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*

福田 司^{*1}, 中内 靖^{*2}
野口 勝則^{*3}, 松原 隆^{*4}

Cooking Procedure Support System by Using
Autonomous Mobile Robot and Touch Panel

Tsukasa FUKUDA, Yasushi NAKAUCHI^{*5},
Katsunori NOGUUCHI and Takashi MATSUBARA

^{*5} Department of Intelligent Interaction Technologies, Graduate School of Systems and Information Engineering,
University of Tsukuba, 1-1-1 Tennodai, Tsukuba-shi, Ibaraki, 300-8573 Japan

In this paper, we propose human activity recognition system, which infers the next human action by taking account of the past human behaviors observed so far. We also developed cooking support system by using an LCD touch panel on the kitchen counter and a mobile robot on the floor, which suggest what the human should do next by voice and gestures. Experimental results confirmed the feasibility of the inference system and the quality of support.

Key Words: Human Interface, Pattern Recognition, Robot, Intelligent Environments, Data Mining

1. は じ め に

近年, 情報家電をはじめとして, 人を取り巻く様々な機器がコンピュータ化されるとともに, ネットワークに接続されつつある。人を取り巻く多数のセンサを用いて, 環境内で活動する人の行動状態を把握し, その情報を蓄積することができれば, 人の活動状況に応じた, より高度なサービスを提供できるものと考えられる。このようなアイデアは, Weiser によって提案されたユビキタス・コンピューティング⁽¹⁴⁾を起源としている。その後, Intelligent Space⁽⁴⁾, EasyLiving⁽²⁾, Robotic Room⁽¹²⁾⁽¹³⁾, Aware Home⁽⁵⁾⁽⁶⁾を代表として, 様々なシステムの開発ならびに研究が推進されてきている。

これらの研究では, 環境に遍在するセンサを用いて, いかにか人の行動を認識し, 人の行動支援を行うかが課題となる。EasyLiving ではコンピュータのディスプレイを, Intelligent Space では移動ロボットを, 移動する人の位置を天井に配置したカメラによって取得し, 人に追従(ローミング)させるサービスを実現している。Robotic Room では, 人が指し示す物体を画像処理によって特定し, マニピュレータにより手渡しをす

るサービスを実現している。Aware Home では, ペイズ分別器に基づく学習機能を利用することにより, 人の行動状況を把握するシステムを開発している⁽⁵⁾⁽⁶⁾。また, 我々もこれまでに, ID4 に基づく学習機能を利用することにより, 人の行動状況を把握するシステムとして Vivid Room を開発している^{(8)~(10)}。

上記に述べた研究では, 人が現在, 何をしているかの行動状態を把握している。例えば, 玄関から入った人が冷蔵庫をあけてからテーブルに着いたことにより, その人が食事中であることを認識するといった具合である。ここで, 「風呂の用意をしましょうか?」といった気の利いたサービスを行おうとすると, その人が食事中であるという状況を認識するだけでは十分ではない。その人がいつも食事の後に風呂に入っているといった, 過去に観測された時系列的な行動パターンを元に, その人が次にとるであろう行動を予測する必要がある。

そこで本研究では, 過去に観測された人の一連の行動列を行動パターンとしたデータベースをもとに, 現在観測されている人の行動パターンより, その人が次に行うであろう行動を予測するデータマイニングの手法を提案する。また, オフィスならびに家庭を想定し, マグカップ, インスタントコーヒー, スプーンなど環境内に存在する物品に, 近年普及が進められつつある IC タグを装着することにより, 環境内で活動する人の行動を把握ならびに予測するシステムを構築する。

* 原稿受付 2005年2月24日。

^{*1} 筑波大学工学システム学類(☎300-8573 つくば市天王台1-1-1)。

^{*2} 正員, 筑波大学大学院システム情報工学研究科。

^{*3} 海上自衛隊佐世保造修補給所(☎857-0063 佐世保市立神町無番地)。

^{*4} 防衛大学校情報工学科(☎239-8686 横須賀市走水1-10-20)。

E-mail: nakauchi@iit.tsukuba.ac.jp

さらに、認識された行動状況を元に、その人が次に行うべき行動を音声ならびにジェスチャにより指示する自律移動ロボット、ならびに、キッチンカウンター上に設置したタッチパネルを利用して、調理のレシピおよび調理手順を調理者の作業進捗状況に応じて表示する情報呈示装置を開発する。そして、開発した調理支援システムの有用性について、被験者を用いて検証する。

2. システム設計

2.1 人の行動予測 観測可能な n 種類の行動の集合を $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ とする。また、任意の長さの時系列的な行動の並びを行動パターン p_i とし、人の過去における行動パターン m 個からなる行動パターンの集合（データベース）を $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ と表すこととする。例えば、インスタントコーヒーを作る行動パターン p_i は { コップを取り出す, コーヒーを取り出す, 砂糖を取り出す, ポットを手取る, ... } といった行動列となる。

ここで、現在までに観測された、あるユーザの行動パターンが $p_o = \{a_3, a_2, a_4\}$ であり、 P の中に p_o に部分的に合致する行動パターンとして $p_i = \{\dots, a_3, a_2, a_4, a_6, \dots\}$ が存在した場合、当該ユーザは次に行動 a_6 を実施するであろうと予測することができる。人の行動は、必ずしも全てが手順どおりに実行されるわけではなく、行動途中で何らかのノイズ（間違っただけの行動あるいは、ある意図を持って実施される一連の行動とは無関係な行動）が混入することがある。例えば、物を使って作業するとき、間違っただけの物を取ったりすることなどが挙げられる。人の行動を予測するシステムを考案する際、そのようなノイズが混入したときにでも、的確な予測ができることが望まれる。

通常、人の次の行動を予測するには、その行動に対する時系列的な情報があれば可能だが、時系列の情報だけでは、ノイズが混入したとき予測が困難となる。もし、システムが時系列の情報だけでなく、過去において観測された行動パターンの発生頻度をあわせて利用すれば、よりの確かな行動予測が行えるものと考えられる。例えば、人が他人の行動を観察して、次に何を行うかを予測するとき、その人が突然普段行わないことをすれば、間違いと気づくはずである。なぜならば、「普段行う行動」は発生頻度が高い行動であるからである。

2.2 ノイズに強い行動予測の考案 本研究では、ノイズに強い行動予測を実現するため、時系列情報と

$a_1/1$	$a_4/1$	$a_6/1$	
$a_1/1$	$a_6/1$		
$a_2/3$	$a_4/2$	$a_6/2$	
$a_2/3$	$a_5/1$	$a_6/1$	
$a_2/3$	$a_6/3$		
$a_3/4$	$a_1/1$	$a_4/1$	$a_6/1$
$a_3/4$	$a_1/1$	$a_6/1$	
$a_3/4$	$a_2/3$	$a_4/2$	$a_6/2$
$a_3/4$	$a_2/3$	$a_5/1$	$a_6/1$
$a_3/4$	$a_2/3$	$a_6/3$	
$a_3/4$	$a_4/3$	$a_6/3$	
$a_3/4$	$a_5/1$	$a_6/1$	
$a_3/4$	$a_6/4$		
$a_4/3$	$a_6/3$		
$a_5/1$	$a_6/1$		
$a_6/4$			

Fig. 1 Time series data generated by PrefixSpan.

頻度情報に基づいた統計的マッチングによる行動予測の手法を提案する。まずはじめに、時系列パターンを見つけて出す代表的なアルゴリズムについて説明する。

時系列パターンマイニングの代表的な手法としては、Agrawal らによって提案された Apriori アルゴリズム (apriori algorithm) ⁽¹⁾ が存在する。Apriori アルゴリズムについて、例を用いて簡単に説明する。例えば、 $p_1 = \{a_3, a_2, a_4, a_6\}$, $p_2 = \{a_3, a_2, a_4, a_6\}$, $p_3 = \{a_3, a_2, a_5, a_6\}$, $p_4 = \{a_3, a_1, a_4, a_6\}$ の 4 つの時系列データが過去に観測されたとする。Apriori アルゴリズムは、これらの時系列データから、ユーザが与えた確信度および頻度の閾値を満たす時系列およびその部分列に対し、例えば、「 a_3 の後に a_6 が起こる」という規則を見つけ出す。ここで言う確信度とは、 a_3 の後に a_6 が起こる割合である。このような「 a_3 の後に a_6 が起こる」といった規則は、相関ルールと呼ばれる。Apriori アルゴリズムは、時系列の要素数が増えるにしたがって、計算量が指数関数的に大きくなることが実験的に知られている。つまり、時系列が非常に巨大でかつ疎な場合、非常に多くのパターンを生成しなければならず、非効率であると考えられる。

そこで Pei らは、Apriori アルゴリズムとは異なる多頻度パターンを抽出するアルゴリズム PrefixSpan を提案している ⁽¹¹⁾。PrefixSpan について例を用いて簡単に説明する。例として先ほどと同様に、 $p_1 = \{a_3, a_2, a_4, a_6\}$, $p_2 = \{a_3, a_2, a_4, a_6\}$, $p_3 = \{a_3, a_2, a_5, a_6\}$, $p_4 = \{a_3, a_1, a_4, a_6\}$ の 4 つの時系列について考える。これらの時系列について、PrefixSpan で計算した結果を図 1 に示す。

PrefixSpan は、時系列データより、時系列を維持しつつ部分列を生成する。また、生成された部分列の各イベントについて、その発生頻度を求める。図 1 では $p_1 \sim p_4$ の 4 種類の行動パターンより、16 種類の部分列が生成されている。また、例えば 8

行目の $\{a_3/4, a_2/3, a_4/2, a_6/2\}$ は、 a_3 のイベントが単独で発生する頻度は 4 であることを表しており、 $\{a_3, a_2, a_4, a_6\}$ の 4 つの行動が続けて発生する頻度は 2 であることを表している。このアルゴリズムは、実行速度や、実装のしやすさの点で前述の Apriori アルゴリズムより優れている。そこで本研究では、PrefixSpan を用いて、人の行動予測に必要となる時系列的情報および頻度情報を取得することとする。

2.3 行動パターンに基づいた人の行動予測アルゴリズム 本研究で提案する行動予測アルゴリズムを説明する。はじめに、使用する言葉を定義する。

時々刻々、センサによって取得される行動を入力イベント w_i と定義する。過去 W 個に渡る入力イベント $\{w_1, \dots, w_W\}$ による時系列データを幅 W のウィンドウと定義する。

入力データを PrefixSpan によって抽出された時系列データにマッチングさせるとき、マッチングはウィンドウ単位で行われる。例えば、 $W = 5$ において入力データと一致する時系列データが存在しなければ、 $W = 4, 3, 2$ とウィンドウ幅を狭めて、マッチングを行う。また、 W の最小値を W_{min} と定義し、 W_{min} 未満の短い入力イベント列とのマッチングを行わないようにし、不正確な予測を行わないよう工夫する。このような可変幅のウィンドウを用いることにより、ウィンドウ内にノイズを含む場合でも、それを取り除いた状態でのマッチングを実現する。

時系列データに照らし合わせ、現在のウィンドウ中の入力イベントの次に発生するであろう、確率が最も高い行動を予測イベントと定義する。現在の状況に照らし合わせ、予測イベントが次の行動として生起する確率を発生頻度 (certainty) と定義し、対応する時系列データにおける予測イベントの頻度 (O_{ia}) をその前件となる一連の行動列の頻度 (O_{pa}) で割ったものとして表す (式 1)。

$$certainty = \frac{O_{ia}}{O_{pa}}, (0 \leq certainty \leq 1) \quad (1)$$

出力は EOS(End of Sequence)、予測イベント名：発生頻度、NULL の 3 種類とする。EOS は、現在のイベントが一連の行動の最後のイベントとなっている場合であり、予測イベントが時系列データに存在しないときに出力される。予測イベントが求まった場合は、予測イベント名に併せて発生頻度が出力される。ウィンドウ幅を W_{min} まで狭めても、マッチングする時系列が見つからないときに NULL が出力される。

以下に PrefixSpan により得られる時系列データより、予測イベントを求めるアルゴリズムを説明する。

まず、 $W = 5$ (イベント) のウィンドウを作成し、自身を NULL で初期化する (手順 1)。次に、新たに観測される入力イベントを w_W とした、過去 W 個に渡る入力イベントからなるウィンドウを作成する (手順 2)。そして、時系列データの頭から W 個のイベントとウィンドウとのマッチングをとり、マッチングする時系列データが存在した場合、マッチングする時系列データの数を求める (手順 3)。

手順 3 において、マッチングする時系列データが 1 つの場合、予測イベント ($W+1$ 番目のイベント) とその発生頻度 (= 予測イベントの発生頻度 / W 番目のイベントの発生頻度) を出力する。ここで、 $W+1$ 番目のイベントが存在しない場合、EOS を出力する (手順 4)。また、マッチングする時系列データが複数の場合、マッチングする時系列データのうち、系列長が最も長いものを選択する (手順 5)。

手順 5 において、選択されたものが 1 つの場合、手順 4 の作業を実施する (図 2 参照)。選択されたものが複数の場合、 $W+1, W+2, \dots$ と参照するイベントを遡り、発生頻度の多いものが含まれる時系列データを選択する (手順 6)。選択された時系列データが 1 つの場合は、手順 4 の作業を実施する。また、選択された時系列データが複数の場合、参照するイベントがなくなるまで、この作業を繰り返す。参照するイベントがなくなったら、選択された全ての時系列データについて、手順 4 の作業を実施する。

また、手順 3 において、マッチングする時系列データが存在しない場合、 $W = W-1$ とし、元のウィンドウ内のイベント系列を維持した状態で、複数のウィンドウを用意して (手順 7)、手順 3 を実施する (図 3 参照¹)。ここで、 $W < W_{min}$ となった場合 NULL を出力する。以上に述べた手順を表 1 に示す。

2.4 人の行動支援 人が何らかの行動をしているとき、システムが次の行動を予測し、その予測結果に応じたリコメンドを示唆することができれば、非常に有益であると考えられる。その際、人の行動を妨げることのないように支援することが重要と考える。そこで本研究では、人の行動過程に合った、的確なリコメンドを音声と画像表示によって行うシステムを開発

¹ 図 3 には、ウィンドウ幅 5 の観測データが示されている。この例では、ウィンドウ中の観測データの 3 番目にノイズデータがあり、PrefixSpan より作成した時系列データとはマッチングするものを見つけない。このような場合、ウィンドウ幅を 5 から 4 へと減らす。元のウィンドウの時系列を維持した状態で、1 箇所を取り除く組み合わせにより、新たに 5 種類のウィンドウを作成し、再びマッチングを行う。図 3 では、新たに作成されたウィンドウのうち、上から 3 番目のものはノイズが除去されたものとなっており、図 2 に示す方法と同様にマッチングを行うことにより、ウィンドウ幅 4 にて、マッチングするものを見つけることが可能となる。

Table 1 The procedure of matching algorithm.

手順	実施内容
1	$W=5$ とし, 幅 W のウィンドウ $\{w_1, w_2, w_3, w_4, w_5\}$ を作成し中身を NULL で初期化する.
2	新たに観測される入力イベントを w_W とした, 過去 W 個に渡る入力イベントからなるウィンドウを作成する.
3	時系列データの頭から W 個のイベントとウィンドウとのマッチングをとる. マッチングする時系列データが 1 つの場合 $\Rightarrow$ 手順 4 に マッチングする時系列データが複数の場合 $\Rightarrow$ 手順 5 に マッチングする時系列データが存在しない場合 $\Rightarrow$ 手順 7 に
4	予測イベント ($W+1$ 番目のイベント) とその発生頻度 (=予測イベントの頻度/ W 番目のイベントの頻度) を出力. ここで, $W+1$ 番目のイベントが存在しない場合, EOS を出力. $\Rightarrow$ 手順 1 に戻る
5	マッチングする時系列データのうち, 系列長が最長のものを選択する. 選択されたものが 1 つの場合 $\Rightarrow$ 手順 4 に 選択されたものが複数の場合 $\Rightarrow$ 手順 6 に
6	$W+i$ ($i=1, 2, 3, \dots$) と参照するイベントを遡り, 最小の i において, 発生頻度が最大のものを選択する. $\Rightarrow$ 手順 4 に
7	$W=W-1$ とし, $W=5$ の時のウィンドウ内のイベント系列を元に, その時系列を維持した状態で, 複数のウィンドウを用意する. $\Rightarrow$ 手順 3 に ここで, $W < W_{min}$ (最小ウィンドウ幅) となった場合 NULL を出力する. $\Rightarrow$ 手順 1 に戻る

Fig. 2 Matching algorithm.

した.

本研究では, 人に不快感を与えるリコメンドを減らすために, 予測した行動における発生頻度 (式 1) に閾値を設定し, 閾値以下の予測行動については発話しないようにした. 閾値を設定するために, 実際に 10 人の被験者を用いて実験を行い各リコメンドについて, コメントを述べさせたところ, 被験者に不快感を与えたリコメンドは, 発生頻度が 0.55 未満に集中していることが分かった. そこで, 予測した行動における発生頻度が 0.55 に満たないものについては, リコメンドを実施しないようにした.

Fig. 3 Reduction of window size.

3. 実 装

3.1 IC タグシステム 本研究では, FEIG ELCTRONIC 社製スマートタグシステムを利用し, 家庭内に存在する物品 (マグカップ, インスタントコーヒー, コップ, ティーパック, クリーム, スプーン, 救急箱, 消毒液, 脱脂綿, 絆創膏等) にスマートタグを装着し, 物品の取出し, 格納等の情報をタグ情報として獲得できるようにした (図 4 参照). スマートタグは IC チップと, コイルを含んだ縦 2cm, 横 4cm ほどの IC タグで, フラット型のアンテナの約 15cm 以内にかざすと, アンテナはスマートタグの ID 情報を取得することができる. また, スマートタグからの ID 情報は全てスマートタグシステムおよび, RS-232C を経てコンピュータに伝送される (図 5 参照). なお, 本来であれば物品を格納する全ての棚板にアンテナを仕込むべきであるが, 実装を簡便化するため, テーブル

[illegible]

```

Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Crea-a/1 Crea-a/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Crea-a/0/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a-a/10 Crea-a/1/1 Spoon-a/0-a/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Crea-a/0/2 Lemon-a/1/2 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Lemon-a/0/2 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a-a/10 Lemon-a/1/2 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Spoon-a/0/3
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/0/1 Crea-a/1/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/0/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/0/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/0/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/0/1 Crea-a/1/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/0/2 Crea-a/1/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/0/2 Crea-a/1/2 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/1/2 Crea-a/0/1 Crea-a/1/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/1/2 Crea-a/0/2 Crea-a/1/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/1/2 Crea-a/0/1 Crea-a/1/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/1/2 Crea-a/0/1 Spoon-a/0/1
Cup-a/20 Pot-a/10 TestB-a/10 Sugar-a/1/2 Spoon-a/0/2

```

トップ（キッチンカウンター）の上に1台のアンテナを置き、個々の物品について、初めてスキャンされた場合に取り出され、二度目にスキャンされた場合に元の位置に戻されたものと判断することにし、ユーザが利用する際にはそのように教示を行った。

取得された学習データの例を図6に示す。本研究では、1つのイベントから多くの情報を引き出し、より確かな行動認識を実現するため、学習データ中の各イベントにおいて場所と動作（取出し、格納）の情報を加えている。それにより、ひとつのイベント情報からより多くの情報を得ることが可能となる。ちなみに、aは食器棚、bは戸棚、cは救急箱を表し、また、0は取出し、1は格納を表す。例えば、Spoon-a0は、スプーンを食器棚から取出すことを表す。これらの学習データは全て、ICタグのID情報ならびにアンテナの位置

次に、PrefixSpanによって抽出された時系列データを図7に示す。ここに示されるデータは、学習データにおける時系列パターンとその部分列から成る。「イベント名/数値」は、そのイベントの学習データ全体における頻度を表す。例えば、{Cup-a0/20, Pot-a1/10, TeaBag-a1/10, Spoon-a0/3} という時系列パターンからは、Cup-a0 単独の発生頻度は、学習データ全体において 20 ということになる。また、{Cup-a0, Pot-a1, TeaBag-a1, Spoon-a0} といった、「マグカップを食器棚から取り出してから、ポットを食器棚に入れ、ティーパックを食器棚に入れ、スプーンを食器棚から取り出す」行動パターンが発生する頻度は 3 であるということになる。

我々はまた、LCD タッチパネルをキッチンカウン

Fig. 8 Cooking support robot recommending a presumed next action to human by voice and gesture.

ターの壁に取り付け、自律移動ロボットと組み合わせて使うことにより、人の調理状況に応じた支援を行う調理支援システムを開発した。タッチパネル上には、図9にあるように写真とともに調理レシピが表示される。左側のフレームには番号付けされた全体の調理手順が表示され、右側の二つのフレームには左側のフレームの中から調理状況に応じて現在すべきこと、次にすべきことの二つの手順についての詳細な情報が表示される。右側のフレームの上部分には、ICタグにより認識された行動についての情報が表示される。例えば、コーヒーを作っている最中にポットを取出したら、現在手に取っているポットを用いてお湯をカップに入れるという手順についての詳細な情報が上部分に表示される。そして下部分には、左側のフレームの調理レシピの順番に従った次の手順が表示される。この時、システムが次の行動を予測した場合には、予測された次の手順に関する情報が表示されるようになっている。図9の例では、クリームを食器棚より取出すというのを次の行動として予測されており、クリームの取扱い方についての情報が下部分に表示されている。これらの画面の切り替えは自動的に行われる。また、使用者は左側に表示された全体の調理手順について、任意の番号を指でタッチすることにより知りたい手順についての情報を好きな時に見ることができるようになっている。

4. 実験および考察

4.1 行動認識および行動支援の検証実験 時系列パターンマッチングアルゴリズムによる行動認識の妥当性と、行動リコmendシステムの有効性を評価するために、学習データを取得した人とは異なる、10名の被験者を用いて検証実験を行った。被験者には、自

Fig. 9 Recipe shown on LCD.

Table 2 Phrases used for evaluation.

Score	Phrase
1	"Thank you."
0	(silent/ignore)
-1	"No thanks."

律移動ロボットが音声ならびにジェスチャにより支援を行う度に、支援の妥当性について声を発してもらうように教示した。発声のパターンは表2に示す三種類とし、それらは-1~1の評価値として対応付けした。実験の様子はビデオテープに収録し、自律移動ロボットが支援を行うたびに、被験者に発話を聞き取り評価値としてカウントした。

4.1.1 単一タスク遂行時の評価 まずはじめに、3.2に示した「風邪薬を服用する」、「傷の手当てをする」、「コーヒーを飲む」、「紅茶を飲む」の四種類のタスクそれぞれについて、適切な行動予測ならびに支援が行われることを確認するために、被験者に四種類それぞれのタスクを実行させた。被験者の発話による評価値の平均を図10に示す。全てのタスクにおいて評価値の平均は0.8を上回っており、ほぼ適切な行動予測ならびにそれに基づく行動支援が行われていることが確認できた。

中でも「風邪薬を服用する」タスクでは評価値が高くなっているが、この結果を裏付けるコメントとして、「風邪薬とコップは別々のところに置いてあるため、どちらかを取り出すと、もう一方の物の格納場所をロボットが指し示して教えてくれることが嬉しかった。」というものがあつた。本研究では音声だけでなく、ロボットによる指差し動作を併用したが、実空間における対象物の指示においてロボットの利用が有効であったと考えられる。

また、例えば、ストレートティを飲もうとしてレモンを入れることを示唆されたなど、被験者の嗜好とは異なる行動を指示された場合があつたが、「レモンを入

Fig. 10 Evaluation of adequacy in each task.

れてはという示唆自体は別におかしなものではなく、別に気にならなかった。」というコメントを得た。これは、本システムが過去に観察された典型的な行動パターンに基づく行動予測をしているためである。個人の嗜好を知らない人が、紅茶を飲む人に対してレモンを入れることを薦めるといった行動は日常の生活でも見受けることができ、本システムも同レベルでの対人サービスを行うことができていると考えられる。

4.1.2 複数タスクが混在する場合の評価 次に、行動予測が困難（ノイズの混入率が高い）となる場合において、適切な行動予測ならびに支援が行われることを確認するために、2人の被験者それぞれに別のタスクを同時に実行させて評価を行った。被験者がタスクを実行する際には、互いの行動を交互に行ってもらったこととした。このため、2つの異なるコンテキストに基づく行動列が交互に観測されることとなる。このため、一方の被験者にとっては、もう一方の被験者の行動は「ある意図をもって実施される一連の行動とは無関係な行動」であり、ノイズとなる。被験者の発言による評価値の平均を図 11 に示す。

単一タスク遂行時に比べて、平均値は約 0.7 と多少は下がっているが、それでも高い評価値を得られていると考える。実験の様子を観察したところ、一方の被験者が何かを取り出したタイミングにおいて、そのタスクに関する行動情報がウィンドウ内で支配的になるため、その被験者に対応した行動予測が適切に行われていた。また、ロボットによる支援についても、被験者が対象物を取り出したタイミングで発言ならびにジェスチャの提示が行われるため、手を伸ばすなど、行動を起こした被験者が自分に対しての支援であることが自然と理解されていた。このことは、「自分に対して適切なリコメンドがされていない場合があったが、それはもう一方の作業へのリコメンドであることが容易に理解でき、別に不快には感じなかった。」とのコメントからも、確認することができる。

なお、本実験では種別の異なる 2 種類のタスクにおいて良好な結果が得られたが、タスクの種類が類似し

Fig. 11 Evaluation of adequacy when two tasks were observed mutually.

ている場合には適切なリコメンドを行うことが困難になると考えられる。複数人が同時に作業を行うような場合に対応するには、将来的には個人識別を行えるようにシステムを改善する必要があると考えられる。

4.2 調理支援システムの検証実験 さらに、タッチパネルとロボットからなる、2種類の支援方法の組み合わせによる調理支援システムについての妥当性を評価するために、コーヒーを作る場合について、3種の支援方法（(1) タッチパネルによる支援、(2) ロボットによる支援、(3) タッチパネルとロボットの両方による支援）における検証実験を行った。10名の被験者には、調理作業終了後に (a) 作業手順の分かりやすさ、(b) 物の位置の分かりやすさ、(c) レシピの進捗状況の分かりやすさ、(d) 調理作業の楽しさ、の 4 項目について、-2~2 の評価値をつけてもらった。図 12 に 4 種の評価指標それぞれにおける 3 種の支援方法の評価を示す。

実験結果より、タッチパネルによる支援では詳しい手順内容を伝える、調理作業の進捗状況を認識する、という 2 項目についての評価が高いことが分かる。これは、タッチパネルは画像による視覚的な支援を行うのに適しているからであると考えられる。一方、ロボットによる支援では物品の格納場所を伝える、調理作業の楽しさを増加させる、という 2 項目についての評価が高いことが確認できる。これは、ロボットが空間的な位置情報を伝えるのに適しており、また、人と共同して調理作業を行っているように感じられるからであると考えられる。全ての項目において、どちらか片方だけによる支援よりも、タッチパネルとロボットの両方を併用した支援の方が評価が高くなっていることも確認できる。

5. お わ り に

本研究では、過去に観測された人の一連の行動列を行動パターンとしたデータベースをもとに、現在観測

Fig. 12 Evaluation of the support by LCD and mobile robot.

されている人の行動パターンより、その人が次に行うであろう行動を予測するデータマイニングの手法を提案した。また、オフィスならびに家庭を想定し、マグカップ、インスタントコーヒー、スプーンなど環境内に存在する物品に、近年普及化が進められつつあるICタグを装着することにより、環境内で活動する人の行動を把握ならびに予測するシステムを構築し、認識された行動状況を元に、その人が次に行うべき行動を音声ならびにジェスチャにより指示する自律移動ロボットを開発した。さらに、被験者を用いた評価実験により、提案システムの有効性を検証し、二人のユーザが同時に異なるタスクを実行するような場合においても、ノイズに頑強な適切な行動予測ならびに支援を行えることを確認した。また、開発した自律移動ロボットとキッチンカウンターに取り付けたLCDタッチパネルを組み合わせることで、人の調理状況に応じた支援を行う調理支援システムを開発し、被験者を用いた評価実験により、その有効性を検証した。

今後、カメラやレーザーレンジファインダなど、使用するセンサ数を増やし、認識可能な人の行動の種類を増やす計画である。また、調理支援システムについても、本研究ではコーヒーを入れるなど比較的簡単な調理を対象としたが、今後はカレーライスの調理など、より複雑な調理タスクを対象とし、支援可能なレシピの種類を増やしていく計画である。

なお、現段階では学習データの取得は、対象となるタスクごとにあらかじめ取得しておく必要がある。将来的には、ICタグは現在の一次元バーコードに代わって普及し、家庭内にある様々な物品はICタグにラベリングされているとともに、規格化されたID情報により、アンテナにかざされた際にそのものが何であるかを一意に特定できるようになると考えている。そのため、将来的にはレシピ情報および対象タスクの学習データをネットワーク上からダウンロードさせることにより、様々なタスクに対応可能なシステムとして運

用が可能になると考えている。

文 献

- (1) R. Agrawal and R. Strikant: Fast algorithms for mining association rules, *Proc. of the 20th International Conference on Very Large Databases*, pp.487-499, 1994.
- (2) B.Brumitt, B.Meyers, J.Krumm, A.Kern and S.Shafer: EasyLiving: Technologies for Intelligent Environments, *Proc. of International Symposium on Handheld and Ubiquitous Computing*, pp.12-29, 2000.
- (3) H. Ishiguro, T. Ono, M. Imai, T. Maeda, T. Kanda, and R. Nakatsu, "Robovie: A robot generates episode chains in our daily life", *Proc. of Int. Symposium on Robotics*, pp.1356-1361, 2001.
- (4) J.Lee, N.Ando, H.Hashimoto: Design Policy for Intelligent Space, *Proc. of IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics (SMC '99)*, Oct., 12-15, 1999.
- (5) D.J. Moore, I.A. Essa, and M.H. Hayes III: ObjectSpaces: Context Management for Human Activity Recognition, *Georgia Institute of Technology, Graphics, Visualization and Usability Center*, Technical Report #GIT-GVU-98-26, 1998.
- (6) D.J. Moore, I.A. Essa, and M.H. Hayes III: Exploiting Human Actions and Object Context for Recognition Tasks, *Proc. of The 7th IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.80-86, 1999.
- (7) Yasushi Nakauchi, Tsukasa Fukuda, Katsunori Noguchi and Takashi Matsubara: Human Action Support and Ma in Intelligent Environments, *Proc. of SICE System Integration Division Annual Conference(SI2004)*, pp142-143, 2004.
- (8) Yasushi Nakauchi, Katsunori Noguchi, Pongsak Somwong and Takashi Matsubara: Human Intention Detection and Activity Support System for Ubiquitous Sensor Room, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.16, No.5, pp545-551, 2004.
- (9) Katsunori Noguchi, Pongsak SOMWONG, Takashi Matsubara, Yasushi Nakauchi and Eiichi KASHIWAGI: Human Activity Detection System in Sensor Embedded Room, *Proc. of 2003 JSME Conference on Robotics and Mechatronics(ROBOMECH'03)*, No.1P1-3F-E7, 2003.
- (10) Katsunori Noguchi, Pongsak SOMWONG, Takashi Matsubara and Yasushi Nakauchi: Human Activity Support System in Sensor Embedded Room, *Proc. of SICE System Integration Division Annual Conference(SI2003)*, pp.193-194, 2003.
- (11) J.Pei et al.: PrefixSpan: Mining Sequential Patterns Efficiently by Prefix-Projected Pattern Growth, *Proc. of International Conference of Data Engineering*, pp.215-224, 2001.
- (12) Tomomasa Sato: Networked Intelligent Machine to Support Daily Life — Trials of Robotic Room, *TOSHIBA Review*, Vol.56, No.9, pp.28-32, 2001.
- (13) Tomomasa Sato, Taketoshi Mori and Tatsuya Harada: Intelligence of Robotic Room — Ubiquitous Intelligence —, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.20, No5, pp.482-486, 2002.
- (14) M.Weiser: The Computing for the Twenty-First Century, *Scientific American*, pp.94-104, September, 1991.