集するためのツールボックスサイズのキット[38]を開発している。近距離のワイヤレス通信規格 Zig Bee を用いた Control4[39]、Card Access[40]で行動検出センサやドアの開閉センサ、温度センサからのデータを収集できる。半年から 1 年は連続稼働が可能である。今後、合計 120 か所でのデータ収集を予定している。

条件を変えた実験ができることを念頭においた評価実験空間を作成することで、異なる実験条件での実験結果を比較することができる。しかし、実環境において実験条件の変更可能な環境の整備には、膨大な予算や時間が必要になる。また、評価環境の変更の際に、シミュレーションを活用した評価環境のデザイン評価[75]や家電機器の操作が正常に動作するかの確認[76]が必要になる。実環境の実験環境を変更した実験は手軽ではないため、実際に行われている事例は少ない。

また、複数の被験者での評価実験には、各被験者が数週間から数か月の間、実験環境で生活する必要がある。プライバシーの問題や被験者の都合があるため、被験者を探すことは難しい。複数の被験者で実験するには、一人あたりの実験期間に加えて、その人数分の時間がかかる。現在の実験方法では、実験環境の用意に費用と時間に加え、実際の実験にも時間が必要になる。

2.4.2 シミュレーション環境を用いた評価方法

ホームエージェントによる操作代行に対する評価実験を短時間で行うために、シミュレーション環境での評価実験が検討されている。シミュレーション環境では、計算機上に住宅を構築し、家電機器やセンサ、家財道具などを配置することで住環境を構築する。構築した住環境で架空のユーザが行動することで評価を行う。

Parisa ら[74]のシミュレーション実験での住環境を図2.20、架空のユーザの行動を表2.1に示す。架空のユーザの行動はそれぞれの時間と時間間隔で発生させる。ただし、表2.1の2・6・8の行動は時間と時間間隔を決めない。また、各行動の架空のユーザの移動経路は実験者が決める。

1ヶ月分のシミュレーションにおいて、表2.1の2・6・8の行動をノイズとして行動回数を変更した実験結果を図2.21に示す。ノイズ行動が12.5%より増加すると正確に検出できる操作の割合が減少した。



図2.20 シミュレーションする部屋のレイアウト

表2.1 実験に用いるユーザの行動

	Start time	Period	Events
1	6:00	6 hours	(1) Kitchen-Light-ON (2) Coffee-maker-ON (3) Toaster-ON
2	-	-	(1) Sitting-on-Couch (2) Couch-Light-ON (3) Music-ON
3	7:00	24 hours	(1) Bathroom-light-ON (2) Water-Hot
4	10:00	24 hours	(1) Windows-Blind-OFF
5	15:35	12 hours	(1) Sprinklers-ON (2) Walking-to-living-room
6	-	-	(1) Walking-to-TV,TV-ON
7	19:00	6 hours	(1) Dining-Table-light-ON (2) Music-ON (3) Coffee-maker-ON
8	-	-	(1) Sitting-on-Bed (2) Lamp-ON

※ “-”は行動が起こる規則が決まっていない

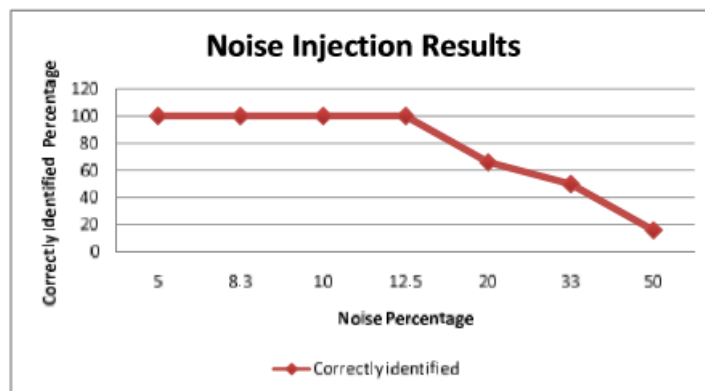


図2.21 実験結果

シミュレーション環境では、計算機上での住環境、センサ配置、架空のユーザの行動といった実験条件を変えた評価実験が可能である。長期間分の評価実験が短時間でできる。しかし、シミュレーション環境では、実験者が架空のユーザの行動を作成する。そのため、ユーザの行動を実験者が恣意的に設定することができてしまう。また、シミュレーション環境をホームエージェントに合わせて構築しなければならない。そのため、ホームエージェントごとにシミュレーション環境を用意する必要がある。

2.5 まとめ

本章では、ホームエージェントの研究において、ホームエージェントの操作代行のユーザ適応、ホームエージェントの信頼性、ホームエージェントの評価方法を示した。

(1) 操作代行のユーザ意図への適応

従来手法では、ユーザの行動パターンから学習した操作ルール DB を参照してきた。さらに、センサや家電機器からの情報に意味付けや関連付けを行うことで、意味に適した代替操作の類推が行われている。代替操作の類推によって、省電力化や効率的な家電操作、健康的な生活などをユーザに提供できる可能性がある。しかし、すべてホームエージェントが操作代行や操作の提示を行うことが前提となっている。ユーザには家電操作に対する行為選好がある。これは、ユーザが自動化を望む家電操作以外に、ユーザ自身が楽しむための家電操作があるということである。こういった行為選好はユーザの心の中にある考え方であるため、家電操作の意味づけや関連付けで表すことが難しい。

(2) ホームエージェントの信頼性

これまでホームエージェントがユーザの行動パターンを学習するための学習アルゴリズムが提案されてきた。そのため、ユーザが繰り返す行動における操作を操作代行できるが、繰り返しの少ない行動における操作は操作代行されにくい。ただし、ユーザがあまり行わない操作はユーザが操作することに手間と感じないため、操作代行ができなくてもよいと考えられる。しかし、ユーザがあまり行わない操作を行ったことをホームエージェントが日常的な行動と間違えて操作代行する可能性がある。そのため、ホームエージェントがすべて正しく操作代行することは難しい。ユーザがホームエージェントによる操作代行の信頼性を確認した上で、操作代行をホームエージェントに任せないといけない。

ホームエージェントは学習によって徐々に操作ルールを増やし、操作代行をするようになる。また、季節の変わり目などによってユーザの日常的な行動が変わったときは、ホームエージェントは操作ルールを学習し直し、徐々に操作代行ができるようになる。

つまり、ホームエージェントの操作代行の信頼性は学習過程で変動する。そのときに、まちがった操作代行が増えると、ユーザがホームエージェントに操作代行を任せられないと考える可能性がある。これは、ユーザが認識しているホームエージェントの操作代行の信頼性よりも実際のホームエージェントの操作代行の信頼性が低いためだと考えられる。その時々に応じてユーザがホームエージェントの操作代行の信頼性を確認し、信頼感を醸成していく必要がある。

(3) ホームエージェントの評価方法

従来の評価方法の特徴を表 2.2 にまとめた。まず、実際の住環境を用いた評価方法の問題点(2)とシミュレータを用いた評価方法の問題点(2)は共通の問題である。どちらの評価方法でも多くのホームエージェントが扱えない。特定のホームエージェントのために時間をかけて評価環境を用意しなければならない。

次に、実際の住環境を用いた評価方法とシミュレータを用いた評価方法の問題点は部分的に補間できる。実際の住環境を用いた評価方法の問題点(1)はシミュレータを用いた評価方法の利点(1)で、シミュレータを用いた評価方法の問題点(1)は実際の住環境を用いた評価方法の利点(1)で解決できる。ただし、実際の住環境を用いる限り、実際の住環境を用いた評価方法の問題点(1)は物理的に時間を短縮できない。そこで、シミュレータを用いた評価方法に実際の住環境を用いた評価方法を組み合わせる方法が必要である。

表 2.2 ホームエージェントの評価方法の問題点

	利点	問題点
実際の住環境を用いた評価方法	(1)実際の被験者で実験できる	(1)実験に時間がかかる (2)ホームエージェントに合わせて実験環境が作られている
シミュレータを用いた評価方法	(1)実験時間が短縮できる	(1)実験者が作成した標準的なユーザでの実験しかできない (2)ホームエージェントに合わせてシミュレータが作りこまれている

第3章 ユーザの行為選好の推測方法

従来研究では、家電操作すべてをホームエージェントが操作代行しようと考えられてきた。しかし、ユーザには自動化したい家電操作だけでなく、ユーザ自身での家電操作を楽しむという行為選好がある。そのため、ホームエージェントは、ユーザの行為選好を推測し、操作代行すべき家電操作かどうかを区別する必要がある。

そこで、本章ではユーザが自身での家電操作を楽しむかどうかという行為選好の推測方法を提案し、ホームエージェントへの適用方法を示す。3.1節では本研究の目的と意義を述べる。3.2節ではユーザの行為選好による家電操作の分類とアプローチを示し、3.3節では楽しみ度の推測方法、3.4節では重要度の推測方法を示し、3.5節では適用事例を示す。最後に、3.6節で成果をまとめる。

3.1 はじめに

ユーザが自身で楽しむための家電操作については、ユーザによる操作が重要である。そのため、ホームエージェントは、ユーザが自身で楽しむための家電操作を習得し、操作代行を回避する必要がある。しかしながら、ユーザが自身で楽しむための家電操作の中には忘れてはいけない重要な操作が含まれていることがある。ホームエージェントは重要な操作を習得し、ユーザが操作し忘れたときに注意を促す提示を行う必要もある。

ただし、ユーザが自身で楽しむための家電操作かどうかや重要な操作であるかどうかはユーザの胸中にある気持ちであり、ユーザの表情や動作からその気持ちをホームエージェントが察知することは難しい。また、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかをユーザがホームエージェントに教えるとしても、大変な作業であり、すべて正しく示すことができるとも限らない。そこで、ユーザの行為選好をユーザからの応答からホームエージェントが推測することにした。

3.2 ユーザの行為選好による家電操作の分類

本節では、ユーザ自身が楽しむための家電操作例とユーザが家電操作の実行をし忘れた家電操作例から本章でのアプローチを示す。

3.2.1 ユーザ自身が楽しむための家電操作

たとえば、ユーザが、毎日、夜10時に「エアコンをつける」とする。ホームエージェントが学習すると、ホームエージェントは夜10時に「エアコンをつける」という家電操

作を実行するようになる。しかし、ユーザがおばあちゃんの部屋の「エアコンをつける」ときにおばあちゃんのためにエアコンの設定を決めてつけたいと思う場合、ユーザは自分で操作を実行したい。

他にもユーザが、毎朝、起床すると部屋の「カーテンを開ける」とする。ホームエージェントが学習すると、ホームエージェントはユーザが起床すると「カーテンを開ける」という家電操作を実行するようになる。しかし、ユーザが自分で「カーテンを開ける」ことによって朝に気持ちよく目覚める場合、ユーザは自分で操作を実行したい。

以上のような、ユーザ自身で操作することに楽しみなどの理由がある場合、ホームエージェントは実行しないようにしなければならない。

Silvia らの研究[77]では、オンラインのスケジュールエージェントを対象として、ユーザがパソコン上での作業が忙しいときに、追加されたスケジュールやオーバースタッキングの提示が不要な場合があるという行為選好を扱った。スケジュールを提示するか、ツールバー上で警告するかをスケジュールの内容とユーザの状況によって決める方法を提案している。まず、通常はスケジュールの追加やオーバースタッキングがあれば、ユーザに提示をする。ユーザは、エージェントからの提示を確認し、提示を好むか、ツールバー上での警告を好むかを指示する。これによって、スケジュールの内容やユーザの状況によってユーザが提示と警告のどちらを好むかが分かる。スケジュールの追加やオーバースタッキングが発生した場合に、同じスケジュールの内容やユーザの状況によってユーザの好む通知方法を選択できる。

しかし、ユーザは自身の好む通知方法を1つ1つ指示しなければならない。また、ユーザの好む通知方法が変化したときに、エージェントに指示しなおさなければならない。

ユーザの負担軽減には、ホームエージェントによるユーザの行為選好の推測が必要である。行為選好の推測方法として、ユーザの表情や動作からの感情検出を用いることが考えられる。しかし、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを必ずしも感情に表すとは限らない可能性があることや、ユーザの体調による感情の変化がある。ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを表す感情の分類が困難である。

3.2.2 ユーザが実行し忘れた家電操作

たとえば、おばあちゃんのために「エアコンをつける」はユーザ自身が楽しむための家電操作だが、ユーザが実行し忘れてしまうことがある。この場合、エアコンが入っていないことで部屋が暑くなり、おばあちゃんに危険が及ぶ可能性がある。つまり、ユーザ自身が楽しむための家電操作には、忘れてはいけない重要な操作が含まれることがある。そこで、重要な操作はユーザがし忘れた際にホームエージェントが提示する必要がある。

ある。ただし、ユーザのし忘れた家電操作を正確に検出することは難しい。ホームエージェントが家電操作を予測する場合と同様に、ホームエージェントが検出した家電操作がユーザのし忘れである可能性によって、ホームエージェントが提示するかどうかを決める必要がある。

そこで、Hayley ら[78]は、事前に操作し忘れると危険な家電機器を設定し、家電操作をし忘れていることを検知する方法を提案した。家電操作をし忘れているかどうかの判断材料は3つとした。1つ目は、危険と設定した家電機器の稼働中にユーザが近づく時間間隔の長さである。たとえば、調理中にガスレンジを確認する間隔が普段より長くなると、家電操作をし忘れていることをユーザに提示する。2つ目は、他の家電機器を操作後に危険と設定した家電機器を操作するまでの時間間隔の長さである。たとえば、食器棚から食器を取り出してからガスレンジを確認するまでの時間が普段から長くなったときに、家電操作をし忘れていることをユーザに提示する。3つ目は、他の家電機器の稼働中に危険と設定した家電機器を操作する確率である。たとえば、ガスレンジに火がついている状態で食器棚を開け閉めする確率である。2つ目の時間間隔が長い場合でも、3つ目の確率が高くなければし忘れと検出しない。

実行し忘れてはいけない重要な家電操作も危険な家電機器と同様に設定することで、ユーザが家電操作を実行し忘れたときに提示することができる。しかし、ユーザが実行し忘れたくない家電操作を設定する必要がある。これでは、ユーザ自身が楽しむための家電操作を推測する場合と同様に、重要な家電操作かどうかが変わるたびに、ユーザが再設定しなければならない。つまり、ホームエージェントは実行し忘れてはいけない重要な家電操作かどうかを推測する必要がある。

3.2.3 アプローチ

ホームエージェントの操作代行をユーザの行為選好を考慮して決定する従来の方法には、以下の問題点が挙げられる。

- (1)ユーザがホームエージェントに家電操作に関する行為選好を設定する必要がある
- (2)ユーザの表情や動作から検出したユーザの感情がユーザの行為選好を示すとは限らない

問題点(1)は、ユーザが家電操作すべてに対して行為選好をホームエージェントに伝えなければならないが、すべて正しく行為選好を伝えられるとは限らない。そこで、ホームエージェントが家電操作への行為選好を推測する。しかし、問題点(2)がある。もし、ホームエージェントがユーザの表情や動作からユーザの感情が検出できても、その

感情が行為選好以外の要因で起こった感情である場合がある。そのため、ユーザの感情から直接ユーザの行為選好を推測することは難しい。そこで、ホームエージェントに対する直接的なユーザの応答から行為選好を推測する。ただし、ユーザの応答から行為選好を判別しても、その行為選好と判別できる応答をユーザが常に行うとは限らない。同じ操作に対してユーザが同じ行為選好を示す応答をすることで、その操作に対するユーザの行為選好が確実だと判断する必要がある。そこで、ユーザ自身が楽しむための家電操作だと推測できる度合いを楽しみ度、実行し忘れてはいけない重要な家電操作であると推測できる度合いを重要度として表すことにした。さらに、ユーザの行為選好の推測方法のホームエージェントアーキテクチャへの適用事例を示す。

本章では、以下の3点を課題とする。

- (a) ユーザ自身が楽しむための家電操作の推測方法
- (b) ユーザ自身が楽しむための家電操作における重要な家電操作の推測方法
- (c) (a)と(b)のホームエージェントアーキテクチャへの適用事例

3.3 ユーザ自身が楽しむための家電操作の推測方法

従来のホームエージェントのような操作代行では、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを確認できない。本方法では、まず、ホームエージェントは予測した家電操作を提示し、ユーザの応答からユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを確認する。そして、ユーザ自身が楽しむための家電操作ではないことが推測できれば、次に同じ家電操作を予測したときに操作代行する。予測した家電操作の提示と操作代行に対するユーザの応答を分類し、楽しみ度の推測方法を示す。

ホームエージェントの提示へのユーザの応答の分類と、楽しみ度の推測を図3.1に示す。楽しみ度が高いと推測する場合は、ホームエージェントの提示に「指示しない」もしくは「不要と指示」をした後、ユーザが操作する場合である。また、楽しみ度が低いと推測する場合は、ホームエージェントの提示に「ホームエージェントに実行を指示」する場合である。

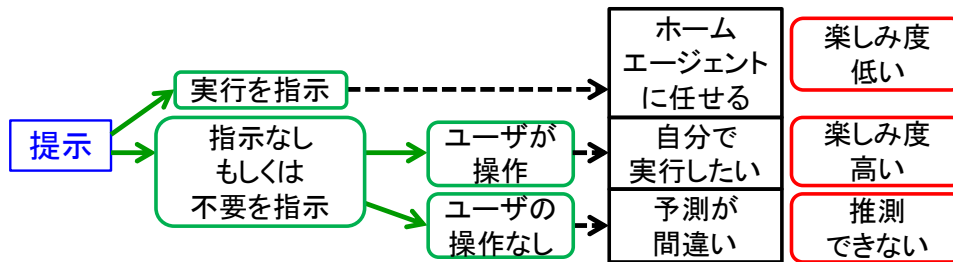


図3.1 提示に対するユーザの応答からの楽しみ度の推測

ホームエージェントによる操作代行に対するユーザの応答の分類と、楽しみ度の推測を図3.2に示す。楽しみ度が高いと推測する場合は、ホームエージェントが実行した後に、ユーザが操作しなおす場合やユーザからの「不要と指示」を受けて操作を中止した後にユーザがその家電操作を実行する場合である。また、楽しみ度が低いと推測する場合は、ユーザからの「不要と指示」を受けて操作を中止した後にユーザが操作しない場合である。

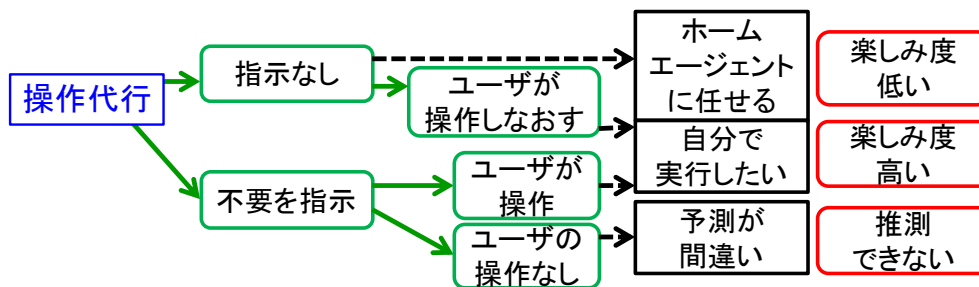


図3.2 操作代行に対するユーザの応答からの楽しみ度の推測

3.4 実行し忘れたくない重要な家電操作の推測方法

ホームエージェントがユーザの実行し忘れた家電操作を提示したときのユーザの応答の分類と、重要度の推測を図3.3に示す。重要度が高いと推測する場合は、ホームエージェントの提示に「実行を指示」もしくは「指示なし」の後に、ユーザが操作する場合である。また、重要度が低いと推測する場合は、ホームエージェントの提示に「不要と指示」した後に、ユーザが操作する場合である。

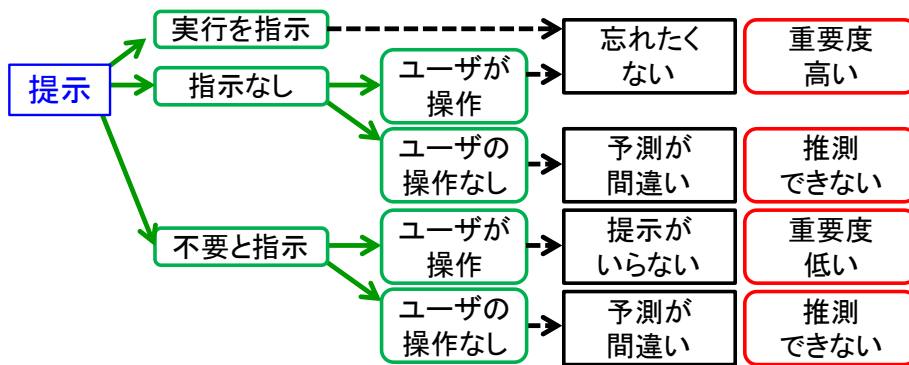


図3.3 実行し忘れた家電操作の提示に対するユーザの応答からの重要度の推測

3.5 適用事例

本節では、3.3節と3.4節で提案した楽しみ度の推測方法と重要度の推測方法のホームエージェントアーキテクチャへの適用方法を示す。

3.5.1 ホームエージェントアーキテクチャへの適用

図2.3に示した従来のホームエージェントアーキテクチャに、ユーザ自身が楽しむための家電操作をホームエージェントが実行しないことと、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作への提示を導入した。本研究でのホームエージェントアーキテクチャを図3.4に示す。

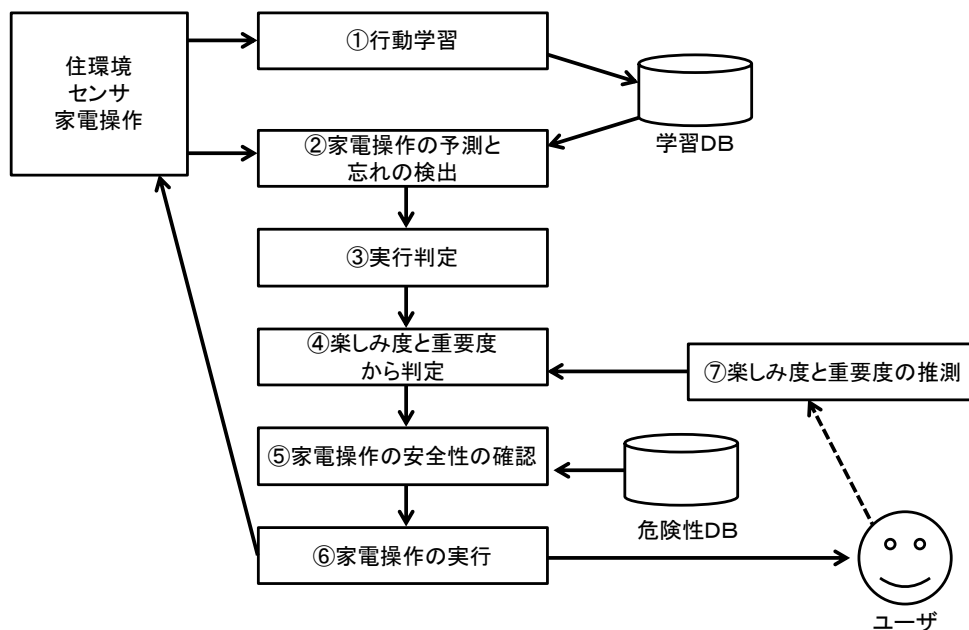


図 3.4 本研究のホームエージェントアーキテクチャへの実装方法

まず、①行動学習では、家電操作の予測に加えてユーザが実行し忘れた家電操作の検出も可能な行動パターンを学習する。学習方法の例は3.5.2項で説明する。②家電操作の予測とし忘れの検出では、学習DBの行動パターンとセンサや家電機器の情報を比較し、ユーザの家電操作の予測とし忘れの検出をする。具体的な方法を3.5.3項に示す。③予測の実行判定の後に、④ホームエージェントが実行するか、提示するかを楽しみ度と重要度から判定する。この判定方法は3.5.4項で示す。このとき、楽しみ度と重要度は行動パターンごとに関連付けた。これは、ユーザの応答から家電操作の楽しみ度と重要度を推測する際に、ホームエージェントがその状況を行動パターンとして認識しているためである。⑤家電操作の安全性を確認した後に、⑥家電操作を④で決定した方法で行う。⑦楽しみ度と重要度の推測では、ホームエージェントに対するユーザの応答から楽しみ度と重要度の調整を行う。調整方法は3.5.5項で説明する。

3.5.2 予測とし忘れた家電操作を検出できる行動パターン

①行動学習では、図3.5に示すように住環境からセンサ情報や家電操作情報を取得し、行動パターンを学習する。赤と黒の縦線は家電操作情報とセンサ情報を取得した時間を表す。センサは、圧力センサや人感センサ、温度センサ、光センサなどを想定している。従来の行動パターンは家電操作を予測するために家電操作より前の情報に着目していた。 Δt は行動パターンの中でセンサ情報や家電操作情報と次の情報までの時間を示す。

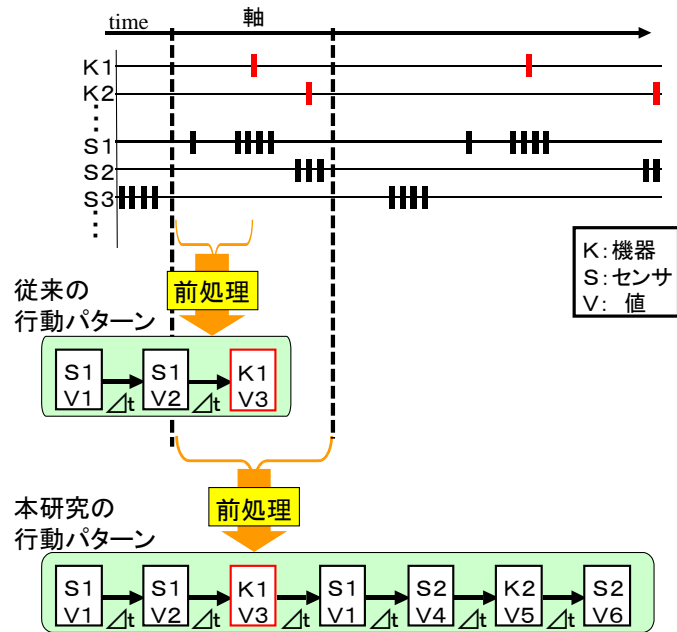


図 3.5 家電操作情報とセンサ情報からの行動パターンの抽出

ユーザがし忘れた家電操作を検出するためには，家電操作の後の情報も重要である．そこで，本研究では家電操作の前後の情報を含んだ行動パターンとした．楽しみ度と重要度は行動パターンごとに持たせた．

3.5.3 家電操作の予測方法とし忘れた家電操作の検出の方法

まず，家電操作の予測では，基本的に図 3.6 に示すように家電操作よりも前の情報を条件として予測する．図 3.7 に示す予測例では，センサ 1 の値が V1 となった後にセンサ 1 の値が V2 となったときに，その後の行動パターン通りに行動すると予測する．つまり，家電機器 1 を V3 とする操作と家電機器 2 を V5 とする操作を予測する．このとき，センサ 1 の値が V1 となった後にセンサ 1 の値が V2 となることが予測条件(if)であり，その後の行動が結果(then)である．家電操作の予測確信度は式(3.1)で算出する．図 3.7 の予測例での予測確信度は，行動パターンがこれまで起きた回数に対して「センサ 1 の値が V1 となった後にセンサ 1 の値が V2 となる」がこれまで起きた回数の割合で表す．

$$\text{予測確信度} = \frac{\text{行動パターン(then)が起こった回数}}{\text{予測条件(if)が起こった回数}} \dots \text{式(3.1)}$$

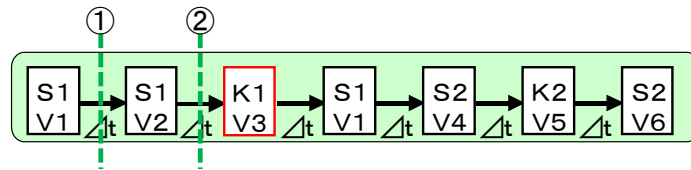


図3.6 行動パターンからの家電操作の予測イメージ

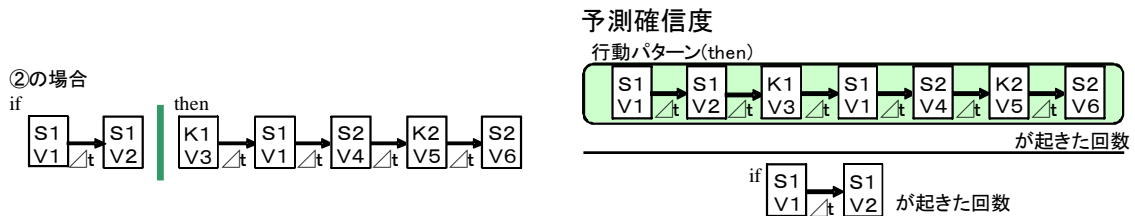


図3.7 図3.6の②まで検出したときの家電操作の予測例

ただし、家電操作の予測条件と結果の関係は1組に限らない。図3.8の予測例のように、センサ1の値が V1 となったときに、行動パターン通りに行動すると予測することも可能である。本手法では1つの行動パターンにおける予測条件と結果の関係が複数とした。

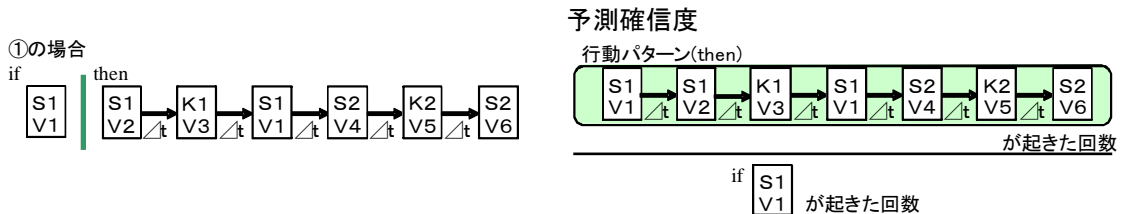


図3.8 図3.6の①まで検出したときの家電操作の予測例

次に、し忘れた家電操作の検出方法は、図3.9に示すように、行動パターンの家電操作以外をユーザが行ったことによって検出する。たとえば、図3.10に示すし忘れた家電機器の検出例では、センサ1の値が V1 となった後にセンサ1の値が V2、センサ1の値が V1、センサ2の値が V4 となったときに、家電機器1を V1 とする操作をし忘れていると検出する。このとき、センサ1の値が V1 となった後にセンサ1の値が V2、センサ1の値が V1、センサ2の値が V4 となったことが忘れ検出条件(if)であり、家電機器1を V1 とする操作が結果(then)である。家電操作の忘れ検出確信度は式(3.2)で算出する。図3.10の例での忘れ検出確信度は、行動パターンがこれまで起きた回数に対して「行動パターン中で家電機器1が V3 という操作が抜け落ちている状態」がこれまで起きた回数の割合で表す。

$$\text{忘れ検出確信度} = \frac{\text{行動パターン(then)が起こった回数}}{\text{忘れの検出条件(if)が起こった回数}} \dots \text{式(3.2)}$$

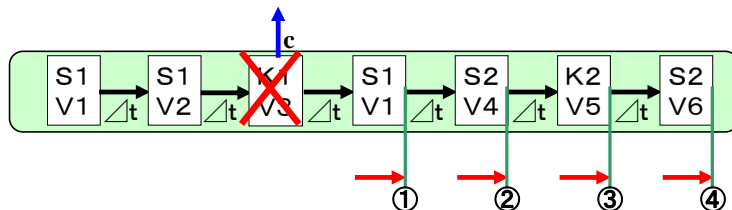


図3.9 行動パターンから忘れた家電操作を検出するイメージ

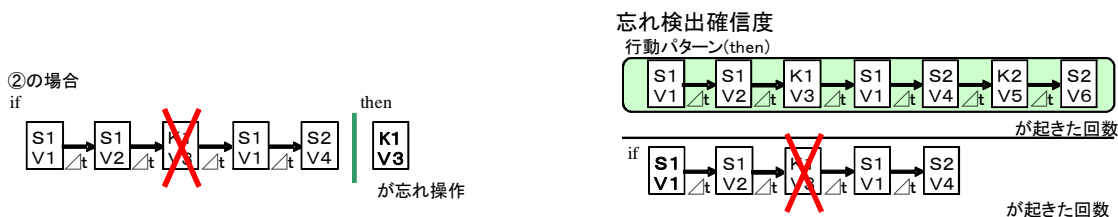


図3.10 図3.9の②まで検出したときの忘れた家電操作 c の検出例

家電操作の忘れ検出でも忘れの検出条件(if)を1つに絞らずに複数とした。図3.9の④までが忘れの検出条件である場合を図3.11に示す。忘れの検出条件のデータが多いと、忘れの検出条件が起こる回数が少なく、忘れ検出確信度が高くなる。しかし、忘れの検出条件のデータが多いと、家電操作の忘れ検出をする機会が少ない。本手法では、忘れの検出条件のデータが多い場合も少ない場合も重要度を用いることで家電操作の忘れ検出をする方法を次項以降で説明する。

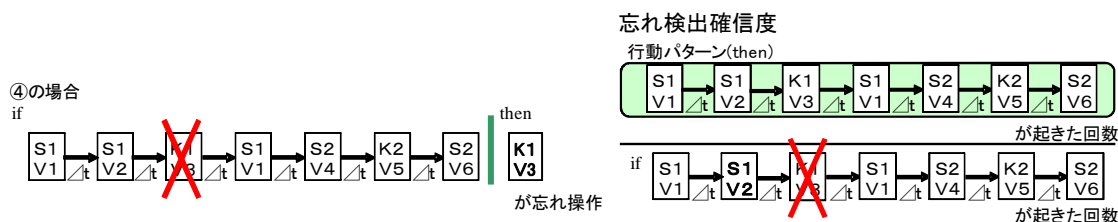


図3.11 図3.9の④まで検出したときの忘れた家電操作 c の検出例

3.5.4 楽しみ度と重要度による家電操作の実行判定方法

まず、予測した家電操作の行動パターンの持つ楽しみ度が高いほど、実行を抑制する必要がある。家電操作の実行判定に用いるしきい値に着目した。楽しみ度に応じてしきい値を高く換算し、実行判定する。予測確信度の高い場合でも、ホームエージェントが家電操作を実行しないようにする。本実装方法では、式(3.3)に示すしきい値の換算式とした。

$$\text{しきい値} = \text{しきい値} + \text{楽しみ度} \cdot \dots \text{式(3.3)}$$

たとえば、しきい値が0.7のときに、予測確信度が0.8であれば、その予測した家電操作が実行されることとする。しきい値の換算式を用いると、家電操作の行動パターンの持つ楽しみ度が0.3であるとすると、しきい値を1.0と換算して実行判定をする。予測確信度0.8の家電操作は実行されない。

次に、検出した忘れての家電操作の行動パターンの持つ重要度が高いほど、積極的に提示する。楽しみ度と同様にしきい値に着目した。重要度に応じてしきい値を低く換算し、提示するかを判定する。忘れ検出確信度が低い場合でも、ホームエージェントが家電操作を提示するようにする。本実装方法では、式(3.4)に示すしきい値の換算式とした。

$$\text{しきい値} = \text{しきい値} - \text{重要度} \cdots \text{式(3.4)}$$

たとえば、しきい値が0.7のときに、忘れ検出確信度が0.5であれば、忘れての家電操作が提示されないとする。しきい値の換算式を用いると、忘れての家電操作の行動パターンの持つ重要度が0.5であるとすると、しきい値を0.2と換算して提示するかを判定する。忘れ検出確信度0.5の忘れての家電操作は提示される。

3.5.5 楽しみ度と重要度の調整方法

楽しみ度と重要度の調整方法を表3.1と表3.2に示す。図3.1と図3.2で示した楽しみ度の推測において、楽しみ度が高いと推測する場合は一定量の楽しみ度を増やし、楽しみ度が低いと推測する場合は一定量の楽しみ度を減らす。また、図3.3で示した重要度の推測に対しても同様に調整する。これにより、行動パターンにユーザ自身が楽しむための家電操作、もしくは、ユーザが忘れてのときに実行したい家電操作を含むことを、徐々に学習できる。

ただし、ユーザの行為選好が変化する場合がある。ユーザの日常的な行動から変わることもあれば、ユーザの日常的な行動は変わらずに家電操作に対する行為選好だけが変わることもある。ユーザの日常的な行動から変わる場合は、ホームエージェントは行動パターンから学習し直すしなければならない。そのため、ホームエージェントが行動パターンを学習し直すにつれて、楽しみ度と重要度を学習することになる。一方、ユーザの日常的な行動は変わらずに家電操作に対する行為選好だけが変わる場合は、楽しみ度と重要度を徐々に学習し直し、ユーザに適した家電操作をするようになる。より早く楽しみ度と重要度を学習しなおす方法として、ユーザの行為選好の変化を検知し、楽しみ度と重要度の増減値を一時的に増大することが考えられる。たとえば、これまで楽しみ度が低かった行動パターンに基づいて操作代行するたびに、ユーザの返答からユーザが自

分で実行したい操作だと推測するようになったら、一時的に楽しみ度の増減値を増大する。ただし、ユーザの返答からではユーザの行為選好だけが変わったように見えても、行動パターンから学習し直している可能性もある。ユーザの行為選好が変わったのか、ユーザの日常的な行動も変わったのか、を判断することは難しいため、徐々に学習することが適切な方法である。

表3.1 楽しみ度の調整方法

ホームエージェントの行動	ユーザの指示	ユーザの操作	ユーザの気持ち	楽しみ度の推測	楽しみ度の調整
提示	実行を指示	なし	ホームエージェントに任せる	低い	減らす
	指示なしもしくは不要を指示	あり	自分で実行したい	高い	増やす
		なし	予測が間違い	できない	変えない
実行	指示なし	なし	ホームエージェントに任せる	低い	減らす
		やりなおす	ホームエージェントに任せる	低い	減らす
	不要を指示	あり	自分で実行したい	高い	増やす
		なし	予測が間違い	できない	変えない

表3.2 重要度の調整方法

ホームエージェントの行動	ユーザの指示	ユーザの操作	ユーザの気持ち	重要度の推測	重要度の調整
提示	実行を指示	なし	忘れたくない	高い	増やす
	指示なし	あり	忘れたくない	高い	増やす
		なし	予測が間違い	できない	変えない
	不要と指示	あり	提示がいらぬ	低い	減らす
なし		予測が間違い	できない	変えない	

3.6 まとめ

ユーザには行為選好があるため、自動化したい家電操作とユーザ自身が楽しむための家電操作がある。そのため、ホームエージェントはユーザ自身が楽しむための家電操作に対する操作代行を避ける必要がある。また、ユーザ自身が楽しむための家電操作には忘れたくない重要な家電操作が含まれている。ユーザが実行し忘れたときに、重要な家電操作に対して注意を促す提示が必要である。

これらを行うために本章では以下の問題点を指摘した。

- (1)ユーザがホームエージェントに家電操作に関する行為選好を設定する必要がある
- (2)ユーザの表情や動作から検出したユーザの感情がユーザの行為選好を示すとは限らない

そこで、問題点(1)に対して、ホームエージェントがユーザの行為選好を推測することにした。しかし、問題点(2)があるため、ユーザの胸中にある行為選好をユーザの感情から推測することができない。そこで、ユーザの自然な応答の分析により、ユーザの行為選好を推測する方法を示した。ユーザ自身が楽しむための家電操作は操作代行したときとホームエージェントが提示したときのユーザの応答から、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作かどうかはホームエージェントが提示したときのユーザの応答から推測する方法を示した。ただし、ユーザが常に行為選好に一致した応答を行うとは限らない。同じ操作に対して同じ行為選好と判定できるユーザの応答が得られるほど、行為選好と推測できる度合いを強め、ホームエージェントが行為選好に沿った操作代行をするようにした。さらに、提案した行為選好の推測方法をホームエージェントに適用した事例を示した。

本章での提案手法の評価は第5章での評価方法を用いた実験において第6章で述べる。

以上により、ホームエージェントではすべての家電操作を操作代行の対象としてはいけないという問題に対して、ユーザの行為選好を推測することで、ホームエージェントはユーザが自動化したいかどうかを判別した操作代行ができるようになった。これまでのホームエージェントは一方的に学習した操作代行をしていたが、ユーザに家電操作に対する行為選好があるというユーザ目線をホームエージェントに取り入れることができた。

第4章 信頼感の醸成方法の高度化と効率化

ホームエージェントはユーザの行動パターンを学習し、操作代行を行う。ホームエージェントがユーザの行動パターンを学習している期間があるため、ホームエージェントによる操作代行の信頼性は変動する。ユーザがホームエージェントによる操作代行の信頼性を確認することが重要である。そこで、本章では、ホームエージェントの信頼感の醸成方法の高度化と効率化を提案する。4.1 節では、本研究の目的と意義を述べる。4.2 節では信頼感の醸成方法に関する研究とアプローチを示す。4.3 節では人間をまねた対話方法、4.4 節では客観的な指標を取り入れた信頼感の醸成、4.5 節ではしきい値を調整する加減アルゴリズムを提案する。4.6 節では加減アルゴリズムの評価実験を示し、4.7 節でまとめる。

4.1 はじめに

ホームエージェントはユーザが繰り返し行う行動を行動パターンとして学習し、操作代行を行う。そのため、ユーザがあまり繰り返さない行動の操作代行ができず、間違った操作代行をすることがある。また、ユーザの日常的な行動が変わった場合、ユーザの行動パターンを学習し直すため、一時的に正しく操作代行ができないが、徐々に正しく操作代行ができるようになる。つまり、ホームエージェントは操作代行を完ぺきに正しく行うことはできず、かつ、ホームエージェントによる操作代行の信頼性は変動する。

それでも、ユーザがホームエージェントに操作代行を任せるには、ホームエージェントの操作代行をユーザが信用できなければいけない。すでに、Pattie Maes[72]によって信頼感の醸成方法が提案されている。Pattie Maes の提案手法では、代行するかを決めるしきい値(Do-it)と、エージェントがユーザに説明するかを決めるしきい値(Tell-me)の2つのしきい値をユーザが調整する。しきい値とは、エージェントが予測した操作の確からしさを求めた計算値である。ユーザはしきい値を調整することでエージェントの予測する操作としきい値との関係を探り、代行を任せるかどうかを判断していくことで、信頼感を醸成できる。しかし、利便性の低い手法であった。ユーザがエージェントに信頼感を持つまでに、ユーザは、何度もエージェントからの説明を確認し、しきい値を調整しなければならない。

まず、信頼感の醸成方法を高度にするために、人間同士での対話をまねることを取り入れる。次に、信頼感の醸成方法を効率的にするために、ユーザがエージェントの予測

能力を表す客観的な指標を用いる。さらに、ユーザの指示した客観的な指標を目標としてホームエージェントが操作代行できるように加減アルゴリズムを提案する。

4.2 信頼感の醸成手法に関する従来研究

本節では、従来の家電操作の実行判定方法と Pattie Maes が提案した信頼感の醸成方法でのしきい値の調整を説明する。次に、信頼感の醸成方法をユーザにとってより扱いやすい方法にするためのアプローチを示す。

4.2.1 操作代行の実行判定方法

従来のホームエージェントによる学習では、学習した行動パターンが過去にどれだけ行われたかどうかを確率で示している。この確率を予測確信度と呼ぶ。そのため、行動パターンに基づいて予測した家電操作を操作代行するかどうかは、予測確信度によって予測の正しさを計り、基準（しきい値）を上回るかどうかによって、操作代行の実施の可否を決定している。たとえば、予測確信度と予測した時間、その家電操作が正しいかどうかを図4.1に示すような形で表す。予測確信度は0~1の範囲とし、予測した家電操作が正しい場合は○、間違っていれば×で記す。エージェントが月曜朝7時に「ユーザが出かけるときにエアコンを消す」を予測確信度0.8で予測したときに、予測した家電操作が正しい場合には○で記す。多くの場合、しきい値は開発者が図4.1のような予測確信度とその予測結果の関係から、正しく家電操作を実行できるように決める。

しかし、過去の行動パターンを用いて家電操作を予測しているため、完璧に予測することは不可能である。ユーザが毎日繰り返し行う家電操作以外に週数回行う行動や、以前に行ったことのない行動を1度だけ行うこともあるためである。さらに、予測確信度とその予測結果の関係は変化する。学習初期は過去の行動パターンが少ないため、予測できる家電操作が少なく、予測確信度が低い予測でも正しい家電操作である場合がある。その後、過去の行動パターンが増えるに従い、予測確信度が高いほど予測した家電操作が正しい傾向が明確になっていく。正しい予測の予測確信度は比較的大きく、間違った予測の予測確信度は比較的小さくなる。しかしながら、それぞれがどのように分布するかは学習によって変わるため、予測確信度に応じて予測が正しいかどうかの割合が変わるわけではない。つまり、予測確信度は絶対値ではない。さらに、季節の変化や新しい機器の導入などによって、ユーザの行動嗜好が変化した場合、予測確信度が高いほど予測した家電操作が正しい傾向ではなくなってしまう。

予測確信度によって操作代行を行うかどうかを決める場合、操作代行の正しさが変動する。この変動に合わせてしきい値を相対的に調整する必要がある。しかし、しきい値の調整は過去の結果に基づいて行うため、操作代行の正しさは変動する。この変動をユ

しく操作代行をするかどうか分からない。そのため、ユーザはエージェントに操作代
行を任せられない。そこで、ユーザは **Do-it** を予測確信度の最大値とし、**Tell-me** のみ
を下げ、予測内容の説明を確認する。たとえば、**Do-it** を 1.0、**Tell-me** を 0.8 にしたと
する。予測した家電操作の予測確信度が 0.8 よりも大きい場合、エージェントはユーザ
に説明する。ユーザはエージェントによる説明を読むことで、予測した家電操作が正しい
かどうかや予測の正しさと予測確信度との関係を把握する。たとえば、ホームエー
ジェントが操作代行を行う際に用いる操作ルールや、予測確信度が 0.9 だと正しいことが
多いことや、0.8 だと間違ふことがあることなどをユーザは把握する。

もし、ユーザが操作代行を任せていいと判断できれば、**Do-it** を下げる。もし、ユー
ザが操作代行に満足できなければ、**Do-it** を上げることができる。また、ユーザは **Tell-me**
をさらに下げ、どの予測確信度までであれば操作代行を任せられるかどうかを探ること
ができる。

以上のように、ユーザがエージェントによる予測を確認し、**Tell-me** と **Do-it** を繰り返
し調整することで、操作代行を任せてもいい予測確信度を定める。予測確信度は絶対
値でなく、過去の学習経過によって変動するような値であるが、ユーザが **Tell-me** と
Do-it を調整することで予測確信度に対する信頼感をもち、操作代行をホームエー
ジェントに任せることができる。

しかし、ユーザはエージェントの予測を説明によって確認しなければならない。毎日
多くの操作を行っているため、その1つ1つ説明を確認することは大変である。また、
エージェントは繰り返す操作を学習するため、ユーザは繰り返し同じ説明を何度も確認
することにもなる。さらに、ユーザは操作代行をホームエージェントに任せした後、操作
代行を行った報告をユーザにしない。ユーザはホームエージェントが正しく操作代行
を行ったかどうか分からない。

また、ユーザは **Tell-me** と **Do-it** を何度も微調整しなければならない。まず、予測確
信度は絶対値ではなく、学習によって予測確信度と予測した家電操作が正しいかどう
かの関係が変わる。ユーザが **Tell-me** と **Do-it** を調整する際に、どの予測確信度が適切か
を微調整しなければならない。さらに、学習経過によって予測確信度と予測が正しいか
どうかの関係性が変動するため、この変動に合わせてユーザが **Tell-me** と **Do-it** を調整
する必要もある。

4.2.3 問題点とアプローチ

Pattie Maes の提案した信頼感の醸成方法はユーザがエージェントの予測を把握する
ことで信頼感を持つことができる方法である。しかし、以下に示す問題がある。

(1) 詳細な説明による確認のみしかない

ユーザはホームエージェントに操作代行を任せるかを判断するために、何度も同じ説明を読んで確認しなければならない。また、ホームエージェントが行った操作代行については報告がないため、ユーザは正しく操作代行が行われたかどうか分からない。

(2) しきい値を何度も調整しなければならない

予測確信度の大小関係で予測した家電操作の正しさを表すが、予測した家電操作の正しさを表す絶対値ではない。ユーザは予測確信度と予測した家電操作が正しいかどうかの関係を確認し、しきい値を調整しなければいけない。

まず、問題点(1)に対して、ユーザがホームエージェントの学習状態が段階的に確認できるようにする。ただし、ユーザによる確認作業が増えてしまう。そこで、作業を任せる相手の理解状態を確認する際の人間をモデルとして、多段的な対話方法を示す。次に、問題点(2)に対して、ユーザが絶対値でホームエージェントに操作代行を任せるかどうかを示せるようにする。そこで、ホームエージェントの予測能力を示す客観的な指標を絶対値として取り入れ、ユーザがホームエージェントに対する信頼感を醸成できるようにする。この場合、ユーザがしきい値を調整するわけではないため、ユーザが指示した客観的な指標に合わせてしきい値を調整する方法が必要になる。

本章では、以下の3点を課題とする。

- (a) 人間をまねた対話方法
- (b) 客観的な指標を取り入れた信頼感の醸成
- (c) (a)(b)を実現するためのしきい値調整方法

4.3 人間をまねた対話方法

人間の場合、相手の説明方法から作業の理解度を推測できる。人間の対話方法をエージェントへ適用する方法を提案する。

4.3.1 信頼感に適したホームエージェントの動作

従来の信頼感の醸成方法である Pattie Meas の提案方法では、予測確信度が Tell-me と Do-it の間の場合に、予測した操作を説明していた。これでは、多くの説明をユーザが何度も繰り返し確認しなければならなかった。逆に、説明しない場合において、ホームエージェントの予測を確認することができなかった。

まず、予測した家電操作の予測確信度が Tell-me より小さい場合、なにもしないため、

ユーザは予測した家電操作を確かめることができない。これに対し、予測している操作をユーザが確認できれば、学習の進捗を確かめることができる。次に、エージェントに家電操作の操作代行を任せると、操作代行が正しいかがユーザに提示されない。ユーザは、ホームエージェントが正しく操作代行をしているかどうかを確認できないことに不安を感じる可能性がある。そのため、ホームエージェントは操作代行後に報告することが必要である。

以上のように、Tell-me より予測確信度が低い場合の提示と Do-it より予測確信度が高い場合の報告によりユーザがホームエージェントの学習状態を理解することができる。しかし、単純に導入すると、ユーザによる確認作業が増加してしまう。人間同士でも作業を任せる場合に学習状態を知るために多く対話によって確認作業を自然に行っている。ユーザがホームエージェントの学習状態の確認作業を自然に行えるように、人間同士の対話をまねて、ホームエージェントが説明や報告を行うようにする。

4.3.2 作業確認における人間の対話分析

たとえば、ある店の新人 A が店長に作業を確認する際の対話を想定する。

まず、店長は A に作業を教え、作業をする前に許可を取るように伝える。はじめ、A は作業を理解していないため、A が店長に伝える作業内容は大まかになってしまう。何度も A が作業内容を店長に確認し、作業を実行することで A は作業への理解が深まっていく。そして、A は店長に具体的に作業内容を伝えるようになっていく。店長は、A が具体的に作業内容を伝えることで、A が作業を理解していることを推測できる。

以上より、人間は、作業前に許可を取るときに作業を理解しているほど、より詳細に説明できると考えられる。ホームエージェントにおいて、この自信度合いは予測確信度に当てはまる。たとえば、予測確信度の低い場合は予測した家電操作の種類だけの簡略的な説明をする。予測確信度が高いほど、予測した家電操作の内容や予測した条件など説明の項目を加えることで、詳細な説明をする。このように、ホームエージェントでは、予測した家電操作の説明において、予測確信度が低いと簡略的な説明、予測確信度が高いと詳細な説明をすると適用する。予測確信度によって説明の具体性を変えることで予測の自信度合いを提示することができる。

4.3.3 実行後の報告における人間の対話分析

たとえば、ある店の新人 A が作業をした後に店長に報告する際の対話を想定する。

まず、はじめ、新人 A は作業を正しく行えたかどうか自信がない。間違っている点がないことを確認するため、店長に詳しく報告する。何度も作業後の報告をして確かめることで、作業に自信が持てる。そして、A の報告は店長へ要点を絞った報告になって

いく。店長は、Aが要点を絞った報告をすることから作業に自信があることが分かる。

以上より、人間は、作業後の報告は自信があるほど、要点を絞った報告をすることを考えられる。つまり、ホームエージェントは報告の要点の明確化によって自信度合いをユーザに提示できる。たとえば、予測した家電操作の予測確信度が低い場合は代行後に家電操作の内容や予測した条件など多くの項目を報告する。予測確信度が高いほど報告する項目を減らすことで、要約した報告ができる。そこで、ホームエージェントでの操作代行後の報告では詳細さを段階化する。

4.3.4 説明と代行の多段化

人間のように説明方法や代行後の報告方法を多段的に変更するために、ホームエージェントでは図4.3に表すようにしきい値を増やす。多段階の説明と代行後の報告方法をそれぞれ act と表し、予測確信度からどの行動をするかを定めるしきい値は th と表す。

ただし、ユーザは多数のしきい値を調整する必要がある。そこで、後述するエージェントの予測能力把握による信頼感の醸成としきい値調整手法で解決した。

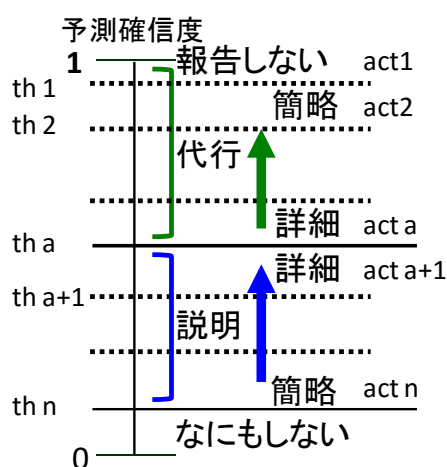


図 4.3 エージェントの説明と代行の多段化

4.4 客観的な指標を取り入れた信頼感の醸成

本節では、ホームエージェントによる予測能力を定義する客観的な指標を示し、人間をまねた対話方法への適用と客観的な指標による信頼感の醸成事例を示す。

4.4.1 予測能力の定義

ホームエージェントのように先を予測するシステムに地震予知や危険警報などがある。そのようなシステムでは、予測結果を表 4.1 に示す **hit-miss-false alarm-correct rejection** の 4 つに分類し、正答率と見逃し率で予測能力を評価している。まず、**hit** は知らせた予測内容が正しい予測内容だった場合、**miss** は知らせなかった予測内容が正しい予測内容だった場合、**false alarm** は知らせた予測内容が間違った予測内容だった場合、**correct rejection** は知らせなかった予測内容が間違った予測内容だった場合である。

正答率は知らせた(**hit+false alarm**)中で予測内容が正しい(**hit**)割合である。目標とする正答率よりもシステムの正答率が高い場合、より正しく予測ができ、性能がよいと判断される。また、見逃し率は予測内容が正しい(**hit+miss**)中で予測内容を知らせない(**miss**)割合である。目標とする見逃し率よりもシステムの見逃し率が低い場合、より見逃さずに予測ができる性能、つまり、よい性能と判断される。

ホームエージェントでも、操作代行の結果を同様に分類できる。正答率は、正しく操作代行ができることを表し、見逃し率はユーザの操作を操作代行せずに見逃してしまうことを表す。ホームエージェントの予測能力を客観的に示すには、正答率と見逃し率を用いる必要がある。

表 4.1 信号検出での分類表

	予測を知らせる	予測を知らせない
予測が正しい	hit	miss
予測が間違い	false alarm	correct rejection

4.4.2 信頼感の醸成事例

客観的な指標を用いることでユーザはホームエージェントに任せられる操作代行の信頼性を明確に伝えることができる。これまでのようなしきい値を直接調整する方法では、その時点でユーザが任せられる操作代行の信頼性になるまで何度もしきい値を調整しなければならなかった。これは、ホームエージェントが操作を予測する際の計算値である予測確信度に対してしきい値を直接調整していたためである。しきい値を変えたことによってホームエージェントの予測能力がどのように変わるかをユーザが完全に把握することは難しく、しきい値の微調整を何度も繰り返さなければならなかった。客観的な指標で調整する方法では、ホームエージェントはその客観的な指標を目標値としてしきい値を調整するため、ユーザはしきい値を微調整しなくてもよい。そのため、ユー

ザが操作代行を任せられるホームエージェントの信頼性が変わったときに再設定するため、調整回数が減る。

ただし、必ずしも客観的な指標通りの信頼性でホームエージェントが操作代行を行えるわけではない。たとえば、ホームエージェントの操作代行において正答率 100%かつ見逃し率 0%という究極の目標を客観的な指標として設定したとする。しかしながら、ホームエージェントは完璧に正しく予測できないことが前提であるため、この客観的な指標を達成することができない。これは、しきい値を直接調整する方法において、しきい値を 1 と設定しても、予測確信度が 1 として家電操作を予測できることは少なく、ほぼ操作代行されないことと同じである。そのため、しきい値を直接調整する方法では、ホームエージェントの信頼性をユーザが確認しながら、しきい値を調整し、信頼感を醸成してきた。同様に客観的な指標で調整する方法においても、ユーザが究極の目標を設定してもホームエージェントは究極の目標を達成することができない。しきい値の調整と同じようにホームエージェントの予測能力を見極めながら、客観的な指標を調整する必要がある。この調整過程で信頼感を醸成していく。客観的な指標でホームエージェントに指示することで、正答率を変えることにより操作代行の間違いがどれだけ変わるか、また、見逃し率を変えることにより操作代行がどれだけ変わるか、が分かる。しきい値を直接調整する場合のように微調整するよりも調整回数が減り、信頼感の醸成を効率的に行える。

4.4.3 人間をまねた対話方法への適用

図 4.3 で示したエージェントの説明と操作代行の多段化における分類を表 4.2 に表す。エージェントの行動は act 1 から n, 行動なしである。act a での正しい回数を $N_{hit(a)}$, act a での間違い回数を $N_{false(a)}$ と表し、行動なしだが予測が正しい回数を N_{miss} と表す。

act a の正答率 $P_{hit(a)}$ を式(4.1)に示す。act a の予測が正しい割合である。act a の見逃し率 $P_{miss(a)}$ は式(4.2)に示す。正しい予測の中で th a+1 より予測確信度が小さい予測の割合である。ただし、act a の正答率は act a+1 以上、かつ、act a の見逃し率は act a+1 より大きい必要がある。また、ユーザの示す正答率よりも実際の act a の正答率が高いときにユーザの指示を満たす。ユーザの示す見逃し率よりも実際の act a の見逃し率が低いときにユーザの指示を満たす。なお、ユーザが示した正答率と見逃し率に適するしきい値の調整は次節で述べる。

$$\text{正答率: } P_{hit(a)} = \frac{N_{hit(a)}}{N_{hit(a)} + N_{false(a)}} \cdots \text{式(4.1)}$$

(ただし、 $P_{hit(a)} \geq P_{hit(a+1)}$)

$$\text{見逃し率} : P_{\text{miss}(a)} = \frac{\sum_{b=a+1}^n N_{\text{hit}(b)} + N_{\text{miss}}}{\sum_{b=1}^n N_{\text{hit}(b)} + N_{\text{miss}}} \dots \text{式(4.2)}$$

(ただし, $P_{\text{miss}(a)} < P_{\text{miss}(a+1)}$)

表 4.2 多段階の方法での説明と代行の分類表

	予測を知らせる						予測を知らせない
	act1 をする	act2 をする	...	act a をする	...	act n をする	なにも しない
予測が正しい	hit 1	hit 2	...	hit a	...	hit n	miss
予測が間違い	false 1	false 2	...	false a	...	false n	correct rejection

4.5 加減アルゴリズムによるしきい値調整

加減アルゴリズムは、予測した家電操作が正しいかどうかを推定するごとにしきい値を一定量加減する。しきい値を加減する量の決め方が重要になる。

4.5.1 一般的なしきい値調整方法

一般的には、過去の予測を分析し、しきい値を調整する。たとえば、指定した正答率に適するしきい値に調整する場合を考える。過去の予測において、現状のしきい値よりも予測確信度の高い家電操作にある正しい予測と間違いだった予測の数をそれぞれ数え、現状の正答率を求める。もし、指定した正答率よりも現状の正答率が低ければ、さらにしきい値が高い場合での正答率を求める。指定した正答率にしきい値から求めた正答率が高くなるしきい値を探す。また、指定した正答率よりも現状の正答率が高ければ、しきい値が低い場合での正答率を求める。しきい値から求めた正答率が指定した正答率に最も近く、かつ、指定した正答率に近くなるしきい値を探す。

しかし、1つのしきい値を求めるために多くの計算が必要である。また、参照する過去の予測数によってしきい値の安定性や追従性が異なる。参照する予測数が多いと計算が増えるがしきい値が安定する。一方、ユーザの行為が変化する場合、予測確信度の高い家電操作でも間違っている場合が増える。この状況に追従し、しきい値を高く調整するには参照する予測数が少ない方が有利である。

また、予測した家電操作が正しいかどうかを正確に推定できない場合がある。たとえば、エージェントが「室内も屋外も 30℃を越えているので、エアコンを 28℃に設定する」と予測したが、ユーザは「窓を開けた」。窓を開けても室内の温度は下がらないが、ユーザは我慢した。このとき、予測した家電操作が正しくてもユーザが「エアコンを 28℃に設定」しなかったため、予測した家電操作が正しいと推定できない。過去の予測での予測した家電操作が正しいかどうかを正確ではない場合、過去の予測からしきい値を求められない可能性がある。

4.5.2 加減アルゴリズムのアーキテクチャ

加減アルゴリズムでは、予測した家電操作が正しいかどうかによってしきい値を調整することで適切なしきい値を探る。図 4.4 に加減アルゴリズムを示す。

エージェントは予測確信度をしきい値と比較し、act1 から act n のいずれか、もしくはなにもしないかを選択する。予測した家電操作が正しいかどうかをユーザの反応から推測する。しきい値は予測した家電操作が正しいかどうかに合わせて調整する。たとえば、act a した家電操作が正しい場合、act a-1 が増えるように th a-1 を減らす。act a した家電操作が間違いである場合、act a が減るように th a を増やす。

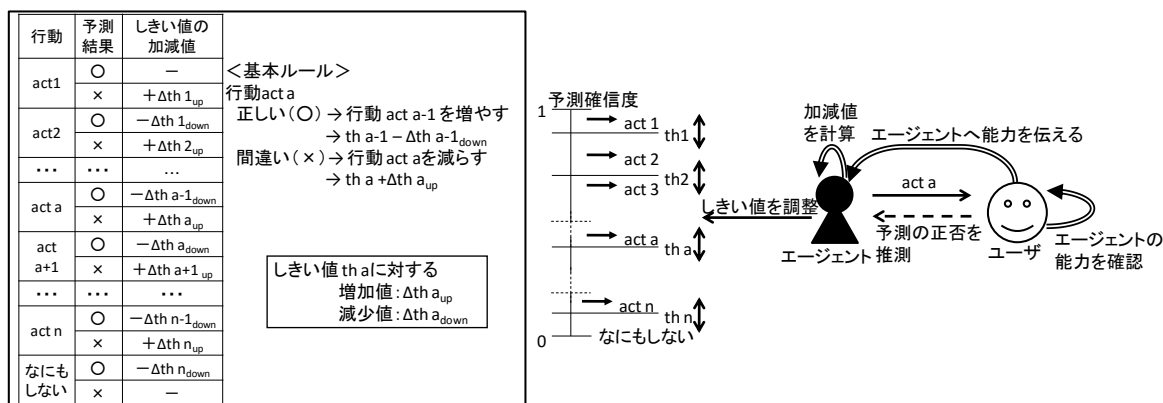


図 4.4 加減アルゴリズム

4.5.3 しきい値の定常状態

加減アルゴリズムでは、最終的にしきい値がある予測確信度の間で変動するようになる。この状態を定常状態と呼び、しきい値が定常状態となる条件を分析する。

定常状態では、しきい値が増加した総量と減少した総量が等しい。たとえば、th a において、増加した総量は th a の増加値 Δth a_{up} と増加回数 N_{false(a)}(act a が間違い回数) で表し、減少した総量は th a の減少値 Δth a_{down} と減少回数 N_{hit(a+1)}(act a+1 が正しい回数) で表す。定常状態は式(4.3)で表せる。さらに式(4.4)に示す形に式変形することで、

しきい値の増加値と減少値の比はしきい値の増加回数と減少回数の比で表すことができる。

$$\Delta th a_{up} \times N_{false(a)} = \Delta th a_{down} \times N_{hit(a+1)} \dots \text{式(4.3)}$$

$$\Delta th a_{up} : \Delta th a_{down} = N_{hit(a+1)} : N_{false(a)} \dots \text{式(4.4)}$$

4.5.4 各しきい値の加減値

定常状態の式(4.4)だけでは、 $th a$ の増加回数 $N_{hit(a+1)}$ と減少回数 $N_{false(a)}$ は事前に分からない。しきい値の増加値と減少値の比を決めることができない。

そこで、 $th a$ の増加回数 $N_{hit(a+1)}$ と減少回数 $N_{false(a)}$ が正答率と見逃し率から求められることに着目した。正答率の式(4.1)と見逃し率の式(4.2)より、増加回数 $N_{hit(a+1)}$ と減少回数 $N_{false(a)}$ はそれぞれ式(4.5)と式(4.6)のように正答率と見逃し率で表すことができる。さらに、式(4.4)に式(4.5)と式(4.6)を代入することで、しきい値の増加値 $\Delta th a_{up}$ と減少値 $\Delta th a_{down}$ の比を正答率と見逃し率から求める式(4.7)を導き出した。

$$\text{増加回数 (act a+1 の正しい回数)} : N_{hit(a+1)} = \frac{P_{miss(a)} - P_{miss(a+1)}}{P_{miss(a-1)} - P_{miss(a)}} N_{hit(a)} \dots \text{式(4.5)}$$

$$\text{減少回数 (act a の間違い回数)} : N_{false(a)} = \frac{1 - P_{hit(a)}}{P_{hit(a)}} N_{hit(a)} \dots \text{式(4.6)}$$

$$\begin{aligned} \text{act a } \Delta th a_{up} : \Delta th a_{down} \\ = P_{miss(a)} - P_{miss(a+1)} : \frac{1 - P_{hit(a)}}{P_{hit(a)}} (P_{miss(a-1)} - P_{miss(a)}) \dots \text{式(4.7)} \end{aligned}$$

(ただし、 $P_{miss(0)}=1$, $P_{miss(n+1)}=0$)

ただし、加減アルゴリズムではしきい値が正答率と見逃し率の両方を満たす値とならない場合がある。それは、正答率と見逃し率を満たすしきい値が存在しない場合である。しきい値は正答率を満たす最小しきい値と見逃し率を満たす最大しきい値の間となる。

4.6 加減アルゴリズムの評価実験

本節では加減アルゴリズムを評価する。実験では正規分布から作成した予測確信度と予測結果のデータセットに対してしきい値を調整する。最終的なしきい値をデータセットから求める正答率と見逃し率に適する真のしきい値と比較する。比較対象は過去の予測から計算的にしきい値を求める統計計算アルゴリズムとした。

評価実験は、理想条件と実環境条件に分けて行った。理想条件とは、予測した家電操作が正しいかどうかすべて推定可の条件である。実環境条件とは、予測した家電操作が正しいかどうか推定不可を含む条件である。

4.6.1 統計計算アルゴリズム

本実験でのしきい値の計算方法を図 4.5 に示す。予測確信度の分布を正規分布に仮定する。過去の予測 N 個を対象に信頼区間 95%での正答率の下限を式(4.8), 信頼区間 95%での見逃し率の上限を式(4.9)で求める。

まず、ユーザの指示する正答率を満たすしきい値の範囲を計算する。しきい値を 1.00 から順に減らし、式(4.8)により正答率の下限（しきい値より予測確信度の高い家電操作の正答率の下限）がユーザの指示する正答率に最も近く、かつ、ユーザの指示する正答率よりも大きくなるしきい値を求める。このしきい値を正答率を満たす最小のしきい値と呼ぶ。

次に、ユーザの指示する見逃し率を満たすしきい値の範囲を計算する。しきい値を 0.00 から順に増やし、式(4.9)より見逃し率の上限（家電操作が正しい数としきい値より予測確信度の低い家電操作が正しい数から見逃し率の上限）がユーザの指示する見逃し率に最も近く、かつ、ユーザの指示する見逃し率よりも大きくなるしきい値を求める。このしきい値を見逃し率を満たす最大のしきい値と呼ぶ。

最終的なしきい値は正答率を満たす最小のしきい値と見逃し率を満たす最大のしきい値の中間値とした。ただし、正答率を満たす最小のしきい値が見逃し率を満たす最大のしきい値より大きい場合、正答率と見逃し率を満たすしきい値が存在しない。正答率を満たす最小のしきい値と見逃し率を満たす最大のしきい値の中間値がユーザの指示した予測能力に適するしきい値とした。

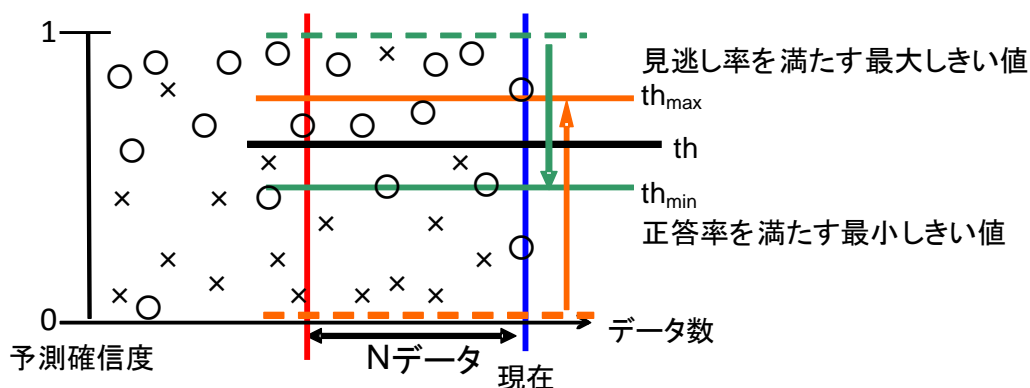


図 4.5 統計計算アルゴリズム

$$\text{信頼区間 95\%での正答率の下限} = P_{\text{hit}(a)} - k \sqrt{\frac{P_{\text{hit}(a)}(1-P_{\text{hit}(a)})}{N_{\text{act}}}} \dots \text{式(4.8)}$$

(ただし, $N_{\text{act}} = N_{\text{hit}(a)} + N_{\text{false}(a)}$)

$$N_{\text{act}} \leq 30 \text{ のとき, } k = t(0.025, n-1) \quad N_{\text{act}} > 30 \text{ のとき, } k = 1.96)$$

$$\text{信頼区間 95\%での見逃し率の上限} = P_{\text{miss}(a)} + k \sqrt{\frac{P_{\text{miss}(a)}(1-P_{\text{miss}(a)})}{N_{\text{correct}}}} \dots \text{式(4.9)}$$

(ただし, $N_{\text{correct}} = \sum_{b=1}^n N_{\text{hit}(b)} + N_{\text{miss}}$,

$$N_{\text{correct}} \leq 30 \text{ のとき, } k = t(0.025, n-1) \quad N_{\text{correct}} > 30 \text{ のとき, } k = 1.96)$$

実験では, しきい値の計算に用いる過去のデータは2000データとし, しきい値は0.01間隔で計算した. ホームエージェントでは, 学習アルゴリズムやユーザの行動環境によって家電操作回数が異なる. たとえば, MavHomeの実験[80]では一日での照明操作回数が18回であった. この場合, 2000データはおよそ100日分と推測できる.

4.6.2 実験に用いる予測行動のデータセット

予測確信度の分布は, 図4.6に示すように正しい場合と誤りである場合で別の正規分布として決めることにした. 正規分布の平均と分散によって予測能力を調整できる. データセットの各データは, まず確率的に予測した家電操作が正しいかどうかを決め, 次に予測確信度を正規分布から確率的に決める. 以降において, データセットの予測した家電操作を1データと呼ぶ.

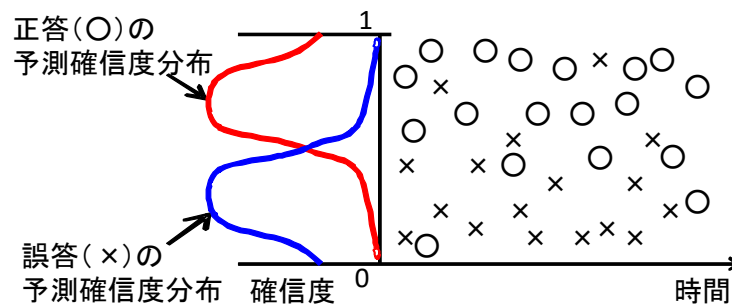


図4.6 データセットの生成イメージ

実験に用いる3つのデータセットの生成条件を表4.3に示す. データセット2は, データセット1より正しい予測の予測確信度の平均を小さく, 誤った予測の予測確信度の平均を大きく, 予測を間違える比率を大きくした. データセット2は正しい予測の予測確信度分布と間違った予測の予測確信度分布が重なる部分が多くした. データセット2はユーザの示す正答率と見逃し率を同時に満たすしきい値が存在しにくい条件である. デ

ータセット 3 はデータセット 2 と同様の生成条件だが、データ数が 20000 である。

表 4.3 データセットの生成条件

データ セット	予測した 家電操作 の正誤率 正:誤	予測確信度の分布				データ数
		正しい		誤り		
		平均	偏差	平均	偏差	
1	1:1	0.8	0.2	0.3	0.2	5000
2	3:7	0.7	0.2	0.4	0.2	5000
3	3:7	0.7	0.2	0.4	0.2	20000

理想条件での評価実験ではデータセット 1 と 2 を用いた。実環境条件での評価実験ではデータセット 3 を用いた。実環境条件での評価実験では、さらに、データセット 3 の 90% のデータを予測した家電操作が正しいかどうかを推定不可データとした。ただし、予測確信度がしきい値よりも大きい場合、エージェントが代行や説明をすることでデータセット 3 の予測した家電操作の予測結果が判明するとした。

4.6.3 実験に用いる予測能力と加減アルゴリズムの加減値

実験に用いるユーザの示す予測能力と真のしきい値、加減アルゴリズムの加減値を表 4.4 に示す。本実験では、エージェントの行動を 2 つとし、しきい値はしきい値 1 としきい値 2 とした。

まず、ユーザの示す予測能力は能力 A から E の正答率を等しくし、見逃し率を変えた。見逃し率が低いほど、正答率と見逃し率を同時に満たすしきい値が存在しにくい。また、能力 F は能力 E と見逃し率が等しいが、しきい値 2 の正答率を高くした。能力 F が最も正答率と見逃し率を満たすしきい値が存在しにくい。

次に、各予測能力での真のしきい値はデータセットのすべて 5000 データを用いて統計計算アルゴリズムによって求めた。データセット 1 よりもデータセット 2 のほうが正答率と見逃し率を満たすしきい値がない場合が多くなった。データセット 3 の真のしきい値はデータセット 2 と同じ生成条件であるため、真のしきい値も同じとする。

また、加減アルゴリズムの加減値は式(4.7)より求めた。予測確信度に対する加減値の最大変化が 1% となるように、しきい値 1 の増加値を 0.01 とした。

表 4.4 予測能力と加減アルゴリズムの加減値

予測能力	しきい値1		しきい値2		データセット1		データセット2		加減アルゴリズムでの加減値			
	正答率	見逃し率	正答率	見逃し率	真のしきい値1	真のしきい値2	真のしきい値1	真のしきい値2	Δth_{1_up}	Δth_{1_down}	Δth_{2_up}	Δth_{2_down}
A	90	95	70	90	0.77	0.71	0.94	0.79	0.01	0.0011	0.18	0.00429
B	90	90	70	70	0.76	0.67	(0.91)	0.73	0.01	0.00056	0.035	0.00429
C	90	90	70	50	0.76	0.62	(0.91)	0.69	0.01	0.00028	0.0125	0.00429
D	90	70	70	50	0.72	0.64	(0.85)	(0.70)	0.01	0.00167	0.025	0.00429
E	90	50	70	30	0.67	0.62	(0.81)	(0.67)	0.01	0.00278	0.015	0.00429
F	90	50	90	30	0.67	0.67	(0.81)	(0.80)	0.01	0.00278	0.015	0.00111

※ 真のしきい値において、()付きの数値は予測能力を満たさない

4.6.4 実験 1：理想条件での評価

データセット 1 と 2 を用い、加減アルゴリズムと統計計算アルゴリズムのそれぞれで調整したしきい値を比較する。

データセット 1 における能力 E の条件でのしきい値の変遷を図 4.7 に示す。加減アルゴリズムでも統計計算アルゴリズムでも少ないデータ数からしきい値が下がった。2000 データ以降で加減アルゴリズムと統計計算アルゴリズムの両方でしきい値が定常状態となった。統計計算アルゴリズムは、しきい値 1 と 2 の両方がデータ数 15 の時点で 0.725 まで下がり、そこから徐々に下がっていき、データ数 3000 で真のしきい値まで下がった。実験をはじめてから早い時点でホームエージェントが操作代行をするようになった。これに対し、加減アルゴリズムでは、しきい値 2 がデータ数 240 で 0.665 まで下がり、その後、しきい値 1 がデータ数 726 で 0.73 まで下がり、その後、それぞれが徐々に下がり、しきい値 2 はデータ数 557 で真のしきい値まで下がり、しきい値 1 はデータ数 1930 で真のしきい値まで下がった。実験を始めてから、まず、ホームエージェントは提示をするようになり、その後、提示していた操作の操作代行をするようになった。ホームエージェントからのユーザへの対話が変化することで、ユーザはホームエージェントの操作代行に対する自信の変化を理解することにつながる。

すべての予測能力における 3000-5000 データ間での平均のしきい値を表 4.5 に示す。加減アルゴリズムでのしきい値と真のしきい値との差は最大 0.04、統計計算アルゴリズムのしきい値と真のしきい値との差は最大 0.10 であった。

加減アルゴリズムにおいてしきい値が定常状態となることが確認でき、加減アルゴリズムにおいて統計計算アルゴリズムと同等のしきい値が求められた。これによって、ユーザは、その時点でホームエージェントに任せられる信頼性を正答率と見逃し率でホームエージェントに示すことができる。これまでのユーザがしきい値を調整する方法では、その時点でのホームエージェントに適するようにユーザがしきい値を調整しなければならなかった。しきい値を調整することでホームエージェントの提示や操作代行がどの

ように変わるか分からないため、手探りで何度も調整しなければならなかった。ユーザが正答率と見逃し率でホームエージェントに指示できることで、調整後のホームエージェントの変化を想像して調整ができるため、以前より効率的である。

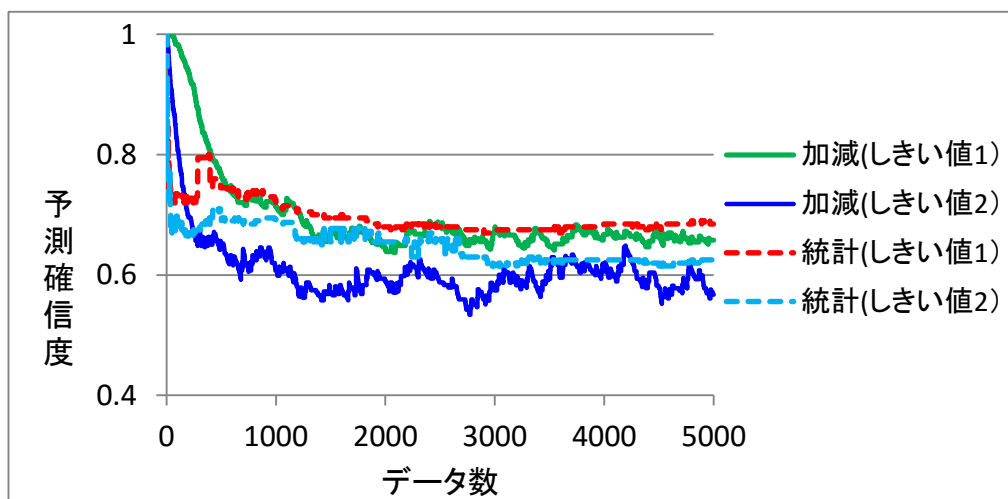


図 4.7 データセット 1 における予測能力 E でのしきい値変遷

表 4.5 理想条件でのしきい値の比較

	予測能力	しきい値	真のしきい値	平均しきい値-真のしきい値	
				加減	統計
データセット 1	A	1	0.77	0.02	0.01
		2	0.71	0.01	0.02
	B	1	0.76	0.00	0.01
		2	0.67	0.02	0.02
	C	1	0.76	0.03	0.01
		2	0.62	0.01	0.02
	D	1	0.72	0.01	0.01
		2	0.64	0.01	0.02
	E	1	0.67	0.01	0.01
		2	0.62	0.02	0.01
	F	1	0.67	0.03	0.01
		2	0.67	0.02	0.00
データセット 2	A	1	0.94	0.03	0.02
		2	0.79	0.04	0.01
	B	1	(0.91)	0.01	0.02
		2	0.73	0.01	0.01
	C	1	(0.91)	0.00	0.02
		2	0.69	0.01	0.01
	D	1	(0.85)	0.02	0.02
		2	(0.70)	0.01	0.03
	E	1	(0.81)	0.02	0.02
		2	(0.67)	0.00	0.03
	F	1	(0.81)	0.03	0.02
		2	(0.80)	0.04	0.10

※1 しきい値 1 は act 1 をするかを決めるしきい値

しきい値 2 は act 2 をするかを決めるしきい値

※2 真のしきい値において、()付きの数値は予測能力を満たさない

4.6.5 実験 2：実環境条件での評価

データセット 3 を用い、加減アルゴリズムと統計計算アルゴリズムのそれぞれで調整したしきい値を比較する。データセット 3 において、予測した家電操作の予測結果が推定不可の場合、間違いとして扱う。

能力 E でのしきい値の変遷を図 4.8 に示す。理想条件よりも実環境条件でのしきい値が高くなった。また、実環境条件において、加減アルゴリズムのしきい値より統計計算アルゴリズムのしきい値が高くなった。

各予測能力における 10000-20000 データの平均のしきい値を 4.7.3 項で求めた理想条件でのしきい値と比較した。各予測能力での理想条件でのしきい値と実環境条件でのしきい値の差をしきい値 1 と 2 における平均と最大値と最小値を図 4.9 に示す。しきい値 1 の理想条件との差は、加減アルゴリズムで最大 0.06 に対して統計計算アルゴリズムが最小 0.15 であった。しきい値 2 の理想条件との差も、加減アルゴリズムの最大 0.12

に対して統計計算アルゴリズムの最小 0.30 であった。加減アルゴリズムは、しきい値 1 でもしきい値 2 でも統計計算アルゴリズムより理想条件に近いしきい値を求められた。

本実験では、予測確信度がしきい値よりも低く予測結果が分からない場合は、予測が間違っているという予測結果とした。そのため、しきい値よりも予測確信度の予測結果は、元のデータセットよりも間違った予測結果が多く分布するため、統計計算アルゴリズムでは、理想条件に近いしきい値を求めることができなかつた。しきい値の推定に用いるデータを増やしても、同様の予測結果の分布から求めることになるため、統計計算アルゴリズムでは理想条件に近いしきい値を求めることができない。実環境条件において、統計計算アルゴリズムでは理想条件に近いしきい値を求めることができない。

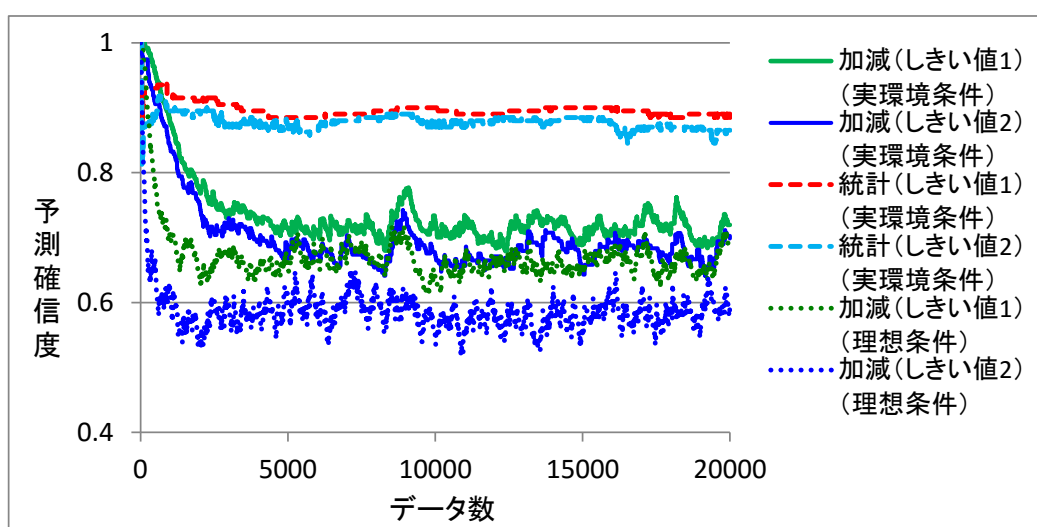


図 4.8 データセット 3 における予測能力 E でのしきい値変遷

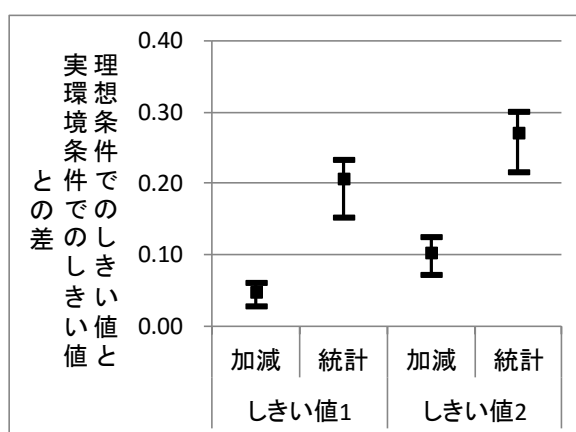


図 4.9 理想条件でのしきい値と実環境条件でのしきい値の差(最大値・平均値・最小値)

4.6.6 実験のまとめ

本節では、加減アルゴリズムによるしきい値の調整を統計計算アルゴリズムと比較した。実験は、操作代行の正否がすべてわかる理想条件と操作代行の正否が一部しかわからない実環境条件で行った。まず、評価実験結果を表 4.6 に示す。理想条件では、統計計算アルゴリズムも加減アルゴリズムも真のしきい値に近いしきい値を求められた。

また、実環境条件では、加減アルゴリズムがより理想条件に近いしきい値が求められた。実際のホームエージェントでは、ユーザがホームエージェントの操作代行が正しいかどうかを必ず伝えることもなく、ユーザが家電操作を実行し忘れることもある。この場合、予測結果が分からないため、本来の予測確信度の分布を得ることができない。統計計算アルゴリズムは原理的に適切なしきい値を求めることができなかったが、加減アルゴリズムの方が適切なしきい値を求めることができた。

次に、加減アルゴリズムと統計計算アルゴリズムのしきい値の調整手法の違いを表 4.7 にまとめる。まず、加減アルゴリズムは、前提とする予測確信度の分布はなく、しきい値の推定に使う予測行動は 1 つだけ、計算方法はしきい値の加減である。次に、統計計算アルゴリズムは、前提とする予測確信度の分布を実験に用いたデータと同じ正規分布とし、しきい値の推定に 2000 データを用い、計算方法は確率計算としきい値の探査で行った。

加減アルゴリズムは統計計算アルゴリズムよりも単純な計算方法であるが、統計計算アルゴリズムよりも的確にしきい値を調整することができた。

また、加減アルゴリズムでは、予測が正しかったかが分かるたびに単純にしきい値を調整する。たとえば、師匠が弟子に仕事を教える場合、弟子の動作を目の前で確認し、弟子の予測が何回中何回当たったかを観察し、弟子に仕事をどれぐらい任すかを考える。仕事に対する確信度は弟子の心の中に隠されており、予測行動が正しいかは師匠が推測した分しか分からない。このように人間的な判断に基づいており、本質的に正しい調整手法であると考えべきである。

以上により、加減アルゴリズムによって客観的な指標を目標としてしきい値を調整できることが確認できた。これにより、ユーザがしきい値を直接調整する場合に比べ、ユーザがホームエージェントに許す操作代行の信頼性を明確に設定できる。そのため、ユーザがホームエージェントに指示する調整回数が減らせ、信頼感の醸成の効率化につながる。また、加減アルゴリズムでしきい値を調整する過程により、ホームエージェントは次第に提示を増やし、その後、操作代行を増やした。ホームエージェントの行動が高度になったことで、ホームエージェントが操作代行を徐々にできるようになっていることをユーザが理解していくことができる。

表 4.6 評価実験の結果

		予測能力 を満たす	加減 アルゴリズム	統計計算 アルゴリズム	
理想 条件	しきい値1	○	0.03	0.03	
	しきい値2	○	0.04	0.04	
	しきい値1	×	0.03	0.03	
	しきい値2	×	0.04	0.10	
実環境 条件	理想 条件 との 誤差	しきい値1	最大	0.06	0.23
			最小	0.03	0.15
	しきい値2	最大	0.12	0.30	
		最小	0.07	0.22	

表 4.7 しきい値調整手法の比較

	加減アルゴリズム	統計計算アルゴリズム
前提とする予測確信度の分布	なし	正規分布
しきい値の推定に使うデータ	1	N (今回は2000)
計算方法	加減	確率計算・しきい値の探査

4.7 まとめ

ホームエージェントはユーザの行動パターンを学習して操作代行を行う。ユーザが常に同じ行動パターンを繰り返すとは限らない。また、ユーザが日常的な行動を変えることもある。そのため、ホームエージェントがすべて正しく操作代行することはできず、ホームエージェントによる操作代行の信頼性は変動する。そのため、ユーザはホームエージェントによる操作代行の信頼性を確認し、操作代行を任せるかどうかを決める必要がある。

従来の信頼感の醸成方法では、ホームエージェントが代行するかどうかを決めるしきい値 **Do-it** と説明するかどうかを決めるしきい値 **Tell-me** を持ち、2つのしきい値をユーザが調整する。ユーザはホームエージェントからの説明を読むことで、ホームエージェントの能力を把握し、代行を任せるかどうかを決めることができる方法であった。しかし、従来の信頼感の醸成方法では、以下の問題点があることでユーザが代行を任せるしきい値を簡単に決められなかった。

- (1)ユーザはエージェントによる家電操作の説明と代行からしか、エージェントの能力を確認できない
- (2)予測確信度はエージェントの能力を絶対値で表さないため、ユーザはしきい値を何度も調整しなければならない

問題点(1)に対して、エージェントが人間をまねた対話手法を用いることで信頼感の醸成方法の高度化を提案した。説明では予測確信度が高いほど詳細な説明、代行では予

測確信度が高いほど要点を絞った代行後の報告を行う。段階的な説明と代行はしきい値を増やすことで実現した。

問題点(2)に対して、正答率と見逃し率という客観的な指標を採用し、ユーザによる信頼感の醸成の効率化を提案した。

ユーザが正答率と見逃し率でホームエージェントに指示するため、ホームエージェントによる操作代行の信頼性は正答率と見逃し率を目標としなければならない。そこで、正答率と見逃し率を満たすようにしきい値を調整する加減アルゴリズムを提案した。加減アルゴリズムは予測した家電操作が正しいかが判明するたびにしきい値を一定量だけ調整する。一般的なしきい値の調整方法よりも計算量が少ない。

加減アルゴリズムを複雑な計算を用いる統計計算アルゴリズムと比較する評価実験を行い、加減アルゴリズムの優位性を確認した。特に、操作代行の正否の一部しか分からないという実際の状況を想定した条件での実験において、加減アルゴリズムは統計計算アルゴリズムよりしきい値の調整に適していた。

これにより、ユーザはしきい値を直接調整する場合よりも、ホームエージェントに望む予測能力を明確に示せる。そのため、ホームエージェントに対する信頼感の醸成においてユーザがホームエージェントに効率的に指示できるようになった。また、ホームエージェントはしきい値の調整の中で、予測した操作代行をはじめは提示するようになり、その後、操作代行に移行した。つまり、ユーザはホームエージェントが徐々に操作代行の自信をもつ様子をホームエージェントの行動で確認できる。そのため、ホームエージェントの行動が高度化したことでユーザはホームエージェントが学習によって操作代行ができるようになる経緯を理解しやすくなった。

さらに、本章の加減アルゴリズムを実装したホームエージェントに対する評価実験を行った。詳細は第6章で述べる。

以上より、ホームエージェントの提示や操作代行のときの態度からホームエージェントの予測能力の信頼性を把握し、客観的な指標によってホームエージェントに任せられる信頼性を指示できるようになった。これらにより、ホームエージェントの予測能力に対する信頼感を醸成する過程でのユーザ負担が減った。また、ホームエージェントによる操作代行はユーザの行動パターンに沿って行う性質上、操作代行に間違いは生じることが前提である。だからこそ、ユーザが了解できる操作代行を行うというユーザ目線を取り入れることが重要である。

第5章 シミュレーションを用いた実効的な評価方法

ホームエージェントでは、被験者や実験環境などの条件が変更可能な評価方法が必要である。しかし、実環境での評価方法では、長期間にわたる評価実験が必要なため、多くの条件での実験を行うことができなかった。これに対し、評価実験にシミュレーション環境を用いることで、短時間で評価実験ができるようになった。しかし、従来のシミュレーション環境での評価方法では、想定できるユーザの多様性が不足していることと実験環境の構築における効率化が問題であった。そこで、本章ではシミュレーションを用いた実効的な評価方法を提案する。5.1 節では本研究の目的と意義を述べる。5.2 節では従来のホームエージェント評価方法を分析し、評価に必要な要件を示す。5.3 節で被験者へのアンケート手法、5.4 節で作成したシミュレータ、5.5 節では評価実験を示す。最後に、5.6 節で成果をまとめる。

5.1 はじめに

シミュレーションを用いた評価方法では、実環境での評価実験よりも短期間で評価実験が可能であり、実験環境やユーザなどの実験条件の変更が容易であるという利点がある。しかし、実験者が実験環境やユーザなどの実験条件を設定するため、想定できる典型的なユーザでしか評価実験ができなかった。また、ホームエージェントごとにシミュレータ全体を作り替えなければならないため、評価環境の作成に時間がかかっていた。

そこで、まず、シミュレーションを用いた評価方法でも多くの被験者で実験ができるように、被験者の生活状況をシミュレーションすることを提案する。被験者からアンケートで間接的に取得する情報を用いることで、より簡単に被験者の情報を集められるようにする。次に、ホームエージェントごとの評価環境を効率的に作成できるように、共通プラットフォームを用いた評価方法を提案する。シミュレーションを用いた評価方法では、ホームエージェントだけではなく、実験環境やユーザにかかわる多くのシステムを作成しなければならない。しかしながら、どのホームエージェントでも必要な機能が共通していることに着目した。

5.2 シミュレーションによる従来の評価方法の問題点

従来の評価方法では図 5.1 に示すように実験者がシミュレータ内の実験空間とユーザ

の行動を作成している。そして、ユーザの行動はセンサや家電操作の情報としてホームエージェントに伝えられる。ホームエージェントは取得した情報で行動パターンの学習やユーザの家電操作の予測を行う。さらに、ホームエージェントは、予測した家電操作の操作代行やユーザへの提示を行う。また、実験結果として、家電操作の正答率や実行率を集計する。1日単位や30日単位など実験者が求める日間隔でのグラフ化によりホームエージェントを評価する。また、ホームエージェントがユーザからの応答を用いて家電操作を決定する場合、この応答に関しても集計する。ホームエージェントの評価実験をシミュレータで行えることで、短時間で評価実験ができ、また、実験条件の変更が容易になった。

しかし、実験空間とユーザを実験者が設定しているため、実験者が想定可能な典型的なユーザでしか評価実験ができない。ホームエージェントでは典型的なユーザを対象にしているのではないため、多くの被験者で実験をする必要がある。また、ホームエージェントごとにシミュレータ全体を作り替える必要がある。そのため、評価実験の準備に時間がかかってしまう。

以上により、シミュレーションによる従来の評価方法には以下の2点の問題点があげられる。

- (1) 実験者が設定している想定可能な実験空間とユーザでしか実験できない
- (2) ホームエージェントごとに評価環境を構築するためにシミュレータ全体を作り替えないといけない

問題点(1)に対して、被験者の生活状況をシミュレーションすることが考えられる。しかし、被験者の生活状況は直接取得した事例[109]があるが、実験者による被験者宅への訪問や被験者とのスケジュール調整という手間がかかる。それに対し、間接的に被験者の生活状況をアンケートで取得できれば、簡単に多様な被験者での評価実験ができる。そのためには被験者の生活状況を取得できるアンケート方法とシミュレーション方法が必要になる。また、問題点(2)について、実験者は評価環境を構築するために、ホームエージェントだけではなく実験環境やユーザにかかわる多くのシステムを作成しなければならない。しかし、どのホームエージェントでも操作代行を行うことに着目すると、実験空間でのユーザの行動を学習するという機能が共通していると考えられる。そこで、評価環境に必要な共通機能を定義することで、一部の追加実装で評価環境を構築できれば、評価環境の用意を短期間で行うことにつながる。そのためには、評価環境に必要な共通機能を共通プラットフォームとして定義した評価方法が必要になる。

本章では、以下の2点を課題とする。

- (a) 被験者の生活状況を取得するアンケートとそれを用いたシミュレーション方法
- (b) 共通プラットフォームを用いた評価方法

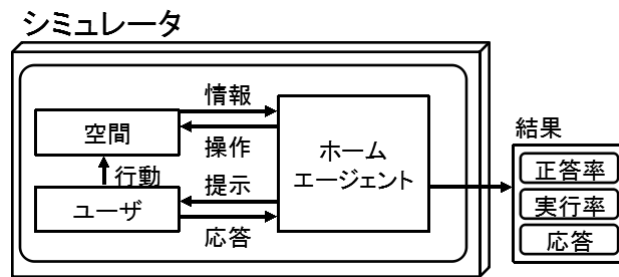


図 5.1 シミュレーションによる従来の評価方法のシステム模式図

5.3 アンケートを用いたシミュレーション

被験者の生活状況を取得するためのアンケートとアンケートに基づいたユーザのシミュレーション方法を示す。

5.3.1 アンケートを取り入れたシミュレーションの全体構成

従来のシミュレーションでは、図 5.1 に示したように空間もユーザの行動も実験者が設定していた。これに対し、被験者からのアンケートに基づいて空間やユーザの行動をシミュレーションする。アンケートとシミュレータとの関係は図 5.2 に示す模式図で示す。空間とは被験者の生活空間を示すため、アンケートではまどりを取得することにした。行動はまどり上での行動とした。それぞれアンケートで取得した内容は、簡単に入力できるようにユーザインタフェースを作成した。

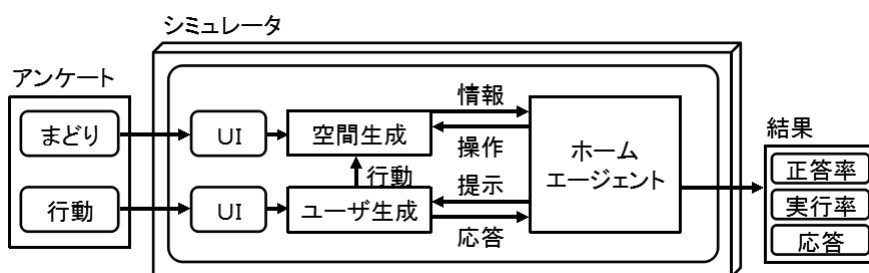


図 5.2 アンケートを用いたシミュレーションにおけるシステム模式図

5.3.2 アンケートの全体設計

アンケートではまどりとユーザの行動を取得する。まず、まどりは被験者によって別の住まいであるため、異なる。そのため、各被験者が自身の住環境を自由に記述できる形式のアンケートにする必要がある。

次に、ユーザの行動は数週間や数か月といった実験日数分の行動が必要になる。しかし、毎日同じとは限らない。Yusaki ら[108]は 6 週間の日常行動の調査において、週末と平日で行動が異なることや週末の行動のばらつきが大きいことを示した。そこで、アンケートでは、被験者によって仕事が休みとなる曜日が異なるため、週 5 回や週 1 回、月 1 回という頻度の習慣的な行動を聞く。

また、習慣的な行動のアンケートでは、平成 23 年総務省統計局の社会生活基本調査において、平均的な行動を起床、朝食開始、夕食開始、就寝、出勤、仕事からの帰宅とそれぞれの時間を調査していることを参考にした。ただし、被験者が仕事をしているとは限らない、また、居住内で朝食と夕食を必ず取るとは限らないことから、起床時、外出時、帰宅時、就寝時での行動を対象とした。各行動の詳細な項目は、開始時間、行動にかかる時間、移動経路、家電操作とする。

また、アンケート形式は、被験者が紙のアンケート用紙に被験者の住環境や行動を書き込む形式にした。これでは住環境や行動を平面で表現することになる。しかし、実環境での評価実験でも室内の床に設置した圧力センサで人間の移動を検出している。そこで、人間の移動は平面で捉えれば十分であるとした。

5.3.2.1 まどりの記述方法

まどりは被験者によって異なるため、住宅の間取りや風呂、トイレといった設備や家電製品などの種類や配置を予め決められない。そこで、図 5.3 に示す自由記述欄にまどりを記述することにした。

5.3.3 シミュレーション方法

シミュレータの基本機能である，まどりの入力 UI，行動の入力 UI，アンケートに基づいたユーザの行動生成を示す．

5.3.3.1 まどりの入力 UI

図 5.4 に示すようにまどりはアンケート同様，①間取り描画部に自由に設定できるようにした．間取りは四角の形状が多いため，四角形で表現した．家電機器と設備，圧力センサは，②設備選択部から選択し①実験空間に配置する．一度配置しても，デスクトップのアイコンのように再び動かせる．そして，②設備選択部には，テレビや照明，冷蔵庫などの家電機器，ベッドや机，扉などの設備を用意した．

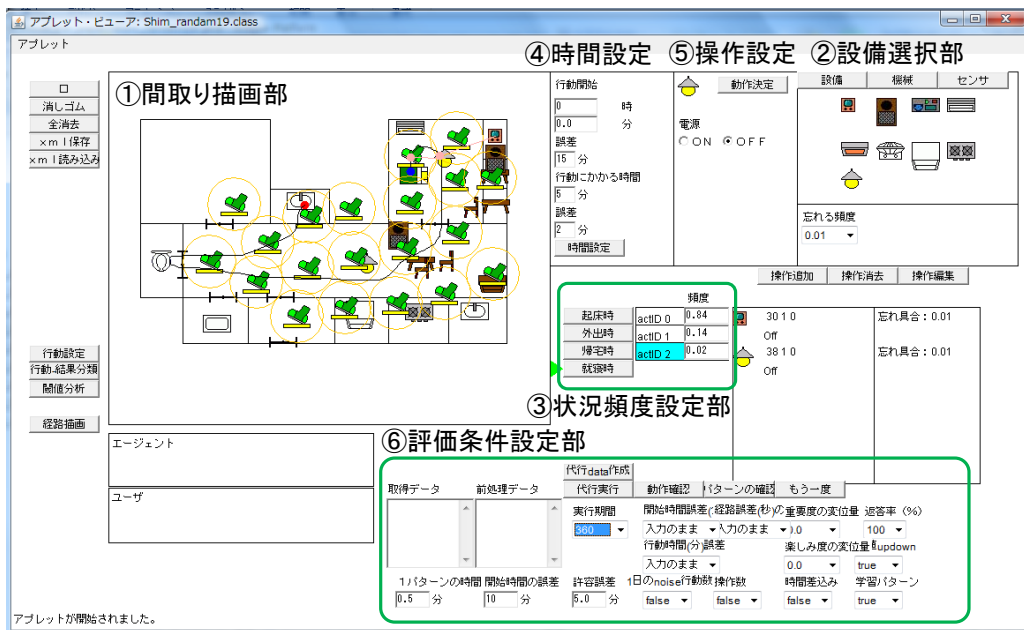


図 5.4 シミュレータのユーザインタフェース画面

5.3.3.2 ユーザの行動の入力 UI

アンケートで取得した行動ごとに入力する．まず，登録する行動の状況と頻度を③状況・頻度設定部で設定する．次に，行動の開始時間と行動にかかる時間の入力は④時間設定部で，移動経路の入力はアンケートのように①間取り描画部に自由曲線で記述する．そして，家電操作は①間取り描画部にある家電機器から選択し，移動経路上の家電操作する位置を指定する．家電操作の内容と忘れる回数は⑤操作設定部で設定する．

5.3.3.3 ユーザ行動の生成方法

アンケートの対象とした習慣的な行動だけが、ユーザの行動ではない。そこで、ユーザの行動では習慣的ではない行動も必要である。

・習慣的な行動の生成方法

アンケートで取得した1日の各状況に対する頻度の異なる3つの行動からユーザの行動を1つ選択する。選択した行動は、変化の割合を考慮して時間、移動経路、家電操作を決める。本論文では、週5回の行動は0.84、週1回の行動は0.14、月1回の行動は0.02の確率とした。

選択した行動の開始時間、移動時間、移動経路、家電操作の有無は変化の割合を考慮して決める。開始時間と移動時間は正規分布として決定する。平均はアンケートでの平均時間とし、標準偏差をアンケートでの10回中8回が収まる時間から式(5.1)によって逆算した。

$$(\text{標準偏差}) = \frac{(\text{10回中8回が収まる時間})}{1.28} \dots \text{式(5.1)}$$

移動経路はアンケートで取得した経路を中心にばらつきを考慮して作成する。たとえば、図5.5に示す平均的な移動経路に対し、点線の円で示す範囲内に通過点を確率的に設定し、各通過点をつないだ経路を移動経路とする。移動経路の変化する範囲は、式(5.2)に示すように移動経路の長さから求めた移動速度に経路誤差時間を掛けて求める。移動経路の変化範囲は空間制限から廊下や階段の幅程度とした。

$$(\text{移動経路範囲}) = (\text{経路誤差時間(秒)}) \times \frac{(\text{移動経路長})}{(\text{行動時間(秒)})} \dots \text{式(5.2)}$$

行動中の家電操作は、アンケートで取得した10回中に忘れる回数だけ実行しないようにした。

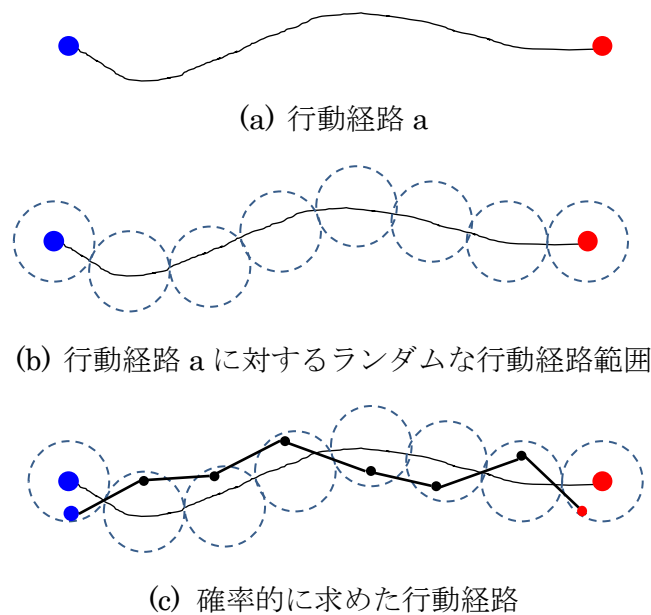


図 5.5 行動経路のランダム性の計算方法

・非習慣的な行動の生成方法

非習慣的な行動とは被験者が繰り返さない行動である。同じ行動を再出現させないために、乱数を用いて行動の行動開始時間、移動経路、家電操作の有無を決める。また、非習慣的な行動の発生頻度は、1日あたりの非習慣的な行動の回数で表し、非習慣的な行動に含む家電操作回数も1日あたりの非習慣的な行動の家電操作回数で表す。

行動開始時間は1時間毎に非習慣的な行動の有無を決める。1時間に非習慣的な行動を行う確率は式(5.3)で表す。非習慣的な行動の開始時間の分と秒は乱数で決める。

$$(1 \text{ 時間に非習慣的な行動を行う確率}) = \frac{(1 \text{ 日に非習慣的な行動の回数})}{(24(\text{時間}))} \dots \text{式(5.3)}$$

移動経路は移動開始位置と移動終了位置を単純な一直線とした。被験者の実際の非習慣的な行動は分からないため、類似性は追及しなかった。また、移動にかかる時間は習慣的な行動の平均移動速度と移動経路の距離から算出した。

行動中の家電操作は1日の非習慣的な行動数に対する家電操作数の期待値で行う。また、操作を行う家電機器は、まず家電操作を行う位置を移動経路上から確率的に決め、その位置から最も近い家電機器とした。実際の操作内容も乱数で決めた。

5.4 共通プラットフォームを用いた評価方法

本節では、共通プラットフォームを用いた評価方法を示す。まず、共通プラットフォームを提案し、それを用いた評価手順を説明する。

5.4.1 共通プラットフォーム

本提案手法ではアンケートを取り入れたシミュレーションを行うため、図 5.2 に示す構成図を前提と考える。アンケートによる実験空間とユーザの生成は実験条件となるため、ホームエージェントによる作り替えは必要ない。また、ホームエージェントには、図 5.6 に示す多くの機能がある。実験空間からのセンサや家電操作の情報を取得する機能、ホームエージェントの学習アルゴリズムによる学習や予測の機能、ホームエージェントが操作代行する際に家電機器を制御する機能、ユーザの行動や学習アルゴリズムの情報を集計する機能がある。

ホームエージェントごとに学習アルゴリズムは変わる。ただし、学習アルゴリズムと実験空間を仲介する機能である、実験空間からのセンサや家電操作の情報を取得する機能と、ホームエージェントが操作代行する際に家電機器を制御する機能はホームエージェントによらず共通だと考えられる。また、ホームエージェントによっては、単純にユーザの家電操作をそのまま操作代行するだけではない。ユーザの快適性に合わせた家電操作を提供する場合や本論文の第 3 章のようにユーザの行為選考を考慮した操作代行を行うこともある。そのため、ホームエージェントによって提示や必要なユーザからの応答は変わる。ユーザからの応答についても被験者に基づくべきであるため、アンケートで取得する必要がある。

以上により、図 5.7 に示す共通部と変更部に分類した。アンケートでは、住空間と行動を共通部とし、応答を可変部とした。シミュレータでは、アンケート内容の入力用 UI も共通部と可変部に分けた。共通部において住空間と行動を生成し、センサや家電操作の情報の収集や家電機器の制御、正答率と実行率の集計を行う。また、可変部に、ホームエージェント本体やユーザの応答の生成、ユーザの応答に関する結果集計を行う。

行動学習に係わる部分を共通部、ユーザの応答に係わる部分を可変部と分けたことで、ホームエージェントに合わせて可変部のみを再設計することで評価環境を作成できるようにした。

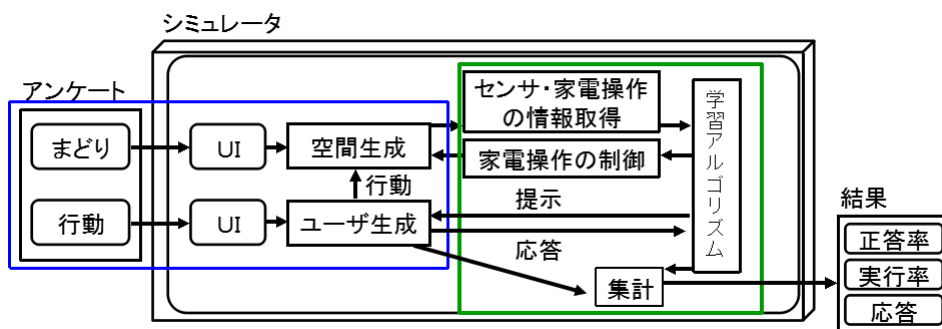


図 5.6 シミュレーションを用いた評価方法の一般的な構成

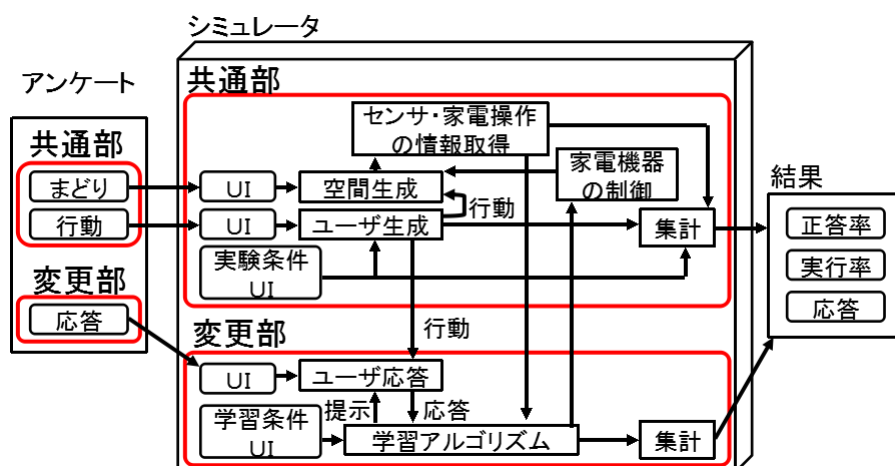


図 5.7 共通プラットフォームを用いたシミュレーションを用いた評価方法の構成

5.4.2 評価実験の実施手順

本手法では、ホームエージェントに合わせて共通プラットフォームの一部を作り替える。そのため、ホームエージェントを分析し、追加設計項目である学習アルゴリズムとユーザ応答を明確にし、アンケートとシミュレータに盛り込む。実験環境を整えた後、被験者へアンケートを行い、アンケート内容をシミュレータへ入力し、実験を実施する。そして、実験結果の分析によりホームエージェントを評価する。以上の実施手順を図 5.8 に示す。

まず、評価するホームエージェントの分析によって、共通プラットフォームに追加すべき構成要素である学習アルゴリズムとユーザ応答を明らかにする。ホームエージェントがユーザからの応答を学習に反映する場合、想定されるユーザからの応答をユーザから取得できるアンケートを設計し、シミュレータ上の UI、シミュレータ上のユーザとホームエージェント間のやりとり、結果の集計方法にも追加実装することになる。

次に、アンケートとシミュレータへの追加項目を実装する。アンケートでは、ホームエージェントによる支援に対するユーザの応答を尋ねる項目を作成する。ホームエージェントはユーザの行う家電操作を支援する機会が多いため、アンケートで回答した家電操作ごとに意見を尋ねることになる。シミュレータでは、アンケートの入力 UI とホームエージェントの学習アルゴリズムの実装以外に、ホームエージェントの支援目標に合わせた改造が必要になる。たとえば、ユーザの行動を取得し、アンケートに合わせてユーザがホームエージェントに回答する構成要素、ホームエージェントの支援目標を評価する指標の組み込みや集計要素をシミュレータに実装する。

そして、完成したアンケートを被験者に実施する。アンケート内容と実験条件をシミュレータへ入力し、シミュレーション実験を行う。実験条件には、センサの設置や実験期間、習慣的な行動の移動経路の誤差範囲、非習慣的な行動の回数がある。それぞれ、

実験の目的に合わせて設定し、シミュレータの結果を分析する。

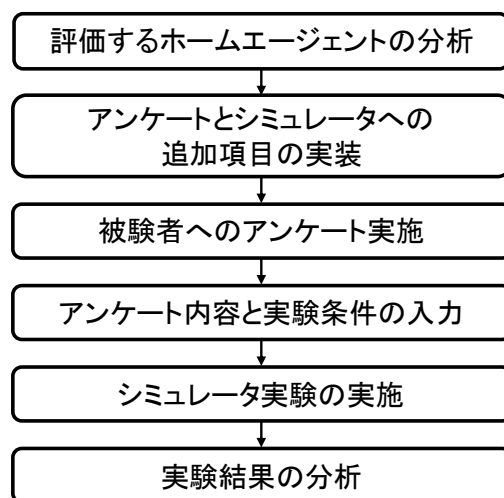


図 5.8 評価実験の実施手順

5.5 ホームエージェントの評価方法の検証

提案手法のホームエージェントの評価実験への適用可能性と評価環境の構築における効率性を検証する。検証実験は、第3章で示したユーザの行為選好を推測するホームエージェントの実装事例の評価環境の作成から実験までを行うことで実施した。

5.5.1 評価するホームエージェントの分析

本ホームエージェントでは、第3章に示したようにユーザが家電操作の操作代行を望むだけでなく、ユーザ自身が楽しむための家電操作があることを想定した。図3.4より、学習アルゴリズムはユーザの行動学習と操作代行や提示を判定する部分であるため、①行動学習、②家電操作の予測と忘れの検出、③実行判定、④楽しみ度と重要度の判定にあたる。

また、ユーザの応答では、ホームエージェントが操作代行した際の応答から楽しみ度を推測し、ユーザが実行し忘れて家電操作を提示した際の応答から重要度を推測している。そのため、ユーザからはユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかと、実行し忘れたくない重要な操作かどうかを取得する必要がある。さらに、シミュレータにおいて、アンケートで得たユーザの応答の入力 UI と生成、ホームエージェントの学習アルゴリズム、ユーザ応答に関する家電操作の実行結果の集計を実装する。

5.5.2 アンケートの追加設計

ホームエージェントがすでに普及しているわけではないため、操作代行や忘れの提示を受けたことがない被験者が多い。そのため、操作する状況や行動を想像して答えられる聞き方が重要である。そこで、質問には具体的な感情や動作を含むようにした。

被験者自身で実行したい家電操作は、「機器を操作することが面倒でなく、楽しむために自分ですか」、忘れたときに提示が必要な家電操作は「忘れても戻ってきてするか」という聞き方をした。

また、質問対象とする家電操作は、居住空間にある家電機器の操作である。しかし、家電機器には多くの機能があるが、被験者がすべての機能を使うわけではない。そこで、被験者が状況に合わせて行動を答えていることを利用し、被験者が答えた行動に含まれている家電操作に対して尋ねることにした。図 5.3 の共通部のアンケートを Word で編集し、それぞれの項目を追加した。図 5.9 に示すように、被験者が行う家電操作に番号をつけ、それぞれの家電操作に対する応答を記述できるようにした。

これにより、図 5.9 のアンケートでは 9 項目となった。図 5.3 のアンケートの 7 項目と比べると、2 項目の増加である。図 5.9 のアンケートでの変更部分は 28%にあたる。

行動中の家電操作が自分で実行したい家電操作と忘れたくない家電操作を尋ねるアンケートを図 5.3 の下部に追加することで表すことができた。図 5.7 のアンケートを 1 から作成する場合に比べ、図 5.3 のアンケートを基に作成したことでアンケート作成を容易にできた。

シミュレータ上でのユーザの応答はシミュレータ画面に対する入力 UI の追加とそれに基づいたユーザの反応を作成することで表現した。

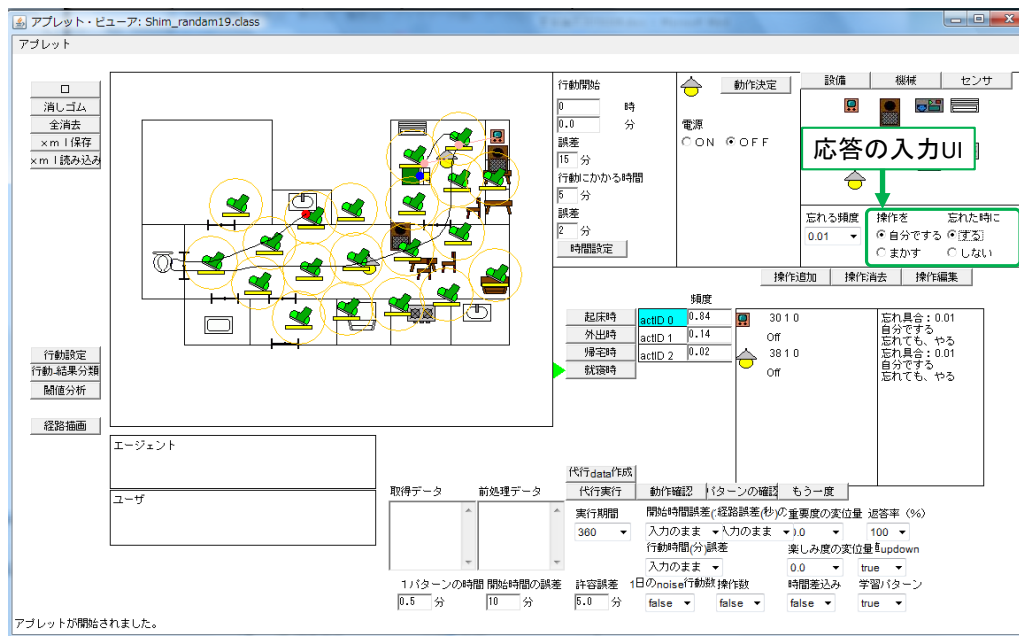


図 5.10 追加設計したシミュレータ画面

5.5.3.2 学習アルゴリズム

ホームエージェントは予測と忘れの検出のための操作ルールと各操作ルールの楽しみ度と重要度を学習する。学習アルゴリズムでは操作ルールをセンサ・家電操作の情報取得モジュールから送られた時系列に並んだ情報から行動パターンを検出し、作成する。操作ルール通りに家電操作を実行するかどうかは、楽しみ度と重要度を参考に決める。

家電操作の予測の操作ルールでは図 5.11 に示す予測では家電操作が行われる前の情報を条件とした。逆に、忘れの検出の操作ルールでは図 5.12 に示す家電操作が行われた後の情報を条件とした。家電操作の自動実行や提示を実際にするかどうかは、式(5.4)で計算した予測確信度や式(5.5)で計算した忘れ検出の確信度がしきい値よりも大きいかどうかによって判定する。しきい値を 0.6 とした。

$$(\text{予測確信度}) = \frac{(\text{家電操作とその前の取得情報の両方が発生する回数})}{(\text{家電操作の前に取得情報が発生する回数})} \dots \text{式(5.4)}$$

(忘れ検出の確信度) =

$$\frac{(\text{家電操作とその後に取得情報の両方が発生する回数})}{(\text{家電操作の後に取得情報が発生する回数})} \dots \text{式(5.5)}$$

また、各操作ルールの楽しみ度と重要度をユーザの応答から学習する。まず、楽しみ度は、自動実行に対してユーザが実行不要と応答した場合、予測に用いた操作ルールの楽しみ度を1とする。逆に、ユーザが応答しなかった場合、予測に用いた操作ルールの楽しみ度を0とする。一方、重要度は、忘れた家電操作を提示したときにユーザが必要と伝えた場合、忘れの検出に用いた操作ルールの重要度を1とする。また、ユーザが応答しなかった場合、忘れの検出に用いた操作ルールの重要度を0とする。

図5.7の提案手法の全体構造におけるホームエージェントに学習アルゴリズムを実装することで、本ホームエージェントが実行できるようにした。

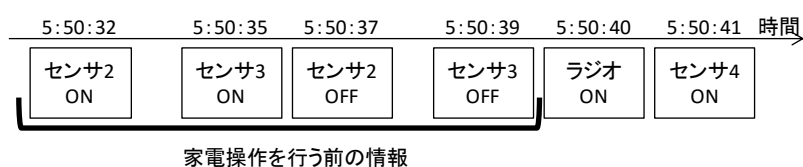


図 5.11 予測に用いる行動パターンの例

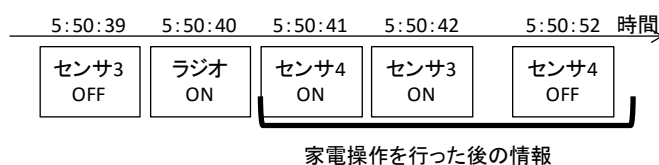


図 5.12 し忘れた家電操作の検出に用いる行動パターンの例

5.5.3.3 応答結果の集計

本エージェントでは、ユーザ自身が楽しむための家電操作の代行回避とユーザが忘れた家電操作の提示を行う。そのため、基本機能に加え、それぞれを代行回避率と忘れへの提示率を結果として出力する必要がある。まず、代行回避率は居住者自身で実行したい家電操作をホームエージェントが実行回避した割合を集計する。また、忘れへの提示率は居住者が忘れた家電操作をホームエージェントが提示した割合を集計する。

ホームエージェントの操作とユーザの入力内容を参照し、代行回避率と忘れへの提示率を集計できるようにした。

5.5.3.4 評価手法へのホームエージェント実装結果

本実験では Java でシミュレータを作成した。本実験のシミュレータを1から作る場合と部分的に作り変える場合でのコード量を比較した。表5.1に示す。可変部のコードは全体の13.3%であった。評価するホームエージェントに合わせて可変部を作り変えることができるため、シミュレータ全体を1から作り直すよりもコストが減った。

表 5.1 コード数の比較

	行数	割合
全体	15518	
内		
ホームエージェント部	2047	13.2%
ユーザの応答	154	1.0%
可変部に関する 支援結果の集計	68	0.4%

5.5.4 被験者へのアンケート実施

5.3 節で示したアンケートを被験者 3 名 (20 代) に行った。時間を制限しなかったが、おおよそ 1 時間から 2 時間で回答できた。

回答例として、被験者 c が回答した外出時に週 5,6 回行う行動を図 5.13 に示す。2 階建てで 4 部屋ある。外出時の移動経路は、1 階のリビングの机から廊下を渡り、2 階の自分の部屋のテレビの電源を消し、再び 1 階に下りた後に外出する、であった。行動開始時間の平均は 12 時、10 回中 8 回がおさまる時間は 15 分、行動にかかる時間の平均は 15 分、10 回中 8 回がおさまる時間は 5 分であると答えた。また「2 階の自分の部屋でテレビの電源を消す」という家電操作は 10 回中 2 回忘れると答えた。ユーザの応答は、自分自身で実行したい家電操作ではない、かつ、忘れたときに実行する家電操作ではない、と回答した。

行動についてのアンケート

まどりを書いてください。(家具や機器など)
始点(ス)と終点(ゴ)を明示してください。機器名は□で囲う。

行動を開取り上に記してください。(機器操作と行動経路は別の色で記入してください)
起きてすること・出かけるときにすること・帰ってきてすること・寝る前にすること

頻度：毎日 (1週間で6日以上) or 平日 週1回 月1回

時間： 開始時間 平均 12 時 00 分
10日中8日は、前後 15 分以内

かかる時間 平均 15 分
10日中8日は、前後 5 分以内

各機器操作について
A. 10回中何回忘れるか、B. 忘れても戻ってきてするか
C. 機器を操作することが面倒でなく、楽しむために自分でするか

1. A. 2 回 B. C. 5. A. _____ 回 B. C.

2. A. _____ 回 B. C. 6. A. _____ 回 B. C.

3. A. _____ 回 B. C. 7. A. _____ 回 B. C.

4. A. _____ 回 B. C. 8. A. _____ 回 B. C.

図 5.13 アンケート結果 (被験者 c)

5.5.5 実験条件

実験日数は十分に学習できる 360 日とした。非習慣的な行動を 1 日平均 12 回、非習慣的な行動における家電操作を 1 日平均 12 回と設定した。また、圧力センサの検出範囲は移動経路の変化の幅よりも小さい 40cm とした。圧力センサは移動経路をすべてカバーできる配置にした。配置例を図 5.14 に示す。

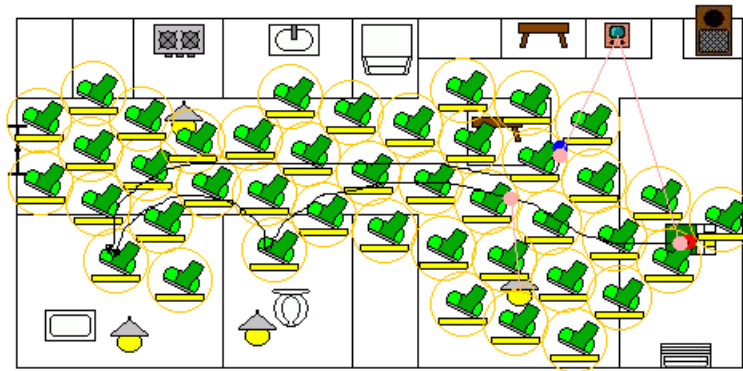


図 5.14 センサの配置 (検出範囲 40cm)

5.5.6 シミュレータ実験の実施

本ホームエージェントの特徴を評価するために、予測と忘れの検出のみによる実験と楽しみ度と重要度を有効にした実験に分けて行った。

5.5.7 実験結果の分析

5.5.7.1 結果 1：予測と忘れの検出の正答率と実行率

30 日ごとでの集計結果を図 5.15 に示す。360 日分の実験が 1 時間以内で完了でき、十分に短時間で実験が可能であった。まず、正答率はどの被験者でも 0.7 より高いことから十分に正しく自動実行が行われた。一方、実行率は上昇し、変化が 0.1 以内となるまでに 180 日かかった。どの被験者に対しても実行率が上昇した。しかし、本実験のホームエージェントは学習に時間がかかりすぎた。

また、実行率と正答率は被験者 b が最も大きく、次が被験者 a，そして被験者 c が一番小さかった。つまり、ホームエージェントは被験者 b が最も学習しやすかったと言える。アンケート内容より、住居の間取りは被験者 c が最も大きく、次が被験者 a，そして被験者 b が一番小さかった。さらに、間取りが広いほど移動経路も長かった。このことから、移動経路が長いと 1 つの行動で反応するセンサが多くなり、ホームエージェントが間違った家電操作を予測する場合や予測できない場合が増えると考えられる。また、間取りの大きさによらず移動経路の長い場合も考えられるが、本結果は本実験の被験者に基づいて得た結果である。つまり、被験者の間取りや行動の特性によってホームエージェントの評価結果に差があったといえる。実際に様々なユーザでホームエージェントが動作することを考えると、被験者からのアンケートによる評価は重要である。

被験者の間取りや行動の特性によってホームエージェントの評価結果に差が見られた。アンケートにより、ホームエージェントの評価において、ユーザの特性による実験結果の比較が可能になった。

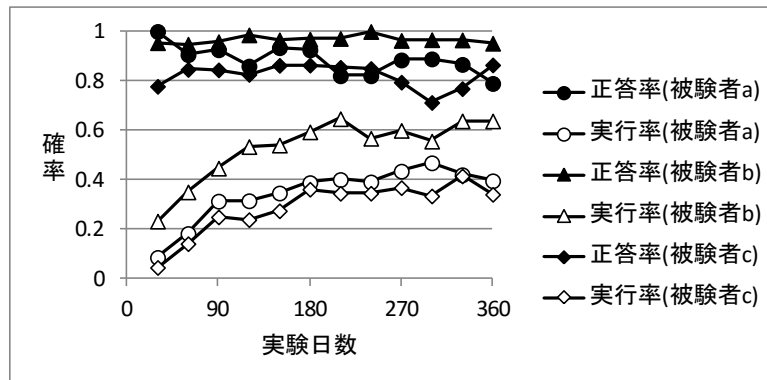


図 5.15 正答率と実行率

5.5.7.2 結果 2：代行回避率と忘れへの提示率の実験結果

30日ごとでの集計結果を図 5.16 に示す. 被験者 a の自身で実行したい家電操作と被験者 c の忘れたくない家電操作はなかったため, グラフに載せていない.

代行回避率の被験者 b ははじめの 30 日で 0.6 を超えたが, 被験者 c では 150 日までかかった. 被験者 c において, 自分で実行したい家電操作の中に忘れる割合が 0.5 と高い家電操作に対する楽しみ度の学習に時間がかかっていた. 家電操作を忘れる割合が高いと, ユーザが家電操作を実行する機会が減り, ホームエージェントが学習しにくい. これにより, 楽しみ度の学習に時間がかかったためと考えられる.

忘れへの提示率ははじめ被験者 a と被験者 b はともに増加したが, 最終的に忘れへの提示率は 0.7 を超えなかった. 被験者 a でも被験者 b でも長い移動経路中にある家電操作を忘れたときへの提示率が低かった. この家電操作を学習しにくいためである.

アンケートでは, 被験者による自分で実行したい家電操作と忘れたくない家電操作の個々の違いが, 楽しみ度と重要度の学習に与える影響が大きいことが確認できた.

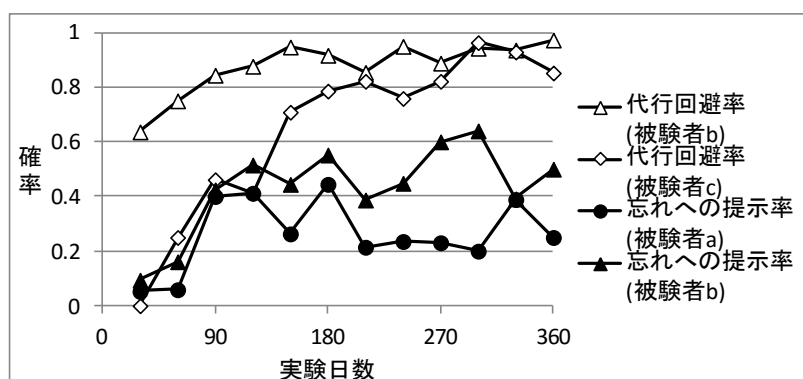


図 5.16 代行回避率と忘れへの提示率

5.5.8 評価方法の検証のまとめ

本節では、提案した評価方法を我々のホームエージェントに適用することで検証した。

まず、共通プラットフォームに対して、ユーザの行為選好とホームエージェントの学習方法を追加実装することで評価環境を整えることができた。アンケートでは、ユーザの行為選好である、ユーザが自分でやりたい家電操作と忘れてくない家電操作の項目を追加設計した。シミュレータでは、ホームエージェントの学習アルゴリズム、ユーザの行為選好の入力 UI、ユーザの行為選好に合わせたユーザの応答の生成、ユーザの行為選好の検出結果のための集計を追加した。提案した評価方法はすべて作り直す場合と比べ、アンケートでは 28%、シミュレータのプログラムコストを 13%にできた。

次に、実際に被験者 3 名からアンケートを取得し、我々のホームエージェントの評価実験を行った。被験者はアンケートを 2 時間弱で答えることができた。また、360 日分の評価実験が約 1 時間で完了した。評価結果から、被験者の自宅が広く、移動経路が長くなることで、ホームエージェントはユーザの行動を学習しにくくなった。つまり、被験者の自宅の間取りに伴う行動の違いが、ホームエージェントの評価結果に影響することが確認できた。

以上により、提案した評価方法を用いることで従来よりも容易に実験環境を整えることができ、短時間で複数の被験者での評価実験ができるようになった。また、複数の被験者で評価実験ができたことで、ホームエージェントの評価結果の差を被験者の特徴の違いから評価することができた。

5.6 まとめ

従来の評価方法では、想定できるユーザの多様性が不足していることと実験環境の構築における効率化が問題であった。それは、以下の問題点のためであった。

- (1)実験者が設定している想定可能な実験空間とユーザでしか実験できない
- (2)ホームエージェントごとに評価環境を構築するためにシミュレータ全体を作り替えなければならない

問題点(1)に対して、被験者の日常生活を取得するアンケート方法と、アンケートを基にしたユーザ行動のシミュレーション方法を提案した。アンケートでは、被験者の自宅の間取りと日常的な行動を合わせた7項目の記述方法を示した。また、ユーザ行動の

シミュレーション方法では、アンケートに基づいた日常的な行動に加え、習慣ではない行動の生成方法も示した。

問題点(2)に対して、一部の作り替えによって別のホームエージェントの評価にも対応できる共通プラットフォームを提案した。ホームエージェントでは基本的にユーザの行動の学習と予測を行うことに着目し、それらの評価に必要な機能である、ユーザのまどり、行動、家電機器やセンサの情報収集、家電機器の制御、ホームエージェントの予測結果の収集という要素を含む共通プラットフォームを設計した。共通プラットフォームを用いた評価方法をホームエージェントに適用する際の実施手順も示した。

さらに、提案した評価方法を我々のホームエージェントに適用することで検証実験を行った。我々のホームエージェントでは、行動学習以外にユーザが自分でやりたい家電操作と忘れたくない家電操作というユーザの行為選好を検出する。そこで、ユーザの行為選好に対するアンケートの追加設計と我々のホームエージェントのシミュレータへの実装を行った。提案した評価方法はすべて作り直す場合と比べ、アンケートでは28%、シミュレータのプログラムコストを13%にできた。

また、実際に、被験者3名からアンケートを取得し、評価実験を行った。アンケートは2時間弱で答えられ、360日分の実験が約1時間でできた。評価結果から、被験者の自宅の間取りに伴う行動の違いによって、ホームエージェントの評価結果に差があることを確認できた。

以上により、被験者の多様性を拡大でき、また評価環境の構築を短時間で行えるようになった。今後、ホームエージェントはユーザの行動パターンの学習による操作代行だけでなく、ユーザ目線が導入されていくことでホームエージェントの評価項目が多岐にわたると考えられる。本章で提案した評価方法によって、そのように複雑化するホームエージェントを効率的に評価できる方法が提供できた。

第6章 シミュレーションを用いた実効的な評価方法による提案手法の検証

第3章でユーザの行為選好の推測方法と第4章で信頼感の醸成方法の高度化と効率化を提案してきた。しかし、どちらの提案手法に対しても、ホームエージェントを用いた評価実験を行っていなかった。そこで、第5章で示したシミュレーションを用いた実効的な評価方法を用いて行ったそれぞれの提案手法の評価実験について示す。

6.1節では本章の目的を述べ、6.2節では第3章で示したユーザの行為選好に対する評価実験、6.3節では第4章で示した信頼感の醸成方法の高度化と効率化に関する評価実験を示す。最後に、6.4節でまとめる。

6.1 はじめに

本論文では、ホームエージェントに対して、第3章でユーザの行為選好の推測方法と第4章で信頼感の醸成方法の高度化と効率化を提案した。まず、第3章ではユーザの行為選好の推測方法として、ユーザ自身が楽しむための家電操作に対する楽しみ度の推測方法と実行し忘れてはいけない重要な家電操作に対する重要度の推測方法を提案した。さらに、提案した推測方法のホームエージェントへの適用事例を示したが、評価実験を行っていない。次に、第4章では、信頼感の醸成方法の高度化と効率化においてしきい値を調整するための加減アルゴリズムを提案し、さらに評価実験を行ったが、ホームエージェントがユーザの行動を予測している場合での評価実験ではなかった。

本章では、第5章で提案したシミュレータを用いた実効的な評価手法によって以下の3つの評価実験を示す。

実験1：楽しみ度の推測による操作代行への回避性能

実験2：重要度の推測による忘れたくない重要な家電操作への提示性能

実験3：加減アルゴリズムと数値計算によるしきい値調整を比較

6.2 実験1：楽しみ度の推測による操作代行への回避性能

3.3節で提案したユーザ自身が楽しむための家電操作の推測は、ホームエージェントによる操作代行や提示へのユーザからの返答によって行う。ただし、ホームエージェントが操作代行や提示した家電操作とユーザ自身が楽しむための家電操作が必ずしも一

致しているとは限らない。そのため、3.5 節で示したホームエージェントへの適用事例では、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかの確からしさを楽しみ度として表現し、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを推測するごとに増減する。この楽しみ度の増減値によって、最終的にホームエージェントがユーザ自身の楽しむための家電操作を操作代行しなくなるかどうかが決まる可能性がある。そこで、楽しみ度の増減値がユーザ自身の楽しむための家電操作をホームエージェントが操作代行しなくなるまでの傾向に与える影響を評価する。

6.2.1 実験方法

5.5 節で行ったアンケートの被験者 a に対して 360 日分のシミュレーションによる評価を行う。楽しみ度の増減値の影響だけを評価するために、すべての家電操作をユーザが「自分で実行したい家電操作」であるとした。ただし、実際のアンケートにおいて「自分で実行したい家電操作」である家電操作とそうでない家電操作が混ざっている。本実験では単純に楽しみ度の増減値がユーザ自身の楽しむための家電操作をホームエージェントが操作代行しなくなるまでの傾向に特化して評価するため、すべての家電操作をユーザが「自分で実行したい家電操作」であるとした。

シミュレーション上では、ホームエージェントによる予測した家電操作の提示や代行に対して、ユーザは「不要と指示」し、ユーザが家電操作を実行する。楽しみ度だけを評価するため、ユーザは家電操作を忘れないと設定にした。

以上の実験を行うために 3.5 節で示したホームエージェントを導入した実験環境を提案した評価方法によって作成した。アンケートは 5.5 節で作成したアンケートを用い、シミュレータでは 3.5 節で示したホームエージェントを追加した。そのため、ユーザ自身で実行した家電操作の推測方法だけでなく、実行し忘れたくない重要な家電操作の推測方法も含めて実験環境を用意した。本節での実験では、重要度の増減値を 0 とすることで、ユーザ自身で実行した家電操作の推測方法に関する評価実験を行った。

シミュレータに追加したコード数を表 6.1 に示す。全体のコード数に対して 16.6%の作り替えで実験環境を作ることができた。

表 6.1 3.5 節で示したユーザの行為選好を適用したホームエージェント
の評価環境におけるシミュレータのコード数

	行数	割合
全体	15886	
内		
ホームエージェント部	2414	15.2%
ユーザの返答	155	1.0%
ユーザの行為選好 に関する結果の集計	68	0.4%

6.2.2 実験条件

行動生成の条件は、移動経路の変化する範囲を 10 秒以内、非習慣的な行動を 1 日 4 回、非習慣的な行動における家電操作も 1 日 4 回とした。

行動パターンの検出方法と家電操作の予測方法は 3.5 節で示した実装方法を用いた。しきい値は 0.5 とした。しきい値を決める基準は、ユーザ自身が楽しむための家電操作の推測をしない場合に、予測した家電操作の 90%以上正しく、かつ、ユーザの代わりにホームエージェントが実行する家電操作が 70%以上となることとした。

楽しみ度の増減値は、0.0, 0.01, 0.02, 0.1 を比較する。

6.2.3 実験結果

ホームエージェントの実行率を 30 日ごとに求めた実験結果を図 6.1 に示す。実行率とは、家電操作をホームエージェントが実行する割合である。まず、楽しみ度の推測なしの場合、実験日数が進むにつれて実行率が増加し、180 日以降は 70%近くで推移した。学習によってホームエージェントによる家電操作が増加した。

次に、楽しみ度を推測した場合は、楽しみ度を推測しない場合より実行率が減少した。増減値が 0.01 において、実験日数 30 日のとき楽しみ度を推測しない場合での実行率との差がない、実験日数 60 日において、実行率が増加したが、楽しみ度を推測しない場合よりは小さくなった。実験日数 90 日以降、実行率が減少し、常に楽しみ度を推測しない場合より小さくなった。

また、実験日数 30 日で、増減値 0.1 は増減値 0.01 と 0.02 よりも実行率が小さくなった。実験日数が短い期間での実行率と増減値との関係を細かく見ていく。

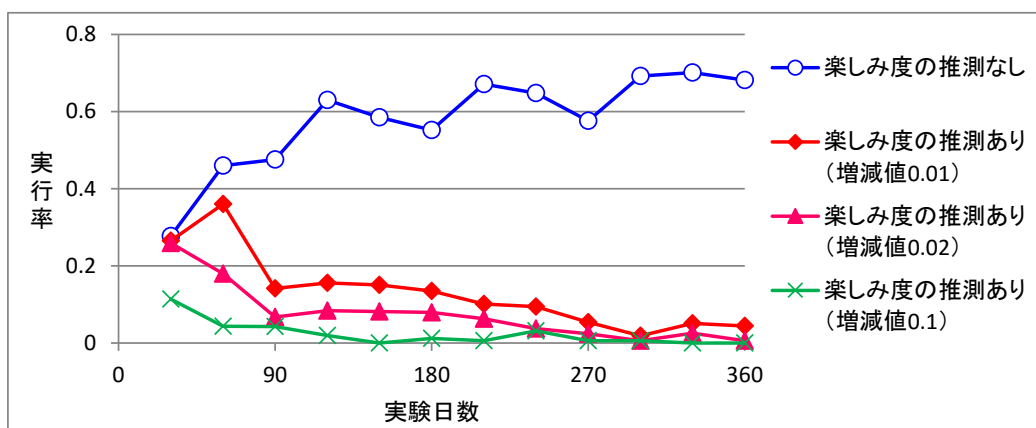


図 6.1 楽しみ度の増減値による実行率の変化 (30 日間隔)

実験日数が短い期間での実行率を比較する. 7 日ごとの実行率を図 6.2 に示す. 楽しみ度の増減値が 0.01 と 0.02 の実行率は実験日数 21 日まで楽しみ度を推測しない場合と差がなかった. 楽しみ度の増減値 0.1 の実行率ははじめ 7 日間は他の条件との差がなかった. その後の実行率は他の条件より低い. 楽しみ度の増減値 0.1 の実行率は実験日数 21 日までは実行率が増加し, その後は減少した. 35 日以降で 5%より小さくなった.

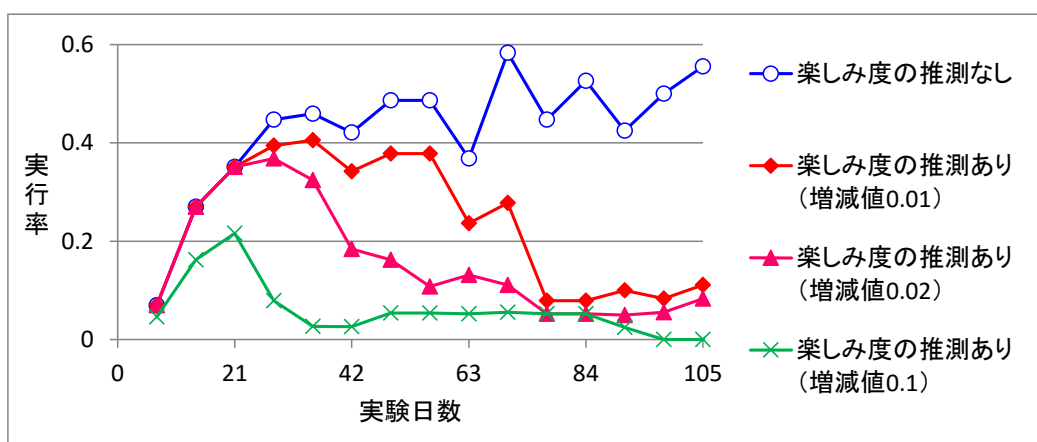


図 6.2 楽しみ度の増減値による実行率の変化 (7 日間隔)

以上より, 楽しみ度によって, ユーザ自身が楽しむための家電操作に対するホームエージェントの実行率の減少が確認できた. 楽しみ度の増減値が大きいほど早く実行率が減少した. ただし, この結果はすべての家電操作をユーザが「自分で実行したい家電操作」である場合である. ユーザによる家電操作の中に「自分で実行したい家電操作」ではない家電操作がある場合, 結果が変わる可能性がある. ホームエージェントから同じ時間に同じ経路で同じ家電操作を行っているように見えても, ユーザは日によって「自分で実行したい家電操作」かどうかが変わる場合はユーザ自身が楽しむための家電操作

を推測することが難しくなる。たとえば、毎晩寝る前に照明を消すことはホームエージェントに操作代行してほしいが、ユーザが次の日に朝早く起きなければならないときやゲームで遊んだ後に寝るときなど、日によってユーザ自身で家電操作をしたい場合である。本手法では、ホームエージェントからは同じ行動パターンに見えるが「自分で実行したい家電操作」かどうかが変わる場合は、ユーザに合わせて操作代行を行うことが難しいと考えられる。しかし、実験から、ユーザ自身で家電操作をしたいかどうかを日によって変えない場合において、ユーザ自身が楽しむための家電操作に対するホームエージェントの実行率の減少が確認できた。そのため、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを判別する方法を、行動パターンに「自分で実行したい家電操作」かどうかが変わる条件を組み合わせることで実現できる可能性がある。

楽しみ度の増減値が大きいほど、ホームエージェントが「ユーザ自身が楽しむための家電操作」を操作代行しなくなるまでにかかる時間が早くなった。増加率が極端に大きいと、「ユーザ自身が楽しむための家電操作」かどうかを十分に確認せずに操作代行を回避してしまう可能性がある。そのため、極端に早期に実行率が減少しないように楽しみ度の増減値を選択する必要があることが分かった。

6.3 実験 2：重要度の推測による忘れたくない重要な家電操作への提示性能

3.4 節で提案したユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作の推測には、3.3 節のユーザ自身が楽しむための家電操作と同様に、ホームエージェントによる操作代行や提示へのユーザからの返答によって行う。また、3.3 節と同様の理由で、3.5 節で示したホームエージェントへの適用事例では、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作かどうかの確からしさを重要度として表現し、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作かどうかを推測するごとに増減することにした。そのため、この重要度の増減値によって、最終的にユーザの実行し忘れたくない重要な家電操作をホームエージェントが提示するようになるかが決まる。また、重要度はユーザが家電操作を忘れたときに増減するため、ユーザが家電操作を忘れる頻度によっても、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作をホームエージェントが提示できるかどうかが変わると考えられる。そこで、重要度の増減値とユーザが家電操作を忘れる頻度によって、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作をホームエージェントが提案できるまでの傾向に与える影響を評価する。

6.3.1 実験方法

6.2 節と同様に被験者 a のアンケートを用いた 360 日分のシミュレーションによる評価を行う。ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作の推測方法を評価するために、すべての家電操作をユーザが「忘れても実行したい家電操作」、かつ「自分で実行したい家電操作」として、実験 1 と同様の理由で、すべての家電操作におけるユーザの意見を「忘れても実行したい家電操作」とすることで、学習アルゴリズムによる影響を除くことにした。

以上の実験は 6.2 節で作成した評価環境で行った。シミュレーション上では、ホームエージェントによる予測した家電操作の提示や操作代行に対して、ユーザは「不要と指示」し、ユーザが家電操作を実行する。ユーザが実行し忘れた家電操作へのホームエージェントの提示に対して、ユーザは「実行を指示」する。

6.3.2 実験条件

行動生成の条件は、6.2 節と同様に移動経路の変化する範囲を 10 秒以内、非習慣的な行動を 1 日 4 回、非習慣的な行動における家電操作も 1 日 4 回とした。行動パターンの検出方法と家電操作の予測方法は 3.5 節で示した方法で行った。しきい値は 6.2 節同様の 0.5 とした。

ユーザが家電操作を忘れる割合は全体の 20%、50%、80%とした。楽しみ度の増減値は 0.01 に固定し、重要度の増減値は、0.0、0.01、0.1、0.2 を比較した。また、楽しみ度も重要度も推測しない条件とも比較する。

6.3.3 実験結果

(1) 20%の家電操作を忘れる場合

ユーザが実行しない家電操作への提示率を図 6.3 に示す。重要度の増減値が大きいほど提示率が高い傾向があった。実験日数 90 日までの提示率はどの条件でも差がなかった。実験日数 120 日になると、重要度の推測なしと重要度の増減値 0.01 の提示率が小さくなった。さらに実験日数 150 日では、重要度の増減値 0.1 と 0.2 も楽しみ度も重要度も推測しない場合よりも提示率が小さくなった。ただし、実験日数 240 日以降、重要度の増減値 0.2 の提示率が増加し、楽しみ度も重要度も推測しない場合での提示率に近づいた。

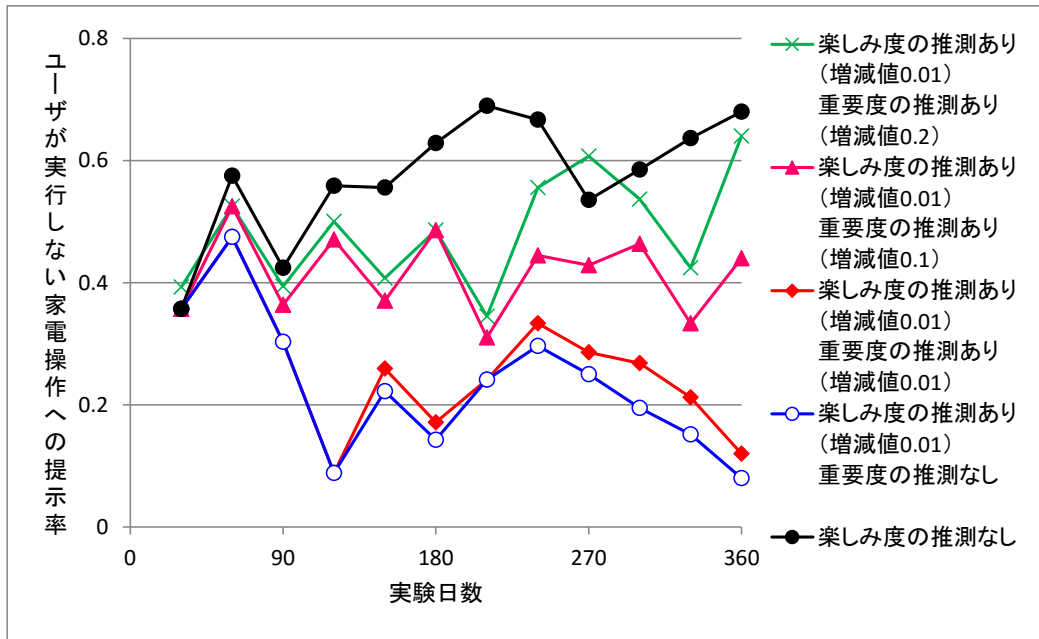


図 6.3 ユーザが家電操作を忘れる割合 20%

(2) 50%の家電操作を忘れる場合

ユーザが実行しない家電操作への提示率を図 6.4 に示す。ユーザが家電操作を忘れる割合 20%と同様に、重要度の増減値が高いほど提示率が上昇する傾向があった。

実験日数 60 日までは、重要度の増減値 0.2 以外の条件での提示率に差がなかった。実験日数 90 日以降、重要度の推測なしと重要度の増減値 0.01 の提示率は減少した。重要度の増減値 0.1 の提示率は実験日数 90 日で一度減少するが、実験日数 120 日以降で次第に増加した。重要度の増減値 0.2 の提示率は、実験日数 90 日まで増加した。楽しみ度も重要度も推測しない場合よりも高かった。実験日数 120 日で提示率は一度減少し、楽しみ度も重要度も推測しない場合よりも低くなった。実験日数 150 日以降、重要度の増減値 0.2 の提示率は次第に増加していったが、楽しみ度も重要度も推測しない場合よりも低かった。

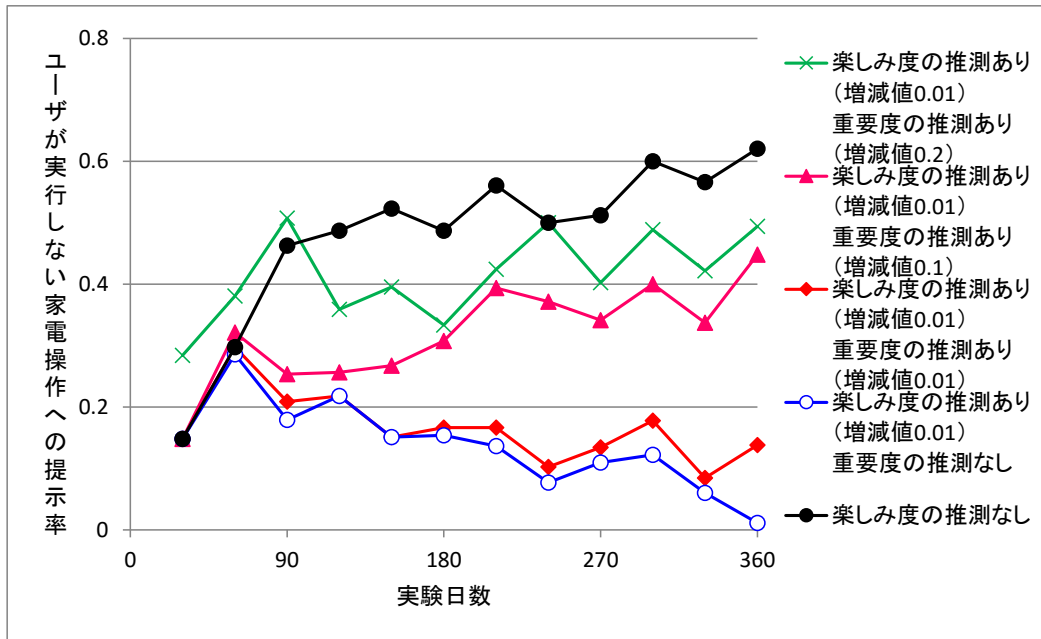


図 6.4 ユーザが家電操作を忘れる割合 50%

(3) 80%の家電操作を忘れる場合

ユーザが実行しない家電操作への提示率を図 6.5 に示す。ユーザが家電操作を忘れる割合 20%と 50%と同様に、重要度の増減値が高いほど提示率が上昇する傾向があった。

実験日数 60 日までの提示率は重要度の増減値 0.2 が他の条件より高く、重要度の増減値 0.2 以外の条件での提示率に差がなかった。実験日数 90 日以降、重要度の推測なしと重要度の増減値 0.01 の提示率は減少した。楽しみ度も重要度も推測しない場合の提示率は増加した。重要度の増減値 0.1 の場合の提示率は実験日数 90 日のときに楽しみ度も重要度も推測しない場合の提示率よりも高かったが、実験日数 210 日以降で楽しみ度も重要度も推測しない場合の提示率より低くなった。実験日数 90 日以降の重要度の増減値 0.1 の場合の提示率は変動しなかったためである。また、重要度の増減値 0.2 は常に他の条件よりも提示率が高くなった。

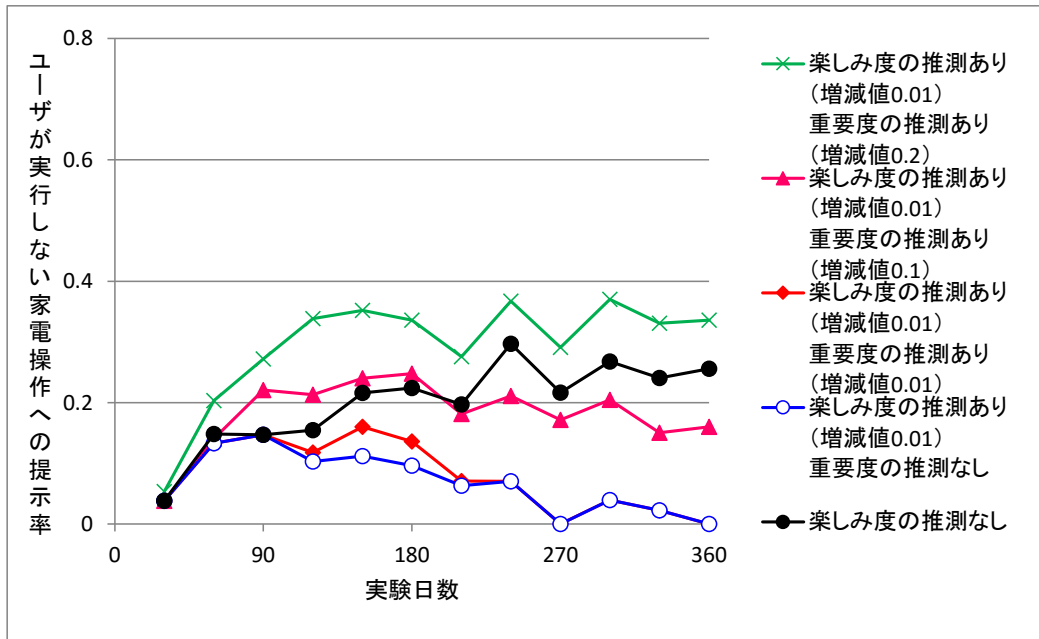


図 6.5 ユーザが家電操作を忘れる割合 80%

以上より、重要度を推測することで、ユーザ自身が楽しむための家電操作かつユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作を実行し忘れた場合にホームエージェントの提示率の増加が確認できた。ただし、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作を実行し忘れた場合の提示率は 100%とはならなかった。これは、ユーザが家電操作を忘れることで家電操作の繰り返しが減少し、重要度を推測する機会も減少するためである。

また、家電操作を忘れる割合によらず、ホームエージェントの提示率の増加には重要度の増減値に十分な大きさが必要であった。これは、重要度の推測が、ユーザが実行し忘れたときにしか行えないためである。ユーザが家電操作を忘れる割合が小さいと、ユーザが忘れても実行したい家電操作かどうかをホームエージェントが推測する機会が少なくなる。また、ユーザが家電操作を忘れる割合が大きいと、ユーザがあまり繰り返さない家電操作となってしまう。そのため、ユーザが家電操作を忘れたことをホームエージェントが検出できず、ユーザが忘れても実行したい家電操作かどうかを学習する機会を失ってしまう。つまり、ユーザが忘れても実行したい家電操作を推測する機会が多くないため、重要度の増減値を大きくする必要がある。ただし、重要度の増減値を大きくしすぎると、ホームエージェントが間違った家電操作を提示する可能性が高くなる。実際のユーザ実験を重ねることで、重要度の適切な増減値の決め方を探していく必要がある。

6.4 実験 3：加減アルゴリズムと数値計算によるし

きい値調整の比較

4.6 節では正規分布に基づいて作成した予測確信度のデータセットで加減アルゴリズムを統計計算アルゴリズムと比較する実験を行った。しかし、ホームエージェントがユーザの行動を学習した場合、予測確信度が正規分布に基づくとは限らない。そこで、第 5 章で示した評価方法によって、加減アルゴリズムを統計計算アルゴリズムと比較する。実験では、4.6 節での評価実験と同様に、ユーザがすべて家電操作を実行する理想条件とユーザが家電操作を実行しない場合がある実環境条件で行った。

6.4.1 実験方法

6.2 節と同様に被験者 a のアンケートを用いた 360 日分のシミュレーションによる評価を行う。4.6 節と同様にしきい値は 2 つとした。しきい値の調整だけを比較するため、ホームエージェントはユーザの行為選好の推測を行わず、かつ、ホームエージェントは家電操作の予測のみを行うことにした。

シミュレーション上では、ホームエージェントによる予測した家電操作の提示や操作代行に対して、ユーザは「実行を指示」する。4.6 節で行った評価実験と同様に、理想条件ではユーザがすべての家電操作を実行するが、実環境条件ではユーザが家電操作を忘れる場合がある。ユーザが忘れる家電操作をホームエージェントが提示や操作代行を行った場合、ユーザは「実行を指示」する。実環境条件でのユーザが家電操作を忘れる割合は 20%、50%、80%とした。

以上の実験を行うための実験環境を提案した評価方法によって作成した。アンケートは 5.5 節で作成したアンケートを用い、シミュレータではホームエージェントの学習方法としきい値の調整方法として加減アルゴリズムと統計計算アルゴリズムを追加した。シミュレータに追加したコード数を表 6.2 に示す。全体のコード数に対して 17.8%の作り替えて実験環境を作ることができた。

表 6.2 しきい値調整の評価を行った評価環境のシミュレータのコード数

	行数	割合
全体	16126	
内		
ホームエージェント部	2088	12.9%
加減アルゴリズム	402	2.5%
統計計算アルゴリズム	387	2.4%

6.4.2 実験条件

行動生成の条件は、6.2 節と同様に移動経路の変化する範囲を 10 秒以内、非習慣的な行動を 1 日 4 回、非習慣的な行動における家電操作も 1 日 4 回とした。2 つのしきい値は 1.0 からはじめた。

ホームエージェントの予測能力と加減アルゴリズムの加減値を表 6.3 に示す。ホームエージェントの予測能力は 4.6 節と同様とし、加減アルゴリズムの加減値は 4.6 節の 2 倍とした。加減アルゴリズムの加減値は、しきい値が 270 日までにしきい値の変動が 0.2 に収まるような定常状態となるように調整した。ただし、4.6 節とは異なり、学習によって予測確信度のデータが変わるため、真のしきい値を見つけることが難しい。本実験では、実験後に 270 日以降の予測確信度のデータに対して、4.6 節と同様の計算方法で求めたしきい値を理想のしきい値とした。

表 6.3 正答率と見逃し率と加減アルゴリズムの加減値

能力	act1		act2		加減アルゴリズムの加減値			
	正答率	見逃し率	正答率	見逃し率	$\Delta th1_{up}$	$\Delta th1_{down}$	$\Delta th2_{up}$	$\Delta th2_{down}$
A	0.9	0.7	0.9	0.5	0.02	0.00333	0.05	0.00222
B	0.9	0.5	0.9	0.3	0.02	0.00556	0.03	0.00222
C	0.9	0.9	0.7	0.7	0.02	0.00111	0.07	0.00857
D	0.9	0.9	0.7	0.5	0.02	0.00056	0.025	0.00857
E	0.9	0.7	0.7	0.5	0.02	0.00333	0.05	0.00857
F	0.9	0.5	0.7	0.3	0.02	0.00556	0.03	0.00857

6.4.3 実験 3-1：理想条件での評価結果

表 6.1 で示した能力 A でのしきい値を調整した結果を図 6.6 に示す。統計計算アルゴリズムでは、しきい値 2 は 75 日目に急に 0.65 まで、しきい値 1 も急に 0.80 まで下がり、その後、どちらのしきい値も徐々に下がり、180 日以降でしきい値 1 は 0.67 において、しきい値 2 は 0.62 において定常状態となった。統計計算アルゴリズムによるしきい値の調整では、実験開始後、急にホームエージェントが提示と代行を行うようになると考えられる。また、加減アルゴリズムでは、しきい値 2 は実験日数が進むにつれてしきい値が低下し、180 日以降でしきい値 2 は 0.68 において定常状態となった。一方、しきい値 1 は実験日数 50 日から下がり始め、180 日以降でしきい値 1 は 0.72 において定常状態となった。加減アルゴリズムによるしきい値の調整では、実験をはじめてから、まず、ホームエージェントは提示をするようになり、その後、提示していた操作の操作代行をするようになった。加減アルゴリズムは統計計算アルゴリズムに比べると、ホームエージェントからのユーザへの対話が徐々に変化し、この変化からユーザがホームエージェントの操作代行に対する自信の変化を理解することにつながると考えられる。

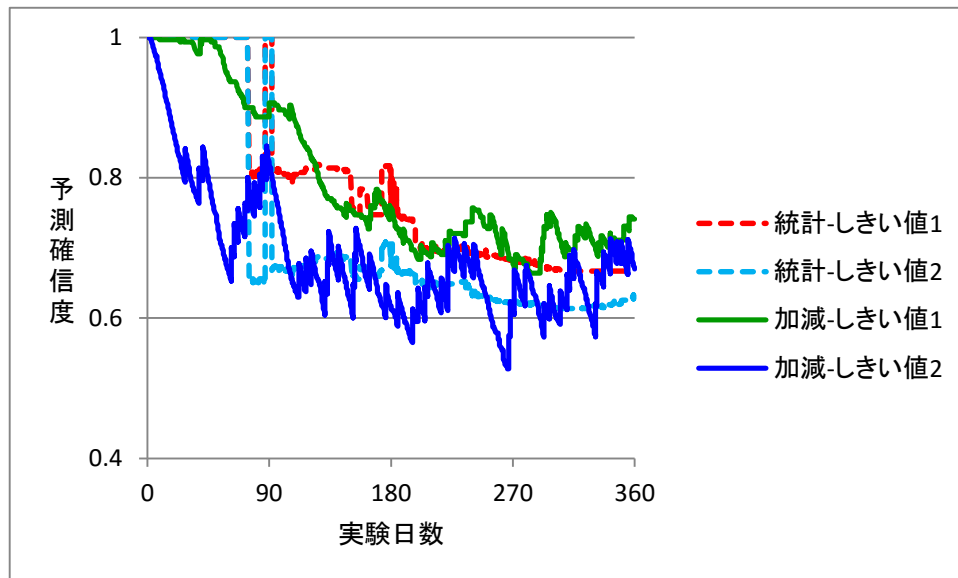


図 6.6 理想条件での能力 A でのしきい値の変遷

270 日以降でのすべての予測能力でのしきい値の平均を表 6.4 に示す。どの能力の場合でも 270 日以降でしきい値は定常状態となった。加減アルゴリズムでは、能力 B のしきい値 1 を除くと理想のしきい値との差は最大で 0.09 であった。統計計算アルゴリズムでは、能力 D のしきい値 2 を除くと理想のしきい値との差は最大で 0.05 であった。ただし、加減アルゴリズムでの能力 B のしきい値 1 と統計計算アルゴリズムでの能力 D のしきい値 2 は、どちらのしきい値も理想のしきい値との差は 0.10 以上となった。これは、正答率と見逃し率の両方を満たすしきい値が存在しないためだと考えられる。ただし、加減アルゴリズムと統計計算アルゴリズムでの理想のしきい値は異なる。しきい値の調整によって、ホームエージェントが代行や提示をすることで、予測確信度のデータが変わったためである。

以上により、ホームエージェントがユーザの行動を学習する場合でも、統計計算アルゴリズムと加減アルゴリズム両方ともが正答率と見逃し率に適するようにしきい値を調整できることを確認できた。

表 6.4 ユーザが家電操作を忘れない場合でのしきい値の比較

能力	しきい値	加減			統計		
		理想のしきい値	平均のしきい値	平均しきい値 -理想のしきい値	理想のしきい値	平均のしきい値	平均しきい値 -理想のしきい値
A	1	(0.78)	0.71	-0.07	0.66	0.67	0.01
	2	(0.70)	0.63	-0.05	(0.64)	0.62	-0.02
B	1	(0.71)	0.58	-0.15	(0.58)	0.60	0.02
	2	(0.52)	0.46	-0.09	(0.46)	0.47	0.01
C	1	0.77	0.69	-0.08	0.76	0.77	0.01
	2	0.50	0.59	0.07	0.48	0.48	0.00
D	1	0.76	0.69	-0.07	0.74	0.69	-0.05
	2	0.42	0.45	0.01	(0.58)	0.37	-0.21
E	1	(0.63)	0.61	-0.03	(0.61)	0.58	-0.03
	2	0.42	0.49	0.04	0.38	0.37	-0.01
F	1	(0.53)	0.51	-0.03	(0.54)	0.53	-0.01
	2	(0.34)	0.37	0.03	(0.34)	0.37	0.04

※ 理想のしきい値において、()付きの数値は能力を満たさない

6.4.4 実験 3-2 : 実環境条件での評価結果

ユーザが家電操作を忘れる割合 20%における能力 F のしきい値の変遷を図 6.7 に示す。加減アルゴリズムでは、実験日数が進むにつれてしきい値が小さくなり、90 日以降、しきい値 1 は 0.43、しきい値 2 は 0.35 において定常状態となった。統計計算アルゴリズムでは、90 日以降でしきい値 2 は 0.33 において定常状態となったが、しきい値 1 は 0.55 と 1.0 を行き来した。

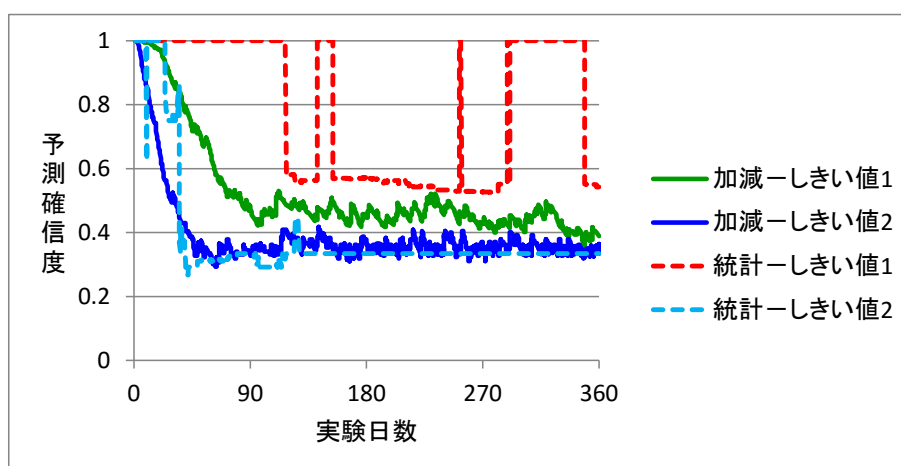


図 6.7 能力 F の条件でのしきい値の変遷
(ユーザが家電操作を忘れる割合 20%)

270 日以降のすべての予測能力でのしきい値の平均を表 6.5 に示す。加減アルゴリズム

ムはどの能力の場合でも 270 日以降でしきい値は定常状態となった。ただし、能力 A と B で統計計算アルゴリズムのしきい値は 1.0 となった。これは、本実験において設定した能力 A と B における act2 の正答率 90% に対して、統計計算アルゴリズムでのしきい値を算出できなかったことを示している。しきい値は初期値が 1 ではじめ、予測の正否に合わせて調整していく。統計計算アルゴリズムでは過去 2000 データの予測の正否を用いてしきい値を算出するが、本実験では家電操作を忘れる割合が 20% であることから、しきい値が 1 の場合、ホームエージェントの正しい予測のうちの 20% が外れと判定され、正答率 90% より高いしきい値を算出できなかった。

表 6.5 ユーザが家電操作を忘れる割合 20% でのしきい値の比較

能力	しきい値	加減			統計		
		理想のしきい値	平均のしきい値	平均しきい値 -理想のしきい値	理想のしきい値	平均のしきい値	平均しきい値 -理想のしきい値
A	1	(0.72)	0.70	-0.02	1.00	1.00	0.00
	2	(0.66)	0.58	-0.08	1.00	1.00	0.00
B	1	(0.61)	0.54	-0.07	1.00	1.00	0.00
	2	(0.48)	0.44	-0.04	1.00	1.00	0.00
C	1	0.795	0.75	-0.04	0.795	0.90	0.10
	2	(0.75)	0.55	-0.19	(0.74)	0.50	-0.24
D	1	0.77	0.74	-0.03	0.62	0.97	0.35
	2	(0.60)	0.38	-0.21	0.37	0.41	0.04
E	1	(0.68)	0.58	-0.10	0.78	0.95	0.17
	2	0.395	0.41	0.01	0.63	0.41	-0.22
F	1	(0.53)	0.43	-0.10	(0.70)	0.84	0.14
	2	(0.34)	0.35	0.02	(0.34)	0.33	0.00

※ 理想のしきい値において、()付きの数値は能力を満たさない

各予測能力でのユーザが家電操作を忘れる割合 20% でのしきい値を 6.4.3 項の理想条件でのしきい値と比較した。各予測能力でのしきい値の差をしきい値 1 と 2 における平均と最大値と最小値を図 6.8 に示す。しきい値 2 の最大誤差は、加減アルゴリズムで 0.06、統計計算アルゴリズムで 0.04 であった。理想条件でのしきい値と理想のしきい値との差よりも小さい。また、しきい値 1 の誤差は、加減アルゴリズムで最大 0.07、統計計算アルゴリズムで最小 0.123 であった。しきい値 1 では、どの能力でも、加減アルゴリズムが統計計算アルゴリズムより理想条件でのしきい値に近いしきい値を求められた。

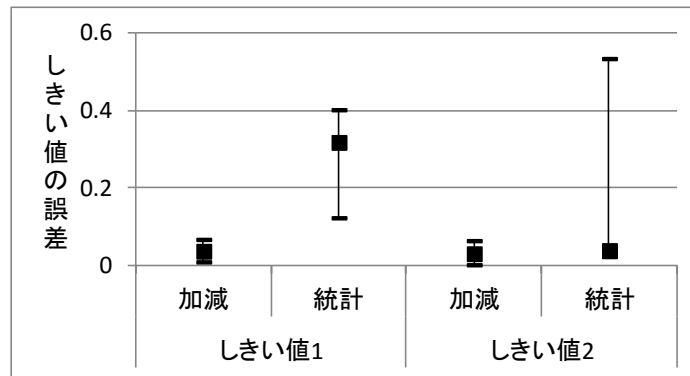


図 6.8 理想条件でのしきい値と家電操作を忘れる割合 20%でのしきい値の差 (最大値・平均値・最小値)

また、加減アルゴリズムでは、ユーザが家電操作を忘れる割合 20%、50%、80%のどの場合でもしきい値を求めることができた。理想条件でのしきい値と差を図 6.9 に示す。ユーザが家電操作を忘れる割合が 20%と 50%、80%の一部を除くと、すべて家電操作を実行した場合とのしきい値の差が 0.1 よりも小さく、理想条件と同等のしきい値を求められた。

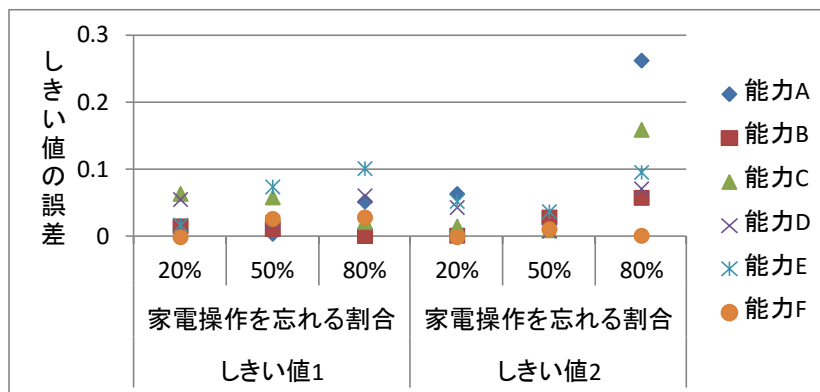


図 6.9 加減アルゴリズムにおける理想条件と実環境条件でのしきい値の誤差

以上より、加減アルゴリズムでは、家電操作を忘れる割合が多い場合も、すべての家電操作が実行される場合に近いしきい値を求めることが確認できた。一方、統計計算アルゴリズムでは家電操作を忘れる割合 20%の一部以外ではしきい値を求めることができなかった。これは、しきい値よりも予測確信度が低く、予測結果が分からない場合、予測結果を間違いと捉えるため、実際よりも間違いである予測結果が多くなる。統計計算アルゴリズムでは、しきい値よりも予測確信度の低い予測結果に間違いが多い状態で分析するため、実際よりも高いしきい値を算出することになる。統計計算アルゴリズム

に用いるデータ数を増やしても、予測確信度と予測結果の分布が変わらないため、理想条件に近いしきい値を求めることができない。

一方、加減アルゴリズムは、過去の予測結果に関わらず、ホームエージェントが正しく予測できたときにしきい値を下げる。ユーザに予測が正しいかどうかを尋ねることができる。これによって、ユーザが実行し忘れる家電操作でも、予測した家電操作が正しいかどうかを判明したことで、適切にしきい値を調整できた。

6.5 まとめ

本章では、第5章で提案したホームエージェントの評価方法によって3つの評価実験を行うことで、第3章で提案したユーザの行為選好の推測と第4章で信頼性の醸成の高度化と効率化の調整の評価を行った。

まず、1つ目の実験では、楽しみ度の推測による操作代行への回避性能の評価実験を行った。楽しみ度により、ユーザ自身が楽しむための家電操作に対してホームエージェントが操作代行を回避できることが確認できた。また、楽しみ度の増減値が大きいほど、操作代行の回避が早くなった。極端に増減値が大きいと、ユーザ自身が楽しむための家電操作かどうかを十分に確認せずに、操作代行を回避してしまう可能性がある。そのため、増減値を適切に選択する必要があることが分かった。

次に、2つ目の実験では、重要度の推測により忘れたくない重要な家電操作への提示性能の評価実験を行った。重要度により、ユーザが実行し忘れたくない重要な家電操作への提示が向上することが確認できた。また、家電操作を忘れる頻度が多い場合、重要度の提示率が減少した。これは、家電操作の繰り返しが減少することで重要度の推測機会が減少するためであった。

最後に、3つ目の実験では、加減アルゴリズムと数値計算によるしきい値調整の比較を理想条件と実環境条件で行った。理想条件の評価では、加減アルゴリズムでも統計計算アルゴリズムでも同様に適切なしきい値を求められた。この結果は、第4章での理想条件での結果と同等であった。実環境条件の評価では、統計計算アルゴリズムではユーザの家電操作を忘れる割合が大きいと、しきい値を求めることができなかった。一方、加減アルゴリズムは統計アルゴリズムより多くの条件で理想条件に近いしきい値を求めることができた。

統計計算アルゴリズムは過去の予測データを参照してしきい値を調整する堅実な方法であるが、計算に時間がかかる。今後、計算機の計算速度が上がることで統計計算アルゴリズムのデメリットは解消する可能性がある。しかし、統計計算アルゴリズムでは、実環境条件という予測結果の一部が分からない条件でしきい値が求められないことが

本実験で判明した。実際、ユーザがいつもの家電操作を忘れることで予測結果が正しいと分からない場合やユーザが本当に必要と思っている家電操作をホームページに伝えない場合があるため、予測結果の一部が分からない条件でもしきい値が求められることが重要である。このことから、加減アルゴリズムは統計計算アルゴリズムに比べ有効なしきい値の調整手法であると考えられる。

また、第 5 章で提案した評価方法を用いたことで、以下の利点があった。

- ・評価環境を効率的に作成することができた
- ・実験の目的に応じて、ユーザの意見や家電操作を忘れる割合を変えた実験が行えた
- ・楽しみ度の増減値や重要度の増減値、しきい値の調整方法の条件を変更した実験ができた

第7章 結論

本章では、本研究の成果、今後の展望について述べる。

7.1 本研究の成果

本論文では従来のホームエージェントについて3つの問題点を指摘し、解決策を提案した。本論文で述べた研究内容を表7.1にまとめ、以下で概要を示す。

表 7.1 研究内容のまとめ

項目	問題点	解決方針	提案内容	結果
1. ユーザの行為選好	家電操作には行為選好があり、ユーザ自身の楽しみなどの理由により操作代りを望まない操作がある。	行為選好によって、ホームエージェントが操作代行するかどうかを判別する。ただし、行為選好はユーザの心の中にあるため、ホームエージェントは知り得ない。ホームエージェントがユーザの行為選好を学習する。	① ユーザ応答からの行為選好の推測方法を提案 ② ①を適用したホームエージェントの提示 (第3章)	ユーザが自動化したいかどうかを判別した操作代行が可能
2. ホームエージェントに対するユーザの信頼感	ホームエージェントがユーザの行動を完ぺきに予測できず、ホームエージェントの操作代行の信頼性は変動するが、ユーザからの信頼感を考慮せずに操作代行していた。	ユーザがホームエージェントの性能を見極め、ユーザから指示を出すという過程を通じて信頼感を醸成していく。その際のホームエージェントの予測内容に対するユーザの監視を容易にする。	① 説明の仕方や代行後の報告を人間のように段階的に変更することによる高度化 ② 客観的な指標の導入によるユーザからの指示の効率化 ③ 高度化と効率化のために、客観的な指標を目標値としてホームエージェントの性能を調整する加減アルゴリズムを提案 (第4章)	ホームエージェントの操作代行の性能を認知するユーザ負担を軽減
3. ホームエージェントの評価方法	様々な条件での評価実験を短時間で行うにはシミュレーションが適している。ただし、シミュレーションでは典型的なユーザでの評価実験になる点、評価環境をホームエージェントごとに作成する必要がある点が問題であった	・シミュレーションでは実験者が実験環境やユーザを設定していたことに対して、アンケートを用いて多くの被験者での実験ができるようにする。 ・ホームエージェントごとにシミュレータを作成するのではなく、一部の作り替えや修正により短期間で実験環境を作成できるようにする。	① アンケートによる被験者の日常行動の取得方法と、そのアンケートに基づいたシミュレーション方法の提案 ② 部分的な改造でホームエージェントの評価に適用できる共通プラットフォームを用いた評価手法の提案 (第5章)	・対象となるユーザの多様性を拡大 ・実験環境の用意の短期間化 ・1.と2.の提案内容の検証実験を実施 (第6章)

第一の問題点は、ユーザの行為選好に関する問題である。つまり、家電操作には、ユーザが自動化を望む操作もあれば、ユーザ自身が楽しむための家電操作もあることに対する問題である。そのため、ホームエージェントはユーザの行為選好に合わせて操作代行を行うかどうかを決めなければならない。

第二の問題点は、ホームエージェントに対するユーザの信頼感に関する問題である。

ユーザの過去の行動パターンに倣って操作代行を行うため、ホームエージェントによる操作代行の信頼性は変動してしまう。また、ユーザが常に操作代行の信頼性の変動を認識しているわけではないため、ユーザからの了解を得ずに操作代行を行っている。これでは、ユーザはホームエージェントに対して信頼感を持つことができず、操作代行の信頼性に不安を感じてしまう。そのため、ホームエージェントは、ユーザからの信頼感を醸成できる方法が必要である。

第三の問題点は、ホームエージェントの評価方法に関する問題である。従来の評価方法は、特定のホームエージェントのために評価環境を作成し、そこにユーザが居住して評価実験を行ってきた。そのため、評価実験に長期的な時間が必要であった。これに対し、シミュレータを用いて評価することで評価実験を効率的にできた。しかし、実験者が実験空間とユーザを設定するため、想定可能な典型的なユーザでしか実験できなかった。また、ホームエージェントごとに実験環境を構築しなければならないため、別のホームエージェントを評価するためには再び評価環境を構築する時間が必要であった。

本論文では、第一の問題点に対して、ユーザの行為選好の推測方法を提案し、ホームエージェントへの適用事例を示した。まず、ユーザ自身が楽しむための家電操作を推測する方法を示した。ただし、ユーザ自身が楽しむための家電操作には実行をし忘れたくない重要な家電操作が含まれている。そのため、ユーザ自身が楽しむための家電操作かつ重要な家電操作をユーザが実行し忘れた際には提示により家電操作をし忘れることを防止する必要がある。そこで、ユーザが実行し忘れてはいけない重要な家電操作を推測する方法を提案した。さらに、ユーザの行為選好の推測方法を適用したホームエージェントを示した。これにより、ホームエージェントはユーザが自動化したいかどうかを判別した操作代行ができるようになった。

第二の問題点に対して、ホームエージェントに対するユーザの信頼感の醸成方法の高度化と効率化を提案した。従来でもっとも有力な信頼感の醸成方法は、Pattie Maes[72]によって提案された方法であった。しかし、ユーザがエージェントの操作代行の信頼性を見極める過程におけるユーザの負担が大きかった。そこで、まず、人間のように説明の仕方や代行後の報告方法を段階的に変更することで高度化した。次に、客観的な指標を導入したことでユーザからの指示を効率的にした。最後に、客観的な指標を目標値として操作代行の信頼性を調整する加減アルゴリズムを提案した。これにより、ホームエージェントの操作代行の性能を認知するユーザ負担が減らせた。

第三の問題点に対して、シミュレーションを用いた実効的な評価方法を提案した。まず、ユーザの日常生活を取得できるアンケートを作成し、アンケートを基にしたユーザ

生成をシミュレータに組み込んだ。これにより、評価対象となるユーザの多様性が拡大できた。次に、ホームエージェントの評価環境における基本構造を取り出し、共通プラットフォームを示した。これにより、一部の作り替えで評価環境が作成でき、評価環境の用意を短時間化できた。

最後に、本論文で提案したシミュレータを用いた実効的な評価方法を用い、3つの実験を行った。対象は、ユーザの行為選好の推測方法と、信頼感の醸成方法の高度化と効率化における加減アルゴリズムによるしきい値の調整である。

まず、1つ目の実験では、楽しみ度の推測による操作代行への回避性能を評価した。ホームエージェントは、ユーザからの応答によりユーザ自身が楽しむための家電操作を推測し、操作代行を避けることができた。ただし、楽しみ度の増減値が極端に大きい場合、楽しむための家電操作かどうかを十分に確認できない可能性があった。また、ユーザ自身が楽しむための家電操作が忘れられる場合が多いと、ユーザと応答する機会が減るため、行為選好が推測できなかった。

2つ目の実験では、重要度の推測による忘れてくない家電操作への提示性能を評価した。重要度によって、ユーザが忘れてはいけない重要な家電操作への提示が向上することが確認できた。しかし、家電操作を忘れる割合が多い場合、重要な家電操作への提示が困難となった。これは、繰り返しの少ない家電操作では学習が困難となり、かつ、重要度を推測する機会も減少してしまうためであった。

次に、3つ目の実験では、加減アルゴリズムを統計計算アルゴリズムと比較する実験を行った。家電操作を忘れる条件での実験結果において、多くの条件で加減アルゴリズムの方が適切なしきい値に近い値を得ることができた。これにより、計算量の多い統計計算アルゴリズムよりも加減アルゴリズムによるしきい値調整が優位であることを確認できた。また、しきい値を調整する過程で、ホームエージェントが次第に提示を増やし、次第に操作代行に移行した。多段階なしきい値とすることでホームエージェントの説明内容や操作代行後の報告を段階的に移行することができる高度化へつながる。また、加減アルゴリズムによって客観的な指標を目標値としてしきい値を調整できることで、ユーザの指示の効率化につながる。

以上の実験から、シミュレーションを用いた実効的な評価方法を用いたことで、実験の目的に合わせて、ユーザの行動や応答を変えた評価実験の結果を得ることができた。また、実験結果から提案手法の効果を示すことができた。

以上より、ホームエージェントが一方向的に操作代行していたことに対して、

- ・ユーザの行為選好の推測方法
- ・信頼感の醸成方法の高度化と効率化

を提案したことで、ホームエージェントにユーザ目線を取り入れることの重要性を示し

た.

また,

- ・シミュレータによる実効的な評価方法

により, 複雑化するホームエージェントを効率的に評価する手法を提供することができた.

7.2 将来の展望

近年, ホームエージェントに関わらず, ユーザに適したサービスを提供するエージェントの実用例が増えてきている. スマートフォン上のエージェントはユーザの好むニュースや居場所に合わせた情報を提示する. カーナビ上のエージェントはユーザがあいまいに伝えたキーワードから目的を推測する. どのエージェントも必ずしもユーザに適した情報を提供できるわけではない. それでも, ユーザがエージェントを使い続けていくには, ユーザの行為選好やエージェントの能力への信頼感が必要だと考えている.

本研究の対象であるホームエージェントにはまだ多くの研究課題がある. 特に, ホームエージェントによる家電操作の自動実行を世間に広めることは簡単ではない. 誤作動やユーザの期待に応えられないといった多くのリスクがある. ユーザがホームエージェントに価値がないと考えるようになると使ってもらえなくなる. それでも, 自動実行をユーザが受け入れられるようにするには家電操作をユーザとホームエージェントのどちらが行うかを住み分ける方法が大切になる. その際に, 家電操作をユーザが行うことによる利点とホームエージェントが操作代行することによる利点を考える必要がある.

本論文の中で提案した3つの手法における今後の課題は以下である.

(1) ユーザの行為選好の推測

家電操作の操作代行を便利と考える人がいる一方, 操作を任せても大丈夫なのかと不安に思う人がいる. また, 同じ人でも場面によってホームエージェントに対する考えが変わることも考えられる. そのため, ホームエージェントの担当する操作とユーザが担当する操作を分ける必要がある. 本論文で示したユーザの行為選好の推測方法はホームエージェントの担当する操作とユーザが担当する操作を分ける方法の一つに過ぎない. 他の分類方法を考えていく必要がある. たとえば, ユーザが普段と違う家電操作を行ったことや, 消費電力の高い家電操作を行ったこと, 健康的ではない家電操作であることなど, ユーザが行った操作の間違いを分類し, ホームエージェントが指摘することが考えられる.

(2) ホームエージェントの信頼感の醸成手法の高度化と効率化

家電操作におけるユーザとホームエージェントの住み分けは固定的ではない。これは、ホームエージェント自身の問題点が原因である。ホームエージェントはユーザの行動パターンを学習することで徐々にユーザに適した操作ができるようになる。そのため、ホームエージェントははじめからユーザに適した家電操作ができるわけではない。また、ユーザの日常習慣が変わると学習しなおさなければならないため、一時的にユーザに適した操作ができなくなる。つまり、ホームエージェントがユーザに適した操作をできるかどうかに合わせて、家電操作におけるユーザとホームエージェントの住み分けを変えていかなければならない。本論文で示した手法によってホームエージェントからの対話が高度になり、ユーザがホームエージェントに任せる家電操作を効率的に示せるようになった。しかしながら、ユーザがホームエージェントを信頼して操作代行を任せられるかどうかの実証実験が行えていない。今後、実環境において十分にユーザの行動を学習できるホームエージェントを開発し、ホームエージェントに対する信頼感の醸成に関する実証実験を行う必要がある。

(3) シミュレーションを用いた実効的な評価方法

まず、本提案手法では、アンケートで取得する行動は典型的で習慣的な行動に限った。季節などの変化による習慣的な行動の変化を考慮したアンケート手法とシミュレーションツールの拡張が必要である。また、評価環境の作成方法として、共通プラットフォームを提案した。現在の典型的な学習アルゴリズムを用いたホームエージェントを想定した設計である。しかし、今後、多様なホームエージェントが提案されることが考えられる。そのため、ホームエージェントへの適用事例を増やし、適応できるホームエージェントの定義や明確化、共通プラットフォームの拡張が必要である。

謝辞

本研究の全過程を通して、直接懇切なる御指導、御鞭撻を賜りました電気通信大学大学院 情報システム学研究科 情報メディアシステム学講座の田野俊一教授に衷心より深謝致します。

本研究の遂行にあたり、有益な御助言と御鞭撻を頂きました橋山智訓准教授、東京都立産業技術高等専門学校 岩田満准教授、香川大学 市野順子准教授に深く感謝申し上げます。

審査を快く引き受けてくださいました大学院 情報システム学研究科の多田好克教授、南泰浩教授、吉永努教授、田中健次教授に感謝申し上げます。先生方から多くのコメントをいただいたことで、もう一度研究内容を深く考え直すことができました。

情報メディア学講座の秘書である岸本雅代氏には、研究活動をさまざまな面から支えていただきました。深く感謝いたします。

また、本研究の一部は、電気通信大学と船井電機㈱の情報家電に関する共同研究（FUN-X プロジェクト）の援助を受けて行われました。

多くの面でお世話になりました田野・橋山研究室の諸氏に深く感謝申し上げます。

最後に、弱音を聞いてくれた家族に心から感謝いたします。

関連論文

第3章

A proposed home agent architecture to infer user feeling from user action pattern, 2006 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.1-6, pp.4818-4824 (2006).

第4章

エージェントの代行指示インタラクションの高度化と効率化, 電子情報通信学会論文誌D Vol.J96-D, No.1, pp.133-143 (2013).

Stepwise up down Algorithm to Adapt the Action Parameters for Reliable Home Agents, The 12th International Symposium on Advanced Intelligent Systems, pp.180-183 (2012).

第5章および第6章

行動シミュレーションに実世界の場・行動・ユーザ評価のアンケートを取り入れたホームエージェントの評価手法の提案, 情報処理学会研究報告. HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告, No.155, pp.1-8 (2013).

参考文献

- [1] Barkhuus, L., Vallgård, A: Smart Home in Your Pocket, Adjunct Proceedings of Ubi-Comp 2003, pp.165-166 (2003).
- [2] 土屋太二, 山澤一誠, 横矢直和: 家電操作のための投影型リモコンシステム, 電子情報通信学会技術研究報告, 画像工学, Vol.110, No.456, pp.25-30 (2011).
- [3] ECHONET, <http://www.echonet.gr.jp/>(2014/05/10 アクセス)
- [4] 東京ガス, ホットねっと, <http://www.tokyo-gas.co.jp/Press/20031110.html> (2014/05/10 アクセス)
- [5] パナソニック電工株式会社, Panasonic Smart App, <http://panasonic.jp/pss/> (2013/09/15 アクセス)
- [6] 東芝ホームアプライアンス株式会社, 家電コンシェルジュ, http://feminity.toshiba.co.jp/feminity/concierge/index_j.html (2013/09/15 アクセス)
- [7] Mark Weiser: The computer for the 21st century, Scientific American, Vol.3, No.3, pp.3-11 (1991).
- [8] S. Shekhar, D. Liu: Genesis and Advanced Traveler Information Systems (ATIS): Killer applications for mobile computing?, Proc. NSF MOBIDATA Workshop on Mobile and Wireless Information Systems (1994).
- [9] Shekhar, S., Fetterer, A, Liu, D. Genesis: An Approach to Data Dissemination in Advanced Traveler Information Systems. IEEE Computer Society, Vol.19, No.3, pp.40-47 (1996).
- [10] G. D. Abowd, C. G. Atkeson, J. Hong, S. Long, R. Kooper, M. Pinkerton: Cyberguide: A mobile context-aware tour guide, ACM/Baltzer Wireless Networks, Vol.3, No.5, pp.421-433 (1997).
- [11] Pierre Wellner: Interacting with paper on the DigitalDesk, Communications of the ACM - Special issue on computer augmented environments: back to the real world, Vol.36 No.7, pp.87-96 (1993).
- [12] Eric Horvitz, Paul Koch, Carl M. Kadie, Andy Jacobs: Coordinate: Probabilistic Forecasting of Presence and Availability, UAI'02 Proceedings of the Eighteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence, pp.224-233 (2002).
- [13] Sven Meyer, Andry Rakotonirainy: A survey of research on context-aware homes, ACSW frontiers 2003, Vol.21, pp.159-168 (2003).

- [14] Reiko Hamada, Jun Okabe, Ichiro Ide, Shin'ichi Satoh, Shuichi Sakai, Hidehiko Tanaka: Cooking Navi: Assistant for Daily Cooking in Kitchen, MULTIMEDIA '05 Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia, pp.371-374 (2005).
- [15] Aaron F. Bobick, Stephen S. Intille, James W. Davis, Freedom Baird, Claudio S. Pinhanez, Lee W. Campbell, Yuri A. Ivanov, Arjan Schutte, Andrew Wilson: The Kidsroom: A Perceptually-Based Interactive and Immersive Story Environment, Presence: Teleoperators and Virtual Environments, Vol.8, No.4, pp.369-391 (1999).
- [16] Debby Hindus, Scott D. Mainwaring, Nicole Leduc, Anna Elizabeth Hagström, Oliver Bayley: Casablanca: designing social communication devices for the home, CHI '01 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.325-332 (2001).
- [17] Mynatt, E. D., J. Rowan, S. Craighill, A. Jacobs: Digital family portraits: Providing peace of mind for extended family members, CHI '01 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.333-340 (2001).
- [18] みまもりほっとライン, <http://www.mimamori.net/> (2013/09/15 アクセス)
- [19] 井垣 宏, 瀬戸 英晴, 福田 将之, 杉本 真佑, 中村 匡秀: 家庭における省エネ促進のための電力消費振り返りサービスの実装と評価, 電子情報通信学会論文誌 D Vol.J95-D, No.4, pp.778-789 (2012).
- [20] J. A. Kientz, S. N. Patel, B. Jones, E. Price, E. D. Mynatt, G. D. Abowd: The Georgia Tech aware home in CHI'08 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, pp.3675-3680 (2008).
- [21] 椎尾 一郎, 元岡 展久, 塚田 浩二, 神原 啓介, 太田 裕治: Ocha House とユビキタスコンピューティング, ヒューマンインタフェース学会誌, Vol.12, No.1, pp.7-12 (2010).
- [22] Sumi Helal, William Mann, Hicham El-Zabadani, Jeffrey King, Youssef Kaddoura, Erwin Jansen: The Gator Tech Smart House: A Programmable Pervasive Space, Computer, Vol.38, No.3, pp.50-60 (2005).
- [23] Mynatt, E.D., Essa, I, Rogers, W.: Increasing the opportunities for Aging in Place. In Conference on Universal Usability. CUU 2000, pp.65-71 (2000).
- [24] 備瀬 竜馬, 籠田 将慶, 唐澤 憲治, 上田 博唯, 山崎 達也: 生活者ニーズに応じた忘れ物チェックサービスの実現, 電子情報通信学会総合大会講演論文集 2006年, 基礎・境界, SS-3-SS-4 (2006).
- [25] 松岡克典: 住宅内の人間行動計測による生活支援システム, システム制御情報

- 学会誌, システム/制御/情報, Vol.46, No.8, pp.484-489 (2002).
- [26] 松岡克典: 住宅内での日常生活行動の理解技術-暮らし情報を用いた見守り型生活サービス創出に向けて, システム制御情報学会誌, システム/制御/情報, Vol.49, No.5, pp.193-197 (2005).
- [27] M. Mozer, M. C., Dodier, R. H., Anderson, M., Vidmar, L., Cruickshank III, R. F., Miller, D: The neural network house: An overview, Current trends in connectionism, pp.371-380 (1995).
- [28] M. C. Mozer, L. Vidmar, and R. H. Dodier: The Neurothermostat: Predictive Optimal Control of Residential Heating Systems, in Neural Info Proc Systems, No.9, pp.953-959 (1997).
- [29] M. C. Mozer, D. Miller: Parsing the stream of time: The value of event-based segmentation in a complex, real-world control problem, in C. Giles & M. Gori, pp.370-388 (1998).
- [30] S. K. Das, D. J. Cook, A. Battacharya, E. O. Heierman,III, T.-Y. Lin: The role of prediction algorithms in the MavHome smart home architecture, Wireless Commun., Vol.9, No.6, pp.77-84 (2002).
- [31] CASAS smart home project: <http://ailab.wsu.edu/casas/> (アクセス 2013/09/15)
- [32] D. Cook, M. Schmitter-Edgecombe, A. Crandall, C. Sanders, B. Thomas: Collecting and disseminating smart home sensor data in the CASAS project, Proceedings of the CHI Workshop on Developing Shared Home Behavior Datasets to Advance HCI and Ubiquitous Computing Research (2009).
- [33] D. J. Cook: Learning Setting-Generalized Activity Models for Smart Spaces, IEEE Intelligent Systems, Vol.27, No.1, pp.32-38 (2012).
- [34] Parisa Rashidi, Diane J. Cook: Activity knowledge transfer in smart environments, Pervasive and Mobile Computing, Vol.7, No.3, pp.331-343 (2011).
- [35] C. Chen, B. Das, D. Cook: Energy prediction based on resident's activity. Proceedings of the International workshop on Knowledge Discovery from Sensor Data (2010).
- [36] C. Chen, D. Cook: Behavior-based home energy prediction, IE '12 Proceedings of the 2012 Eighth International Conference on Intelligent Environments, pp.57-63 (2012).
- [37] Diane J. Cook, Lawrence B. Holder: Sensor selection to support practical use of health-monitoring smart environments, Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.1, No.4, pp.339-351 (2011).

- [38] Aaron S. Crandell, Diane J. Cook: Smart Home in a Box: A Large Scale Smart Home Deployment, Ambient Intelligence and Smart Environments, Workshop Proceedings of the 8th International Conference on Intelligent Environments, Vol.13, pp.169-178 (2012).
- [39] Control4. Control4 home automation and smart home control web site, <http://www.control4.com> (アクセス 2013/09/15)
- [40] Card Access. Card access incorporated web site, <http://www.cardaccess-inc.com> (アクセス 2013/09/15)
- [41] H. Hagaras, V. Callaghan, M. Colley, G. Clarke, A. Pounds-Cornish, H. Duman: Creating an Ambient-Intelligence Environment Using Embedded Agents, IEEE Intelligent Systems, Vol.19, No.6, pp.12-20 (2004).
- [42] Ball, M., Callaghan, V., Gardner, M: An Adjustable-Autonomy Agent for Intelligent Environments, in Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Environments 2010, pp.1-6 (2010).
- [43] Intille, S. S., Larson, K.: Designing and evaluating supportive technology, IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics 2003, pp.501-508 (2003).
- [44] S. S. Intille, K. Larson, J. S. Beaudin, J. Nawyn, E. M. Tapia, P. Kaushik: A Living Laboratory for the Design and Evaluation of Ubiquitous Computing Technologies, Proc. of CHI'05 extended abstracts on Human factors in computing systems, pp.1941-1944 (2005).
- [45] B. Logan, J. Healey, M. Philipose, E. M. Tapia, S. Intille: A long-term evaluation of sensing modalities for activity recognition, Proc. of the 9th international conference on Ubiquitous computing, pp.483-500 (2007).
- [46] Munguia Tapia, E., Intille, S.S., Lopez, L., Larson, K.: The design of a portable kit of wireless sensors for naturalistic data collection, PERVASIVE'06 Proceedings of the 4th international conference on Pervasive Computing, pp.117-134 (2006).
- [47] Fishkin, K.P., Philipose, M., Rea, A.D.: Hands-On RFID: Wireless wearables for detecting use of objects, Proceedings. Ninth IEEE International Symposium on Computers, 2005, pp.38-43 (2005).
- [48] 野口博史, 小西亮輔, 末益佳子, 高田有時, 岩村泰彦, 森武俊, 佐藤知正: 部屋型日常行動計測環境:Sensing Room, 電子情報通信学会技術研究報告, パターン認識・メディア理解, Vol.103, No.738, pp.19-24(2004).
- [49] 森武俊: 「センシングルーム」における行動蓄積とパターン発見, 情報処理学会, 知能システム研究会, Vol.2005, No.78, pp.41-44 (2005).

- [50] 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).
- [51] 山崎達也, 多鹿陽介, 沢田篤史, 美濃導彦: 機能協調型基盤ゆかりコアを用いた実生活支援サービス —NICT ユビキタスホームへの展開と実装—, 情報処理学会研究報告, ユビキタスコンピューティングシステム(UBI), Vol.2004, No.112, pp.71-77 (2004).
- [52] 上田博唯, 美濃導彦, 近間正樹, ユビキタスホームにおける対話ロボットを使った生活実証実験, 情報通信研究機構季報, Vol.53, No.3, pp.145-152 (2007).
- [53] Manuel García-Herranz, Pablo Haya, Xavier Alamán: Towards a Ubiquitous End-User Programming System for Smart Spaces, *Journal of Universal Computer Science*, Vol.16, No.12, pp.1633-1649 (2010).
- [54] Anind K. Dey, Raffay Hamid, Chris Beckmann, Ian Li, Daniel Hsu: a CAPpella: programming by demonstration of context-aware applications, *CHI '04 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.33-40 (2004).
- [55] Jeannette Chin, Vic Callaghan, Graham Clarke: An End User Tool for Customising Personal Spaces in Ubiquitous Computing Environments, *Ubiquitous Intelligence and Computing Lecture Notes in Computer Science Vol.4159*, pp.1080-1089 (2006).
- [56] Krzysztof Gajos, Harold Fox, Howard Shrobe: End User Empowerment in Human Centered Pervasive Computing, *Pervasive 2002*, pp.134-140 (2002).
- [57] 西垣 弘二, 安本 慶一, 柴田 直樹, 伊藤 実: コンテキストに基づいた情報家電の連携を実現するためのフレームワークおよびルールベース言語の提案, 情報処理学会研究報告 UBI, Vol.2004, No.112, pp.21-27 (2004).
- [58] Sohn, T., Dey, A. K.: iCAP: An Informal Tool for Interactive Prototyping of Context-Aware Applications. In: *Extended Abstracts of ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI 2003)*, pp.974-975 (2003).
- [59] Beckmann, C., Dey, A.: SiteView: Tangibly Programming Active Environments with Predictive Visualization, In *Adjunct Proceedings of UbiComp 2003*, pp.167-168 (2003).
- [60] Khai N. Truong, Elaine M. Huang, Gregory D. Abowd: CAMP: A Magnetic Poetry Interface for End-User Programming of Capture Applications for the Home, *Proceedings of UbiComp*, pp.143-160 (2004).
- [61] Jan Humble, Andy Crabtree, Terry Hemmings, Karl-Petter Åkesson, Boriana Koleva, Tom Rodden, Pär Hansson: “Playing with the Bits” User-Configuration of Ubiquitous Domestic Environments, *UbiComp 2003*:

- Ubiquitous Computing Lecture Notes in Computer Science Volume 2864 pp.256-263 (2003).
- [62] James Scott, A.J. Bernheim Brush, John Krumm, Brian Meyers, Michael Hazas, Stephen Hodges, Nicolas Villar: PreHeat: controlling home heating using occupancy prediction, UbiComp '11 Proceedings of the 13th international conference on Ubiquitous computing, pp.281-290 (2011).
- [63] 小林亮博, 上田博唯, 佐竹純二, 近間正樹, 木戸出正継: 家庭内ユビキタス環境における対話ロボットの実際動実験と対話戦略の評価, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.5, pp.2023-2031 (2007).
- [64] 土屋誠司, 佐竹純二, 近間正樹, 上田博唯, 大倉計美, 蚊野浩, 安田昌司: TV番組推薦システムの構築とその有用性の検証, 情報処理学会研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション, Vol.3, pp.95-102 (2006).
- [65] 河口信夫, 宮崎 俊和, 稲垣 康善: ユビキタス情報環境における履歴を用いた機器操作支援手法, 情報処理学会研究報告, ユビキタスコンピューティングシステム, Vol.39, pp.57-62 (2004).
- [66] 福田司, 中内 靖, 野口 勝則, 松原 隆: 自律移動ロボットとタッチパネルを利用した調理作業支援システム, 日本機械学会論文集 C1, Vol.72, No.716, pp.1215-1222 (2006).
- [67] 小林英嗣, 依田育生: ホームネットワークにおけるコンテキストとユーザ操作履歴を用いたサービス制御方式の提案, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.2, pp.507-520 (2006).
- [68] Ehsan Nazerfard, Diane J. Cook: Bayesian Networks Structure Learning for Activity Prediction in Smart Homes, IE '12 Proceedings of the 2012 Eighth International Conference on Intelligent Environments, pp.50-56 (2012).
- [69] Hani Hagaras, Victor Callaghan, Martin Colley, Graham Clarke: A hierarchical fuzzy-genetic multi-agent architecture for intelligent buildings, Information Sciences, Vol.105, No.1-2, pp.33-57 (2003).
- [70] Elliot Cohen, John Canny: Modeling human behavior from simple sensors in the home, Pervasive, Lecture Notes in Computer Science, Vol.3968, pp.337-348 (2006).
- [71] Parisa Rashidi, Diane J. Cook: Adapting to Resident Preferences in Smart Environments, In Proceedings of the AAAI Workshop on Advances in Preference Handling, pp.78-84 (2008).
- [72] Pattie Maes: Agents that Reduce Work and Information Overload; communications of the ACM, Vol.37, No.7, pp.31-40 (1994).

- [73] Abhishek Roy, Soumya K. Das Bhaumik, Amiya Bhattacharya, Kalyan Basu, Diane J. Cook, Sajal K. Das: Location Aware Resource Management in Smart Homes, *Pervasive Computing and Communications (PerCom 2003)*, Proceedings of the First IEEE International Conference, pp.481-488 (2003).
- [74] Parisa Rashidi, Diane J. Cook: Keeping the resident in the loop: adapting the smart home to the user, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans archive*, Vol.39, No.5, pp.949-959 (2009).
- [75] Barton, J.J, Vijayaraghavan, V.: UBIWISE, A Simulator for Ubiquitous Computing Systems Design, Technical Report, HPL-2003-93, Hewlett-Packard Laboratories (2003).
- [76] 西川 博志, 山本 眞也, 玉井 森彦, 西垣 弘二, 木谷 友哉, 柴田 直樹, 安本 慶一, 伊藤 実: 仮想空間を用いたスマートスペースアプリケーション向けシミュレータ, *情報処理学会論文誌*, Vol.49, No.2, pp.774-785 (2008).
- [77] S. Schiaffino, A. Amandi: Personalizing user-agent interaction, *Knowledge-Based Systems*, Vol.19, No.1, pp.43-49 (2006).
- [78] Hayley Tibben and Geoff West: Learning User Preferences in an Anxious Home, *Assistive Technology Research Series: Smart Homes and Beyond*, Vol.19, pp.188-195 (2006).
- [79] G. Michael Youngblood, Diane J. Cook and Lawrence B. Holder: Managing Adaptive Versatile environments, *Pervasive and Mobile Computing*, Vol.1, No.4, pp.373-403 (2005).
- [80] Diane J. Cook, G. Michael Youngblood, and Gaurav Jain: Algorithms for Smart Spaces, *The Engineering Handbook of Smart Technology for Aging, Disability, and Independence*, pp.783-799 (2008).
- [81] Edwin O. Heierman, III and Diane J. Cook: Improving Home Automation by Discovering Regularly Occurring Device Usage Patterns, *Third IEEE International Conference on Data Mining*, pp.537-540 (2003).
- [82] Karthik Gopalratnam and Diane J. Cook: Active Lezi: an Incremental Parsing Algorithm for Sequential Prediction, *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, Vol.13, No.4, pp.917-930 (2004).
- [83] Lonmark'Japan, Lonworks, <http://lmjapan.org/> (2014/05/15 アクセス)
- [84] V. Callaghan, G. Clarke, M. Colley, H. Hagrais, J. S. Y. Chin, F. Doctor: Inhabited Intelligent Environments, *BT Technology Journal*, Vol.22, No.3, pp.233-247 (2004).

- [85] 楓仁志, 山原裕之, 野口豊司, 島田幸廣, 島川博光: 接触物体から個人の行動を認識するための確率的手法, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.3 pp.1479-1490 (2007).
- [86] 丹 康雄: ホームネットワーク(OSGi,ECHONET)モデルに基づく家庭内エネルギーマネジメント, 情報処理, Vol.51, No.8, pp.959-965 (2010).
- [87] Digital Living Network Alliance, <http://www.dlna.org/> (2015/01/15 アクセス)
- [88] ZigBee Smart Energy, <http://zigbee.org/> (2015/01/15 アクセス)
- [89] Z-Wave, <http://www.z-wave.com/> (2015/01/15 アクセス)
- [90] OSGi, <http://www.osgi.org/Main/HomePage> (2015/01/15 アクセス)
- [91] Colin Dixon, Ratul Mahajan, Sharad Agarwal, A.J. Brush, Bongshin Lee, Stefan Saroiu, and Paramvir Bahl: The Home Needs an Operating System (and an App Store), Hotnets-IX Proceedings of the 9th ACM SIGCOMM Workshop on Hot Topics in Networks Article No. 18 (2010).
- [92] Colin Dixon, Ratul Mahajan, Sharad Agarwal, AJ Brush, Bongshin Lee, Stefan Saroiu, and Paramvir Bahl: An Operating System for the Home, NSDI'12 Proceedings of the 9th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation (2012).
- [93] Loxone, <http://www.loxone.com/enuk/start.html> (2015/01/15 アクセス)
- [94] nomos system, <http://nomos-system.com/page/> (2015/01/15 アクセス)
- [95] 福地 健太郎, 杉本 麻樹, Charith Fernando, Shengdong Zhao, 稲見 昌彦, 五十嵐 健夫: Push-pin: ピン型タグを用いたホームオートメーションのためのプログラミングシステム, インタラクション 2010, Vol.2010, No.4, pp.1-8 (2010).
- [96] Bourgeois Jacky, van der Linden Janet, Kortuem Gerd, Price Blaine A. and Rimmer Christopher: Conversations with my washing machine: an in-the-wild study of demand-shifting with self-generated energy, ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2014), pp.459-470 (2014).
- [97] 渡邊 雄一, 増田 哲也, 杉本 真佑, 佐伯 幸郎, 中村 匡秀: ホームネットワークにおける住宅ログを活用したコンテキストウェアサービスの検討, 電子情報通信学会技術研究報告 情報セキュリティ, Vol.113, No.326, pp.77-82 (2013).
- [98] Sarah Mennicken and Elaine M. Huang: Hacking the Natural Habitat: An In-the-Wild Study of Smart Homes, Pervasive'12 Proceedings of the 10th international conference on Pervasive Computing, pp.143-160 (2012).

- [99] A.J. Brush, Bongshin Lee, Ratul Mahajan, Sharad Agarwal, Stefan Saroiu, and Colin Dixon: Home automation in the wild: challenges and opportunities, CHI'11 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.2115-2124 (2011).
- [100] Erika Shehan Poole, Marshini Chetty, Rebecca E. Grinter and W. Keith Edwards: More than meets the eye: transforming the user experience of home network management, DIS '08, Proceedings of the 7th ACM conference on Designing interactive systems, pp.455-464 (2008).
- [101] Mark W. Newman, Ame Elliott and Trevor F. Smith: Providing an Integrated User Experience of Networked Media, Devices, and Services through End-User Composition, Pervasive '08 Proceedings of the 6th International Conference on Pervasive Computing, pp.213 - 227 (2008).
- [102] Blase Ury, Elyse McManus, Melwyn Pak Yong Ho and Michael L. Littman: Practical Trigger-Action Programming in the Smart Home, CHI '14 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.803-812 (2014).
- [103] Stephen S. Intille: Designing a home of the future, Pervasive Computing, IEEE, Vol.1, No.2, pp.76-82 (2002).
- [104] 元岡 展久, 椎尾 一郎, 太田 裕治, 塚田 浩二, 神原 啓介, 井口 雅人: 生活者の視点を重視したユビキタスコンピューティング実験住宅の試み, 日本建築学会総合論文誌, No.8, pp.77-82 (2010).
- [105] 太田 裕治, 元岡 展久, 椎尾 一郎, 塚田 浩二, 神原 啓介: ユビキタスコンピューティング実験住宅における無侵襲歩行モニタリングの試み, 電気学会論文誌 C, Vol.130, No.3, pp.383-387 (2010).
- [106] 沖 真帆, 栗原 一貴, 塚田 浩二, 椎尾 一郎: イルゴール: 家庭の生活状況を奏でるオルゴール型インタフェースの研究, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.4, pp.1586-1598 (2011).
- [107] 中村 笙子, 廣森 聡仁, 山口 弘純, 東野 輝夫, 山口 容平, 下田 吉之: スマートハウス内センシングを活用した生活行動推薦システム, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2014)シンポジウム, pp.1557-1566 (2014).
- [108] Yusaki O. Susilo, Ryuichi Kitamura: An Analysis of the Day-to-day Variability in the Individual's Action Space: An Exploration of the Six-Week Mobidrive, Transportation Research Record, Vol.1902, pp.124-133 (2005).
- [109] Scott Davidoff, Min Kyung Lee, Charles Yiu, John Zimmerman and Anind K. Dey: Principles of Smart Home Control, UbiComp 2006, Vol.4206, pp.19-34 (2006).

著者略歴

高田 恵美 (たかだ めぐみ)

2000年4月	電気通信大学	電気通信学部	入学	
2004年3月	電気通信大学	電気通信学部	卒業	
2004年4月	電気通信大学	大学院	情報システム学研究科	博士前期課程入学
2006年3月	電気通信大学	大学院	情報システム学研究科	博士前期課程修了
2006年4月	電気通信大学	大学院	情報システム学研究科	博士後期課程入学
2015年3月	電気通信大学	大学院	情報システム学研究科	博士後期課程 単位取得済退学