

# 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

高田恵美<sup>†</sup> 田野俊一<sup>†</sup> 市野順子<sup>†</sup> 橋山智則<sup>†</sup>

家電操作を居住者の代わりに行うホームエージェントの研究では、提案されている様々な学習方法は実環境での評価が行われている。多くの場合、居住者の行動を検出するためのセンサとホームネットワークにつながっている家電機器を備えた住宅を用意し、そこで被験者に数か月生活してもらうことで評価を行っている。実際に生活した行動を用いることで被験者によって異なる評価ができるが、多様な被験者での比較評価や実験条件をするには時間がかかり、簡単にできない。そこで、本論文では人間の持つランダム性を取り入れた行動シミュレータと被験者ごとの個性を聞き出すアンケートとを組み合わせた評価手法を提案する。この評価手法を用いて、我々のホームエージェントに対して、センサ条件を変えた学習評価を行った。センサの検出分解が粗いほど、ホームエージェントは速く学習できるが学習結果が不安定となった。

## Home Agent Evaluation Method with Simulating Real Field, Action and User Impression Based on Questionnaires

Megumi TAKADA<sup>†</sup> Shun'ich TANO<sup>†</sup> Junko ICHINO<sup>†</sup> Tomonori HASHIYAMA<sup>†</sup>

In the most study of home agent, the capacity evaluation of learning user action pattern and the users' subjective estimation over the long term are often carried out in the real environment or the simulation environment. The evaluation of home agent in the real environment was with real user behavior, but it was expensive for making the home agent system, and had difficult that the evaluation environments were changed into various conditions. Otherwise, the evaluation of home agent in the simulation environment could change many conditions variously and many user behaviors, but it was not with real user behavior. In this paper, we suggest the home agent evaluation method with the simulation of the user behavior based on questionnaires of real field, action and user impression. In the simulation of resident action, we suppose an action of a different condition and range, because the human action is regular but is not always same. We evaluated home agent with our simulator in the different condition of the resident action tendency and the sensor performance.

### 1. はじめに

近年、家電機器はインターネットやセンサデータからの環境情報を使うことで、人間の行動に合わせた操作が可能になってきた。そこで、人間の行動パターンを学習し、人間の代わりに家電操作を実行するホームエージェントが多く研究されている[1]-[8]。

ホームエージェントが人間の家電操作を操作する行動パターンを学習するには時間がかかる。そのために、ホームエージェントの学習能力が長期的にどのように変化するかを評価することが重要である。また、ホームエージェントの実用性を測るためにユーザによる評価も行われている。

まず、学習能力の評価は、シミュレーション環境と実環境で行われている。

シミュレーション環境での評価は、人間が行動することでセンサや家電機器から送られるデータを生成し、そのデータを用いて学習能力を評価する。膨大な条件での学習能力を短時間で確認できる。しかし、恣意的に人間の行動を変えて評価するため、実世界の人間の行動ではない。

実環境での評価では、実際に人間の行動を記録したデー

タを用いて学習能力を計測する。実際に人間が行動すると、被験者ごとの異なる行動を用いて学習能力を評価できる。

しかし、数か月以上もの長期間に及ぶ実験となるため、被験者への負担が大きく、センサの配置を変えるとといった実験条件を変えて実験することは難しい。

次に、ホームエージェントへのユーザ評価は、ホームエージェントを実装した住環境で生活した被験者の行動や感想で評価する。人間の自然な行動や生の声からホームエージェントを評価できるが、ホームエージェントと被験者とのユーザインタフェースの使い勝手も含んだ評価になってしまう。

そこで、本論文では、ホームエージェントに対して多様な条件で長期的に学習能力とユーザ評価を行うために、行動シミュレーションに実世界での人間の行動に関するアンケートを取り入れた評価手法を提案する。我々のホームエージェント[13][14]を一例として、評価手法を実証する。まず、従来研究の問題点と本研究でのアプローチを示す。次に実世界とシミュレーションの比較について述べたのちに実世界での人間へのアンケート手法と行動シミュレーションの方法を提案する。そして、提案手法によるホームエージェントの評価実験を示し、最後にまとめる。

<sup>†</sup> 電気通信大学大学院  
University of Electro-Communications.

## 2. 従来研究の問題点と本論文のアプローチ

### 2.1 行動シミュレーションによる学習能力の評価

ホームエージェントの学習能力を評価するために、人間の行動や実験環境を生成する。Cook ら[5]は、仮想空間にセンサを配置した住環境を作成し、人間の行動を設定して、確率的に行動を変更することで行動データを生成した。短時間で長期分の行動を生成して、学習能力を評価できる。また、行動シミュレーションを行う条件を多様に変更できるため、学習能力を幅広い条件で評価できる。

しかし、行動を生成する条件を実験者が設定するため、実際の人間の行動とは異なる。

### 2.2 実環境での学習能力の評価

実環境では、人間の行動した記録（行動ログ）を用いて学習能力を評価している。行動ログの収集方法によってシナリオ行動ログと生活行動ログに分けられる。

まず、シナリオ行動ログでは、被験者が実験者の作成したシナリオ行動に合わせて行った行動を記録したデータである。小林ら[10]はリビングルームに特定した7種類のシナリオを用いて行動ログを収集し、ホームエージェントの学習能力を評価した。また、福田ら[9]は台所での4種類のシナリオを用いて学習能力を評価した。行動するシナリオを変更することで、異なる趣向で行動する人間を想定して評価実験ができる。しかし、シナリオ行動ログで収集する行動の種類は実際の生活と比べると少ない。

次に、生活行動ログではセンサを導入した居住環境で被験者が数か月生活したときの行動データである。Neural House[1]では温度センサや湿度センサ、照度センサ、音センサを導入した建物で被験者に3か月生活してもらった。その生活行動ログを用い、ヒーターの学習操作[7]の評価を行った。生活行動ログでは、実際の行動で学習能力を評価できる。しかし、被験者を長期間拘束する必要があるため、被験者や実験条件を変えて生活行動ログを収集するには時間がかかる。

以上より、行動ログによる評価方法では、実際に人間が行動したデータを基に学習能力を評価できる。しかし、簡単に実験条件を自由に変えられないため、特定の被験者や特定の環境での評価になってしまう。

### 2.3 実環境で生活した人間によるユーザ評価

被験者の生活実験からユーザ評価が行われている。

ゆかりプロジェクト[2]では、被験者の行動や被験者同士の会話から必要なサービスを提供するロボットの評価が行われた。2週間生活した被験者からエージェントの支援に対する感想や評価を得た[11]。この場合、被験者がロボットと対話する際にロボットに合わせた言葉や話し方をする必要があった。そのため、人間がロボットとやりとりする便利さが評価結果に含まれてしまっている。

人間がホームエージェントからの支援を体験すること

は重要である。しかし、実環境での評価では実装されたユーザインタフェースの使い勝手によってユーザ評価が影響されてしまう。そのため、ホームエージェントが的確に家電操作を支援したかどうかを純粋に評価できない。

### 2.4 従来研究の問題点とアプローチ

従来のホームエージェントの評価手法から以下の問題点が挙げられる。

学習能力の長期的な評価においては、

(1) シミュレーションによる評価では、仮想的に生成した人間の行動での評価になる

(2) 実環境での行動ログによる評価では、特定の試験環境での特定の被験者に対する評価となる

という問題点が挙げられる。また、ユーザ評価に関しては、

(3) 実環境で行うため、被験者とのインタフェースの利便性が含まれた評価になってしまう

という問題点がある。

まず、問題点(1)と(2)に対して、行動シミュレーションと実世界とを組み合わせることでホームエージェントを評価できるようにする。次に、問題点(3)に対しては、実世界でのユーザ評価を実環境での生活を伴わずに人間から聞き取り、ホームエージェントが家電操作を実行した結果から推定する。本論文では、以下の3点を課題とする。

- (a) 行動シミュレーションの要件分析
- (b) 実世界の場合・行動・ユーザ評価を得るアンケート
- (c) (b)を基にした行動シミュレーション方法

## 3. 評価手法の要件

実世界の行動を行動シミュレーションに取り入れるために、一般的な行動シミュレーションと実世界を比較する。

### 3.1 行動シミュレーションの要素

一般的な行動シミュレーションにおいて、ホームエージェントの学習能力を評価する流れを図1に示す。

まず、人間が行動する場を定義する。次に、人間の行動を作成し、人間の行動を場に設置したセンサが検出したデータとして収集する。ホームエージェントは収集したセンサデータを用いて行動を学習し、予測した行動の正答性を評価する。

ホームエージェントの評価には、ユーザ評価が必要だが、行動シミュレーションでは、人間からの評価は得られない。これは、行動する人間が特定されないことで、ホームエー

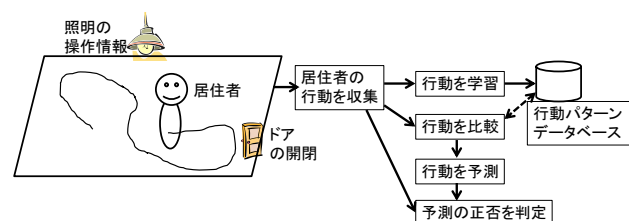


図1 一般的な行動シミュレーション  
Figure 1 Normal Behavior Simulation

エージェントが実行した家電操作に対する人間のこだわりや趣向が分からないためと考えられる。

### 3.2 実世界の場合・行動・ユーザ評価

行動シミュレーションでの場合・行動・ユーザ評価を実世界に置き換える。

#### 3.2.1 場

ホームエージェントで対象とする場は人間が活動する住環境である。人ごとに住環境は異なっている。そのため、被験者から住環境を聞き取る必要がある。

また、住環境において、ホームエージェントは人間の行動を設置したセンサによって検出する。センサの配置や性能は実験条件として変更できるようにする必要がある。

#### 3.2.2 行動

住環境での行動は日常的な行動である。住環境には、時間と行動が決まっている習慣的な行動と、非習慣的な行動がある。

まず、習慣的な行動は大まかに毎日同じ時間に同じ行動を行う。つまり、習慣性のある行動には、行動する頻度、大まかに決まった時間、行動のばらつく範囲という要素に分けられる。

習慣的な行動の要素を得る方法について考える。もし実世界から直接得ようとする、実環境での生活行動ログを分析することが考えられる。しかし、実験環境の構築や被験者の拘束が必要になる。他に、実験者が行動シナリオを規定することが考えられる。多様な習慣的な行動が想定できるが、実世界での人間の行動ではなくなってしまう。そこで、習慣的な行動は被験者から聞き取るべきである。

次に、非習慣的な行動は、行動を繰り返す頻度や時間、行動のばらつく範囲が決まっていない行動である。非習慣的な行動は1度しか行われぬ場合や年に数回しか行われぬ場合がある。こういった非習慣的な行動は、計算機上のエージェント研究で学習できない[12]と言及されている。しかし、ホームエージェントを評価するには、実世界で存在する非習慣的な行動もシミュレーションする必要がある。ただし、非習慣的な行動は多様にあるため、被験者からは聞き出せない。そこで、非習慣的な行動はランダムに行動を生成すべきである。

#### 3.2.3 ユーザ評価

ホームエージェントが人間の行動パターンを学習したことで、実行できた家電操作と実行できなかった家電操作が出てくる。それぞれに対するユーザの評価を考える。

まず、ホームエージェントが家電操作を実行すると、人間による家電操作が減る。しかし、人間はホームエージェントが実行することを望まない家電操作がある。たとえば、「朝起きたときにカーテンを開けて太陽の光を浴びたい」と人間が考える場合は、人間自身がカーテンを開けることに意味がある。人間自身が実行したい家電操作は人間ごとに異なるこだわりであるため、被験者から聞く必要がある。

次に、ホームエージェントが実行できなかった家電操作は十分に学習できていない家電操作である。学習が不十分な家電操作をホームエージェントが実行しないことで、間違った状況で家電操作を実行してしまう可能性が減る。しかし、間違った状況で家電操作を実行することがあっても、その家電操作を実行することが重要な場合がある。たとえば、忘れずに実行すべき家電操作があげられる。忘れずに実行すべき家電操作は人間によって異なるため、聞き取る必要がある。

以上より、ユーザ評価として、「忘れずに実行したい家電操作」と「自分自身で実行したい家電操作」がある。それぞれの家電操作は直接被験者から聞き取る。

### 3.3 行動シミュレーションの要件のまとめ

行動シミュレーションに実世界を取り入れるために、場・行動・ユーザ評価を被験者から得る必要がある。

まず、場は住環境とセンサとする。住環境は個人で異なるため、被験者から聞き取る。また、センサはホームエージェントを評価する際の条件であり、行動シミュレーション上で自由に設定できる必要がある。

次に、行動は習慣的な行動と非習慣的な行動に分けられる。習慣的な行動は被験者から聞くことにした。非習慣的な行動は多様にあるため、ランダムに生成する必要がある。

最後に、ユーザ評価は「忘れずに実行したい家電操作」と「自分自身で実行したい家電操作」とした。人間ごとのこだわりであるため、被験者から聞く。

## 4. 実世界の場合・行動・ユーザ評価のアンケート

第3章での行動シミュレーションの要件に従ったアンケート方法について述べる。

### 4.1 住環境

住環境には、部屋の間取りと設備、家電製品という要素がある。住環境は、被験者ごとに異なるため、自由に記述できる空間が必要になる。そこで、アンケートでは図2に示すように住環境を自由記述欄で答えるようにした。

### 4.2 習慣的な行動

習慣的な行動では、具体的な行動、時間、行動のばらつきを聞く必要がある。

まず、具体的な行動は、移動経路と家電操作である。人によって異なる行動を各人の住環境で行う。そのため、行動も自由に記述できる必要がある。

そこで、移動経路は4.1節で示した住環境に直接記述できるようにした。ただし、実際の生活で被験者が毎回同じ移動経路を通るとは限らないが、そのずれ度合いは小さいと想定した。そのため、行動シミュレーションでは被験者から得た移動経路を代表的な経路とし、代表的な経路に対してばらつきを考慮して移動経路を生成する。

家電操作は、移動経路上に操作する位置を記し、操作内容を記述するようにした。家電操作も毎回忘れずに操作さ

れるとは限らない。10 回中に忘れる回数を聞くことにした。  
 行動の時間は、行動開始時間と行動時間に分けた。ばらつきを含めた行動時間を聞くために、平均時間と 10 回中 8 回が収まる範囲の時間を聞くことにした。

ただし、人間が行う習慣的な行動は無数に存在するため、被験者は記述すべき行動がわからない、また、すべての行動を思い出して記述することも難しい。そこで、ほぼ毎日発生する 4 つの状況（起床時・外出時・帰宅時・就寝時）に制限した。また、各状況での行動における頻度も、週 5 回、週 1 回、月 1 回の 3 種類の頻度を目安に複数の行動を聞くことにした。

### 4.3 ユーザ評価

「忘れずに実行したい家電操作」と「自分自身で実行したい家電操作」は行動する状況ごとに異なる。そのため、被験者が答えた行動の家電操作ごとに「忘れずに実行したい家電操作かどうか」と「自分自身で実行したい家電操作かどうか」を尋ねた。

## 5. 行動シミュレーションの方法

第 4 章で示した実世界の場合・行動・ユーザ評価のアンケートを用いた行動シミュレーションの方法を示す。

### 5.1 実世界の場合・行動・ユーザ評価の設定

行動シミュレーションではアンケートで得た場・行動・ユーザ評価を設定する必要がある。作成したシミュレーション実験環境を図 3 に示す。

まず、場には住環境（間取り・家電機器・設備）と住環境での行動を取得するセンサが必要となる。住環境は①間取り描画部において間取りが自由に入力できるようにし、②設備選択部から家電機器や設備を選択し①間取り描画部に配置できるようにした。センサも①間取り描画部に配置できるようにした。本実験では、センサ中心から被験者までの距離を計測できるセンサとした。変更できる条件は、センサの配置、検出距離、検出の分解能とした。

次に行動は、習慣的な行動と非習慣的な行動に分けた。習慣的な行動は、移動経路を①間取り描画部に線で表現し、家電操作の場所は移動経路上に記述できるようにした。行動する状況や頻度、時間、具体的な家電操作は③行動設定部で決められるようにした。

最後に、ユーザ評価は、各行動の家電操作ごとに「自分でしたい操作」「忘れても実行したい操作」を設定できるようにした。

### 5.2 行動生成方法

習慣的な行動と非習慣的な行動を生成する。

#### 5.2.1 習慣的な行動

アンケートの習慣的な行動を用いて、1 日に行う行動、行動の時間、移動経路、家電操作を決める。まず、1 日に行う行動は、状況ごとの行動を行動の頻度から確率的に選択する。次に、行動の時間は開始時間と行動時間で表し、

名前: \_\_\_\_\_

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 (マ) を明示してください。機器名は□で囲う。

行動の間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 週間中 6 日以上) or 平日 週 1 回 月 1 回  
 時間: 開始時間 平均 \_\_\_\_\_ 時 \_\_\_\_\_ 分  
 10 日中 8 日は、前後 \_\_\_\_\_ 分以内  
 かかる時間 平均 \_\_\_\_\_ 分  
 10 日中 8 日は、前後 \_\_\_\_\_ 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. \_\_\_\_\_ 回 B.           5. A. \_\_\_\_\_ 回 B.

2. A. \_\_\_\_\_ 回 B.           6. A. \_\_\_\_\_ 回 B.

3. A. \_\_\_\_\_ 回 B.           7. A. \_\_\_\_\_ 回 B.

4. A. \_\_\_\_\_ 回 B.           8. A. \_\_\_\_\_ 回 B.

図 2 アンケート用紙  
 Figure 2 Questioner Format.

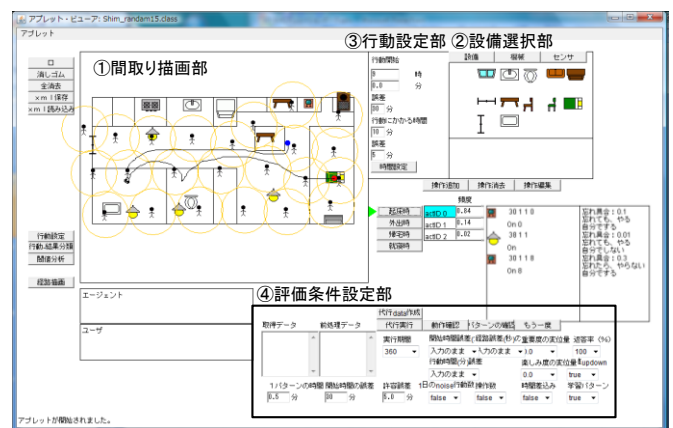


図 3 シミュレーション画面  
 Figure 3 Simulation Operations.

それぞれを正規分布として確率的に決める。平均はアンケートで得た時間とし、標準偏差はアンケートでの 10 回中 8 回が収まる時間から逆算した。

また、移動経路は被験者が答えた移動経路に誤差を考慮して決める。図 4 に示す移動経路を代表的な経路とし、点線の円で示す移動経路の誤差範囲内で通過点を確率的に設定し、それぞれの通過点を通る経路を移動経路とする。移動経路の誤差範囲は、式(1)に示す移動経路の長さで行動時間から求めた移動速度に経路誤差時間を掛けて求める。

(移動経路範囲)=(経路誤差時間(秒))×(移動経路長)/(行動時間(秒))…式(1)

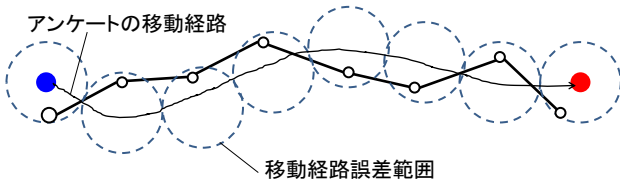


図 4 移動経路生成方法  
 Figure 4 Action Route.

最後に、行動経路中の家電操作をやるかどうかは、被験者が答えた家電操作を忘れる頻度によって確率的に決める。

### 5.2.2 非習慣的な行動

非習慣的な行動は1日の非習慣的な行動の回数、移動経路、行動の時間、家電操作を乱数で決めることで無作為に作成する。1日の非習慣的な行動の回数と家電操作の回数は行動を生成する際に設定する。

まず、移動経路は、移動開始位置と移動終了位置を間取り上から乱数で決め、移動開始位置と移動終了位置を一直線で移動することにした。

次に、1日の非習慣的な行動の回数は、設定した回数を1時間ごとに行動する確率を計算し、その確率で1時間ごとに行動するかどうかを決めた。また、行動開始時間を乱数で決めた。移動時間と移動終了時間は、被験者の行動とかけ離れないように習慣的な行動の実験環境上の平均移動速度とした。

最後に、家電操作を行うかどうかは、設定した1日の非習慣的な行動の回数に対する家電操作の回数から求めた家電操作が行われる確率で決めた。家電操作を行う場合、操作する家電機器は移動経路上で最も近くを通る家電機器とし、操作の内容は乱数で決めた。

以上の方法で無作為に非習慣的な行動を生成する。

## 6. ホームエージェントの評価手法の検証

本論文で提案したホームエージェントの評価手法を我々のホームエージェント[13]を事例にとり検証する。

### 6.1 ホームエージェント

実験に用いた我々のホームエージェントのアーキテクチャを図5に示す[13][14]。ホームエージェントはユーザの一連の行動を時系列パターンで学習する。ユーザの行動から見つけ出した家電操作を支援するかどうかは、経験的な家電操作の確かさがある値(しきい値)より大きいかどうかで決める。このしきい値は一般的に固定するが、本ホームエージェントは加減アルゴリズム[14]によって調整する。

本実験では、ホームエージェントの支援方法を「実行する」「実行したのちに報告する」「詳細な提示をする」「簡易な提示をする」の4つを想定した。設定する正答率と見逃し率を表3に示す。また、正答率と見逃し率から求めたしきい値の増減量とした。

### 6.2 アンケート結果

被験者3名(20代)に対して第4章で示したアンケート

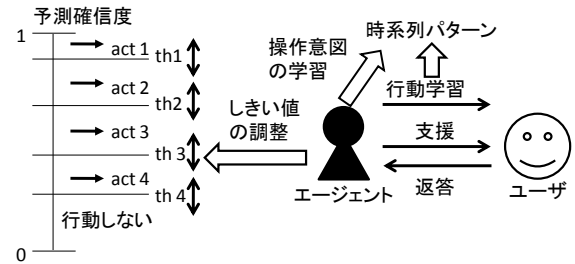


図 5 ホームエージェントアーキテクチャ  
 Figure 5 Home Agent Architecture.

表 1 正答率と見逃し率

Table 1 The probability of hit and miss.

	act1	act2	act3	act4
正答率	0.9	0.9	0.8	0.8
見逃し率	0.8	0.7	0.6	0.5

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。

行動の間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・仕かけることにすること・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 平均 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 6 アンケート結果(被験者c)  
 Figure 6 Questioner of Subject c.

を行った。被験者cが外出時に週6回行う行動について答えたアンケートを図6に示す。間取りを描くための自由記述欄に住環境が書かれ、そこに移動経路と家電操作が加筆されている。また、行動時間のばらつく時間や家電操作の忘れる回数について回答が得られ、ユーザ評価も家電操作ごとに回答が得られた。

3名の被験者の家電操作傾向を図7に示す。

まず、操作実行率は、アンケートで得た行動中の家電操作を忘れる割合とその家電操作が起こる頻度から各ユーザが家電操作を実行する確率とした。操作実行率は72%から

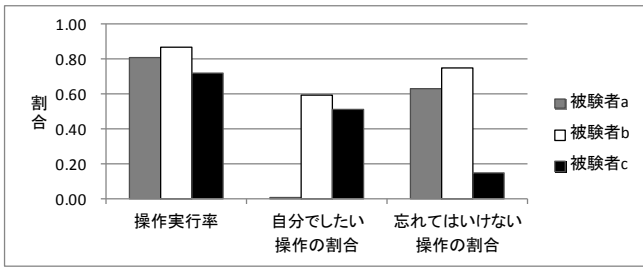


図 7 家電操作傾向の比較  
 Figure 7 Operation Preference.

87%の間だった。

次に、家電操作を自分でしたい割合は、被験者が家電操作を実行する場合にホームエージェントに実行してほしい家電操作が存在する割合とした。家電操作を自分でしたい割合は、被験者 a 以外は 50% 以上だった。

そして、忘れてはいけない家電操作の割合は、被験者が家電操作を忘れた場合に忘れてはいけない家電操作が存在する割合とした。忘れてはいけない操作の割合は、被験者 c 以外は 60% 以上だった。

以上より、実世界の間・行動・ユーザ評価をアンケートで取得することで、多様な被験者に対して行動シミュレーションが行える。

### 6.3 実験条件

まず、実験環境のセンサは住環境全体がカバーできるように配置した。図 6 に示した被験者 c の住環境に対してセンサを配置した例を図 8 に示す。図 8 の上の間取りが 2 階であり、下の間取りが 1 階である。センサの検出範囲は 80cm、分解能は 20cm 間隔を想定した。

次に、行動シミュレーションの条件を示す。習慣的な行動の移動経路の誤差範囲は式(1)で求める移動速度に対して 5 秒分とした。また、非習慣的な行動数は 1 日に 4 回、家電操作回数は 1 日 2 回とした。

### 6.4 長期的な学習能力を被験者ごとに比較

ホームエージェントの学習能力を検出率と支援の正答率で比較する。検出率とは、行動シミュレーションで操作した家電操作と忘れた家電操作に対して予測できた家電操作の割合とした。30 日ごとに計測した検出率を図 9 に示す。また、支援の正答率を 30 日ごとに計測した結果は図 10 に示す。

どの被験者の検出率も、360 日までは上昇し、それ以降は±10%の間で収束した。被験者 b が他の被験者より高くなった。また、支援の正答率は、しきい値の調整によってどの被験者でも 80% 前後を維持できた。

以上より、被験者 b に対するホームエージェントの学習能力が最も高くなった。また、学習能力を長期的に評価したことで、評価対象のホームエージェントは検出率が収束するのに 360 日も必要であることが分かった。

### 6.5 被験者ごとのユーザ評価を比較

ホームエージェントのユーザ評価を比較する。ユーザ評

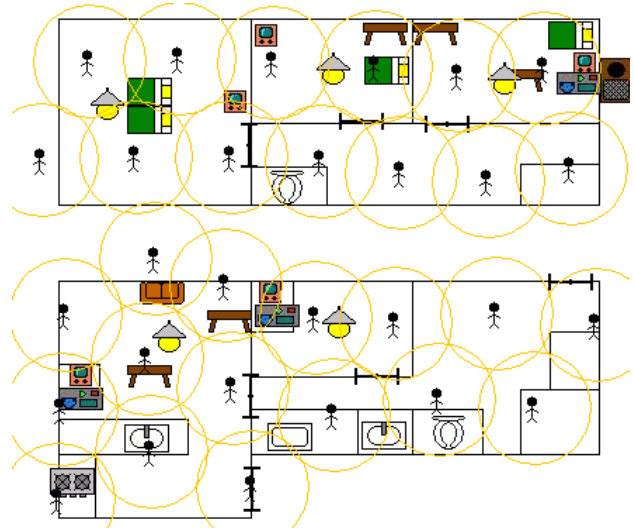


図 8 検出範囲 80cm のセンサの配置

Figure 8 Arrangement of Sensors whose detection range is the radius of 80 centimeters.

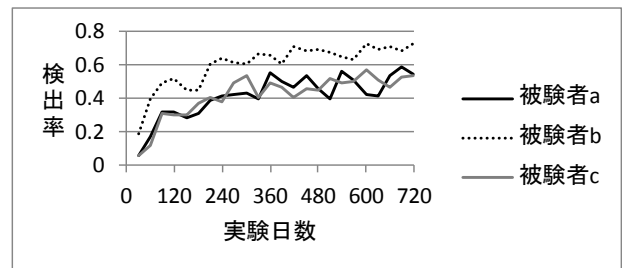


図 9 検出率

Figure 9 Probability of Operation detection.

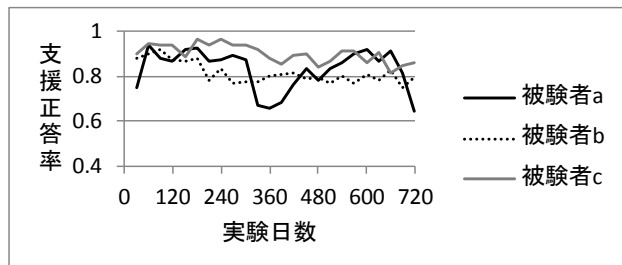


図 10 支援正答率

Figure 10 Probability of Operation hit.

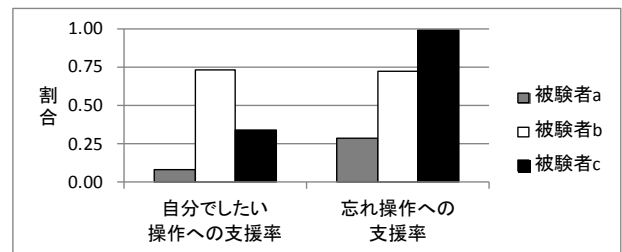


図 11 ユーザ評価

Figure 11 Result of User's Evaluations.

価は、「自分でしたい操作への支援率」と「忘れても実行したい操作を支援した割合」に分け、360 日以降の平均を図 11 に示す。

まず、自分でしたい操作への支援率より、ホームエージェントが被験者の自分でしたい操作を最も支援しなかった

被験者は被験者 c であった。次に、忘れた操作への支援率でも、ホームエージェントが被験者の忘れても実行したい操作を操作した割合が多かった被験者は被験者 c であった。

以上より、ユーザ評価では被験者 c に対するホームエージェントの評価結果が最もよくなった。学習能力の評価とユーザ評価では、ホームエージェントの評価結果のいい被験者が一致しなかった。評価に用いたホームエージェントは行動パターンを学習するアルゴリズムを用いている。今回の結果から、ユーザ評価を向上させるアルゴリズムが必要であると分かった。

### 6.6 検出範囲の広いセンサでの学習能力

被験者 c に対してセンサ条件がホームエージェントの評価結果に与える影響を調べた。

#### 6.6.1 センサ条件

6.4 節で用いた検出範囲 80cm のセンサでは実験環境全体のカバーするために必要なセンサが多くなる。しかし、センサ数が多いと配線や基板、制御の面で手間が増える。そこで、センサの検出範囲を 200cm とし、図 12 のように配置し、検出範囲 80cm のセンサと同じ分解能を 20cm で評価を行った。

#### 6.6.2 評価結果

検出率が収束した 360 日以降の平均を図 13 に示す。検出範囲 80cm より 200cm の検出率が 8% 高くなった。

今回の条件では、検出範囲が広く、センサ数が少ない検出範囲 200cm のセンサでのホームエージェントの学習能力の方が高いという結果を得た。実験環境の条件を変えてホームエージェントの評価を行えたことで、センサ条件が学習能力に及ぼす影響が検証できた。

### 6.7 非習慣的な行動数が多い場合での学習能力

6.6 節では、検出範囲 80cm のセンサより検出範囲 200cm センサのホームエージェントの学習能力が高くなった。非習慣的な行動が学習能力に影響があるかを調べた。

#### 6.7.1 非習慣的な行動の条件

これまで非習慣的な行動数は、1 日 4 回としていた。本実験では、1 日に 12 回と増やした。また、家電を操作する回数はこれまでと同じく 1 日 2 回とした。

#### 6.7.2 評価結果

検出率の収束する 360 日以降の平均を図 14 に示す。

検出範囲 200cm のセンサの検出率は、非習慣的な行動が増えたことで 20% 下がった。検出範囲 80cm のセンサの検出率は非習慣的な行動が増えても、検出率は 2% しか下がらなかった。

以上より、検出範囲の広いセンサでは非習慣的な行動が増えるとエージェントの学習能力が下がった。実世界での習慣的な行動に仮想的な非習慣的な行動を組み合わせることで、実験環境を比較することができた。

### 6.8 評価手法の検証のまとめ

本章では、提案したホームエージェントの評価手法を

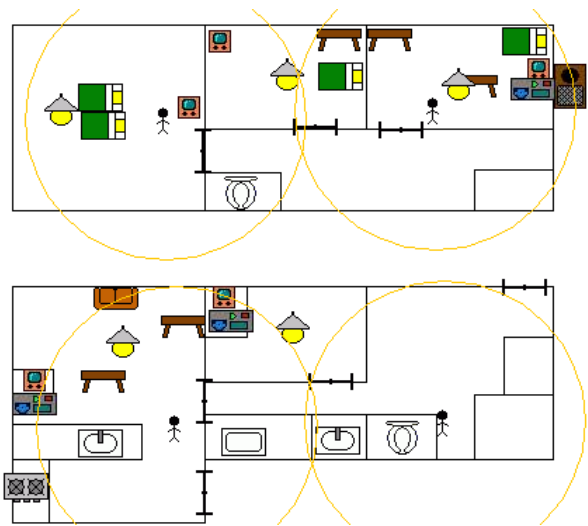


図 12 検出半径 200cm のセンサの配置

Figure 12 Arrangement of Sensors whose detection range is the radius of 200 centimeters.

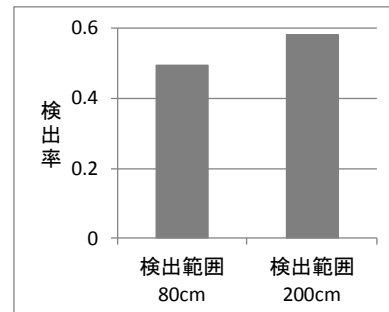


図 13 センサ性能の異なるときの検出率

Figure 13 Probability of Operation detection on different Sensors.

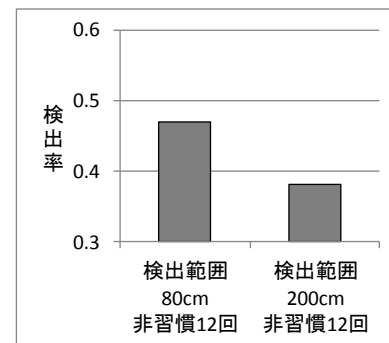


図 14 非習慣行動数が 1 日 12 回の場合の検出率

Figure 14 Probability of Operation detection on each day of 12 irregular Actions.

我々のホームエージェントを用いて検証した。

まず、3 名の被験者へのアンケート内容を基に、それぞれの行動をシミュレーションすることで、長期的に学習能力とユーザ評価を検証した。ホームエージェントの学習能力については、収束に 360 日必要であることを確認した。ホームエージェントの学習能力の高かった被験者でも、ユーザ評価は高くならなかった。このため、ホームエージェントはユーザ評価が高くなるために、被験者が要望する家電操作を検出する必要がある。

次に、住環境に設置するセンサの検出範囲が違う場合で

のホームエージェントの学習能力を比較した。センサの検出範囲を広げてセンサ数が減らした方がホームエージェントの学習能力がよくなった。

さらに、人間の非習慣的な行動数を増やしたときにセンサの検出範囲の違う環境でのホームエージェントの学習能力を比較した。センサの検出範囲を広げ、センサ数を減らすと、非習慣的な行動数が増えたときに学習能力が悪くなることが分かった。このことから、非習慣的な行動が多い人間に対しては、検出範囲を狭めてセンサ数を増やす方が高い学習能力が得られると考えられる。

以上、我々のホームエージェントを事例に提案手法を検証した。実世界の場合・行動・ユーザ評価を行動シミュレーションに組み入れたことで、実際の被験者の行動に基づいてホームエージェントを評価できた。また、アンケートによって実世界の場合・行動・ユーザ評価を聞くため、多様な被験者を集めることが可能になった。さらに、実世界の場合・行動・ユーザ評価の定義を変更し、行動シミュレーション方法を考案すれば、他のホームエージェントでも使える手法と考える。

## 7. おわりに

本論文では、ホームエージェントに対して学習能力の評価とユーザ評価を行う手法として、実世界の場合・行動・ユーザ評価のアンケートと行動シミュレーションを用いた評価手法を提案し、先行研究のホームエージェントに対する評価事例によって検証した。

これまでのホームエージェントの評価方法では、以下の問題点があることを示した。学習能力の長期的な評価に行動シミュレーションを用いると仮想的な行動での評価になってしまう。逆に、実環境での行動ログでは、特定の実験環境で特定の被験者での評価になってしまう。さらに、ユーザ評価では実環境で行うため、被験者とのインタフェースの利便性が含まれた評価になってしまう。

そこで、実世界のアンケートを用いた行動シミュレーションによるホームエージェントの評価手法を提案した。行動シミュレーションの分析に基づき、実世界を場合・行動・ユーザ評価という要素に分けた。ホームエージェントの評価においては、それぞれを実世界での住環境・被験者の行動・ユーザ評価とし、聞き取るためのアンケートを作成した。被験者の行動においては、習慣的な行動と非習慣的な行動に分け、習慣的な行動はばらつきを考慮してアンケートで聞き取るようにした。さらに、アンケートを基に行動シミュレーションする方法を示した。

評価事例として、我々のホームエージェントの評価を行った。被験者3名に対して長期的な学習能力の評価とユーザ評価を行うことができた。被験者によって行動とユーザ評価が異なるため、ホームエージェントの学習能力が高かった被験者とユーザ評価が高かった被験者が異なるという

結果を得た。さらに、実験環境のセンサ条件を変えたときのホームエージェントの学習能力を比較できた。提案した評価手法によって、多様な被験者でのホームエージェントの長期的な評価が行えた。

今後、提案手法によってホームエージェントを評価することで、多様な実験環境や様々な趣向の人間に対して、学習アルゴリズムの改善や学習アルゴリズムに適した実環境の設計に役立てる。

## 参考文献

- 1) Michael C. Mozer: The Neural Network House: An Environment that Adapts to its Inhabitants, AAAI 1998, pp.110-114 (1998).
- 2) 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).
- 3) Julie A. Kientz, Shwetak N. Patel, Brian Jones, Ed Price, Elizabeth D. Mynatt and Gregory D. Abowd: The Georgia Tech aware home, Proc. CHI08, pp.3675-3680 (2008).
- 4) D.J.Cook: Health Monitoring and Assistance to Support Aging in Place, J.UCS, Vol.12, No.1, pp.15-29 (2006).
- 5) P. Rashidi and D. 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, Vol. 39, No. 5, pp. 949-959 (2009).
- 6) V. Callaghan., G Clarke, M Colley, H Hagras, J S Y Chin and F Doctor: Inhabited Intelligent Environments, BT Technology Journal, Vol.22, No.3, pp.233-247 (2004).
- 7) M. C. Mozer, L. Vidmar, and R. H. Dodier: The Neurothermostat: Predictive Optimal Control of Residential Heating Systems, Neural Info Proc Systems, No.9, pp.953-959 (1997).
- 8) 森武俊: 生活パターンを覚えて助ける知能住宅-センシングルーム 2005-, ネットワークロボット研究会, NR-TG-1-12, pp.20-24 (2005).
- 9) 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).
- 10) 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).
- 11) 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稼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).
- 12) Pattie Maes: Agents that reduce work and information overload; Communications of the ACM, Vol.37, No.7, pp.30-40 (1994).
- 13) 高田恵美, 田野俊一, 市野順子, 橋山智則: 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).
- 14) Megumi Takada, Shun'ichi Tano, Mitsuru Iwata, and Tomonori Hashiyama: 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).