

支援への反応からユーザの気持ちを推測するホームエージェントのシミュレータによる長期的支援傾向の分析

高田 恵美[†] 田野 俊一[†] 岩田 満[†] 橋山 智訓[†]

[†]電気通信大学 大学院情報システム学研究科 〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

E-mail: †megu@tlab.is.uec.ac.jp, {tano, miwata, hashiyama}@is.uec.ac.jp

あらまし 近年、家庭内機器がネットワークに接続可能になり、家庭内で居住者を支援するホームエージェントの研究が行われるようになってきた。しかし、居住者により支援へ信用度との考え方が異なるため、居住者に合わせた支援が必要である。そこで、本研究では居住者のホームエージェントへの操作の重要度と楽しみ度に合わせた支援方法を提案している。本論文では、居住者の行動とホームエージェントの支援に対する居住者の反応を生成するシミュレータを用い、ホームエージェントの支援傾向を長期的に分析する。

キーワード ホームエージェント, ユビキタス・コンピューティング, シミュレーション実験

Analysis of home agent's supporting tendency in long period with home agent simulator inferring user feeling from user's reflection

Megumi TAKADA[†] Shun'ichi TANO[†] Mitsuru IWATA[†] and Tomonori HASHIYAMA[†]

[†] Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications

1-5-1 Chofugaoka, Chofu, Tokyo 182-8585, JAPAN

E-mail: †megu@tlab.is.uec.ac.jp, {tano, miwata, hashiyama}@is.uec.ac.jp

Abstract Home agent that suggests and operates an appropriate appliance for operation been recently researched so as to support a user's life. We think that home agent should change the way supporting for each inhabitant, because the inhabitants differ from themselves on home agent's support. Therefore, our home agent supports the inhabitants by suggesting appliances based on the user's feeling. In this paper, we analyze the home agent's support tendency in long period with a home agent simulator which generates the behavior and response of support on behalf of the inhabitant to confirm the validity of our proposal approach.

Keyword Home Agent, Ubiquitous Computing, Simulation Experiment

1. はじめに

近年、情報通信を備えたデジタル家電が家庭内に普及している。家に設置したセンサやカメラとデジタル家電を用いてユーザの生活を支援するホームエージェントの研究が多く行われている。

ホームエージェントの研究では、実環境での実験施設で評価実験をしている。実験施設は、圧力センサやカメラを備えた建物[1][2][3]や研究室の一室[4][5]である。実環境での評価実験は、実験環境の変更が困難であるや長期実験の場合ユーザへの負担が大きいという問題点が挙げられる。実験環境の変更を容易にし、ユーザへの負担を減らすために、本研究では、シミュレータによる長期的評価実験を行う。

長期間に渡るホームエージェントの支援に対する評価方法としては、支援に対するユーザの感想による評価がある[3]。ホームエージェントの長期的な支援に対して定量的に評価をしていない。本論文では、長期

的支援傾向を定量的に評価し、分析を行う。

2. ホームエージェント

本研究のホームエージェントは、センサ情報と機器操作情報からユーザの動作パターンを抽出し、予測した動作と検出した忘れ動作への支援を行う[6]。本論文では、ホームエージェントがユーザを支援する基本的な流れとユーザとのインタラクション方法、ユーザの動作意図の推定方法について述べる。

2.1. 支援の基本的な流れ

本研究のホームエージェントは図1に示す時系列に動作が並ぶ動作パターンを抽出する。ユーザの動作の予測と忘れた動作の検出を行い、支援をする。

ホームエージェントがユーザへの支援を見つけたとき、すぐに支援を実行するのではなく、支援の正しさを示す確信度に応じて支援するか否かを定める。本研究のホームエージェントは、図2に示す Pattie Maes が提案した Tell-me と Do-it を用いた方法[7]で支援方

法を決定する。Do-it はユーザが操作の代行を任せる確信度である。支援の確信度が Do-it より大きければ、ホームエージェントが代行する。また、Tell-me はユーザがホームエージェントへ支援の提案をしていいと思う確信度である。支援の確信度が Tell-me と Do-it の間であれば、ホームエージェントが提案する。

2.2. ユーザとのインタラクション

従来のホームエージェントは、予めシステムが決めた不変の閾値と支援の確信度を比較して支援の可否を決めている。図2で示した Pattie Maes[7]が提案した方法は、ユーザ自身が Do-it と Tell-me を手動で変更する。ホームエージェントの場合、ユーザが家での生活をしながら Do-it と Tell-me を変更するのは面倒である。

本研究のホームエージェントは、人が他人を信用するプロセスをまねて Do-it と Tell-me を変更する。人が他人を信用するプロセスの基本アルゴリズムは、「正しい支援(正答)をすれば信用が上がり、支援を増やす」と「誤った支援(誤答)をすれば信用が下がり、支援を減らす」の2パターンである。基本アルゴリズムを適用した Do-it と Tell-me の変更方法を図3に示す。

Tell-me における正答は、支援しなかったが支援が正しい場合とし、Tell-me を下げる。Tell-me における誤答は、提案内容が間違いの場合とし、Tell-me を上げる。また、Do-it における正答は、提案内容が正しい場合とし、Do-it を下げる。Do-it における誤答は、代行して間違いの場合とし、Do-it を上げる。

2.3. ユーザの動作意図の推定

2.2 節で述べたように、従来のホームエージェントや Pattie Maes[7]が提案した方法では支援の確信度を基に支援の可否を決めていた。しかし、確信度の高い支援であっても、ユーザ自身で行いたい動作の場合、ホームエージェントの支援は不要である。また、確信度の低い支援であっても、ユーザが忘れてはいけない動作の場合、ホームエージェントの支援は必要である。

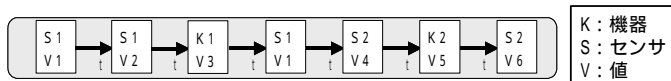


図1 ユーザの動作パターン

Fig.1 User's action pattern



図2 支援決定方法[7]

Fig.2 Method to decide the supporting way [7]

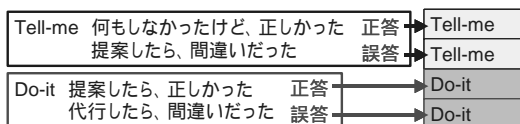


図3 信頼度の推察法

Fig.3 Method of control Tell-me and Do-it

本研究のホームエージェントは、ユーザが楽しむための行動と重要な行動に分けて支援を行う。

2.3.1. 自分が楽しむための行動

自分が楽しむための動作はホームエージェントに任せず、ユーザが自分で行いたい動作である。ユーザが自分で行いたい度合いを楽しみ度とし、ホームエージェントは支援時の反応から表1の方法で推測する。

2.3.2. 重要な行動

重要な行動はユーザにとって忘れてはいけないため、警告が必要な行動である。ユーザがホームエージェントに対して積極的な支援を求める度合いを重要度とする。ホームエージェントは支援時の反応から表2の方法で推測する。

3. シミュレータ実験

ホームエージェントに対する従来の評価実験は実環境で行われている。評価実験を実環境で行うには実環境の構築が必要であり、準備に時間と費用がかかり、実験環境の変更が困難である。実環境で長期実験を行うには、長期間の実験による被験者への負担が大きい。実環境での実験を様々な条件で繰り返した場合、被験者が実験に対する前提知識を持ってしまうため再現性のある実験が行えない。

そこで、本研究では、様々な条件での長期実験を短時間で実行できるシミュレータを用いて実験を行った。

3.1. 概要

シミュレーション実験における大まかな流れを図4に示す。まず、ユーザへのアンケートを入力とする。「代行エージェント」がシミュレータへユーザの代わりにユーザの行動を入力するため、アンケートを元に行動を生成する。「代行エージェント」は、ホームエージェントの支援に対してユーザアンケートに沿った反応をする。「ホームエージェント」はシミュレータ上のユーザの動作を学習し支援を行う。「ホームエージェント」は、「代行エージェント」による支援に対する反応から2章で述べた方法で Tell-me と Do-it を変更する。

表1 楽しみ度の推定法

Table.1 Method to infer degree of pleasure

エージェントの提案と代行

ユーザの反応	ユーザの意志	楽しみ度の操作
受け入れた	→ 楽しみでない	楽しみ度 ↓
拒否した (かつ、ユーザがした)	→ 楽しみ	楽しみ度 ↑

表2 重要度の推定法

Table.2 Method to infer degree of importance

ユーザが忘れたことをエージェントが提案

ユーザの反応	ユーザの意志	重要度の操作
受け入れた	→ 重要	重要度 ↑
拒否した (かつ、ユーザがやらない)	→ 重要でない	重要度 ↓



図 4 シミュレータ実験の概要

Fig.4 Outline of simulator experimentation



図 5 ユーザ行動のアンケート例
Fig.5 Example of a user's action

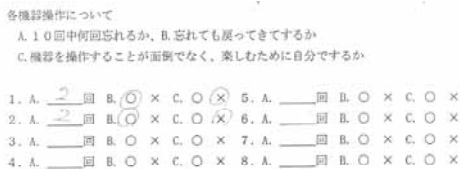


図 6 各機器操作に対するアンケート例
Fig.6 Example of user's operations

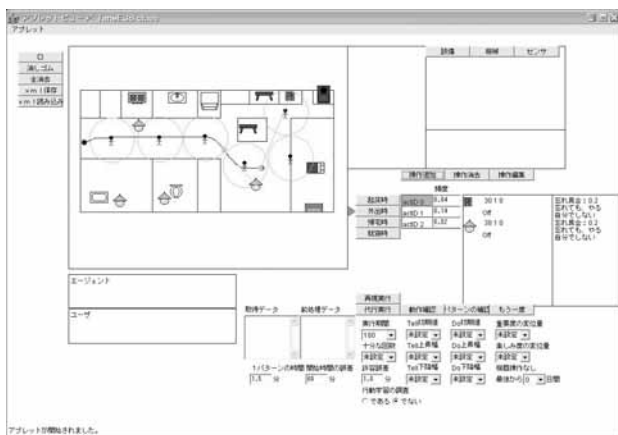


図 7 シミュレータ上にユーザ行動を表示した例
Fig.7 Example of a user's action on simulator

3.2. ユーザへのアンケート

「代行エージェント」がシミュレータ上で行うユーザ行動と「ホームエージェント」に対する反応をユーザにアンケート調査する。

3.2.1. ユーザ行動

「代行エージェント」が行う行動を毎日起こる場面(起床時・外出前・帰宅時・就寝前)に絞り、アンケートを取る。アンケート例を図 5 に示す。

ユーザ行動に関する調査項目：

- ・ 部屋の間取り
- ・ 行動経路

図 5 のように、部屋の間取り上に行動経路を直接書き込む。

ユーザが答える行動は、ユーザが毎日経験する 4 種類の場面(起床時・外出時・帰宅時・就寝前)である。ユーザが常に同じ行動を取るとは限らないので、各場面につき 3 種類の頻度(週 6 回以上・週 1 日・月 1 回)の行動も答える。

実際にユーザが答える行動は、場面(4 種類)×頻度(3 種類)で計 12 行動である。

- ・ 時間

行動開始時間と行動にかかる時間が常に同じ時間とは限らない。ユーザは開始時間と行動にかかる時間に加え、それぞれの誤差を 10 回中 8 回が収まる時間で答える。

- ・ 機器操作

図 5 のように、行動経路で機器操作をする位置を印し、具体的な機器操作を書き込む。時間と同様に、ユーザが必ず機器操作を行うとは限らないので、機器操作を忘れる頻度を 10 回中に忘れる回数をユーザは答える。

3.2.2. 支援へのユーザの反応

「代行エージェント」は基本的にホームエージェントからの支援が合っていれば正答、間違っていれば誤答と答える。「代行エージェント」がユーザの意図に沿って反応するために、各機器操作におけるユーザの重要度と楽しみ度について、アンケートを取る。アンケ

一例を図 6 に示す。

- ・重要度:「操作を忘れた場合、戻ってきても行うか」を x で答える。
- ・楽しみ度:「機器を操作することが面倒ではなく、楽しむために自分で行うか」を x で答える。

3.3. ホームエージェントシミュレータ

用いるホームエージェントシミュレータは、間取りの作成・行動経路と時間の入力・機器操作と操作頻度の入力が行える。また、人感センサの配置や、ホームエージェントの持つパラメータ Tell-me や Do-it の初期値・変更幅の設定が行える。

図 5 と図 6 で示したアンケート例をホームエージェントシミュレータに入力した結果は図 7 である。

3.3.1. ユーザの行動生成

「代行エージェント」は、1 日に起床時 外出時 帰宅時 就寝時の順に 4 種類の行動を行う。各行動はユーザアンケートを基に頻度に合わせて確率的に選択する。行う行動の開始時間とかかる時間は、それぞれの時間と誤差から正規分布を用いて算出する。行動中の機器操作の有無は、アンケートでの忘れる頻度を基に確率的に決定する。

3.3.2. 支援に対するユーザの反応生成

ホームエージェントは、予測操作への支援と忘れた操作への支援を行う。基本的に「代行エージェント」は支援が合っていれば正答、間違っていれば誤答と答える。しかし、ユーザの忘れた機器操作への支援が合っても、アンケートで「忘れても行う機器操作でない」場合は、「代行エージェント」は誤答とホームエージェントに答える。また、ホームエージェントによる提案や代行操作が合っても、アンケートで「自分で行う機器操作である」場合は、「代行エージェント」は支援不要とホームエージェントに答える。

3.4. ホームエージェントの評価方法

シミュレータによる実験結果は、ホームエージェントが支援した日と支援の適否、確信度、Do-it と Tell-me の値をグラフに表すと図 8 のようになる。図 8 のグラフだけでは、ホームエージェントの支援傾向がわからない。そこで、ホームエージェントの支援結果を表 3 のように分類する。表 3 を基に自動失敗率・自動見逃し率・提案失敗率・支援見逃し率をそれぞれ式(1)~(4)

を用いて算出したグラフを図 9 に示す。ホームページの支援傾向を定量的に評価する。さらに、割合だけではわからない自動頻度・提案頻度についても図 9 のグラフで示し、評価する。

$$\text{自動失敗率} : P_w = \frac{N_w}{N_h + N_w} \dots (1)$$

$$\text{提案失敗率} : P_f = \frac{N_f}{N_r + N_f} \dots (2)$$

$$\text{自動見逃し率} : P_{自m} = \frac{N_m + N_r}{N_h + N_r + N_m} \dots (3)$$

$$\text{支援見逃し率} : P_{支m} = \frac{N_m}{N_h + N_r + N_m} \dots (4)$$

3.5. シミュレータ実験結果

実験を行う前の予想は、自動失敗率・自動見逃し率・提案失敗率・支援見逃し率が次第に減少、提案頻度は一度大きくなってから小さくなる、自動頻度は大きくなるであった。また、Tell-me と Do-it は各ユーザの特性に合った位置で収束すると予想した。

図 9 のグラフより、自動失敗率・自動見逃し率・提案失敗率・支援見逃し率・自動頻度・提案頻度に対する予想は当たったが、Tell-me と Do-it への予想は外れた。上昇量と下降量の設定によっては、Tell-me と Do-it は収束するが Tell-me と Do-it が離れず、くっついた状態で収束する現象があった。

次章で Tell-me と Do-it の挙動を分析する。

表 3 支援の評価表

Table.3 Evaluation for supports

		ホームエージェントの支援		
		完全に正解 (自動化)	大体正解 (提案)	絶対間違い (支援しない)
支援の正誤	○	hit	right information	miss
	×	wrong	false alarm	correct rejection

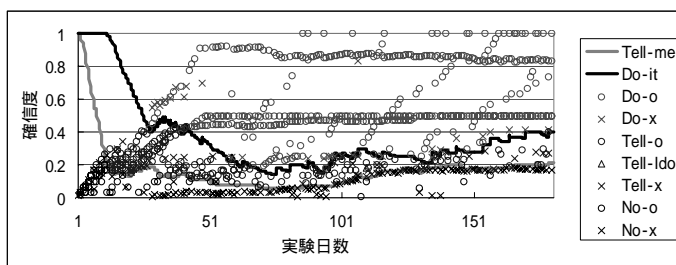


図 8 支援の適否と Tell-me と Do-it のグラフ

Fig.8 Propriety of agent support and Tell-me and Do-it

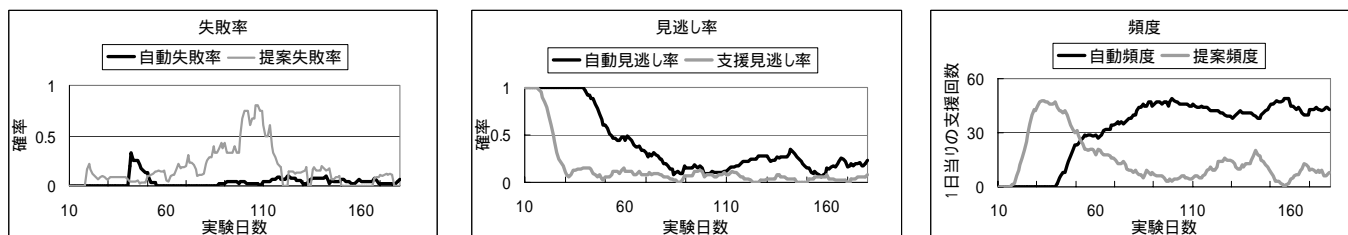


図 9 失敗率と見逃し率、頻度のグラフ

Fig.9 Failure rate and losing sight of rate, support frequency

4. Do-it と Tell-me の挙動

3.5 節で述べたように、Do-it と Tell-me は各ユーザの特性に合った特定の値で収束しなかった。条件によっては、Do-it と Tell-me が近い値で収束する場合があった。

本章では、Do-it と Tell-me が収束する条件について考察し、Do-it と Tell-me の収束条件からホームエージェントの支援傾向を決める方法を述べる。さらに、Do-it と Tell-me の収束条件からホームエージェントの支援傾向を決める方法が有効であるかを実験により検証する。

4.1. Do-it と Tell-me の収束条件

Do-it と Tell-me が収束するのは、ある期間でのそれぞれの上昇量と下降量が等しい場合である。

上昇量は(上昇回数)×(1 回当たりの上昇量)、下降量は(下降回数)×(1 回当たりの下降量)と示せる。それぞれを Do-it と Tell-me に当てはめると式(5)(6)で表す。

$$N_f \cdot T_{up} = N_m \cdot T_{down} \dots (5)$$

$$N_w \cdot D_{up} = N_r \cdot D_{down} \dots (6)$$

N_m : miss の回数 N_f : false の回数
 N_r : right information の回数 N_w : wrong の回数

T_{up} , T_{down} : Tell-me の 1 回当たりの上昇量と下降量

D_{up} , D_{down} : Do-it の 1 回当たりの上昇量と下降量

式(5)(6)から、Do-it と Tell-me の上昇量と下降量の比を式(7)(8)で表せる。Do-it と Tell-me の収束は、上昇量と下降量の比と支援結果の個数に関係するといえる。

$$T_{up} : T_{down} = N_m : N_f \dots (7)$$

$$D_{up} : D_{down} = N_r : N_w \dots (8)$$

4.2. 支援傾向からの Do-it と Tell-me の変更量の算出

Tell-me と Do-it の収束条件に支援結果の個数が関係するので、3.3 節で述べたホームエージェントの支援傾向を決める自動失敗率・提案失敗率・自動見逃し率・支援見逃し率と Tell-me と Do-it の変更量には関係があると考えられる。式(7)(8)と式(1)~(4)より、Tell-me と Do-it の上昇量と下降量の比は、自動失敗率・提案失敗率・自動見逃し率・支援見逃し率から式(9)(10)で算出できる。

$$T_{up} : T_{down} = N_m : N_f \\ = (1-P_w)(P_{自m}-P_{支m}) : P_w(1-P_{自m}) \dots (9)$$

$$D_{up} : D_{down} = N_r : N_w \\ = (1-P_f)P_{支m} : P_f(P_{自m}-P_{支m}) \dots (10)$$

4.3. 検証実験

4.2 節で導出した式(9)(10)が有効かを検証する実験を行う。ホームエージェントシミュレータの実験結果では、支援結果に偏りがある。対象とする支援結果は正規分布を用いて生成する。正しい支援の確信度を平均 0.7 標準偏差 0.2、誤った支援の確信度を平均 0.4 標準偏差 0.2 として生成する。生成支援結果は図 10、分布は図 11 である。

生成した支援結果の分布は、自動失敗率と自動見逃し率の両方が成り立つ Do-it の値と、提案失敗率と支援見逃し率の両方が成り立つ Tell-me の値がある場合、それぞれの値に Do-it と Tell-me が収束することが理想である。自動失敗率・自動見逃し率・提案失敗率・支援見逃し率のそれぞれが成り立つ Do-it と Tell-me の値が異なる場合、Do-it と Tell-me の収束値が不明である。

Do-it と Tell-me の収束値が明確な場合と不明な場合に分けて実験を行った。

4.3.1. 収束値が明確な場合

図 10 の支援結果を基に、Do-it が 0.6、Tell-me が 0.5 の場合の自動失敗率・自動見逃し率・提案失敗率・支援見逃し率を求める。自動失敗率は 0.2、自動見逃し率は 0.35、提案失敗率は 0.45、支援見逃し率は 0.15 である。Do-it と Tell-me の初期値を 1.0 とする。2 章で述べた方法で Do-it と Tell-me を変更した結果は図 12 である。

400 回以降、Do-it は 0.53 と 0.65 の間にあり、Tell-me は 0.47 と 0.53 の間にある。前提においた Do-it と Tell-me の収束値に収束したといえる。

400 回以降、自動失敗率は平均 0.195(誤差 0.034)、自動見逃し率は平均 0.371(誤差 0.027)、提案失敗率は平均 0.399(誤差 0.078)、支援見逃し率は平均 0.152(誤差 0.046)であった。どれも設定した値の誤差以内にあるので、Do-it と Tell-me の収束値が明確な場合、設定したホームエージェントの支援傾向になるといえる。

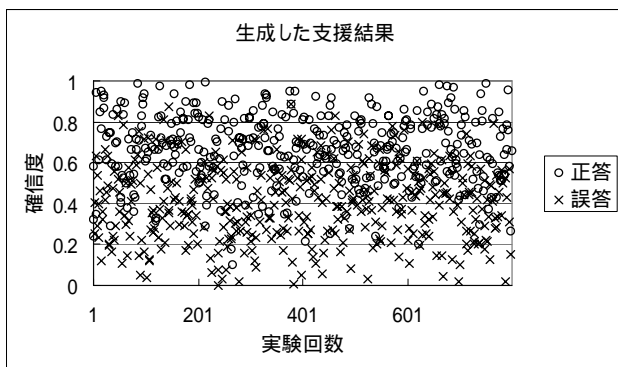


図 10 生成した支援結果
 Fig.10 Created support's result

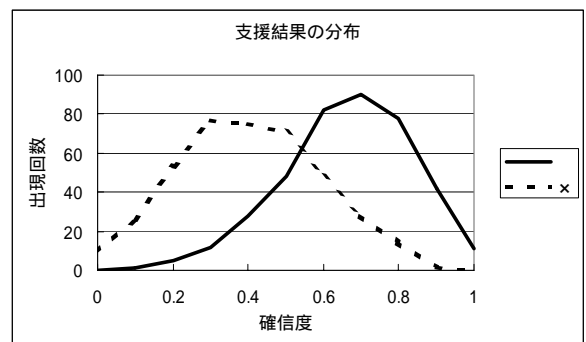


図 11 支援結果の分布
 Fig.11 Distribution of support's result

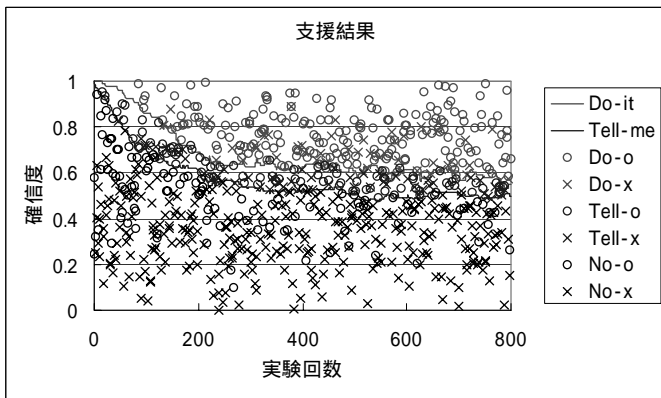


図 12 収束値が明確な場合の結果
Fig.12 Result of clear convergent values

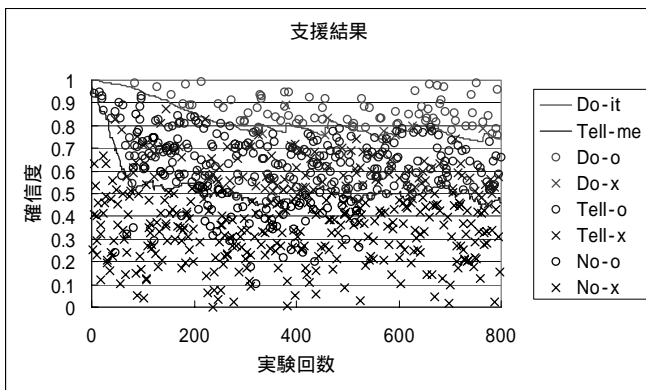


図 13 収束値が不明な場合の結果
Fig.13 Result of unclear convergent values

4.3.2. 収束値が不明な場合

図 10 の支援結果を基に、自動失敗率は Do-it が 0.8 になる 0.06、自動見逃し率は Do-it が 0.7 になる 0.57 とした。Do-it が 0.6、Tell-me が 0.5 になる提案失敗率 0.45、支援見逃し率 0.15 とした。Do-it と Tell-me の初期値を 1.0 とし、2 章で述べた方法で Do-it と Tell-me を変更した。結果は図 13 である。

400 回以降、Do-it は 0.72 と 0.83 の間にあり、Tell-me は 0.44 と 0.54 の間にある。前提においた Do-it と Tell-me の収束値の近くに収束したといえる。

400 回以降、自動失敗率は平均 0.115(誤差 0.066)、自動見逃し率は平均 0.744(誤差 0.067)、提案失敗率は平均 0.328(誤差 0.047)、支援見逃し率は平均 0.132(誤差 0.044)であった。どれも設定した値の誤差内にあるとはいえない。

式(3)(4)を変形すると、式(11)(12)とも解釈できる。

$$T_{up} : T_{down} = \frac{N_m}{N_m + N_f} : \frac{N_f}{N_m + N_f} \cdot \cdot \cdot (11)$$

$$D_{up} : D_{down} = \frac{N_r}{N_r + N_w} : \frac{N_w}{N_r + N_w} \cdot \cdot \cdot (12)$$

初めに算出した比は、 $D_{up} : D_{down} = 0.059 : 0.941$ 、 $T_{up} : T_{down} = 0.709 : 0.291$ である。400 回以降での

それぞれの支援結果の個数から算出した比は、 $D_{up} : D_{down} = 0.046$ (誤差 0.011) : 0.954 (誤差 0.011)、 $T_{up} : T_{down} = 0.697$ (誤差 0.051) : 0.303 (誤差 0.051) である。 D_{up} 以外は誤差範囲内にある。

5. まとめ

シミュレータを用いてホームエージェントの長期の評価実験を行った。本手法での Do-it と Tell-me の変更では、予想に反し Do-it と Tell-me の初期設定によって収束値が異なった。本手法での Do-it と Tell-me の変更方法を考察することで、Do-it と Tell-me の収束条件を決めた。また、Do-it と Tell-me の収束条件からホームエージェントの支援傾向を決める Do-it と Tell-me の変更量を算出する式を導出した。導出した Do-it と Tell-me の変更量を算出する式に対して実験を行い、検証した。

本論文では、収束値が不明な場合に対する検証実験における収束値と個数の関係がまだ不明瞭であるので、より深く考察する必要がある。また、ホームエージェントの支援傾向を決める方法がホームエージェントシミュレータでも有効かを確かめる必要がある。

謝 辞

本研究の一部は、電気通信大学と船井電機(株)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た。

文 献

- [1] Cory D. Kidd, Robert Orr.: Aware home: Lecture Notes In Computer Science; Proceedings of the Second International Workshop on Cooperative Buildings, Integrating Information, Organization, and Architecture, Vol.1670, pp.191-198 (1999)
- [2] Barry. Brumitt., Brian, Meyers.: EasyLiving: Technologies for Intelligent Environments; Lecture Notes In Computer Science, Proceedings of the 2nd international symposium on Handheld and Ubiquitous Computing, Vol. 1927, pp.12-29 (2000)
- [3] 上田博唯, 小林亮博, 佐竹純二, 近間正樹, 佐藤淳, 木戸出正継: コピキタス環境における対話型ロボットインタフェースのための対話戦略の構築, 情報処理学会, Vol.47, No.1, pp.87-97 (2006)
- [4] 中内靖: 環境知能化による行動認識とロボットによる支援, 電子情報通信学会技術研究報告, ヒューマンコミュニケーション基礎, Vol.105, No.220, pp.23-28 (2005)
- [5] 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, 情報処理学会研究報告, 知能と複雑系, Vol.2005, No.78, pp.41-44 (2005)
- [6] 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, pp.4818-4824 (2006)
- [7] Pattie Maes: Agents that reduce work and information overload; communications of the ACM, Vol.37, No.7, pp.31-40 (1994)