

個人支援エージェントの能力オントロジーに基づく 協調的タスク遂行機構の試作

A Preliminary Implementation of Cooperative Task Execution Mechanism
for Personal Assistant Agents using Ability Ontology

大石翔^{*1}
Sho Oishi

福田直樹^{*2}
Naoki Fukuta

^{*1}静岡大学情報学部

Department of Computer Science, Shizuoka University

^{*2}静岡大学大学院情報学領域

College of Informatics, Academic Institute, Shizuoka University

Personal assistant agents have various abilities to support the user's tasks in the background. There are expected to be run on laptops, portable devices and even on IoT devices. Thus, their abilities are sometimes restricted by their running environments and hardwares. It is hard for single personal assistance agent to accomplish all the tasks. This paper shows our preliminary implementation of cooperative task execution mechanism for cooperative personal assistance agents based on ability ontology.

1. はじめに

ノート PC や携帯型デバイス, IoT など様々な環境及び装置上のエージェントは, エージェントの目的やそのようなエージェントはユーザの作業の手助けや与えられたタスクを遂行することでユーザを支援することができると思われる。例えば, リンク先のページをバックグラウンドでチェックし, ユーザの好みそうなページをダウンロードすることでユーザが効率的に必要としている情報を収集するというアプリケーション [Lieberman 97] や, 複数の SNS 上の情報の更新をバックグラウンドでチェックし, ユーザにとって好ましいあるいは好ましくない情報をフィルタして通知することによって SNS 上の課題に対処するというアプリケーション [Dinakar 15] が考えられる。

本研究では, このようなバックグラウンドでユーザごとの目的に合わせて支援を行うエージェントを個人支援エージェントと呼ぶ。個人支援エージェントはユーザの目的に合わせて能力を持ち, 能力を使うことで, ユーザから与えられたタスクを遂行する。そのような能力はそれぞれ異なる動作から成り, 動作に必要リソースも様々なものとなる。そのため, エージェントが単純に能力を使うことで, ユーザの作業状況, エージェントの動作している環境及び装置に影響を与え, 支援すべきユーザの行動を阻害してしまう可能性がある。このような課題に対して, 強化学習を用いてエージェントに行動の影響を考慮した行動選択をエージェントに学習させる研究がなされている [大石 16]。

また, 個人支援エージェントの能力は, エージェントの動作している環境及び装置のハードウェア的制約があり, 個々のエージェントの持つ能力を複雑なタスクに適用することが難しいということが課題として考えられる。本研究ではこの課題を, 複数のエージェントが互いにそれぞれの持つ能力を共有し融通することで解決することを目指す。複数の個人支援エージェントは, それぞれ異なる環境及び装置上に存在するため, それぞれ異なるハードウェア的制約があり, 他の装置上のエージェントの能力を用いることでハードウェア的制約に囚われない能力をタスク遂行に用いることが可能である。そのようなタスク遂行を実現するために, 本研究ではエージェントの持つ能力のオントロジーを記述し, 全てのエージェントが持つ能力に

関する情報を共有する仕組みを試作する。また, エージェントが能力を使った結果, 好ましい結果が得られなかったあるいは動作の途中で失敗をしてしまうと, エージェントはユーザに与えられたタスクの遂行を行えなくなってしまうが, 複数のエージェントの能力を共有, オントロジーを参照することで, その能力の代用となる能力を推定することが可能である。

能力の融通を考慮した行動を行うエージェントの行動選択は他のエージェントの行動の影響を受けるため, 複雑なものとなる。このような行動選択をエージェントに学習させる手法として, プランニングを含む複雑な行動選択をエージェントに強化学習を用いて学習させるという研究 [Efthymiadis 15] がなされていることから, 強化学習を用いることでエージェントに複雑な行動選択を学習させることが可能であると考えられる。そこで, 本研究では能力オントロジーを用いた協調的タスク遂行を行うための行動選択を, 強化学習を用いて学習させるためのシミュレータを試作している。本稿では複数の個人支援エージェントが動作するシステムとエージェント能力の融通の仕組み, エージェントに行動選択を学習させる強化学習用シミュレータの試作について述べる。

2. システムの試作

2.1 個人支援エージェントシステムの試作

本研究では個人支援エージェントが動作する環境として図 1 の構成のシステムを試作している。試作システムは各環境で動作をする個人支援エージェントとクライアントサイドで個人支援エージェントを管理するクライアントサイドエージェントマネージャー, クライアントサイドエージェントマネージャーを通してすべての個人支援エージェントの情報を管理するエージェントコミュニケーションマネージャーによって構成される。個人支援エージェントはクライアントサイドエージェントマネージャーとエージェントコミュニケーションマネージャーを介して他のエージェントに通信することができ, 複数の環境に存在するそれぞれの個人支援エージェントが連携してユーザの支援を行うことが可能である。エージェントコミュニケーションマネージャーに内部的に SPARQL エンドポイントを起動する機構を持たせ, エージェントが必要としている能力を SPARQL クエリを用いて検索する機構を試作している。

エージェントコミュニケーションマネージャーはすべてのエージェントの持つ能力のオントロジーを持ち, 個人支援エー

エージェントが、このオントロジーを参照、利用することで、他のエージェントの持つ能力について、動作の内容、必要リソース、依存しているハードウェアを知ることができ、また個人支援エージェントの動作している様子を図2に示す。ユーザの支援はバックグラウンドで行われ、ユーザはエージェントの状態がどのようなものであるかわからないため、エージェントの作業状況及び状態をユーザに知らせるために図2のようにエージェントを表示するインタフェースを実装している。また、エージェントに行動選択を学習させる機構として、表示されているエージェントを直接クリックすることで、エージェントにその時行っている行動がユーザにとって好ましくないことを表す教示信号を与える仕組みを実装している。

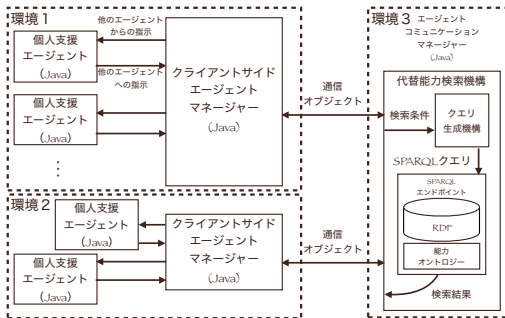


図 1: 試作システムの構成

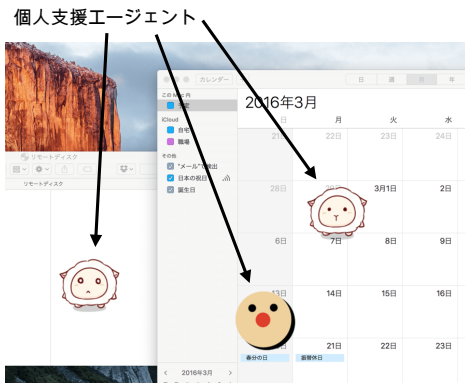


図 2: 試作システムの外観

2.2 個人支援エージェントの内部構成

試作システムにおける個人支援エージェントの内部構成を図3に示す。個人支援エージェントは、動作している環境の状態やパラメータからユーザの作業状況を推測、推測結果をもとにユーザの作業を阻害しない行動選択を行い、ユーザに与えられた目的を達成することでユーザを支援する。試作している個人支援エージェントは状態を知覚するために、OSより動作している装置の状態を表すパラメータを取得する。パラメータの例としては動作しているプロセス数やそれぞれのプロセスの使用メモリ量、CPU使用率といった装置上の情報が挙げられる。エージェントはこれらのパラメータを ps, top といったコマンドやパラメータを取得する外部プログラムを用いて取得する。エージェントはパラメータからユーザの作業状況を表す状態を推定、学習器を用いて行動選択を行う。学習器には強化学習の

アルゴリズムである Q-Learning[Sutton 98] を用い、後述の強化学習用シミュレータで学習させた Q 値を用いる。エージェントの行う行動はエージェントが持つ行動ライブラリの中から決定され、行動ライブラリにはユーザの支援を行う為に、ユーザの目的に応じて異なる能力が実装されている。また、エージェントには教示信号を受け取ることで学習を効率化する仕組みを試作しており、エージェントの行っている行動がユーザにとって好ましくないという教示を学習器の入力とすると同時にエージェントがその状態で行っている行動を抑制する。

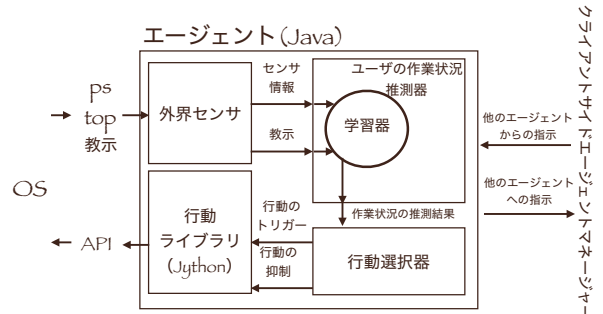


図 3: 個人支援エージェントの内部構成

2.3 個人支援エージェントの能力ライブラリの実装

個人支援エージェントはユーザを支援するために、ユーザの目的に応じた様々な能力を持つことが期待される。そのため、ユーザの目的が具体的に定まっていない状態で、事前にそのような能力を実装することは難しい。そこで、エージェントに Jython のインタプリタを組み込むことで、ユーザの目的に合わせてエージェントの能力を付け替えることができる仕組みを試作した。Jython は Java で実装されたクラスを呼び出し、使用することが可能であるため、ユーザが独自で実装したプログラム中にシステムが用意した Java で実装されている通信手段を組み込むことも可能である。Listing1 にエージェントの能力ライブラリに組み込み可能なプログラムの例を示す。このプログラムは GPS 情報にアクセスすることができないエージェントが GPS 情報を他のエージェントから取得し、5 分毎にログを取る動作を記述している。他のエージェントの持つ能力を融通してもらう仕組みとして、プログラム中では他のエージェントのモデルである AnotherAgent クラスを用いて他のエージェントの持つ能力にアクセスを行っている。このように他のエージェントのモデルを参照することで、エージェントは能力の融通を行える仕組みを試作している。

Listing 1: 能力を用いたエージェントの振る舞い記述の例

```
import threading
from datetime import datetime

def getGPS():
    another_agent = AnotherAgent(agent_info)
    value = another_agent.action(agent_info,
        getAction())
    return value

def log(value):
    f = open('location_log', 'a+')
    time = datetime.now().strftime("%Y/%m/%d %H:%M:%S")
    ...
    f.close

def location_log():
```

```

value = getGPS()
log(value)
t=threading.Timer(360,location_log)
t.start()

if __name__ == '__main__':
    t = threading.Thread(target=location_log)
    t.start()

```

3. 能力オントロジーを用いた代替能力検索機構

3.1 能力オントロジー

エージェントの能力には例として各種センサ情報の取得やファイル操作、ユーザに対して通知を行う動作といったものが考えられる。各種センサ情報の取得という能力は該当センサを内蔵する装置上で動作するエージェントでなければアクセスすることはできない動作であり、ユーザに対して通知を行う動作としてはアラームやパイブレーション、合成音声による呼びかけなどが考えられる。これらは、それぞれその機能を実行できるようなモジュールを備えた OS 上で動作する個人支援エージェントでなければ実行することはできない。エージェントに期待される動作については、特定の動作を行う権限が一部のエージェントにのみ与えられているといった状態も考えられる。能力のオントロジーにそのような能力の動作内容や依存ハードウェアを記述することで、エージェントはユーザの支援に必要な能力がどのような環境で動作しているエージェントであれば実行可能であるかを認識することが可能であると考えられる。また能力の動作内容から、ある能力を用いてタスクを遂行できなかった際に、同様の目的に用いることができる別の能力を見つけることが可能となると考えられる。

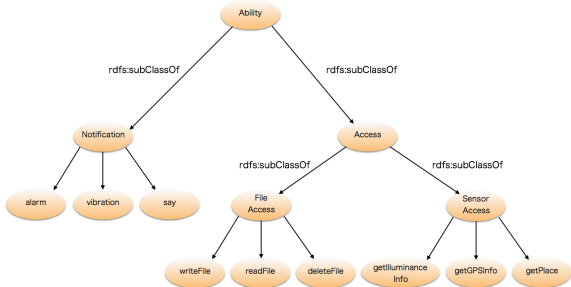


図 4: 能力オントロジーの例

3.2 代替能力検索機構の試作

エージェントの必要としている能力を能力オントロジーを参照して見つける機構として SPARQL を用いた機構を試作している。SPARQL^{*1} は 2008 年に W3C によって勧告された RDF のクエリ言語である。SPARQL クエリは検索条件に RDFS や OWL に基づいたオントロジーの概念を指定することができ、SPARQL エンドポイントに問い合わせをすることで、検索条件に対して有効なデータを検索結果として得ることができる。検索条件としては必要としている能力の主なカテゴリや、依存しているハードウェアなどが挙げられる。能力のカテゴリの例としては図 4 の Notification, Access やそのサブクラスである FileAccess, SensorAccess が挙げられる。エージェントは必要としている能力の条件を用いて生成した

SPARQL クエリを用いて、ユーザ支援に必要としている能力に関する情報を能力オントロジーから参照する。

3.3 能力オントロジーを用いた能力検索機構の試作

SPARQL クエリを用いて能力オントロジーを参照するために、能力オントロジーにアクセスするための SPARQL エンドポイントを内部的に用いるように設計している。試作システムでは Apache jena^{*2} を用いて SPARQL エンドポイントを起動する機構を試作している。SPARQL エンドポイントはエージェントコミュニケーションマネージャーから起動され、エージェントの必要とする能力に応じて生成されたクエリによって問い合わせが行われる。結果として条件を満たす能力及びその能力を持つエージェントに関する情報が得られ、これをもとに個人支援エージェントは他の環境に存在する個人支援エージェントの能力を用いることを可能とする。

4. 強化学習用シミュレータの試作

4.1 個人支援エージェントの強化学習用環境シミュレータの試作

システムの設計にあたっては、個人支援エージェントにユーザの行動を阻害しないような行動選択をユーザの負担を低減しつつ効果的に学習させるための強化学習用シミュレータを試作している [大石 16]。本シミュレータのアーキテクチャを図 5 に示す。エージェントは擬似センサ信号を受け取り、状態を判別、行動を行い、行動の良し悪しを教示信号として受け取って学習する。擬似センサ信号と擬似教示信号は、ユーザの作業状況のモデルを参照することで生成され、エージェントに与えられる。ユーザの作業状況のモデルは、実際には複雑なモデルを持つことができ、ユーザの目的のモデルそのものも動的に変化していくことも考えられるが、本研究ではマルコフ過程 (MDP) としてモデル化可能でかつ既知のものであるとする。エージェントがタスクを遂行完了すると、行った行動選択の価値に対して正の報酬が与えられ、エージェントのタスク遂行がユーザの作業を妨げるような場合でユーザから負の教示信号を与えられるような状況の場合には負の報酬を与えられたものとして学習を行う。

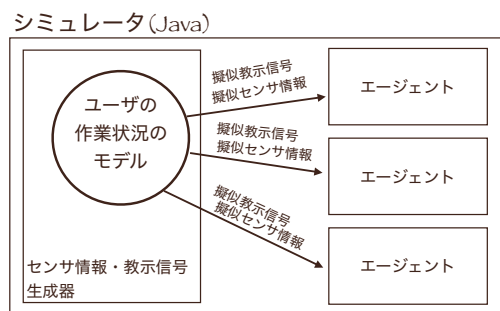


図 5: 強化学習用環境シミュレータのアーキテクチャの概観

4.2 協調的タスク遂行を考慮した強化学習用環境シミュレータの試作

本研究で試作する環境シミュレータ上では、複数の個人支援エージェントを同時に動作させて学習を行うことで、他のエージェントの行動の影響を受けることを考慮した行動選択を

*1 <https://www.w3.org/TR/sparql11-query/>

*2 <https://jena.apache.org/>

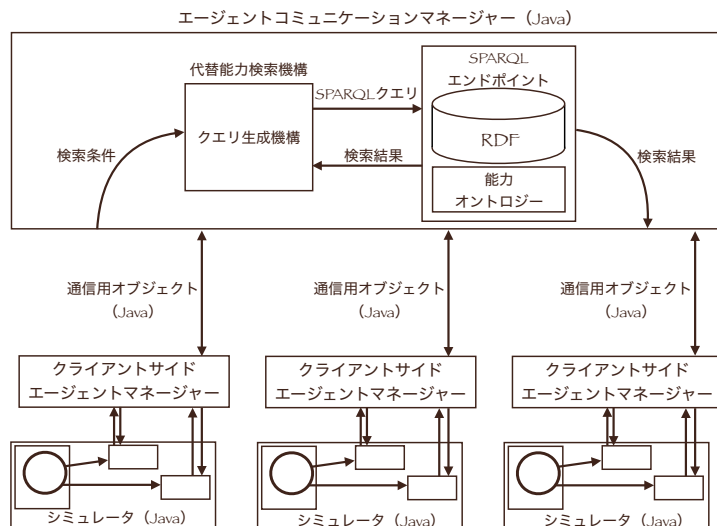


図 6: 強化学習用環境シミュレータの構成

エージェントに学習させることを目的とする。試作シミュレータのアーキテクチャの全体の構成を図 6 に、1 つのシミュレータノードの構成を図 7 に、それぞれ示す。試作シミュレータでは、エージェントに他のエージェントに能力を融通してもらう必要があるタスクを与え、ユーザの作業を阻害しないようにそのタスクを遂行させる。エージェントコミュニケーションマネージャがクライアントサイドエージェントマネージャに管理される複数の個人支援エージェントの持つ能力のオントロジーを持ち、エージェントはエージェントコミュニケーションマネージャ上のオントロジーを参照することで他のエージェントの持つ能力を認識する。エージェントは図 5 のシミュレータを用いて学習を行うが、異なる装置上では異なるユーザの作業が行なわれていることが考えられるため、想定する環境毎に異なるユーザの作業モデルを定める必要がある。

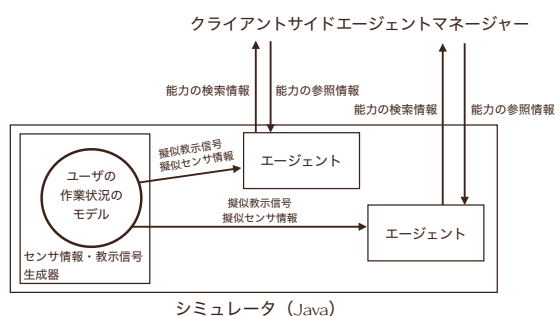


図 7: 強化学習用環境シミュレータの各ノードの構成

5. おわりに

本稿では、ハードウェア的制約のある個人支援エージェントが単独で複雑なタスクを遂行することが難しいという課題に対して、エージェントの持つ能力を能力オントロジーを用いて記述することで、複数の装置上のエージェントがそれぞれ持つ能

力を融通する仕組みについて述べた。本システムでは、能力オントロジーを参照する方法としては SPARQL を用い、システムの内部で推論機構を備えた SPARQL エンドポイントを用いることで、特定の能力及びその能力を持つエージェントに関する情報を参照可能とした。複数のエージェントが能力を相互に融通し合う環境において、他のエージェントの行動選択と頻繁に変わる環境に適用可能な行動選択を学習させるための、強化学習用環境シミュレータの試作について述べた。強化学習用環境シミュレータ上での学習の効率化、学習に用いるユーザの作業状況のモデルの設計が、今後の課題である。

参考文献

- [Lieberman 97] Lieberman, H.: Autonomous Interface Agents, in Proc, the ACM Conference on Computers and Human Interface(CHI '97), pp. 67-74 (1997)
- [Dinakar 15] Dinakar, K. and Picard, R., Lieberman, H.: Common Sense Reasoning for Detection, Prevention, and Mitigation of Cyberbullying, in Proc, International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization (IJCAI2015), pp. 4168-4172 (2015)
- [大石 16] 大石 翔, 福田 直樹: 個人支援エージェントの強化学習に基づく動的処理負荷調整機構の試作, 2016 年電子情報通信学会総合大会, D-8-8 (2016)
- [Sutton 98] Sutton, R. S. and Barto, A. G.: Introduction to Reinforcement Learning, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1st edition (1998)
- [Efthymiadis 15] Efthymiadis, K. and Kudenko, D.: Knowledge Revision for Reinforcement Learning with Abstract MDPs, in Proc, the 2015 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2015), pp.309-320 (2015)