

エージェントベース分散処理基盤の提案と BMI応用サービスへの適用による評価

竹内 亨^{1,a)} 坂野 遼平¹ 馬越 健治¹ 兼村 厚範^{2,†1} 川鍋 一晃²
川野 哲生¹ 神林 隆¹ 武本 充治¹ 松尾 真人¹ 柿沼 隆馬^{1,†2}

受付日 2013年5月13日, 採録日 2013年10月9日

概要: 実環境に展開されたセンサから状況を把握し, アクチュエータなどを通して実空間に作用を及ぼす実空間サービスが提供可能となってきた。実空間サービスは, 動的かつ多様な機器や処理, データなどを連携して提供する必要があるため, 柔軟性・拡張性のあるサービス提供基盤が必要となる。そこで本研究では, エージェントの連携によってサービスを表現するエージェントベース分散処理基盤を提案する。一般に, エージェントベースで構成されたシステムは, 垂直統合で構成されたシステムと比較して遅延が大きい。実サービスにおける適用可能性が明らかでない。そこで本論文では, 実時間性が必要なBMI (Brain Machine Interface) 応用サービスに適用し, シミュレーションおよび実環境において検証した。その結果, 基盤を用いて数百 ms 程度の遅延でサービスを実現できることを確認し, 実用的なサービスに適用可能であることを明らかにした。

キーワード: 実空間サービス, 分散エージェント, ネットワーク型 BMI, ストリーム処理, PIAX

Proposal and Evaluation of Agent-based Service Platform by Applying on BMI-enabled Services

SUSUMU TAKEUCHI^{1,a)} RYOHEI BANNO¹ KENJI UMAKOSHI¹ ATSUNORI KANEMURA^{2,†1}
MOTOAKI KAWANABE² TETSUO KAWANO¹ TAKASHI KAMBAYASHI¹ MICHIHARU TAKEMOTO¹
MASATO MATSUI¹ RYUMA KAKINUMA^{1,†2}

Received: May 13, 2013, Accepted: October 9, 2013

Abstract: The real world services which affect on entities in the real world through the deployed actuators by extracting the environmental context based on the sensing data will be available. The real world services should be provided by cooperating dynamic and diverse devices, processes, and varieties of data, so that a flexible and scalable service platform is essential. Thus, the agent-based service platform that represents a service as a series of agents is proposed. While the overhead is generally larger than that of integrated systems, the feasibility of an agent-based system in the real environment is not clear. Therefore, in this paper, the proposed platform is applied on the BMI-enabled services that should be provided in real-time, and evaluated by the simulation and the real environment. As a result, the latency on the platform is less than a few hundreds of milliseconds, so the platform can be applied to a practical service.

Keywords: real world services, distributed agent, network BMI, stream processing, PIAX

¹ 日本電信電話株式会社 NTT 未来ねっと研究所
NTT Network Innovation Laboratories, NTT Corporation,
Musashino, Tokyo 180-0012, Japan

² 株式会社国際電気通信基礎技術研究所脳情報通信総合研究所
Brain Information Communication Research Laboratory
Group, Advanced Telecommunications Research Institute
International, Sorakugun, Kyoto 619-0288, Japan

^{†1} 現在, 大阪大学産業科学研究所
Presently with The Institute of Scientific and Industrial Re-
search, Osaka University

^{†2} 現在, エヌ・ティ・ティ・アドバンステクノロジー株式会社
Presently with NTT Advanced Technology Corporation

a) takeuchi.susumu@lab.ntt.co.jp

1. はじめに

各種センサやセンサネットワーク技術の進展により、センサから状況を把握することで高度なサービスをユーザに提供する、いわゆるユビキタスサービスの実現・展開が可能となってきた。その結果、特別な施設だけでなく一般的な住環境においても、住設機器や家電など周囲の機器と連動したサービスが実現できる。

このように、実環境におけるセンサやアクチュエータなどの機器を連携し、ユーザを取り巻く実空間に作用を及ぼすサービスを「実空間サービス」と呼び、同サービスを提供可能な基盤として、Smart Shadow [1] の研究開発を進めてきた。実空間サービスは、個々の空間における多様な状況を考慮する必要があることから、サービス提供者だけでなくユーザ自身がサービスをカスタマイズして構成できることが望ましい。Smart Shadow では、実空間内のサービスに関わる要素をサービス提供者やユーザが容易に認識できる単位でエージェントとして抽象化し、その関連を表現可能とすることで、多様な実空間サービスを提供できる枠組みを提案した。しかし、Smart Shadow では特定の空間内で完結した実空間サービスを想定しており、他の多様な空間において得られた異種データを状況に応じて統合することで高度な状況推定を行うサービスや、異なる空間においても連続的に利用できる継続性が必要なサービスへの対応が望まれる。

そこで本論文では、Smart Shadow を拡張し、他の実空間や仮想空間内のリソースと連携した実空間サービスを容易に構築可能な、エージェントベース分散処理基盤を提案する。本基盤では、まず、Smart Shadow で提案した実空間内の要素に加え、ネットワーク上の処理やデータなど空間に依存しない要素も統一的にエージェントとして抽象化する。次に、複数の散在したエージェントを一連のフローとして構成し、それらの連携としてサービスを表現する。これにより、実空間内の機器や仮想空間上の処理など各種要素を、サービスの要件やユーザの状況に応じて柔軟に連携させたサービスを提供できる。また、状況に応じてエージェントを適応的に複製し、物理ネットワーク上の異なる機器に再配置することで、実空間の動的な環境変化や負荷の増減に対して柔軟に対応でき、高い拡張性を確保しつつ継続性のあるサービスを提供できると考えられる。

一方で、そもそも実環境で提供する多くのサービスには実時間性に対する要求があるが、垂直統合で構築されたシステムと比較してエージェントベースで構築されたシステムは一般に遅延が大きく、本基盤上で構築したサービスが実用的に利用可能であるのかが明らかでない。そこで本論文では、脳活動に基づいて機器の操作を可能にする BMI (Brain Machine Interface) 技術を実際の生活環境に適用することを旨としたネットワーク型 BMI プロジェクト [2]

に着目する。同プロジェクトで検討されている BMI 応用サービスは、脳活動データに加えて実環境センサなどの情報を統合してユーザの意図を判別し、実空間内のアクチュエータなどに作用することを想定しており、実時間性が必要な実空間サービスとして位置づけられる。本論文では、BMI 応用サービスにエージェントベース分散処理基盤を適用し、シミュレーションによって基盤の検証を行うとともに、実際の生活環境を模した実験設備において実機を用いた検証を行うことで、エージェントベース分散処理基盤の実サービスへの適用可能性を明らかにする。

以下では、2 章で提案するエージェントベース分散処理基盤について述べる。次に、3 章でネットワーク型 BMI プロジェクトの概要から、BMI 応用サービスにおけるサービス基盤への機能要件を述べる。さらに、4 章で BMI 応用サービスに適用した際のエージェントモデルについて述べる。最後に、5 章で評価システムに基づいた適用可能性の評価結果および考察を述べる。

2. エージェントベース分散処理基盤

2.1 概要

実空間サービスとは、実環境におけるセンサやアクチュエータなどの機器を連携し、ユーザを取り巻く空間に作用を及ぼすサービスであり、個々のユーザや空間の状況に適応したサービスが提供される必要がある。たとえば住環境におけるサービス展開を考えると、家庭によって設置される機器が異なり、その使われ方についても、カメラであれば防犯、子供の見守り、遠隔介護といったように様々なケースが存在するため、作用を及ぼす対象となる空間の特性に合わせたサービス設計がなされるべきである。その実現のためには、個々のサービスを低コストで容易に構築できることが重要であり、要素技術の水平展開を可能とする基盤が必要である。基盤はサービスを容易に構築可能な設計手法を提供することが求められ、特に空間特性への細やかな適応という観点では、サービス提供者ばかりでなく、ユーザ自身も容易にサービスの構成やカスタマイズを行えることが望ましい。

このような基盤として研究開発を進めてきた Smart Shadow では、実空間内のサービスに関わる要素を「機器」「ユーザ」「場」という人間にとって認識しやすい単位で定義し、エージェントとして抽象化することで、特定の空間内におけるサービスの容易な構築・カスタマイズを可能とした。また、USDL [3] によってエージェントおよびその関連を記述することで、実空間下の多様な機器を有機的に連携可能とした。さらに、実空間サービスを提供するにあたって重要な、複数のユーザやサービスが同一空間内で併存した際の資源および環境競合を検出可能な枠組みを提案した。

本論文では、Smart Shadow に対し、ネットワーク上の

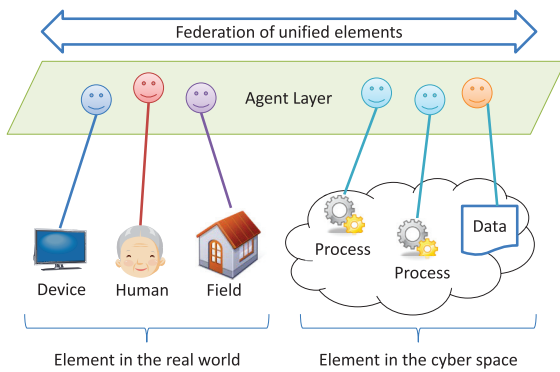


図 1 要素の抽象化とエージェントの連携

Fig. 1 Abstraction of elements and federation as agents.

処理や一定のデータなど異なる要素と動的に連携可能とする拡張を行ったエージェントベース分散処理基盤を提案する。本基盤では、エージェントによってシステム全体を疎結合で表現することで、多様な実空間や仮想空間内のリソースと連携した高度な実空間サービスを提供可能とする。また本論文では、ネットワーク型 BMI プロジェクトを具体的な対象として実証実験を行っているが、それにとまって BMI 応用サービスの構築に適したエージェント構成モデルを提案している。これについては、4 章で述べる。

以下では、提案する基盤の定義とその特徴、および、同基盤への要求と具備すべき機能について述べる。

2.2 定義と特徴

エージェントベース分散処理基盤では、以下の方法によりサービスを構成する。

要素の抽象化

図 1 のように、Smart Shadow で提案した実空間内の機器 (Device)・ユーザ (Human)・場 (Field) といった物理的・論理的な要素だけでなく、仮想空間内に存在する一定の不可分な処理やデータなど論理的な要素も統一的に抽象化し、エージェントとして表現する。

エージェントの連携によるサービス表現

サービスは、複数のエージェントを一連のフローとして構成し、それらの連携として表現する。

仮想空間内の要素もエージェントとして定義したことにより、Smart Shadow では考慮していなかった、サービス内におけるデータの流れや配置に関する見読性が得られる。3.3.1 項で述べる BMI における脳情報のように、機微な個人情報に関しては、特にこうした見読性が重要となる。たとえば、プライバシーを重視して個人情報をローカルの機器で処理するか、クラウドに提供することでよりリッチなサービス^{*1}を享受するかといった、処理場所に関するユー

^{*1} たとえば、クラウド上で多数のユーザの情報を集積し統計処理などを行うことで、サービス精度の向上や、単一ユーザの情報を用いるだけでは不可能なサービスの実現といった利点が得られると考えられる。

ザの意思を反映させる必要性が生じた場合には、ユーザにとっての見読性が重要となると考えられる。

また、こうした要素の抽象化によって、機器などの多様性・異種性への対応と、本質的なサービスロジックとを分離することができる。すなわち、サービスの構築に際してはエージェントという抽象化されたコンポーネントさえ扱えばよいため、サービス提供者やユーザにとっては機器の異種性などが隠蔽された状態でサービスの構築やカスタマイズが可能となる。さらに、抽象化の単位であるエージェントを既存研究と比べ細かい粒度で定義可能とすることで、細粒度に定義した要素を複数サービス間で共用することが可能となる。加えて、既存の外部サービスと連携が必要な場合や、性能面やポリシなどの要求から分割できない一定の処理と連携する必要がある場合でも、それらの対象を統一的にエージェント化することで、異なる粒度の要素が混在したサービス提供基盤の実現が可能となる。既存研究に対する粒度のとりえ方の違いについては、2.4 節で述べる。

一方で、ユーザ数やデータ量の増大に対しても、負荷の高いエージェントを複製して異なる機器に分散配置し、処理フローを冗長化することで、量的な拡張性を実現できると考えられる。さらに、質的な拡張性についても、前述のように細かい粒度で定義されたエージェントの疎結合でサービスが構成されることから、垂直統合で構築されるシステムと比べ仕様変更の影響が局所的であり、使用するエージェントを差し替えることで機器や処理の切替えが可能である。

2.3 要求と具備すべき機能

2.3.1 基盤への要求

実空間サービスにはユビキタス性が重要であり、かつ、ネットワーク上の処理やデータと連携して提供される必要があるため、サービスを構成するエージェントはネットワーク上に適切に分散していることが望ましい。また、そのような環境で一定の品質のサービスを提供可能とする必要がある。さらに、位置情報や嗜好などユーザのパーソナルデータを利用して実空間に作用を及ぼすため、社会的に受容されるよう、それらのデータを取り扱う必要がある。

すなわち、エージェントベース分散処理基盤は、図 2 に示す以下の要求をすべて充足しつつ、多様性・異種性に対応した動的な基盤として実現する必要がある。

(a) 物理的な制約の隠蔽

実空間・仮想空間の要素を統一的に抽象化するため、機器やネットワークなどの性能・容量およびその利用率など、物理的な資源の多様性・動的性を隠蔽する。

(b) サービスの品質

物理的な制約の下で、各サービスが求める遅延や処理の精度などの品質を満たす。

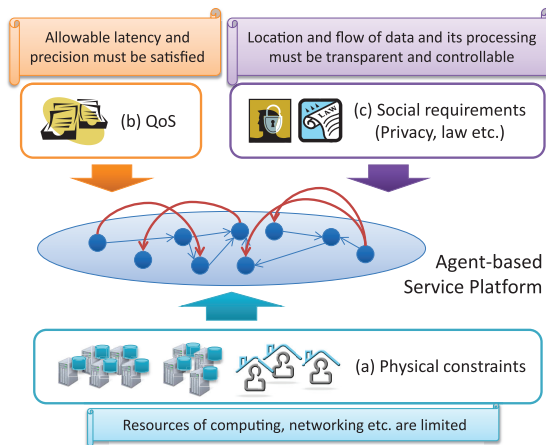


図 2 エージェントベース分散処理基盤への要求
 Fig. 2 Requirements for agent-based service platform.

(c) ユーザおよび社会的な要求

物理的な制約の下で、ユーザや社会的なポリシーに応じてデータが透過的に取得・保管、および、流通され、ネットワーク上の処理と連携する。

2.3.2 具備すべき機能

2.3.1 項で述べた要求を満たすため、エージェントベース分散処理基盤においては、以下のような機能を提供する。

(A) エージェントの適応的配置

物理的に異種なネットワークを含むネットワークポロジ上でエージェントを連携させることができ、かつ、サービスアプリケーションからの要求に応じてエージェントの複製を作成したり他の機器に移動させること（モビリティ）が可能な機構を提供する。これにより、今後、エージェントが自律的にこの機構を用いる仕組みについても検討が可能となる。すなわち、エージェントが自らの複製生成や移動をサービス実行中にリアルタイムに行うことで、機器性能やネットワーク使用率といった動的な状況を隠蔽した適応的なエージェント配置を実現することが考えられる。

(B) ルールによるエージェントの連携

手続き的な記述ではなく、状況に依存してサービスが実行されるルールベースの記述手法および処理機構を提供する。ここでのルールとは、実空間や仮想空間における何らかのイベントを契機にサービスが駆動するその対応付けであり、このルールに基づいてエージェントが連携する。モジュール化されたルールの追加や差し替えを行うことで、多様な機器やユーザ、あるいは他のサービスと柔軟に連携させることが可能となる。

2.4 関連研究

エージェントベース分散処理基盤においては、住環境のような一般環境においてユーザや空間の状況に応じたサービスを提供することを想定しており、実空間に遍在する機

器などを相互に連携する必要がある。そのため、自律性およびモビリティのあるエージェントを活用することが必要であると考えられる [4]。文献 [5], [6] では、このような環境でコンテキストウェアサービスを提供するための基盤として、ユーザや機器、ユビキタスサービスにそれぞれエージェントを割り当てて要素やサービス全体を統一的に取り扱える枠組みを提案し、情報提示アプリケーションによって検証している。また、文献 [7], [8] では、住環境における高度なサービスを提供するための枠組みを提案しており、ユーザの行動目的をスマートハウス内に設置したセンサなどから一連のエージェントで推定し、その結果を実空間内のロボットや機器駆動に用いる環境を構築している。さらに文献 [9] では、高度なサービスを動的に連携可能とするため、ワークフローに基づいて実行時にエージェントを連携させる枠組みを提案している。

これら既存の枠組みでは、Web サービスのように比較的粒度の粗いサービスを連携させることが前提となっているが、我々はより細かい粒度にも対応したモデル化が必要であると考えている。本研究では、特定の閉じた空間ではなく、実際の空間における様々な場所・状況において広くサービスが提供されることを目指しているが、粗粒度なサービスのみでは適用できる環境に限りがあり、望ましくない。たとえば、一般住宅とオフィスビルとでは家電や業務用機器など存在する機器が異なるため、住宅向けサービスをオフィスビルにそのまま持ち込んで利便性を追求することは困難と思われる。環境ごとに異なる機器を用いて同種のサービスを実現する場合*2について考えてみると、サービスの構成要素を環境に合わせて置き換えたいうで、共通する要素は流用することができれば、環境に合わせたバリエーションの構築が容易になるはずである。すなわち、サービスの構成要素を細分化し、それらを個別に流用したり連携させたりすることができれば、様々な空間にまたがってサービスがシームレスに提供されることが期待できる。その実現のために、実空間の構成要素を「機器」「ユーザ」「場」といった人間にとって認識しやすい単位で抽象化し、合わせて仮想空間上の「処理」や「データ」も抽象化したうで、それらを再利用して連携可能とするような基盤技術が必要であると考えている。

一方で、エージェントベースのシステムにおいては、2.3.1 項で述べたサービス品質の維持が課題となる。文献 [10] では、エージェントの連携による処理全体に対してネットワークの QoS を考慮することで、サービス品質を確保する枠組みを提案している。また、文献 [11] では、広域環境モニタリングのサービス構築を容易にするミドルウェ

*2 例として、ユーザの体感に合わせた屋内空気環境を実現することを考えると、サーキュレータや家庭用エアコン、業務用空調機器、除/加湿機など、異なる環境でそれぞれに存在する機器を組み合わせる必要がある。

アの一部として、タスクフォースと呼ばれる複数エージェントからなるグループにデータ処理を適宜割り当て、処理の分散化を実現している。

我々の想定する実空間サービスでは、機器などの空間に依存した要素と処理などの空間に依存しない要素が併存しており、それら多様な要素をエージェントとして連携させるためには、実空間の特性を考慮してエージェントの適応的な配置を行い、QoS や処理分散化を実現する必要がある。そのために、エージェントベース分散処理基盤では、2.3.2 項に述べたようにエージェントで要素を抽象化したうえでモビリティを持たせることを提案している。

3. BMI 応用サービスとサービス基盤の必要性

3.1 概要

2 章で提案したエージェントベース分散処理基盤の実サービスへの適用可能性を検証するためには、実時間性が要求されるサービスによる評価が必要である。そこで本論文では、BMI (Brain Machine Interface) 技術を実際の生活環境に適用することを目指したネットワーク型 BMI プロジェクトに着目し、同プロジェクトで検討されている BMI 応用サービスを用いた検証を行う。

以下では、ネットワーク型 BMI プロジェクト、および、BMI 応用サービスを実現するためのサービス基盤の必要性や機能要件について述べる。

3.2 ネットワーク型 BMI プロジェクト

脳と機器のマンマシンインタフェースを提供することを目指した BMI 技術は、これまで、fMRI^{*3}や MEG^{*4}など大規模な脳活動計測器を用いて、脳の特定の部位がどのような機能を持っているのかを実験室レベルで明らかとしてきた。また、その知見に基づいてユーザの脳活動データから意図を判別 (脳情報解読) することで、機器を駆動可能であることを示した [12]。

このような BMI 技術を自宅や診療所など、一般的な生活環境 (実環境) に適用するためには、(i) 大規模な fMRI や MEG ではなく、より可搬性の高い NIRS^{*5}や EEG^{*6}を利用し、(ii) 微弱な脳活動信号に対する実環境の様々な機器や人体そのものからのノイズ (アーチファクト) を考慮する必要がある。一方で、脳情報解読の観点からは、(iii) 環境が時々刻々と多様に変化するため、環境を制御可能な実験室での知見をそのまま適用できず、画一的なモデルに依存しない柔軟な解読処理を実現する必要がある。さらに、(iv) ユーザによって脳活動のパターンは異なり、かつ、ユーザの意図や操作したい対象などによって最適な脳情報解読

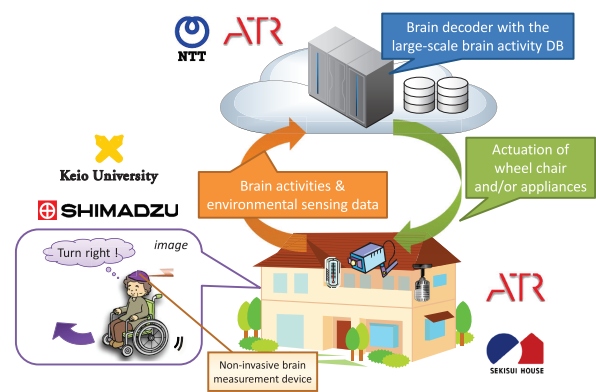


図 3 ネットワーク型 BMI プロジェクトの概要
Fig. 3 Overview of Network BMI Project.

手法が異なるため、動的に解読処理を変更できることが望ましい。

そこで我々は、BMI 技術を実環境に適用し、車椅子や住設機器・家電など様々な機器を操作可能とすることで、BMI を活用した各種応用サービス (BMI 応用サービス) の実現を目指した、ネットワーク型 BMI プロジェクトを進めている (図 3)。本プロジェクトでは、NIRS や EEG の小型化を進めることで (i) の課題の解決を図り、ネットワーク上のデータベースに多数かつ長時間のユーザの脳活動データおよび実環境センサデータなどを集積することで、データ駆動型の脳情報解読処理を実現し、(ii)–(iv) の課題の解決を図って機器操作を可能とする。具体的には、過去の脳活動データとそのデータを計測した際のユーザの意図 (行動など) を元に脳情報解読処理を行い、またその際にアーチファクトを含む環境の多様な状況やその変化も一連の解読処理の対象とすることで、(ii) および (iii) の課題を解決する。さらに、ユーザや処理対象などに応じて柔軟に解読手法を切り替えることで、(iv) の課題を解決し、実環境における脳情報解読を実現する。

3.3 BMI 応用サービスを実現するためのサービス基盤

3.3.1 サービス基盤の必要性

BMI を実環境に適用するためには、3.2 節で述べたように、脳活動データおよび実環境センサデータなど各種データや脳情報解読処理、実世界の機器などをネットワーク上で連携させて、状況に応じた柔軟なユーザの脳情報解読を一定の遅延時間で実現する必要がある。また、BMI 応用サービスを実際に展開するためには、ユーザ数やデータ量など数的な規模への拡張性を備えるとともに、センサや家電など機器の多様化、BMI 応用サービスの多様化など質的な規模への拡張性も備える必要がある。一方で、脳活動データは機微な個人情報であり、そのデータの取得・保管・処理においては、ユーザごとに異なるポリシーを考慮する必要がある。

BMI 技術は実環境における多様なサービスに適用でき、

*3 functional magnetic resonance imaging, MRI を用いた脳血流測定

*4 Magnetoencephalography, 脳磁図

*5 Near-infrared spectroscopy, 近赤外光による脳血流測定

*6 Electroencephalography, 脳波計

また、それらサービスどうしの連携によって有用性を向上させることが重要であるが、以上の要求を同時に満たしつつ、サービスを個別に構築・提供することは非常に困難である。したがって、サービスを容易に構築可能とするため、上記の要求を満たすサービス基盤が必要である。

3.3.2 サービス基盤の機能要件

BMI 応用サービスにおいては、センサやアクチュエータなどの機器、脳情報解読処理や既存サービスなどの様々な処理、および、各種データベースなど、サービスに関わる多様な要素を連携させる必要がある。そのようなサービスを容易に構築可能な基盤においては、3.3.1 項で述べた要求に基づいて、以下のような機能要件を満たす必要がある。

要件 1 (要素の多様性・異種性の隠蔽) 機器や処理、データなど各種要素の多様性・異種性を隠蔽し、サービス提供者やユーザが容易に認識できる。

要件 2 (要素の動的な連携) 要素が状況に応じて動的に連携することでサービスを実現し、かつ、サービス提供者やユーザが容易にサービスを設計・変更できる。

要件 3 (要素の数的・質的な拡張性) ユーザ数の増加など数的規模の拡大、および、機器や処理の多様性など質的規模の拡大に対して、サービス提供者やユーザの要求に応じつつスケールできる。

要件 4 (要素の連携における見読性) ユーザのデータの取得・保管、および、ネットワーク上での処理が、指定したポリシーに従っているのかを確認できるよう、サービス提供者やユーザが透過的に把握できる。

4. エージェントベース分散処理基盤の BMI 応用サービスへの適用

4.1 適用可能性を検証するための BMI 応用サービス

BMI 応用サービスは、3.3.1 項で述べたように実空間内の機器などだけでなく仮想空間上の処理やデータと連携しつつ、実時間性を確保してサービスを提供する必要があるため、エージェントベース分散処理基盤の適用可能性を検証するための実サービスとして有用である。

また一方で、エージェントベース分散処理基盤は 3.3.2 項で述べた BMI 応用サービスの機能要件を満たす性質を備えている。すなわち、2.2 節で述べた要素の抽象化による多様性・異種性の隠蔽が要件 1 に対応し、同様に 2.2 節で述べたエージェントの連携による要素の動的な連携や数的・質的な拡張性は、要件 2 と要件 3 に対応する。さらに、エージェントベース分散処理基盤では、抽象化されたエージェント単位でデータが取り扱われるため、サービス提供者やユーザが容易に処理フローを把握でき、定性的には要件 4 も満たしうるといえる。

このように、BMI 応用サービスの要件はエージェントベース分散処理基盤において検討すべき課題と対応しているため、実時間性が必要な他の実空間サービスに適用する

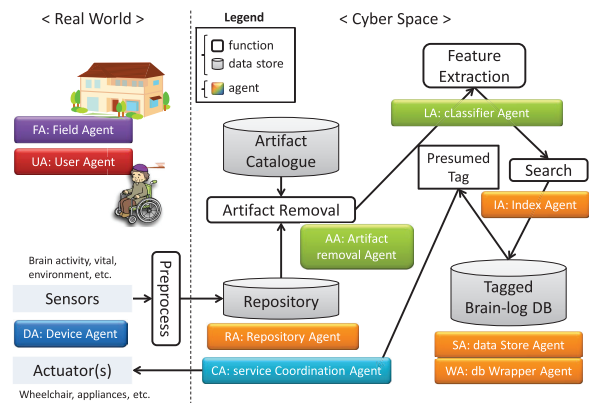


図 4 想定処理フローとエージェントの構成

Fig. 4 Presumed processing flow and composition of agents.

ための基盤技術の充足性を評価するためにも有用である。

そこで本論文では、BMI 応用サービスに基づいた評価システムを構築して検証を行う。具体的には、エージェントベース分散処理基盤のアプローチに対する適用可能性の検証に主眼を置き、エージェント連携の遅延時間を評価対象とする。なお、前述した BMI 応用サービスの機能要件への充足性は定性的な観点であり、これらの定量的な検証も必要である。これら個々の機能要件の検証に関しても、5.4 節で言及する。

4.2 BMI 応用サービスへの適用

エージェントベース分散処理基盤におけるサービスは、一定の粒度で構成された複数のエージェントを一連のフローとして構成し、それらの連携として表現されるため、処理フローを前提にエージェント群を構築する必要がある。

ネットワーク型 BMI プロジェクトでは、脳活動データからユーザの意図を判別し、実空間の車椅子や住設機器を駆動させる BMI 応用サービスの一連のフローを、図 4 に示す機能およびデータストアの連携として実現することを提案している。具体的には、ユーザの脳活動データを取得した後、前処理を行ってリポジトリに蓄積する。次に、状況に応じてアーチファクトを除去し、特徴量抽出を行う。さらに、過去の脳活動データの特徴量とその際のユーザの意図 (タグ) の対応表 (タグ付きブレインログ) を検索し、結果を推定タグとして取得して現在のユーザの意図を判別する。最後に、判別結果に基づいて実空間のアクチュエータを駆動する。

本論文では、図 4 に示す想定処理フローに基づいたエージェント構成を提案する。このエージェント構成モデルは様々な BMI 応用サービスの構築に有用なモデルとして、サービス間の連携や脳情報解読アルゴリズムの差し替えに対応可能なよう、機能の切り分けやエージェントの粒度を検討した。本論文では触れないが、BMI による住設機器制御以外のサービスについても、本モデルを用いた BMI 応用サービスと連携させる形での実環境検証を進めている。

また脳情報解読アルゴリズムについても、複数のアルゴリズムを切り替えて利用する場合について、本モデルを用いた実環境での検証を進めているところである。

以下、4.3節において、各エージェントの役割を述べる。

4.3 エージェントの構成

エージェントは、実空間の要素を抽象化したエージェントと、仮想空間上の処理や一定のデータなどの要素を抽象化したエージェントに分類できる。それぞれの役割と動作について、以下で述べる。

4.3.1 実空間のエージェント

実空間に存在する要素を抽象化したエージェントは、文献 [1] に基づいて以下のように構成した。

ユーザエージェント (UA)

特定のユーザを抽象化し、自身の脳活動データを DA から取得する。取得した脳活動データに前処理を加えた後、ユーザの設定したポリシーに従って RA に送出し、脳情報解読処理を依頼する。また、BMI 応用サービスでは、脳活動データから判別した結果と実空間の機器の動作を関連づける必要があるが、ユーザによって所望の動作は異なりうる。そこで、この一連の対応関係をサービスルールと呼び、各 UA が保持し、事前に FA に対して登録依頼を行うことで、一連のサービスを実現する。

デバイスエージェント (DA)

特定の機器または機器群を抽象化し、センシングデータやステータスなど機器の状態を管理する。また、他のエージェントからの要求に応じて、それらのデータの送付や、管理下にある機器の駆動を行う。

フィールドエージェント (FA)

部屋などの特定の実空間領域 (場) を抽象化し、同空間内に存在する UA, DA を管理する。環境センサは空間に設置されるため、FA が DA から実環境センサデータを取得し、RA に送付する。また、サービスルールの登録依頼が UA から行われた場合、自身の配下にある DA と対応付けた後、CA に対してサービスルールの登録依頼を送付する。脳情報解読の結果、CA から機器の駆動要求を受け取った際は、適切な DA に対して駆動要求を行う。

4.3.2 仮想空間のエージェント

BMI 応用サービスにおける脳情報解読処理やデータストアを抽象化した仮想空間のエージェントは、4.2 節で述べたフローに基づいて以下のように構成した。

リポジトリエージェント (RA)

実環境のデータと仮想空間における処理やデータストアとの接続機能を抽象化し、サービス上でのデータの取扱いを管理する。FA から実環境センサデータを受け取った際には SA に送付して蓄積し、UA から脳活動データを受け取った際には LA に送付することで脳情報解読処理を依頼する。

判別エージェント (LA)

脳情報解読処理の中核となる判別器を抽象化し、脳活動データからユーザの意図を判別する。事前に CA からサービスルールの登録を受け付け、判別結果と機器の駆動を対応付ける。次に、RA から脳活動データを継続的に受け取り、AA にアーチファクトの除去を依頼した後、特徴量を算出して IA に検索を依頼する。最後に、検索結果から得られた推定タグに該当するサービスルールが存在した場合、CA に通知する。

アーチファクト除去エージェント (AA)

状況に応じたアーチファクト除去機能を抽象化し、脳活動データを LA から受け取って、除去結果を返す。

インデックスエージェント (IA)

脳情報解読処理の検索機能を抽象化し、索引構造を保持する。LA から受け取った脳活動データの特徴量に基づいて索引を検索し、その結果に基づいて類似する特徴量のタグを SA から取得する。得られたタグは、LA に送付する。データストアエージェント (SA) およびラッパーエージェント (WA)

データストアの種別やノードを抽象化し、SA は WA の管理、WA はデータストアの管理を行う。WA はリレーショナル型データベースや key-value 型データストアなど、各種データストアを 1 つ接続することが可能とし、SA において複数の WA を管理することで、異なるデータストアを抽象化する。

サービス連携エージェント (CA)

BMI 応用サービスにおけるエージェント連携機能を抽象化し、脳活動データに基づいてユーザが機器制御を行うためのサービスを仲介する。事前に FA から受け取ったサービスルールは、自身のリストに登録するとともに LA に送付し、脳情報解読結果と機器の駆動の対応付けを依頼する。LA からトリガに該当する脳情報解読結果が得られたことを通知された際には、その結果を依頼元の FA に通知する。

5. BMI 応用サービスによるエージェントベース分散処理基盤の評価

5.1 評価の概要

エージェントベース分散処理基盤の実サービスへの適用可能性を評価するため、まず、4.3 節で述べた BMI 応用サービスのエージェント構成に基づいて評価システムを構築し、シミュレーションによって基盤としての特性を評価する。次に、ネットワーク型 BMI プロジェクトで構築した実際の生活環境を模した実験設備「BMI ハウス」内において、実機および実環境を想定して改良を進めている脳情報解読処理を用いた実サービスとしての特性評価を行う。

以下では、それぞれの評価に用いた評価システムと評価環境、および、遅延時間に対する評価結果を述べる。

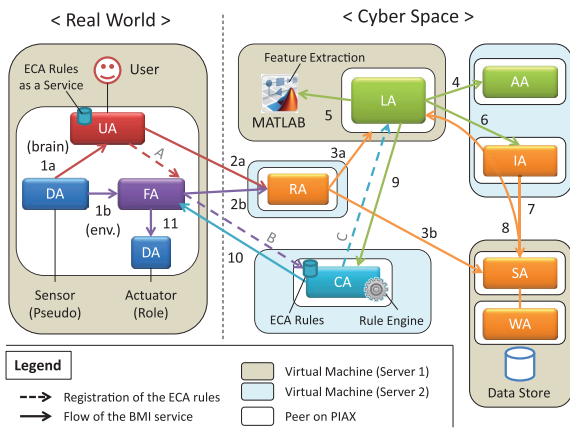


図 5 シミュレーション評価システムのエージェント構成

Fig. 5 Agent composition of the simulation evaluation system.

5.2 シミュレーションによる遅延時間の検証

5.2.1 シミュレーション評価システムの実装

4.3 節で述べたエージェントモデルに基づいて、図 5 に示すシミュレーション評価システムを実装した。実際にエージェントを連携させるためには、異なる機器上に配置されたエージェントがネットワーク越しに互いの機能と呼び出すための実装が必要である。加えて、2.3.2 項の (A) に述べたように、エージェントの複製や移動が可能である必要がある。その実装として、P2P エージェント基盤 PIAX [13] を用いた。

本システムは、エージェントおよび付随する機能は Java で実装した。脳活動データについては、脳活動計測器用の DA に疑似データ生成機構を設け、EEG を 256 Hz, 24 チャンネルで計測した際と同等のデータ量*7 を送出できるようにした。また、脳情報解読処理の一部については、MATLAB で実装された処理と LA における処理を連携可能とし、IA における検索構造としては M-Index [14] を採用した。WA 配下のデータストアとしては、PostgreSQL を配置した。

一方で、UA や FA, CA において利用されるサービスルールについては、2.3.2 項の (B) で述べたように状況に応じて柔軟に連携できるルールベースでの記述が望ましい。その要件を満たす方式として、アクティブデータベースなどで用いられる ECA ルール [15] を採用した。具体的には、ECA ルールを JSON *8 形式で記述可能とし、CA にルール解釈エンジンを実装した。また、AA については、アーチファクト除去法が未定のため、現段階では特段の処理をしないものとした。

5.2.2 シミュレーション評価環境の構築

実環境を想定したシミュレーション環境を構築するため、次のような環境に評価システムを展開した。

まず、各エージェントは、図 5 に示すように PIAX ピア上に配置し、各ピアを異なる仮想マシンに配置した。次に、

*7 30 ms ごとに 1,480 byte のデータを生成。

*8 <http://www.json.org/>

表 1 シミュレーション評価の環境

Table 1 Environment of simulation evaluation.

区分	項目	詳細
物理サーバ (2 台)	CPU	Intel Xeon X5677 ×2
	RAM	32 GB
	HDD	3 TB (250 GB×12)
	Hypervisor	VMware ESX 4.1.0
	Network	1000BASE-T
実空間側の 仮想マシン	CPU	512 MHz (相当) ×1
	RAM	512 MB
	OS	CentOS 6.0
仮想空間側の 全仮想マシン	Network	50 Mbps
	CPU	3.46 GHz ×1
	RAM	2 GB
	OS	CentOS 6.0
	Network	1 Gbps

表 2 シミュレーション評価の条件

Table 2 Conditions of the simulation evaluation.

エージェント	項目	詳細
UA	ECA ルール数	100 *10
	初期データ数	10
IA (M-Index)	kNN	5
	Pivot 数	5
	クラスタ最大レベル数	2
	クラスタ最大要素数	3

各仮想マシンは、エージェントが他のエージェントと通信する際に物理的なネットワークを介するよう、表 1 に示す物理サーバ 2 台*9 に対して互い違いに配置した。なお、実空間のエージェントは一般家庭に配置することを想定しているため、1つのピアに全エージェントを配置し、表 1 のように仮想マシンの計算機性能を制約した。また、実空間側と仮想空間側の仮想マシンの間のネットワーク帯域は、家庭用の光回線を想定した 50 Mbps に制約した。

エージェント上で実現するサービスの規模として、現在ネットワーク型 BMI プロジェクトで想定している脳活動データの蓄積量や、提供すべきサービスの複雑さに基づいて、表 2 のように設定した。

5.2.3 エージェント基盤の遅延時間の評価

脳活動計測器を抽象化した DA において疑似データを生成してから、一連の脳情報解読処理を実行し、アクチュエータを抽象化した DA に指令が伝わるまでの遅延時間を、5.2.2 項で構築した環境上で約 5 分間計測した。処理系や OS などの影響を避けるため、安定した結果が得られた最後の約 2 分間の測定結果を抽出した。得られた遅延時間の分布を、箱ひげ図を用いて図 6 に示す。図より、本シミュレーション環境では、おおむね 50 ms 以内 (平均約

*9 図 5 の凡例内 Server 1 および Server 2 の 2 台

*10 シミュレーション実行前に FA を経由して CA に登録し、脳活動データを送出するたびに 100 件中いずれか 1 件のルールに必ず合致するように設定した。

33 ms) で一連の処理が実現できていることが分かる。

一方で、通信時間を除いて最も処理に時間を要する LA における遅延時間の平均を積算した結果を図 7 に示す。なお、図中の凡例に示した数値は、図 5 における LA が関わるフロー番号を示している。図 7 より、LA 内の処理や、他のエージェントおよび処理系に処理を依頼する段階において、処理時間に大きな差があることが分かる。

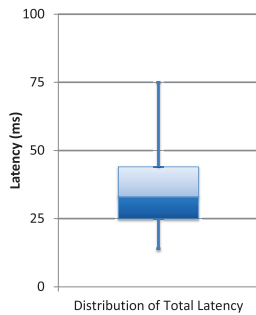


図 6 全体の遅延時間

Fig. 6 Total delay time.

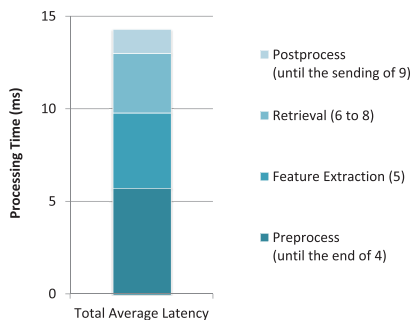


図 7 LA 内の遅延時間

Fig. 7 Delay time in LA.

5.3 BMI ハウス内での遅延時間の検証

5.3.1 BMI ハウス内評価システムの実装

実際の生活環境を模した BMI ハウス内の実機器や、実環境を想定した脳情報解読処理の改良に対応した評価システムを実装するため、5.2.1 項で実装したシステムを図 8 のような BMI ハウス内評価システムとして更改した。以下では、差分について述べる。

脳活動データについては、EEG によって計測された脳活動データを Bluetooth 経由で本システム外の PC が受け取り、さらに同 PC から無線 LAN 経由で本システム内の DA に送出することで、脳活動センサを抽象化した DA にリアルタイムで入力できるようにした。EEG は、本システムで連携する脳情報解読処理の要件に合わせ、256 Hz、8 チャンネルで計測した。アクチュエータとしては、BMI ハウス内の電動車椅子や住設機器、家電など、多様な機器それぞれについて、本システム外のサーバを経由して接続し、それぞれ抽象化した DA と連携可能とした。

脳情報解読処理については、一度の解読処理において複数回の特徴量検索を行うことで精度向上を図る改良を進めている。本システムでは、特徴量検索処理を特徴量抽出処理と検索処理に分割し、それぞれ MATLAB 内の処理と IA 内の処理として実装することで、LA において図 8 中の 4~6 の検索処理を複数回繰り返すことが可能な枠組みとして構築した。また、5.3.2 項で後述する BMI ハウス内環境でのデータ量および脳情報解読処理の要件にあわせ、IA における検索手法として全件探索を採用した。なお、全件探索においては SA および WA は利用しないため、これらのエージェントは接続していない。また、AA についても、本システムでは LA と接続しない。

UA で備えるサービスルールについては、本システムでは車椅子の位置によって異なるサービスを提供すること

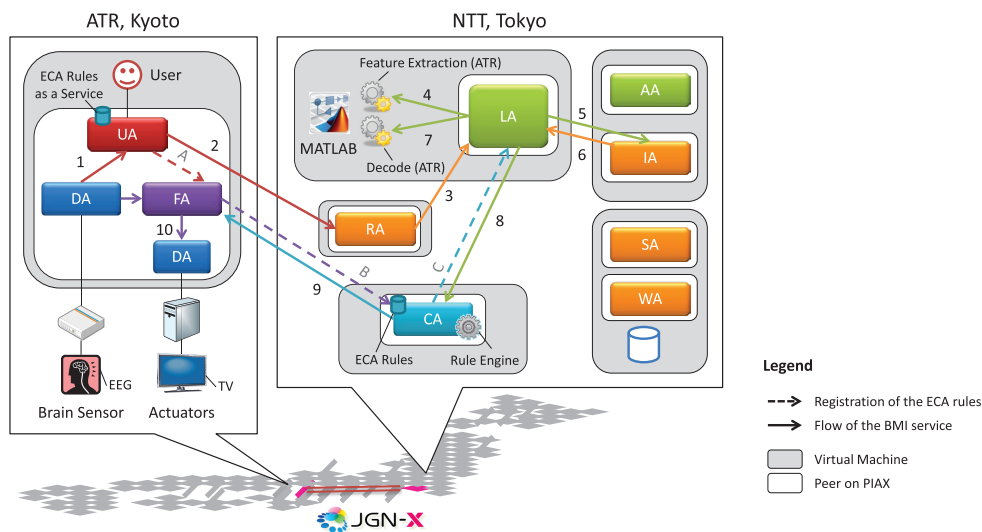


図 8 BMI ハウス内評価システムのエージェント構成と環境

Fig. 8 Agent composition and environment of the BMI House evaluation system.

表 3 BMI ハウス内評価の環境

Table 3 Environment of BMI House evaluation.

区分	項目	詳細
物理サーバ (ATR/NTT)	CPU	Intel Xeon E5-2630 ×2
	RAM	64 GB
	HDD	8 TB (1 TB×8)
	Hypervisor	VMware ESXi 4.3
	Network	1000BASE-T

を想定^{*11}しているため、サービスを記述する ECA ルールの Condition に車椅子の位置を設定することとし、位置に応じたサービスを提供できるよう、UA において脳情報解読処理を開始するトリガを追加するようにした。これにより、BMI ハウス内の機器と MATLAB 内の脳情報解読処理を連携させたサービスを提供可能とした。

5.3.2 BMI ハウス内評価環境の構築

BMI 応用サービスを提供する想定環境に基づいて、次のように遠隔地間で評価システムを展開した。

まず、各エージェントは図 8 に示すように PIAX ピア上に配置し、各ピアは表 1 と同等の仮想マシンに配置した。次に、表 3 のサーバ 2 台をそれぞれ ATR (京都府精華町) および NTT (東京都武蔵野市) に設置し、実空間側の仮想マシンを ATR 内のサーバに、仮想空間側の仮想マシンを NTT 内のサーバにそれぞれ配置した。これらのサーバ間は、JGN-X^{*12}を用いて接続した。

本システムで利用する脳情報解読処理においては、過去の脳活動データと意図の対応表であるタグ付きブレインログをデータベースとして保持する必要があるため、EEG を装着した実際の被験者によって収集した特徴量とタグ (2 値) のデータベースを構築した。また、車椅子の位置に基づいたサービスを提供するため、BMI ハウス内に 4 カ所の位置を定義し、それぞれの位置に応じて EEG による脳情報解読結果を用いた住設機器や家電などの機器駆動を行う ECA ルールを定義した。機器名や具体的なコマンド名を記述的に示したルール例を図 9 に示す。これらの規模については、表 4 のとおりである。

5.3.3 BMI 応用サービスにおける遅延時間の評価

BMI 応用サービスとしての遅延時間を評価するため、5.3.2 項で構築した環境を用いて、実際に被験者に EEG を装着して脳情報解読処理を計 61 回実施し、得られた 2 値の判別結果をテレビの選局に利用する実験を行った。遅延時間としては、EEG を抽象化した DA が脳活動データを受信してから、一連の脳情報解読処理を実行し、アクチュエータを抽象化した DA に指令が伝わるまでの時間を計測した。なお、BMI ハウス内評価システムにおけるサービスは、車椅子の位置に基づいて駆動するが、車椅子の移動は

*11 テレビの前ではテレビの選局, キッチンでは水栓開閉など, 場所に応じて異なる機器を制御することを想定している。

*12 <http://www.jgn.nict.go.jp/>

```
{
  "rule" : {
    "event" : "EEG==1",
    "condition" : [ "車椅子の位置==地点 3" ],
    "action" : [ {
      "device" : "リビング入り口ドア",
      "command" : "閉める"
    }, {
      "device" : "家電 (テレビ)",
      "command" : "選局 (1ch)"
    }, {
      "device" : "電動車椅子",
      "command" : "移動 (地点 4)"
    } ],
    "description" : "地点 3・EEG=1 でのサービスルール"
  }
}
```

図 9 ECA ルールの例

Fig. 9 Example of the ECA rule.

表 4 BMI ハウス内評価の条件

Table 4 Conditions of the BMI House evaluation.

エージェント	項目	詳細
UA	ECA ルール数	8
IA (全件探索)	特徴量数	27,000
	特徴量次元	2

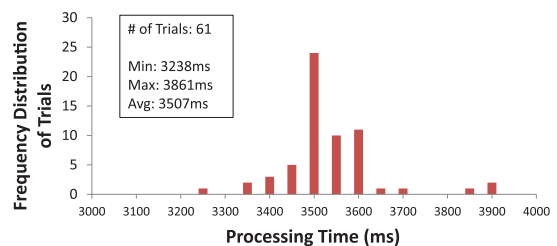


図 10 BMI ハウス内環境における全体の遅延時間

Fig. 10 Total delay time in the BMI House environment.

遅延時間の評価に影響しないため、本評価ではシステム上で仮想的に車椅子を移動させることによって ECA ルールを駆動させることとした。また、本評価システムで連携した脳情報解読処理においては、解読処理を始めるにあたって一定量の脳活動データを蓄積する必要 (図 8 中の 4) があり、このための蓄積時間も含めて測定している。

以上の実験によって得られた遅延時間の度数分布を、図 10 に示す。図より、エージェントベース分散処理基盤上で実現した BMI 応用サービスは、平均 3.5s 程度で一連の処理が実現できていることが分かる。

5.4 考察

5.2.3 項で述べたように、シミュレーション環境においては 50ms 以下で一連の処理が実現できていた。また、5.3.3 項で述べたように、改良された脳情報解読処理を含む BMI 応用サービスへの適用結果においては、3.5s 程度の時間を要していたが、これは解読処理に必要な脳活動デー

タの蓄積時間（平均 3.25s）を含んでおり、基盤としての一連の処理に要した時間は平均 250ms 程度であった。脳情報解読においては、求められる精度に依存するものの、このように一定量の脳活動データを蓄積する必要があり、さらにユーザの意図が脳活動データに表れる遅延時間^{*13}も必要となる。したがって、脳情報解読処理および基盤での遅延時間が数百 ms 程度であるという評価結果は、十分に許容されるといえ、実環境においても実用的である。

なお、現状の BMI ハウス内評価システムにおいては、改良された脳情報解読処理への対応のため、LA において異なる処理系を連携するためのインタフェース呼び出しを多数含む実装となっていることから、脳情報解読処理そのものの改善や処理の統合によって、十分に高速化できると期待される。

一方で、5.2.3 項の結果より、LA の処理ごとに要する遅延時間に大きな違いが見られたが、垂直統合で構築されたシステムの場合は、このような処理ごとに異なる遅延時間を考慮することは難しく、全体で要求される所要時間にあわせて並列化などの高速化手段を導入することになる。しかし、エージェントベース分散処理基盤においては、エージェントという単位でシステムがモジュール化されているため、処理フローを局所的に高速化することが容易である。たとえば、ストリームデータに何らかの変換を加えて転送する処理を行うエージェントを考えると、ストリームデータに対しこの変換処理がボトルネックとなる場合は当該エージェントを複製して他の機器上に配置し、ストリームデータを分割して入力することで、分散処理による高速化が可能である。静的な環境においては、最適化を施した垂直統合型のシステムがエージェントベースのシステムと比べ遅延時間の観点で有利であるが、システムにおける遅延の要因が動的に変化するような場合には、提案基盤は垂直統合型のシステムと比べ効率的な拡張性を実現できるといえる。

以上より、エージェントベース分散処理基盤は、BMI 応用サービスのように実時間性が必要な実サービスを、動的な環境下においても効率的に拡張性を確保して提供できることが明らかとなった。

なお、4.1 節に述べたように、BMI 応用サービスの機能要件（3.3.2 項）に対する定量的な充足性も今後検証する必要がある。今回の実験では、合計 10 種類のエージェントにより、脳活動計測器や車椅子、エアコンなど 10 台の機器を含む実空間要素と仮想空間要素を抽象化し、多様性・異種性の隠蔽とそれら要素の連携を実証した。要件 1 および要件 4 にあげている、要素の認識の容易性や連携の見読性については、BMI ハウスも含め実際の動作環境を複数種類用意し、同一のサービスを垂直統合で構築した場合との

比較の観点でアンケート調査を実施することで、定量的な知見が得られると考えている。また要件 2 として述べた動的な連携については、複数の脳情報解読アルゴリズムを状況に応じて選択可能な機構を組み込み、実証評価を行っていく予定である。要件 3 について、我々は、近年の高齢者単独世帯の増加などを勘案し少なくとも数十万規模で BMI ハウスのような生活環境が展開されることを想定している^{*14}。したがって、この規模感に基づいてシミュレーションにより機器の数や種類、データ量などの増加に対するスケラビリティの検証を行っていくことを考えている。

こうした検証を行う場合にも、本章で得られた遅延時間に関する知見はある程度通用すると考えられる。実際の遅延時間は処理を実行する機器の性能や回線速度に大きく影響を受けるが、たとえば BMI ハウスのような家の数が増えたり、機器の種類が増えたりといった状況に対しては、類似するサービス構成であれば要素間の連携フローの規模は大きくは変わらず、エージェントの局所的な差し替えなどで対応可能である。たとえば、脳情報解読アルゴリズムの選択肢が増えた場合、アルゴリズムを差し替えても経由するエージェント数は変化せず、アルゴリズム部分の処理時間差を除けば遅延時間への影響は少ないと考えられる。これは、エージェントというある程度細粒度な抽象化を行ったうえで 4.3 節に述べたようなモデル化を行ったことの効果である。

6. まとめ

本論文では、実環境に展開されたセンサから状況を把握し、アクチュエータなどを通じて実空間に作用を及ぼす実空間サービスを容易に提供可能とするため、エージェントの連携によってサービスを表現するエージェントベース分散処理基盤を提案した。同基盤の適用可能性を検証するため、実時間性が要求される BMI 応用サービスに適用し、シミュレーション、および、実際の生活環境を模した BMI ハウス内における検証を行った。その結果、分散処理基盤上での遅延時間をおおむね 50ms 以下に抑えられること、また、BMI ハウス内においても脳活動を計測してから数百 ms 程度で機器を駆動できることが分かった。したがって、エージェントベース分散処理基盤は、BMI 応用サービスのような実サービスに対して適用可能であり、実用的に利用可能であることが明らかとなった。

本論文で述べたエージェントベース分散処理基盤を用いることで、エージェントによる抽象化と、それらエージェントの基盤上での水平展開により、従来の垂直統合型のシステム構築と比べ実空間サービスを容易に構築できるようになることが期待される。実際の運用に際しては、サー

^{*13} 外部刺激に対する反応であっても、数百 ms 要する。

^{*14} 内閣府の平成 25 年度高齢社会白書によれば、平成 23 年現在の高齢者単独世帯数は 500 万弱である。http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/index-w.html

ビスベンダが各種エージェントおよびECAルールを定義し、エージェント連携によるサービス表現を実装していくことになる。その中で、本論文に述べたモデルも含めエージェント構成のひな形や個々のエージェントのライブラリが豊富に提供されるようになることを期待している。その実現のために、今後、提案基盤を展開していく際の具体的なAPIやUIについても、BMIハウスを含む実環境での検証を重ね、検討していく予定である。

なお、BMIハウスでは様々な研究が進められており、Kanemuraら[16]によれば脳情報による機器制御に関して公開実験で91.7%の成功率が得られたことが報告されている。本論文で述べたBMI応用サービスとはアルゴリズムやデータが異なるが、こうした取り組みにより開発されたアルゴリズムなども随時エージェントベース分散処理基盤への適用検証を進めていくことを考えている。

その他、今後の課題として、BMI応用サービスに限らない一般的なサービスも容易に構築できるようにし、サービス間で連携可能とするため、サービスを構築するためのエージェントモデルを汎用化することが必要である。また、エージェントの適応的配置の課題に取り組み、人や機器、ルールなどに対する拡張性・記述性を確保する必要がある。

謝辞 本研究の一部は、平成23、24年度総務省委託研究「脳の仕組みを活かしたイノベーション創成型研究開発」による成果である。

参考文献

- [1] Umakoshi, K., Kambayashi, T., Yoshida, M., Takemoto, M. and Matsuo, M.: S³: Smart Shadow System for Real World Service and Its Evaluation with Users, *Proc. 11th IEEE/IPSJ International Symposium on Applications and the Internet (SAINT 2011) workshops*, pp.394–401 (2011).
- [2] NTT ニュースリリース: ネットワーク型ブレイン・マシン・インタフェース (BMI) の一般生活環境への適用可能性を確認, 入手先 (<http://www.ntt.co.jp/news2012/1211/121101a.html>).
- [3] Ubiquitous Networking Forum: Universal Service Description Language (2010), available from (<http://www.ubiquitousforum.jp/documents/usdl/down-e.html>).
- [4] Augusto, J., Nakashima, H. and Aghajan, H.: Ambient Intelligence and Smart Environments: A State of the Art, *Handbook of Ambient Intelligence and Smart Environments*, pp.3–31, Springer (2010).
- [5] Dimakis, N., Soldatos, J., Polymenakos, L., Bürkle, A., Pfirrmann, U. and Sutschet, G.: Agent-based Architectural Framework Enhancing Configurability, Autonomy and Scalability of Context-aware Pervasive Services, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, Vol.21, No.1, pp.36–68 (2010).
- [6] Soldatos, J., Pandis, I., Stamatis, K., Polymenakos, L. and Crowley, J.L.: Agent Based Middleware Infrastructure for Autonomous Context-aware Ubiquitous Computing Services, *Computer Communications*, Vol.30, No.3, pp.577–591 (2007).
- [7] Benta, K.-I., Hoszu, A., Vacariu, L. and Cret, O.: Agent Based Smart House Platform with Affective Control, *Proc. 2009 Euro American Conference on Telematics and Information Systems: New Opportunities to increase Digital Citizenship*, pp.1–7 (2009).
- [8] Cook, D., Youngblood, M., Heierman, E., Gopalratnam, K., Rao, S., Litvin, A. and Khawaja, F.: MavHome: An Agent-based Smart Home, *Proc. 1st IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications 2003 (PerCom 2003)*, pp.521–524 (2003).
- [9] Bidot, J., Goumopoulos, C. and Calemis, I.: Using AI Planning and Late Binding for Managing Service Workflows in Intelligent Environments, *Proc. 8th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications 2011 (PerCom 2011)*, pp.156–163 (2011).
- [10] Klein, A., Fuyuki, I. and Honiden, S.: A Scalable Distributed Architecture for Network- and QoS-aware Service Composition, *International Joint Agent Workshop and Symposium 2012 (iJAWS 2012)* (2012).
- [11] Dauwe, S., Renterghem, T.V., Botteldooren, D. and Dhoedt, B.: Multiagent-Based Data Fusion in Environmental Monitoring Networks, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, Vol.2012, pp.1–15 (2012).
- [12] 岡部達哉, 山田健太郎, 木村真弘, 戸田明祐, 佐藤雅昭, 山下宙人, 武田祐輔, 川人光男: 考えるだけで機械を操作するBMI技術, *Honda R&D Technical Review*, Vol.22, No.2, pp.91–98 (2010).
- [13] Teranishi, Y.: PIAX: Toward a Framework for Sensor Overlay Network, *Proc. 6th IEEE Conference on Consumer Communications and Networking Conference (CCNC 2009)*, pp.1212–1216 (2009).
- [14] Novak, D., Kyselak, M. and Zezula, P.: On Locality-sensitive Indexing in Generic Metric Spaces, *Proc. 3rd International Conference on Similarity Search and Applications (SISAP 2010)*, pp.59–66 (2010).
- [15] Widom, J. and Ceri, S.: *Active Database Systems: Triggers and Rules for Advanced Database Processing*, Morgan Kaufmann (1996).
- [16] Kanemura, A., Morales, Y., Kawanabe, M., Morioka, H., Kallakuri, N., Ikeda, T., Miyashita, T., Hagita, N. and Ishii, S.: A Waypoint-based Framework in Brain-controlled Smart House Environments: Brain Interfaces, Domotics, and Robotics Integration, to appear in *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (2013).



竹内 亨 (正会員)

平成 13 年大阪大学基礎工学部情報科学科卒業。平成 15 年同大学大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。平成 18 年同大学院情報科学研究科博士後期課程修了。博士 (情報科学) (平成 18 年 3 月, 大阪大学)。同年同研究科マルチメディア工学専攻助手, 平成 19 年同助教, 平成 21 年情報通信研究機構専攻研究員を経て, 平成 23 年日本電信電話株式会社未来ねっと研究所研究主任となり, 現在に至る。ソーシャルネットワークおよびオーバーレイネットワークを活用した情報システムの研究開発・展開活動に従事。本会論文賞を受賞。IEEE 会員。



坂野 遼平 (正会員)

平成 22 年北海道大学情報エレクトロニクス学科卒業。平成 24 年同大学大学院情報科学研究科修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。現在に至る。主に広域分散処理技術とその応用についての研究に従事。IEICE, JSSST, DBSJ 各会員。



馬越 健治 (正会員)

平成 19 年早稲田大学理工学部コンピュータ・ネットワーク工学科卒業。平成 21 年同大学大学院基幹理工学研究科情報理工学専攻修士課程修了。修士 (工学)。同年日本電信電話株式会社入社。現在, 同社未来ねっと研究所研究員。実空間情報を活用するサービス提供基盤の研究開発に従事。IEICE 会員。



兼村 厚範

平成 21 年京都大学大学院情報学研究科博士課程修了。博士 (情報学) (平成 21 年 9 月, 京都大学)。日本学術振興会特別研究員, カリフォルニア大学サンタクルーズ校リサーチフェロー, ATR 脳情報解析研究所研究員を経て, 現在, 大阪大学産業科学研究所特任研究員。多次元信号処理の統計的機械学習の研究とその応用に従事。平成 22 年日本神経回路学会論文賞受賞。IEEE, IEICE, JNNS 各会員。



川鍋 一晃

平成 2 年東京大学工学部計数工学科卒業。平成 4 年同大学大学院工学系研究科修士課程修了。平成 7 年同大学院工学系研究科博士課程修了。博士 (工学) (平成 7 年 3 月, 東京大学)。同年同研究科数理工学専攻助手, 平成 12 年フラウンホーファー財団 FIRST 研究所研究員を経て, 平成 23 年株式会社国際電気基礎技術研究所脳情報通信総合研究所主任研究員となり, 現在に至る。実環境におけるブレイン・マシン・インタフェースのための脳情報解読法の研究開発に従事。神経回路学会論文賞を受賞。



川野 哲生 (正会員)

平成 3 年熊本大学工学部電気情報工学科卒業。平成 5 年九州大学大学院総合理工学研究科情報システム学専攻修士課程修了。平成 8 年同博士課程修了。博士 (工学) (平成 8 年 3 月, 九州大学)。平成 8 年日本電信電話株式会社入社。高速インターネット技術とその応用についての研究に従事。現在, 日本電信電話株式会社未来ねっと研究所主任研究員。IEICE 会員。



神林 隆 (正会員)

昭和 62 年慶應義塾大学工学部数理科学科卒業。平成元年同大学大学院理工学研究科数理科学専攻修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。ユビキタスサービスシステムの研究開発に従事。現在、同社未来ねっと研究

所主任研究員。



武本 充治 (正会員)

平成 4 年東京大学理学部情報科学科卒業。平成 6 年同大学大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了。平成 21 年早稲田大学情報生産システム研究科博士課程修了。博士(工学)(平成 21 年 2 月, 早稲田大学)。平成 6 年

日本電信電話株式会社入社。分散コンピューティング環境とその応用についての研究に従事。平成 11 年から平成 12 年マサチューセッツ工科大学コンピュータ科学研究所客員研究員。平成 20 年から平成 24 年情報通信研究機構特別研究員。現在、日本電信電話株式会社未来ねっと研究所主幹研究員。IEEE, IEICE 各会員。IEICE 学術奨励賞受賞。



松尾 真人 (正会員)

昭和 61 年京都大学工学部精密工学科卒業。昭和 63 年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。以来、適応型ネットワークサービス技術、ユビキタスコンピューティング技術の研究に従事。現

在、同社未来ねっと研究所主幹研究員。IEICE 会員。



柿沼 隆馬

昭和 59 年横浜国立大学工学部情報工学科卒業。昭和 61 年東京工業大学大学院総合理工学研究科物理情報工学専攻修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。加入者系システムの研究、ホームネットワーク技術の研究開

発、ユビキタスサービスシステムの研究開発に従事。同社未来ねっと研究所ユビキタスサービスシステム研究部長を経て、平成 25 年よりエヌ・ティ・ティ・アドバンステクノロジー株式会社主幹担当部長。IEICE シニア会員。