

ふるまい検知に基づく状況を反映した先行的サービス提供

山原 裕之[†] 原田 史子[†] 島田 幸廣^{††}
高田 秀志[†] 島川 博光[†]

我々は、ユーザの状況に応じたサービスを提供するためのコンテキストウェアアプリケーションを開発している。我々のシステムは、ユーザの外出や就寝のふるまいを検知したときに、センサで管理された家庭内の状態や、降水確率などの外部センサから得られる状態を考慮して、ユーザの状況を判断する。そして、ユーザの状況に応じたサービスを提供する。本論文は、我々のシステムにおける、ふるまい検知手法および状況判断手法、およびその問題点について述べる。また、状況判断の核となる、ユーザのふるまい認識の精度を実験によって示す。

Providing Proactive Services Based on Situation Estimation Triggered by Behavior Detection

HIROYUKI YAMAHARA,[†] FUMIKO HARADA,[†] YUKIHIRO SHIMADA,^{††}
HIDEYUKI TAKADA[†] and HIROMITSU SHIMAKAWA[†]

We are developing a context-aware application to provide services according to user situation in the home. Our system detects user behavior in scenes of going out, going to bed, and so on. Triggered by detection of user behavior in such scenes, the system estimates user situation considering states in home, which are managed with sensors, and states acquired by outside sensors such as precipitation probability. Finally, the system provides services appropriate for the situation. This paper describes a behavior detection method and a situation estimation method in our system. In addition, this paper tells problems of the system. An experiment shows behavior recognition accuracy of our system.

1. はじめに

我々は、家の中で以下の例に示すようなサービスを提供するコンテキストウェアシステムの構築を目指している。たとえば、あるユーザが外出する場面を想定する。普段、このユーザは家にいるときは窓を開けており、外出する前に、家の窓を閉めてから外出する。ある日、ユーザは窓を閉め忘れたまま、外出してしまった。我々の目指すシステムは、ユーザが外出する前に、窓を閉め忘れていることをユーザに通知し、このような危険を事前に防ぐ。このようなサービスは、生活を快適にするだけでなく、ユーザに安心と安全をもたらす価値の高いサービスである。このようなサービスを実現するために、システムは“外出する”というユーザのふるまいと、“窓が開いている”というセンサで取得される環境の状態から、状況を判断することで、状況に応じた適切なサービスを提供しなければ

ならない。

上述の例では、ユーザにサービスを提供するタイミングが重要になる。ユーザが家の外に出てしまってから窓の閉め忘れを通知すると、ユーザは窓を閉めるために家の中に戻らなければならない。窓の閉め忘れは、ユーザが家の外に出てしまう前に通知されるべきである。別の例として、ユーザの帰宅時に宅急便の不在宅配通知がホームサーバに届いていた場合を考える。この場合システムは、ユーザの帰宅時のふるまいを検知することで、ユーザがソファに座ってリラックスする前に荷物を受け取りに行くように促すことができる。

我々は、ユーザのふるまいに応じて先行的に提供されるべきこのようなサービスを先行的サービスと呼ぶ。先行的サービスを提供するために、システムは、ユーザが家の外に出てしまう前にユーザが外出すると気付く必要がある。そのために、ユーザが外出する前の特徴的なふるまいを正確に検知することが重要となる。

既存研究では、“紅茶を入れる”、“歯を磨く”というようなふるまいを検知する手法が提案されている^{1)~3)}。これらの手法は、単一の行動を検知することはできる。しかし、ユーザが外出するを見つけ出すためには、

[†] 立命館大学
Ritsumeikan University

^{††} 株式会社 ゴビ
GOV Co., Ltd.

複数の行動が組み合わさった、より高レベルなふるまいを検知する必要がある。そのようなふるまいは、複数の行動がインタリーブした複雑なふるまいであることが想定される。既存研究は、そのようなふるまいは対象としていない。

本論文では、ユーザが“外出する”というような高レベルのふるまいを検知し、そのふるまいと環境の状態から判断された状況に応じたサービスを提供するシステムを提案する。たとえば、人間は外出時には、実施することの漏れをなくすために、決まった順序で行動することが多い。行動の種類や行動順序には個人の特徴が強く現れると考えられる。そこで、我々は、ユーザが日常的に触れるドアノブ、財布、冷蔵庫などのオブジェクトに着目する。ユーザに触れるオブジェクトは、そのときのユーザの行動の種類を強く示している。また、触れた順序は、ユーザの行動順序を示している。我々は、ユーザのふるまいを、ユーザに触れたオブジェクトの種類と触れた順序で特徴付ける。まず、外出時にユーザが触れるオブジェクトの種類をセンサから取得して時間順に記録し、サンプル行動ログとして収集する。次に、収集したサンプル行動ログから、ユーザの特徴を抽出した行動パターンを生成する。生成した行動パターンとユーザのふるまいに応じてオンラインでセンサから得られるユーザの行動ログを照合することで、ユーザのふるまいを検知する。ふるまいを検知すると、環境の状態をチェックし、状況を判断する。その後、状況に応じたサービスを提供する。

2. 家の中でのサービス提供

2.1 先行的なサービス提供

先行的サービスを提供する場面としては、ユーザの外出時、帰宅時、起床時、就寝時などが想定される。たとえば、外出時に窓の閉め忘れを通知するサービスを考える。“ユーザが新聞を取るために玄関の外に出た”だけで誤ってこのサービスを提供しないように、システムは外出するという高レベルのふるまいを検知する必要がある。また、このサービスは、ユーザが玄関のドアを開けて家の外に出て行ってしまいう前に、提供されなければならない。仮に、ユーザが外に出てしまってから行われたとする。タイミングの遅い通知は、ユーザに窓を閉めに戻るための余計な労力と時間を浪費させてしまうため、望ましくない。

別の例として、起床時に一日のスケジュールや朝家にいる間に済ましておくべきことをユーザに思い起こさせるリマインダサービスを考える。“寝ているときにトイレに行くために起きた”だけで誤ってサービス

を提供しないように、システムは、ユーザが起床したという高レベルのふるまいを検知する必要がある。起床時は、外出時ほど明確なサービス提供までのデッドラインはないが、起床直後の一連の活動が終わり、食事や外出準備を行う前にサービスを提供することで、ユーザが次にとるべき行動の選択をサポートできる。

2.2 ユーザへのサービス提供の早期開始

既存研究でも行われているように、ユーザのふるまいを検知するためには、ユーザのふるまいの特徴を表す行動ログを記録する必要がある。まず、ふるまいごとのサンプル行動ログを収集して行動パターンを生成する。そして、ユーザのふるまいに応じてオンラインで得られる照合対象行動ログを事前に生成した行動パターンと照合することで、ふるまいは検知される。

実用性を考慮すると、ユーザへのサービス提供は早期に開始されなければならない。しかし、ユーザのふるまいを検知するための行動パターンを生成するためには、サンプル行動ログを収集するために一定期間を必要とする。そのため、ユーザはサービス提供が開始されるのを待たなければならない。サンプル行動ログの収集に長期間を要することは、実用的とは言えない。そのため、行動パターンは短期間で収集可能な少数のサンプル行動ログで生成されなければならない。この問題を解決するために、事前にユーザ以外の多数の人から収集したサンプル行動ログを用いて、行動パターンを生成しておくことが考えられる。あるいは、“紅茶を入れる”のような単一の行動であれば、個人に依らない定型的な行動パターンが存在しうる²⁾。このような行動パターンを生成する場合、ユーザ個人のサンプル行動ログは必要ないだろう。しかし、我々のシステムが検知する高いレベルのふるまいにおいては、ふるまいの特徴はユーザごとに異なる。ユーザのふるまいを正確に検知するために、行動パターンはユーザ個人の行動ログを用いて個人化されているべきである。

一般に、時間軸に沿ったユーザの行動をモデル化するためには、Hidden Markov Model (HMM) などの確率モデルが有効だとされている^{4),5),7)}。これらのモデルを用いて行動パターンを生成すれば、高い精度のふるまい検知を実現することが期待できる。しかし、そのためには行動パターン生成時の確率統計に用いる多数のサンプル行動ログが不可欠である。たとえば、ユーザが外出する場面の行動パターンを生成することを考えると、1ヶ月かけても30ケース程度のサンプル行動ログしか収集できない。ゆえに、これらの手法は短期間で行動パターンを生成することができないため、実用化するには不向きである。本研究では、長く



図 1 指輪型 RFID リーダ
Fig.1 Ring-type RFID reader

とも 1 週間程度でユーザへのサービス提供が開始される必要があると考えている。

3. ユーザのふるまいの検知

3.1 RFID を用いたオブジェクトの同定

我々は、ユーザのふるまいを正確に検知できる行動パターンを、少ないサンプル行動ログで生成することを目指す。そのために、ユーザのふるまいの特徴を強く示すデータを行動ログとして収集する必要がある。そこで我々は、ユーザの動作対象のオブジェクトの履歴を行動ログとして収集する。

ユーザが触れたオブジェクトを特定し、その履歴を行動ログとして蓄積するために、RFID システムを用いる。我々のシステムは、13.56MHz 帯のパッシブ型 RFID タグを用いる。タグを、ドアノブ、カップ、財布、携帯電話など、ユーザの生活空間にあるさまざまなオブジェクトに組み込む。タグにはオブジェクトを一意的に識別可能なタグ ID を記録しておく。これに対して、ユーザは指輪型 RFID リーダを装着して生活する。現在、開発に用いている指輪型リーダを図 1 に示す。ユーザは日常生活において、さまざまなオブジェクトに触れる。このとき、RFID リーダがオブジェクトに組み込まれたタグのタグ ID を読み取る。その結果、ユーザの行動に応じて <タグ ID, タグへのアクセスを示す時刻印> の組が取得される。我々は、このデータを DB に無線で送信し、行動ログとして蓄積する。我々のシステムで用いる 13.56MHz 帯のタグを家庭環境で試験したところ、その通信可能距離は最大でも 5cm 程度である。通信距離の短さは、デメリットに見える。しかし逆に、我々はそれをメリットとして考える。通信可能距離が短いため、ユーザがオブジェクトに触れたという事実を、誤りなく検出できる。

ユーザ A : 外出	ユーザ A : 帰宅	ユーザ B : 外出	ユーザ B : 帰宅
...
...
toothbrush	key case	toothpaste	bag
lavatory cup	entrance light switch	toothbrush	cell phone
lavatory faucet	pass case	hair dressing	portable music player
wardrobe	cell phone	comb	wallet
hanger	wrist watch	shaver	bicycle key
pants hanger	lavatory faucet	hanger	bag
cell phone	lavatory cup	VCR remote control	hanger
pass case	lavatory faucet	TV switch	lavatory cup
wrist watch	lavatory cup	wallet	lavatory faucet
key case	lavatory faucet	cell phone	lavatory cup
bag	lavatory cup	bicycle key	lavatory faucet
refrigerator	lavatory faucet	portable music player	TV switch
milk carton	hanger	bag	PC mouse
...
...
...

図 2 行動ログの例
Fig.2 Examples of behavior log

3.2 接触オブジェクトが示すユーザの習慣

外出や就寝などの場面において、ユーザは習慣的な行動をとる。これは、ユーザが習慣的に同じオブジェクトに触れていることを意味する。たとえば、外出する場面には“トイレに行く”、“財布を持つ”、“腕時計を着ける”、“携帯電話を持つ”というようなさまざまな行動が含まれる。このとき Tagged World では、トイレのドアノブ、財布、腕時計などのオブジェクトに触れたことが行動ログとして記録される。本研究で行動ログとして取得するタグ ID の時系列は、ユーザの動作の対象を表しており、どのようなオブジェクトを利用したかを詳細に示している。これは、ユーザ個人のふるまいを示す行動ログである。トイレに行かない人や腕時計を着けない人もいるため、外出の場面にどの行動が含まれるかは個人の習慣に依存する。また、これらの行動の順序も個人の習慣によってさまざまである。ゆえに、サービスを提供すべき各場面におけるユーザのふるまいは、ユーザの触れるオブジェクトの種類と順序で特徴付けることができる。それらは、ユーザの習慣や癖を示している。ユーザの触れるオブジェクトは、ユーザの意図やふるまいを強く示唆するデータであり、ふるまい検知のために用いる個人の行動ログとして適していると言える。

実際に Tagged World を構築した環境で取得された、2 人のユーザの行動ログの例を図 2 に示す。同じ外出の場面でも、ユーザ A とユーザ B では習慣的な行動が異なることが見て取れる。行動ログを見ると、ユーザ A は洗面台で歯磨きをしてから服を着替え、荷物を準備して、冷蔵庫から牛乳を出したと推測できる。ユーザ B は、歯磨きをしてから髪の毛をセットし、ビデオデッキを操作してから荷物の準備をしている。ユーザが異なれば、触れるオブジェクトの種類も触れる順序も異なることがわかる。同様に、各ユーザの外出と帰

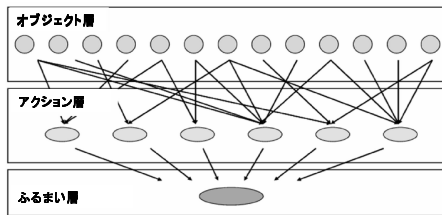


図 3 ふるまいの 3 階層モデル
Fig. 3 Three layer model of user behavior

宅の行動ログを比較すると、同じユーザでも異なる場面では異なるオブジェクトに触れる、あるいは異なる順序でオブジェクトに触れていることがわかる。

3.3 ふるまいの 3 階層モデル

本論文は、外出や就寝などの場面におけるユーザのふるまいには、ユーザごとの習慣が存在するという考えに基づいて、1つの場面のユーザのふるまいを図3に示す3階層モデルで考える。たとえば、外出時のユーザのふるまいは、“歯を磨く”、“トイレに行く”、“玄関のドアを開ける”というような複数のアクションから成る。また“歯を磨く”という1つのアクションは、“歯ブラシへの接触”、“洗面所のコップへの接触”、“洗面所の蛇口への接触”というような、個々のオブジェクトへの接触から成る。1つのオブジェクトが複数のアクションに関連していることもありうる。

外出のふるまいがどのようなアクションで構成されるか、あるいは各アクションがどのようなオブジェクトへの接触で構成されるかは、ユーザごとの習慣による。アクション間においては、習慣的順序関係がある場合とない場合が混在する。また、1つのアクションが終わってから次のアクションに移るとは限らず、複数のアクションが互いにインタリーブされている可能性もある。ふるまいの3階層モデルに基づいて、ユーザの複雑なふるまいが持つ特徴は、以下に整理される。

- 習慣的に存在するアクション
- アクション間に存在する習慣的な順序関係

ユーザのふるまいを検知するために、複数のアクションがインタリーブされた複雑なふるまいから上述の2種類の特徴を抽出して、それを表現する行動パターンを生成しなければならない。

3.4 順序対集合を用いたふるまい検知

我々の提案手法は、ユーザが触れたオブジェクトの履歴をサンプル行動ログとして用いて、オブジェクトへの接触の順序関係を示す順序対の集合で表現した行動パターンを生成する。外出の行動パターンを例に挙げて、Tagged Worldにおける行動パターンの生成手法を図4に示す。一般にHMMなどを用いた手法で

は、ユーザの外出を検知する行動パターンを生成するために、外出時以外の行動ログも用いることで、認識精度の高い行動パターンを生成する。しかし、短時間で収集可能な少数のサンプル行動ログのみを用いて行動パターンを生成しなければならないという制約を考えると、外出時の行動ログでさえ少ない数しか収集できないのに、認識精度を上げるのに適当な外出時以外の行動ログを収集してサンプル行動ログとして用いることは期待できない。そのため、行動パターンを外出時の行動ログのみから生成する必要がある。

まずサンプル行動ログとして、外出時のユーザの行動ログを w ケース収集する。行動パターンの生成に用いるサンプル行動ログのケース数をウィンドウサイズと呼ぶ。各サンプル行動ログの時間長 t_l は固定である。あるサンプル行動ログ中で m 個のオブジェクト $o_i (i = 1, 2, \dots, m)$ に順に触れていた場合、行動ログ l は接続 $\{o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_m\}$ で表現される。ただし、 $o_{i-1} \neq o_i (1 < i \leq m)$ である。収集したすべてのサンプル行動ログから2つのオブジェクト間の順序対を列挙する。あるオブジェクト o_i に触れてからオブジェクト o_j に触れていた場合、順序対 p を $\{o_i \rightarrow o_j\}$ と表記する。このとき、 $o_i = o_j$ の場合も除外しない。たとえば、行動ログ $\{o_1, o_2, o_3\}$ から列挙される順序対は、 $p_1 : \{o_1 \rightarrow o_2\}$ 、 $p_2 : \{o_1 \rightarrow o_3\}$ 、 $p_3 : \{o_2 \rightarrow o_3\}$ となる。次に、各順序対が w 個のサンプルケースのうち何ケースに出現しているかをカウントする。最後に、列挙された順序対集合の中から、出現ケース数の w に対する割合が、閾値 $e\%$ 以上の順序対を行動パターン π として抽出する。閾値 e を抽出閾値と呼ぶ。順序対集合の行動パターンをふるまいの3階層モデルに基づいて捉えると、行動パターンを構成する順序対は2種類に分類できる。1つは $\{lavatory\ faucet \rightarrow toothbrush\}$ のようなアクション内順序対である。この種類の順序対は、“歯を磨く”というアクションがユーザのふるまいを構成するという特徴を示す。他方は、 $\{pants\ hanger \rightarrow toothbrush\}$ のようなアクション間順序対である。この種類の順序対は、“ズボンを履いてから歯を磨く”というユーザ外出時のふるまいにおける習慣的な行動順序を示している。また、本手法は順序の最小単位である順序対の集合で行動パターンを表現することで、インタリーブされたアクションからも特徴的な順序関係を抽出できる。

生成した行動パターン π は、オンラインでユーザから得られる時間長 t_l の行動ログと照合する。行動パターン π に含まれる n 個の順序対のうち、閾値 $d\%$ 以上の順序対が照合対象行動ログに含まれていれば、外

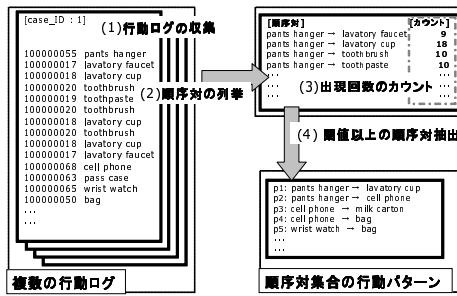


図 4 行動パターンの生成

Fig. 4 How to create a behavioral pattern

出のふるまいが検知される．閾値 d を検知閾値と呼ぶ．

3.5 提案手法の特徴

既存研究で用いている HMM は，2 状態間の遷移確率と各状態における記号出力確率の積を計算することで，観測した記号列が出力される確率を求める．そのため，出力確率が稀な記号が観測記号列の一部に存在した場合，観測記号列が出力される確率が低くなる．実際のユーザの行動を例に考えると，“外出時に玄関ドアを開けるさい，ドアノブに手をかけてからチェーンがかかっていることに気付いてチェーンをはずした”というような，普段はあまり現れない動作の順序が一部に存在しただけで，HMM は外出のふるまいを上手く検知できない可能性がある．提案手法は，順序対の出現数が示す特徴的な行動順序の出現頻度を基準にふるまいを検知する．出現確率の低い順序対は，行動パターンを生成する時点で除かれる．本手法は，行動パターンの照合において，あえて確率モデルを順序検査から分離することで，確率的には稀な行動順序が出現した場合でも影響を受けることなく柔軟にふるまいを検知し，ユーザにサービスを提供することができる．

文献 6) は，提案手法と同様に，HMM などの確率的状態遷移モデルを用いずに，特定の予測対象行動の数秒から数十秒前に起こる“イベント”の種類とその発生順に特徴的なパターンを見出してユーザの行動パターンを生成し，その行動を先行的に検知している．ここで扱っているイベントは，ユーザの位置情報を取得するために設置した床圧力センサや椅子・ベッドの圧力センサの値の変化と，冷蔵庫・引き出しの開閉センサの値の変化である．特定の予測対象行動の数十秒前に起こる 10 秒程度の間のイベントの時系列をサンプル行動ログとして用い，その中から，考えうるイベントの順序パターンを網羅して，多くの行動パターンを生成する．行動パターン照合時には，その内いずれかの行動パターンに完全一致するイベントの時系列が発生すれば，予測対象行動が発生すると判断する．こ

の手法は，サンプル行動ログから考えうる行動パターンを全て網羅するので，中でも予測性能の高い行動パターンを適切に選ぶことができれば，高い確度で行動予測ができると考えられる．しかし実際には，蓄積されたユーザの行動ログが少ない状況で，各行動パターンの予測性能を正確に求めて，予測性能の高い行動パターンのみを選び出すことは容易ではない．

そこで，我々の提案手法は以下の戦略をとることで精度の高いふるまい検知を試みている．

- 行動パターンはふるまいごとに 1 つのみ生成し，複数の行動パターンの予測性能比較を避ける．
- 行動パターンを順序対の集合で表現し，複数の判断要素の集合とすることで，潜在的に多くの行動パターンを表現する．
- 数十秒ではなく，数分から数十分単位の行動ログを基にふるまい検知を行うことで，判断要素となるユーザのふるまいの特徴をより多く観察する．
- ユーザのふるまいの特徴を強く示しているオブジェクトへの接触履歴を判断要素とすることで，異なるふるまい間の差異を明確にする．

本論文の提案手法はイベントとしてユーザのオブジェクトへの接触を取り上げており，サンプル行動ログ内のイベント発生数，すなわちオブジェクトへの接触回数が多い．また，特定場面におけるユーザの習慣的な行動の種類や順序の特徴を順序対の組み合わせとして抽出した行動パターンを生成する提案手法の性質を考慮して，提案手法で用いるサンプル行動ログの期間長は数分から数十分と想定している．これは，たとえば外出前に“歯を磨く”，“トイレに行く”，“引き出しから定期と家の鍵を取り出す”などの複数の習慣的行動をユーザの特徴として捉えることを意味する．また“歯を磨いた後に引き出しから定期と家の鍵を取り出す”というような行動順序も特徴として扱える．数十秒単位の短い時間の行動ログから生成した行動パターンを用いると，1 つの行動のみを特徴として扱うことになるので，外出以外の場面でも誤ってユーザの外出を検知してしまう可能性が高くなると考えられる．提案手法は，複数の行動を特徴として扱い，外出の場面と他の場面との差異をより大きくすることで，誤検知を防ぐ．必然的に，サンプル行動ログ内のイベント発生数は文献 6) よりも多い．それゆえ，サンプル行動ログから考えうる行動パターンを全て網羅すると，膨大な数の行動パターンを考慮することになり，現実的ではない．そこで提案手法は，サンプル行動ログ内に頻出する順序対を組み合わせることで，潜在的に多くの行動パターンを考慮できる 1 つの行動パターンを生

成し、検知閾値を設けた部分一致で行動パターン照合を行っている。また、移動履歴や冷蔵庫の開閉履歴は、ユーザの行動を示す判断要素となることは間違いないが、提案手法が扱うオブジェクトへの接触履歴は直接的にユーザの行動を示しているため、検知すべき場面の特徴をより強く示していると考えられる。

4. 実験

4.1 実験概要

本論文は、状況判断の核となるふるまい検知に関して、実験を行った。提案手法を用いて少ないサンプル行動ログで生成した行動パターンで、ユーザの高レベルのふるまいを正しく検知できるか否かを検証する。被験者は 8 人である。実験では、行動パターンを構成する順序対を抽出するために必要な抽出閾値 e を 80% に設定した。また、サンプル行動ログおよび照合対象行動ログの期間長を 10 分とした。

実験用データとして、サンプル行動ログおよび照合対象行動ログとなるユーザの行動ログを実際に収集した。行動ログの収集に先立って、被験者にはあらかじめ 2 週間程度の調査アンケートを行った。アンケートには、被験者が毎日の外出時・帰宅時・起床時・就寝時に実際に触れたオブジェクトの種類と順序を詳細に記述してもらった。アンケートの記述内容を確認したところ、4 つの場面ではそれぞれ異なるオブジェクトに触れている、あるいは同じオブジェクトでも異なる順序で触れていることが多いと確認できた。その後、3 章で述べた RFID システムが組み込まれた環境を生活空間に実験的に構築した。リビング、キッチン、玄関などの各エリアで、ガスコンロやシンク、家電製品、財布など多くのオブジェクトに RFID タグが組み込まれている。我々は、4 つの場面で被験者が実際に触れたオブジェクトの履歴を行動ログとして収集し、データベースに格納した。被験者 1 人あたりに収集した行動ログは 70 個である。収集した各被験者の行動ログの中には、たとえば外出時に“ドアノブに手をかけてからチェーンがかかっていることに気付いてチェーンをはずした”、“雨の日に傘を持った”というような、普段とは異なる稀な動きも含まれている。

次に、収集した行動ログを用いて行動パターンの生成と照合を繰り返し、被験者ごとの true-positive rate (TPR) と true-negative rate (TNR) を算出した。TPR は、ある場面の行動パターンで、その場面の照合対象行動ログを正しく検知できる率を示す。TNR は、ある場面の行動パターンで、その場面以外の照合対象行動ログを誤って検知しない率を示す。各場面に

関して、行動パターンを生成する場面を true case、その場面以外を false case とする。ふるまいごとの TPR と TNR を算出する手順を以下に示す。ただし、行動パターンの照合は、検知閾値 d が 1 % から 100 % までの全ての設定に関して行う。

- (1) true case の行動ログの中から 5 個のサンプル行動ログを選び、行動パターンを生成する。
- (2) true case の行動ログの中から 1 個の照合対象行動ログを選び、行動パターンと照合する。
- (3) false case の全ての行動ログと行動パターンを照合する。
- (4) 手順 1 から手順 3 を 100 回繰り返す。毎回、異なる組み合わせのサンプル行動ログを用いて新しく行動パターンを生成する。

日常生活において、外出や就寝の場面以外では、ユーザが触れるオブジェクトの種類や数が少ない。また、異なるオブジェクトに触れることが多い。ユーザが触れるオブジェクトの種類と順序に着目する提案手法の性質を考えると、これらの場面は、外出や就寝などの場面と容易に識別できる。実際に事前実験において、数人の被験者の料理中、食事中、風呂上がりの行動ログを収集し、外出の行動パターンでこれらの場面を認識してみた。その結果、いずれも誤って検知されることはなかった。外出の行動パターンに含まれる順序対のうち、料理中などの場面の行動ログにも含まれる順序対の割合は、多くても 5%~7% 程度であり、ほとんどの場合もっと少ない割合となる。そのため、外出の行動パターンで検知される可能性は限りなく低い。このような提案手法の性質を考慮して、より厳しい条件設定のもとでふるまい認識精度を評価するために、本実験では、4 つの場面の行動ログのみを認識対象とする。4 つの場面のうち、検知対象の場面以外の 3 つの場面の行動ログを false case に設定する。

4.2 ふるまいの認識精度

8 人の被験者の 4 つの場面における TPR および TNR を表 1 から表 4 に示す。最適な検知閾値はふるまいごとに異なる。実験では、被験者ごとに TPR と TNR の平均値を求め、その被験者平均値が最も高くなる検知閾値を求めることで、ふるまいごとに最適だと思われる検知閾値を採用した。外出の検知閾値は 33%、帰宅の検知閾値は 31%、起床の検知閾値は 47%、就寝の検知閾値は 63% である。

表 1 と表 2 が示すように、外出と帰宅のふるまいに関しては、ほとんどの被験者に関して 90% 以上の高い精度で正しく検知することができた。起床と就寝のふるまいに関しては、表 3 と表 4 が示すように、一

表 1 “外出” の認識率			表 2 “帰宅” の認識率			表 3 “起床” の認識率			表 4 “就寝” の認識率		
Table 1 Result of “Go Out”			Table 2 Result of “Come Home”			Table 3 Result of “Get Up”			Table 4 Result of “Go To Bed”		
被験者	TPR	TNR	被験者	TPR	TNR	被験者	TPR	TNR	被験者	TPR	TNR
A	94.00	96.02	A	89.00	95.93	A	73.00	99.12	A	62.00	85.34
B	98.00	85.44	B	99.00	98.12	B	90.00	96.78	B	91.00	71.84
C	78.00	83.20	C	81.00	83.37	C	63.00	84.35	C	95.00	96.92
D	95.00	98.00	D	98.00	78.40	D	100.00	99.22	D	78.00	94.66
E	99.00	98.96	E	93.00	99.60	E	64.00	87.32	E	28.00	91.24
F	96.00	97.00	F	99.00	100.00	F	97.00	99.68	F	95.00	99.14
G	100.00	96.36	G	100.00	96.80	G	100.00	74.33	G	98.00	99.32
H	98.00	95.18	H	100.00	98.27	H	56.00	83.60	H	58.00	100.00
average	94.75	93.77	average	94.88	94.34	average	80.38	90.55	average	75.63	92.31

部の被験者の TPR が 80%に満たない低い値になったが、その他に関しては、概ね高い精度で被験者のふるまいを正しく検知できた。本論文で扱う問題は、行動パターンの生成には少数のサンプル行動ログしか用いることができないという制約を持つ。行動パターンを生成するためのサンプル行動ログの数が少ないという弱点を補うために、提案手法は、外出や就寝の場面では動作対象や行動の順序に強い特徴が現れやすい点に着目し、既存手法で用いられているユーザの移動履歴や周辺物体よりもユーザのふるまいの特徴を強く示唆する触れたオブジェクトの種類と順序に基づいてふるまいを検知する。これにより、少数のサンプル行動ログからも、検知すべき各場面のふるまいの特徴を多く抽出できたとと言える。結果として、高いふるまい認識精度が実現された。

一般に、人は一週間をひとつの単位として生活している。できるだけ短い期間でユーザのサンプル行動ログを収集して行動パターンを生成しなければならないこと、かつ、収集した行動ログがサンプルたりえる多様性を持っていないといけないことを考えると、一週間でサンプル行動ログを収集し、ユーザにサービス提供を開始できることが、ひとつの基準として考えられる。多数のサンプル行動ログを必要とする既存手法と異なり、提案手法が行動パターンの生成に必要なサンプル行動ログの数は 5 個程度で充分であり、一週間で収集できる数である。ゆえに本手法は、実用的な短期間でユーザにサービス提供を開始できる。

実験では、抽出閾値 e および検知閾値 d に全被験者共通の固定値を用いたが、最適な閾値は被験者ごとに異なる。今後、閾値をユーザごとに動的に設定することで、認識精度の向上を目指す。

5. 状況に応じたサービス提供

5.1 ふるまい検知をきっかけとするサービス提供

図 5 に、ふるまい検知モジュールを含む、状況判断

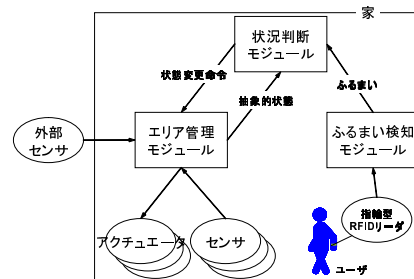


図 5 状況判断に基づくサービス提供を行うシステムの構成図
Fig. 5 Module configuration for estimating situation

に基づくサービス提供のためのシステムのモジュール構成を示す。まず、ユーザの装着した RFID リーダが読み込んだ行動ログを基に、ふるまい検知モジュールがユーザの外出などのふるまいを検知する。次に環境の状態がチェックされる。環境の状態はエリア管理モジュールが管理している。状況判断モジュールは、ユーザのふるまいと環境の状態の両方から状況を判断し、状況に応じたサービスを提供する。

5.2 エリア管理

エリア管理モジュールは、家庭内のセンサとアクチュエータを管理・制御することで、窓や扉の開閉といった環境の状態を管理している。また、外部のセンサと連携することで、天気や地震などの状態も管理する。状態は、図 6 に示すように、具体レベルから抽象レベルまで階層的に管理する。最も具体的なレベルでは、“窓 A と窓 B の鍵が閉まっている” という状態を個別に管理する。エリア管理モジュールは、より抽象的な状態として“窓の鍵が閉まっている”という状態も管理する。状態の階層関係は具体抽象変換ルールとして記述する。このようにすることで、センサの数が途中で追加された場合でも、抽象レベルのルールは書き換えることなく、最下層の具体レベルのルールを一部変更するのみでよいという利点がある。すべての状態を 1 つの階層構造で表現することはできないため、

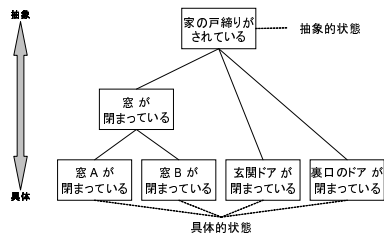


図 6 抽象的状态の管理

Fig. 6 Management of abstract state

エリア管理モジュールは複数種類の階層構造を持つ。

最も抽象的なレベルの状態を抽象的状态と呼ぶ。逆に、最も具体的なレベルの状態を具体的状態と呼ぶ。エリア管理モジュールは、以下の場合において、状況判断モジュールに抽象的状态を通知する。

- 状況判断モジュールから問い合わせがあった場合
- 抽象的状态が変化した場合。単に具体的状態が変化しただけでは通知しない

また、エリア管理モジュールは、状況判断モジュールから環境の状態を変更するための状態変更命令を受けた場合、アクチュエータを動かして、“窓の鍵を閉める”などの状態変更を行う。

5.3 状況判断

状況判断モジュールは、特定のユーザのふるまいが検知されたことを、ふるまい検知モジュールから通知される。これを Event として、あらかじめ ECA ルールで記述された状況構成表を参照する。状況構成表には、複数の状況が、< “ふるまい=外出” AND “家の戸締りができている=false” > のように、ユーザのふるまいと抽象的状态の論理式で記述されている。これが Condition となる。状況判断モジュールは、エリア管理モジュールから取得した抽象的状态が Condition を満たすか否かを判断する。Condition が満たされていれば、状況サービス対応表を参照して、状況に応じたサービスをユーザに提供する。このさい、環境の状態を変更するサービスであれば、エリア管理モジュールに状態変更命令を出す。このように、ユーザのふるまいに基づいて状況を判断し、状況に応じたサービスをユーザに提供する。

5.4 実用化に向けた改善点

本システムを実用化するまでには、まだ課題が残されている。1 つ目は、サービス提供の個々のユーザへの適応である。本システムは、環境の状態に関する具体抽象変換ルール、状況構成および状況とサービスの対応を、あらかじめ記述している。これらには一般的な内容が記述してあるが、個々のユーザの望みと一致しているとは限らない。ユーザ自身がこれらのルール

を個人に合わせて直接書き換えることはできるが、その行為は計算機に不慣れなユーザにとっては難しい。今後は、複雑な操作をすることなく、簡単にルールを修正できるカスタマイズ手法を考える。

2 つ目は、位置情報の活用である。ここまでの文中では述べなかったが、本システムでは、エリア管理モジュールがユーザやオブジェクトの位置情報を管理する機能を持つ。これまでに、中距離の RFID システムを用いて位置情報を取得する手法を開発したが、その精度は高くない。そのため、本システムは状況構成や環境の状態に位置情報を組み入れる仕組みを既に有しているが、実際に位置情報を活用するには至っていない。今後、位置情報の取得精度を向上させることで、ふるまい認識や状況判断の精度向上を目指す。また、位置情報を用いて有用なサービスの実現に繋げる。

6. おわりに

本論文は、我々が開発している、ユーザの状況に応じたサービス提供システムについて述べた。本システムは、ユーザの外出時や就寝時のふるまいを検知し、センサで管理された環境の状態を考慮して、状況を判断する。そして状況に応じたサービスをユーザに提供する。今後、残された課題を解決すべく研究を続ける。

参考文献

- 1) Patterson, D. J., et al. : Fine-Grained Activity Recognition by Aggregating Abstract Object Usage, Proc. ISWC2005, pp.44-51 (2005).
- 2) Perkowski, M. et al. : Mining Models of Human Activities from the Web, Proc. WWW2004, pp.573-582 (2004).
- 3) Wang, S., et al. : Common Sense Based Joint Training of Human Activity Recognizers, Proc. IJCAI2007, pp.2237-2242 (2007).
- 4) 青木茂樹, 他: 独居高齢者の行動パターンに注目した非日常状態の検出, 電気学会論文誌 (E), Vol. 125-E, No.6, pp.259-265 (2005).
- 5) Kidd, C.D., et al. : A Living Laboratory for Ubiquitous Computing Research, Proc. CoBuild1999, Lecture Notes in Computer Science, vol 1670, pp.191-198 (1999).
- 6) Mori, T., et al. : Behavior Prediction Based on Daily-Life Record Database in Distributed Sensing Space, Proc. IROS2005, pp.1833-1839 (2005).
- 7) 青木茂樹, 他: 人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol. J87-D-II, No.5, pp.1083-1093 (2004).