

# 大脳皮質領野間の接続モデルを用いた仮想IoTネットワーク構築手法

村上 雅哉<sup>†</sup> ライプニッツ賢治<sup>††</sup> 小南 大智<sup>†††</sup> 下川 哲也<sup>††††</sup> 村田 正幸<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

<sup>††</sup> NICT/大阪大学 CiNet 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-4

<sup>†††</sup> 大阪大学 大学院経済学研究科 〒560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-7

<sup>††††</sup> 大阪大学 大学院生命機能研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-3

E-mail: <sup>†</sup>{m-murakami,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>leibnitz@nict.go.jp, <sup>†††</sup>d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp,  
<sup>††††</sup>simokawa@fbs.osaka-u.ac.jp

あらまし 近年、無線センサネットワークを基盤技術の一つとした、Internet of Things (IoT) の実用化が加速的に進んでいる。IoT においては、接続機器台数は爆発的に増加し、要求されるアプリケーションサービスは多種多様なものとなる。そのため、省電力性、低遅延、高い通信効率性を備えた IoT ネットワークの構築方法は重要な課題である。本稿では、省エネルギー性や高い効率性を持つことで知られる脳ネットワークに着目し、大脳皮質の領野間接続構造をモデル化した Exponential Distance Rule (EDR) モデルを用いた、仮想 IoT ネットワーク構築手法を提案する。EDR モデルはネットワークにおける物理的距離による制約を考慮したリンク生成モデルであり、提案手法によって構築される仮想 IoT ネットワークが比較的低いコストで、低遅延かつ高い通信効率を備えることを示した。

キーワード 無線センサネットワーク, トポロジー, 脳ネットワーク

## Constructing a virtual IoT network using a cerebral cortical connectivity model

Masaya MURAKAMI<sup>†</sup>, Kenji LEIBNITZ<sup>††</sup>, Daichi KOMINAMI<sup>†††</sup>, Tetsuya SHIMOKAWA<sup>††††</sup>,  
and Masayuki MURATA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

<sup>††</sup> Center for Information and Neural Networks (CiNet), NICT and Osaka University

<sup>†††</sup> Graduate School of Economics, Osaka University

<sup>††††</sup> Graduate School of Frontier Biosciences, Osaka University

**Abstract** Wireless sensor networks will be one of the fundamental technologies for realizing the future Internet of Things (IoT) environment. In the IoT network, the number of connected devices will increase explosively and the requirements of application services will become a wide variety. Therefore, it is essential to construct the power-saving, low-latency, and highly efficient IoT network. In this paper, we focus on the brain network that is known for its energy-saving and highly efficient properties. We propose a virtual IoT network construction method using the Exponential Distance Rule (EDR) model that models the connection structure of the cerebral cortex between cortical areas. Since the EDR model generates links between nodes considering the physical distance constraint in the network, the virtual IoT network constructed by the proposed method achieves a low latency and high communication efficiency at a relatively low cost.

**Key words** wireless sensor network, topology, brain network

### 1. はじめに

無線センサネットワーク (WSN: Wireless Sensor Network) は、環境情報の取得を可能とするセンサ機能を搭載した無線通

信端末が相互に接続し、アドホックに構築されるネットワークである。近年では、無線通信端末の小型化や処理能力の高度化によって、WSN は益々応用が期待され、Internet of Things (IoT) の基盤技術としても注目を集めている [1, 2]。将来の IoT 環境

においては、無線通信端末の接続台数は爆発的な増加が見込まれ、従来の WSN の役割を超えて無線通信端末が複数のアプリケーション要求に応じて自律的に動的な処理や制御を行うことが期待されている。しかしながら現状の IoT は、ベンダーごと、アプリケーションごとに個別のネットワークが構築され、インターネットを介して情報を収集するだけのものである。

社会インフラとしての IoT ネットワークを実現する手段の一つとして、仮想化制御が注目されている [3]。本稿で想定する仮想化制御が適用された IoT ネットワーク、すなわち仮想 IoT ネットワークでは、物理的な IoT 資源が相互に接続されたインフラストラクチャー層の上に、仮想的なネットワーク網としてサービス層が構築される。共通のインフラストラクチャーとしての利用が望まれるものの、個別の IoT ネットワークは各々のベンダーの仕様やアプリケーションの目的のため、各々のポリシーに基づいて個別に構成されることを想定する。すなわち、本稿における仮想 IoT ネットワークの構築とは、この個別の IoT ネットワークを仮想的に接続することである。仮想 IoT ネットワーク管理者は仮想ネットワークの構築を行い、ユーザに対して必要な機能を提供する。このような仮想網構築を行う場合には、高信頼性・省電力・低遅延の観点で、どのように個別のネットワーク同士を接続し、仮想 IoT ネットワークを構築するのが適切であるかを明らかにすることが重要である。

この問題を解決する手がかりとして、近年目覚ましい研究成果をあげている神経科学における脳ネットワークの分析結果に注目する。従来、脳ネットワークは複雑系ネットワークのクラスの一つであり、スモールワールド性やスケールフリー性の観点から議論が進められてきた [4-6]。これらの特性を考慮したネットワークモデルでは、脳ネットワークの高いモジュール性と短い平均パス長といった性質を再現できる一方で、物理的距離を考慮していないものが多い。脳ネットワークにおいては、神経細胞間の物理的距離の増加に伴い軸索によるリンクの生成及び維持のための代謝コストが増加する。他方、脳全体が迅速に協調して動作するためには遠方の神経細胞間を接続する必要がある。結果的に、コストの低減と性能の向上のトレードオフの間で脳ネットワークが構築される [7]。それゆえ物理的距離を考慮しない脳ネットワークモデルでは、脳ネットワークの接続構造上の特性を正確に再現することができないことが指摘されている [8]。情報通信ネットワークにおいて、長距離リンクはネットワークの情報拡散速度の向上、遅延の低減、頑強性の向上のために不可欠である。しかしながら、有線による通信では、リンク長の増加は配線コストがかさむ原因となる。無線による通信では、長距離リンクを生成するためには電波減衰や干渉に耐え得る信号技術や送信電力が必要となるが、要する電力は非常に大きくなる。性能と距離的制約の関係について、脳ネットワークと情報ネットワークの類似性に着目し、代謝コストと性能のトレードオフの間で最適なトポロジーを構築している脳ネットワークの仕組みを情報ネットワークに応用する。

物理的距離を考慮した脳の大脳皮質ネットワークモデルとして、Exponential Distance Rule (EDR) モデルが提案されている [9]。大脳皮質は脳機能上の役割に基づいて領野と呼ばれる部位に分割される。EDR モデルは、大脳皮質の領野間の接続構造を再現するモデルであり、任意の領野の組の間には、距離に応じて指数関数的に減衰する確率関数に基づいて神経細胞リンクが生成される。EDR モデルに従ったネットワークを構築することで、被験者から抽出した大脳皮質ネットワークと、グ

ラフ理論上の観点で極めて類似した性質を持つトポロジーが生成されることが、文献 [9] において示されている。

本稿では EDR モデルに基づいた仮想 IoT ネットワーク構築手法を提案する。大脳皮質ネットワークにおける領野を、個別の IoT ネットワークを構成する無線端末同士のネットワーク ((WSN) モジュール) とみなし、領野内の神経細胞をモジュール内の無線通信端末に対応づける。モジュール同士は、同一の基地局を共有している場合、物理的距離が近い場合には相互接続できることを想定している。インフラストラクチャー層であるモジュール間を相互接続したネットワーク上に、EDR モデルに基づいた仮想ネットワークを構築することで得られる仮想 IoT ネットワークの特性を明らかにする。

## 2. 大脳皮質の領野間接続モデル

今回我々が着目した EDR モデルは、マカク猿の大脳皮質の領野間の解剖学的接続構造に基づいて得られたネットワークモデルである。文献 [9] では、マカク猿の脳アトラスにおける左半球の大脳皮質を、91 個の領野 (神経細胞の集合体) に分割し、それぞれの領野をノードと見立てたネットワークグラフを対象としている。91 個のうち、29 個の領野を空間配置的に偏りなく選定し、逆行性トレーサーを用いて領野間の神経細胞接続を計測した。29 の領野のみで構成された部分グラフ ( $G_{29 \times 29}$ ) では、6,494,974 本に上る神経細胞接続が検出され、式 (1) で表されるように、領野間の物理的距離に対して神経細胞接続の存在確率が指数関数的に減少することが明らかになった。

$$p(d) = c \exp(-\lambda d) \quad (1)$$

ここで、 $c$  は正規化定数であり、 $\lambda$  はパラメータ、 $d$  は領野間の物理的距離である。神経細胞が軸索によってリンクを形成するときには、生成や維持のための代謝コストが必要であるため、物理的距離による制約が大きく影響する。そのため、神経細胞は短距離であるほど多数のリンクを生成して局所的に密な接続構造を形成し、少数の長距離リンクによって遠距離の神経細胞同士を接続する。このときの、物理的距離に対するリンクの存在確率が、式 (1) によって表現されている。文献 [9] では、マカク猿の大脳皮質の領野配置に対して、式 (1) を用いて領野間リンクを生成しネットワークを構築している。単一パラメータしか持たない単純なリンク生成モデルであるにも関わらず、ネットワークの核の存在やクリークの分布、固有値、次数の分布、通信効率性など、様々な観点で大脳皮質の領野間の接続構造の特徴を再現することができている。

## 3. 大脳皮質領野間の接続モデルを用いた仮想 IoT ネットワーク構築手法

IoT ネットワークを構成する基盤技術の一つは WSN であり [1, 2]、そこにネットワーク仮想化技術を組み合わせることで、無線通信端末の資源を効率的かつ柔軟に活用できる大規模な仮想 IoT ネットワークを構築する [10, 11]。仮想化 IoT ネットワークは、無線通信端末が相互に接続した WSN モジュールを形成する Infrastructure Layer (Infra-Layer)、Infra-Layer のネットワークモジュール同士が相互に接続された Physical Network Service Layer (PNS-Layer)、そして PNS-Layer 上の物理的な回線を通して仮想的に構築される Virtual Network Service Layer (VNS-Layer) に分割することができる (図 1)。

提案手法は、想定する仮想 IoT ネットワークモデルにおける

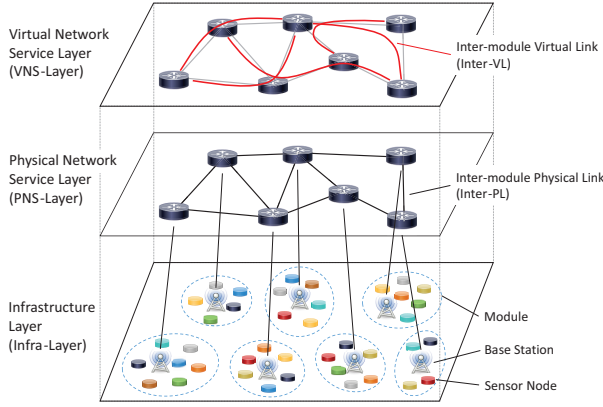


図1 仮想 IoT ネットワークモデル

VNS-Layer でのリンク追加を対象とする。ここでは EDR モデルにおけるリンク接続確率を定めた式 (1) に簡単な修正を行い、モジュール間を接続するリンクを決定する。EDR モデルではリンクの端点を決定することができないため、本稿ではリンクの端点の決定についても言及する。以降では、構築した仮想 IoT ネットワークを評価するためのネットワークを生成する方法について説明する。

#### (1) Infra-Layer の生成

Infra-Layer ネットワークは、複数の WSN モジュールから構成される。Infra-Layer を生成するために、 $N$  個のノードを一樣乱数に従いエリア内に配置し、通信半径  $r$  内に存在するノード間にリンクを生成する。構築された WSN を、モジュール分割手法の一つである InfoMap [12] を用いてモジュール群に分割する。構築された WSN から、異なるモジュール間のリンクを削除したものを Infra-Layer ネットワークとする。

#### (2) PNS-Layer の生成

InfoMap によるモジュール分割の過程で、ランダムに発生するフローが最も通過するノードが代表ノードとして決定される。このノードを基地局とみなし、モジュールの座標は基地局の座標と与えられるものとする。一定距離  $R$  内に存在する基地局同士を接続することで、Inter-module Physical Link (Inter-PL) を生成し、PNS-Layer を構築する。

#### (3) VNS-Layer の生成

PNS-Layer 上に Inter-module Physical Link (Inter-PL) を生成することで、VNS-Layer を構築する。このときの Inter-VL の生成には、文献 [9] の EDR モデルを大脳皮質の領野間の接続モデルから拡張するために、リンクの生成式 (1) を修正した以下の式 (2) を用いる。

$$p(d') = \exp(-d'/\alpha) \quad (2)$$

$d'$  は、モジュール間の最大の距離  $d_{max}$  に対して  $d' = d/d_{max}$  で与えられるモジュール間の正規化された距離であり、基地局の座標に基づいて決定する。 $\alpha$  は範囲 (0,1] のパラメータ、また、 $p(d')$  が距離  $d'$  に対する Inter-VL の生成確率である。一定数の Inter-VL を追加するまで手続きを続けるため、式 (1) における  $c$  を 1 に固定した。無作為に選択されたモジュールの組に対して、 $p(d')$  に従う確率で Inter-VL を生成し、 $L$  本の Inter-VL を生成すると、生成手続きを終了する。ここで  $L$  は、モジュール数を  $M$  としたとき、 $L = p_L \cdot M C_2$  によって与えられる。ただし  $p_L$  はモジュール間リンク割合を決定するパラメータである。本手法の特徴として、Inter-VL の生成過程に

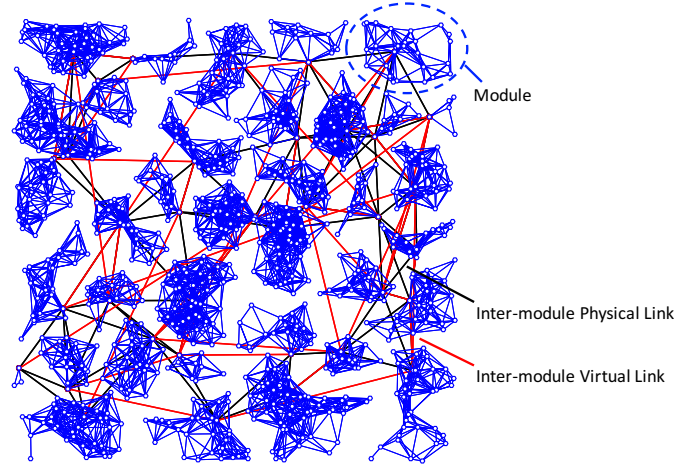


図2 Inter-connected IoT network model

において、同一のモジュールの組に対して複数の Inter-VL が生成され得る。Inter-VL の生成後に、モジュール内のノードに Inter-VL の端点を割り当てる。ここで、Inter-VL のリンク長は、端点間の最短パス長と定義する。

#### (4) Inter-VL の Infra-Layer 上のノードへの割り当て

Inter-VL は、PNS-Layer と基地局を介し、Infra-Layer のモジュール内のノードに接続される。Inter-VL の端点の選び方は様々に考えられるが、ここでは、モジュール内で最も次数の高いノードから順に選択する方式を採用した。すなわち、Inter-VL の両端点は、両端点の次数の和が最も大きくなるように選択される。割り当ての際、既に Inter-VL が存在する場合には、両端点ともに同じものを選択することはないこととして、その中で両端点の次数の和が最大のものが選ばれる。

最終的に生成されるネットワークの一例を図 2 に示す。リンクは全て、重み無しの無向辺である。

## 4. 性能評価

計算機シミュレーションにより、提案手法によって構築される仮想 IoT ネットワークの性能評価を行う。

### 4.1 評価対象

EDR モデルは、単一の設計パラメータ  $\alpha$  を持つ式 (2) によってネットワークを生成し、この  $\alpha$  を調節することでモジュール間の物理的距離に対するリンクの存在割合を調節することができる。本章では、パラメータ  $\alpha$  を (0,1] の間で変化させて生成したネットワークを評価する。また、EDR モデルを用いて構築した仮想 IoT ネットワークとの比較対象として、random モデル、Barabási-Albert (BA) モデル [13]、Full-link モデルを用いる。

#### • random モデル

random モデルでは、無作為に選ばれた二つのモジュール間を接続する。この際に生成されるリンク数は EDR モデルと同様に  $L$  本とする。

#### • BA モデル

BA モデルによって生成されるネットワークはスケールフリー性を持つことが知られており、しばしばインターネット-ライクなネットワークの生成のために用いられる。BA モデルでは、まず無作為に選択した 5 ノードをフルメッシュに接続したものを初期トポロジーとし、初期トポロジーに対してノードを繰り返

返し追加する。ノードの追加後に、既存のトポロジーから二つのノードを確率的に選択し、追加ノードと選択されたノードとの間にリンクを生成する。ただし、既存のトポロジーにおけるノード  $i$  が選択される確率は  $p_i = k_i / \sum_j k_j$  で与えられる。ここで、 $k_i$  はノード  $i$  の次数である。本稿ではモジュールを BA モデルにおけるノードとみなして VNS-Layer を構築する。この際に生成されるリンク数はモジュール数に依存するため、後述のように BA モデルにおける生成リンク数から  $L$  を定める。

- Full-link モデル

Full-link モデルでは、PNS-Layer 上の全ての資源の利用が可能である場合を想定し、全てのモジュール間に Inter-VL を生成する。

#### 4.2 評価環境

評価エリアとして 200 m 四方の領域を想定する。評価に用いる Infra-Layer および PNS-Layer に関して、Infra-Layer では  $N = 2000$ 、 $r = 8$  [m] と設定した。また、PNS-Layer では  $R = 40$ [m] と設定した。VNS-Layer 構築における、 $p_L$  を決定するために、あらかじめ 1000 回の試行を行い、Infra-Layer を構築し、モジュール数を計測した。モジュール平均個数は約 105 個であったため、生成される Inter-VL は約 210 本となる。このときのモジュールペア数に対するモジュール間リンク数の割合から  $p_L = 210/5460 = 0.0384$  を設定した。ただし、Full-link モデルは全てのモジュールの組に対して Inter-VL を生成しており、これはその他のモデルに対して  $1/0.0384 \approx 26.3$  倍である。

#### 4.3 評価指標

##### 4.3.1 pAPL

ノード間の物理経路距離 (physical Average Path Length) を評価した。これは、トポロジー上のノード間を結ぶ最短経路の物理的距離の平均値である。すなわち、ノードから基地局までの Infra-Layer 上のモジュール内のリンクによる経路長と、基地局間の PNS-Layer 上の Inter-PL に基づいて計算される Inter-VL による経路長の和である。

##### 4.3.2 vAHC

モジュール間のホップ数 (virtual Average Hop Count) を評価した。これは、VNS-Layer 上で見たときのモジュール間の最小ホップ数の平均である。

##### 4.3.3 配線コスト

配線コストは、一本の Inter-VL が経由する Inter-PL の本数の平均である。

##### 4.3.4 クラスタ係数

クラスタ係数は、直接接続するノードの組が共有する隣接ノードの割合を示す指標であり、次式によって定義される。 $N$  はノード数、 $L_i$  はノード  $i$  に隣接するノード間のリンク数、 $k_i$  はノード  $i$  の次数である。評価結果では、WSN モジュールを一つのノードとみなした場合の VNS-Layer 上のクラスタ係数を求めている。

$$C = \frac{1}{N} \sum_i \frac{2L_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (3)$$

##### 4.3.5 モジュラリティ

モジュラリティは、ネットワークのコミュニティ構造の度合いを評価する指標である [14]。具体的には、あるネットワークをモジュールに分割したときのモジュール内のリンクの割合から、次数を保ったままリンクを張り替えたランダムネットワー

クにおけるモジュール内のリンクの割合を差し引いたもので表され、次式によって定義される。

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2) \quad (4)$$

ここで、 $e_{ij}$  は全体のリンク数に占めるモジュール  $i$  とモジュール  $j$  を接続するリンクの割合であり、 $a_i$  は  $a_i = \sum_j e_{ij}$  によって与えられる。すなわち、 $e_{ii}$  は全体のリンク数に占めるモジュール  $i$  内のリンクの割合で、 $a_i$  はあるリンクの片方の端点がモジュール  $i$  に含まれる割合であり、 $a_i^2$  はあるリンクの両方の端点がモジュール  $i$  に含まれる期待値である。評価結果では、モジュールを一つのノードと仮定した場合の VNS-Layer 上におけるモジュラリティを求めている。

##### 4.3.6 情報拡散速度

生成した仮想 IoT ネットワーク上での情報の拡散速度を評価するために、フラッシングにより全ての端末に情報が到達するまでの時間を計測した。各ノードにおいて、平均  $0.001$  [s<sup>-1</sup>] のポアソン分布に従いデータパケットが発生し、隣接する全てのノードにデータパケットを送る。ただし、ここでの隣接とは、Infra-Layer におけるリンク、あるいは VNS-Layer におけるリンクによって互いに接続されていることを意味する。データパケットを受け取ったノードは、同じパケットを以前に受け取っていた場合には破棄し、そうでない場合は隣接する全てのノードに対して転送を行う。距離  $D$  [m] のパケットの伝搬に対して、 $\Delta_D$  [s] の伝搬遅延があるものとして、各データパケットが到達したノード数と要した平均時間の関係を調査した。

#### 4.4 評価結果

##### 4.4.1 ネットワークの構造上の性質

生成した仮想 IoT ネットワークを構造上の様々な観点で比較した結果を、表 1 にまとめている。各値は 100 回のシミュレーション実行結果の平均値である。

- pAPL

Full-link モデルでは、各ノード間の最短経路の平均値となるため、当然 pAPL は最も小さくなる。それに次いで、 $EDR_{\alpha=0.10}$  が低い pAPL を示している。 $\alpha$  が小さいときの EDR モデルは、大多数の短距離リンクとごく少数の長距離リンクによってネットワークを構成する。長距離の Inter-VL は、離れた二点間における最短パス長の経路にマッピングされるため、pAPL の低減に効果がある。また、短距離の Inter-VL は物理経路上で迂回が生じる可能性を小さくする。 $EDR_{\alpha=0.10}$  によって生成されるトポロジーにおけるこれらのリンクの割合が、pAPL の低減にとって適切であることが分かる。一方、 $\alpha$  が大きくなるほど、距離にかかわらず Inter-VL が生成される可能性が高くなる。特に、 $\alpha$  を十分大きい値に設定した場合、random と同様となる。このとき、長距離リンクは生成されるものの、迂回路を抑制する短距離リンク数が減少し、pAPL が増加する。BA モデルは、ハブノードの存在が経路長の増加をある程度抑えるが、短距離のリンクが少ないことで、 $EDR_{\alpha=0.10}$  よりも pAPL は大きい。

- vAHC

Full-link モデルでは定義上、任意のモジュール間ホップ数が 1 である。BA モデルは、大多数のモジュールと接続されるハブノード同士が互いに接続することにより、平均ホップ数が小さくなることが知られている。 $EDR_{\alpha=0.10}$  が最も大きい値を示しているが、これは、 $\alpha$  が大きい場合の EDR やその他のモ

表 1 ネットワークの構造上の性能比較

	EDR $_{\alpha=0.10}$	EDR $_{\alpha=0.50}$	EDR $_{\alpha=0.90}$	random	BA	Full-link
pAPL	193	289	310	341	288	122
vAHC	3.86	3.57	3.56	3.57	3.01	1.00
配線コスト	1.90	3.19	3.37	3.65	3.67	-
クラスタ係数	0.0651	0.0331	0.0316	0.0328	0.163	1.00
モジュラリティ	0.530	0.478	0.478	0.477	0.432	0.586

デルンに比べて長距離リンクの割合が小さいためである。

● 配線コスト

Full-link 以外のモデルでは同数の Inter-VL を生成するため、一本の Inter-VL の平均を見ることで比較が可能である。Full-link は同じ観点では比較が不可能であるため、除外した。EDR $_{\alpha=0.10}$  は短距離の Inter-VL を生成する傾向が強いため、配線コストが低い。一方、BA モデルと random は物理的距離を考慮していないため、同程度の値を示しており、EDR $_{\alpha=0.10}$  と比較して高い値を示している。ハブノードによって経路長やホップ数を抑えることは可能であるが、物理的距離による制約を一切無視しているため、配線コストは random モデルと同等の値を示した。

● クラスタ係数

Full-link は、任意のモジュールの隣接モジュールは、その他のすべてのモジュールを共有しているため、1.00 の値を示している。Full-link に次いで、BA モデルのクラスタ係数が高い値を示している。BA モデルにおけるハブノードの出現は、多数のリンクを集約することによる pAPL の低減だけでなく、ノードが共通してハブノードに接続されることによるクラスタ係数の上昇にも貢献していることが確認できた。EDR、random モデルの間では差は僅かであるが、EDR $_{\alpha=0.10}$  が高い値を示している。EDR $_{\alpha=0.10}$  においては、相互に接続されているノードの組の間の距離は近い傾向にあり、それぞれのノードはさらに物理的に近いノードと接続されている。そのため、近いノード同士でクラスタを形成しやすいため、クラスタ係数が、BA モデルには及ばないものの、高い値を示している。

● モジュラリティ

Full-link モデルは Inter-VL が非常に多いため、高いコミュニティ構造を持ち得るが、それに次いで EDR $_{\alpha=0.10}$  が高い値を示している。これは、多数の短距離の Inter-VL によって局所的に密な接続構造がなされることが原因であると推察される。EDR $_{\alpha=0.10}$  に比べて、random モデルはモジュラリティが低いが、BA モデルはさらに低い値を示している。BA モデルでは、ハブノードを中心とする核の部分とそれ以外の部分に分離するため、全体として均質なコミュニティ構造を持たないことがこの原因であると考えられる。

4.4.2 異なる規模のネットワークにおける pAPL

ここでは、ネットワーク規模と  $\alpha$  の関係を明らかにするために、 $N = 1000$ 、 $N = 2000$  のそれぞれの場合について、 $\alpha$  を変化させた際の pAPL を調査した。図 3 はシミュレーション結果であり、100 回の試行の平均値を示している。ここで、 $N = 1000$  の場合においては、 $N = 2000$  の場合のノード密度と等しくするために、評価エリアを 141 m 四方としている。また、 $p_L = 0.0384$  ではネットワーク全体が連結されないため、モジュール数に対する Inter-VL の数が同程度となるように、 $p_L = 0.08$  と設定した。

いずれの場合も、パラメータ  $\alpha$  が小さい値になるほど pAPL

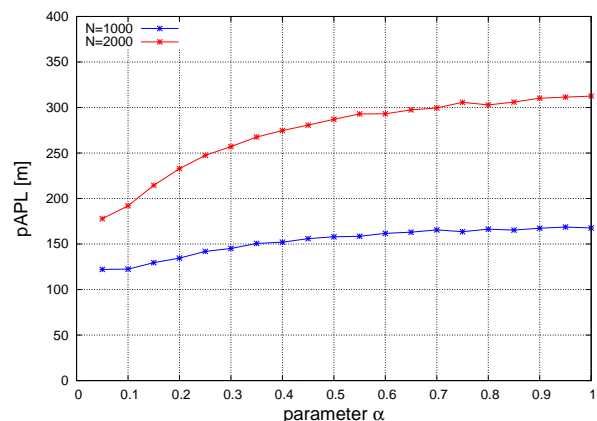


図 3 異なる規模のネットワークにおける pAPL

を減少する。ただし、 $N = 2000$  の場合の方がその傾向が強い。これは、評価エリアが広いほど、迂回路による経路長の増加が平面的に広がるのが原因であると考えられる。そのため、より大規模な仮想 IoT ネットワークにおいて提案手法を適用することで効果を発揮できることが期待出来る。

4.4.3 情報拡散速度

a) ネットワークモデル毎の情報拡散速度の比較

図 4 では異なる VNS-Layer 構築モデル間における情報拡散速度の違いを示している。ここで、ノード数は 2000 としている。図 4 を見ると、Full-link に次いで EDR $_{\alpha=0.10}$  が高い情報拡散速度を示している。この結果からは、ノード間の平均距離である pAPL との相関が見て取れる。しかし注目すべきは、EDR $_{\alpha=0.50}$  と BA モデルの違いである。pAPL においては両者はほぼ同じ値を示していたが、情報拡散速度の観点では BA モデルの方が優れていることが見て取れる。BA モデルはモジュラリティが EDR $_{\alpha=0.50}$  の 0.81 倍であり劣っているが、それに比べてクラスタ係数は 4.92 倍である。つまり、BA モデルは VNS-Layer において共通の隣接モジュールを持つ割合が高いため、同じ pAPL を持つ EDR $_{\alpha=0.50}$  よりも情報拡散速度が高い結果となった。このことから、距離的な制約だけでなく、個々のノード(モジュール)の性質を考慮することが高効率なネットワークの構築に必要なことが示唆される。

b) Inter-VL の異なる割り付け方式毎の情報拡散速度

EDR モデルは、領野間の神経細胞接続の本数(重み)を表現できるところが特徴の一つである。しかしながら、ここまでの評価環境では、モジュール間の Inter-VL 数が比較的小さいために、全てのモジュール間のリンクの重みがほとんど等しい場合が多く見られた。そこで、 $N = 5000$ 、 $p_L = 0.30$  と設定することで、モジュール間の Inter-VL 数に偏りが生じるような環境を設定し、EDR モデルによって生じる、リンクの重みがもたらす影響を評価した。図 5 は情報拡散速度のシミュレーション結果であり、EDR モデルによって生成されたネットワー

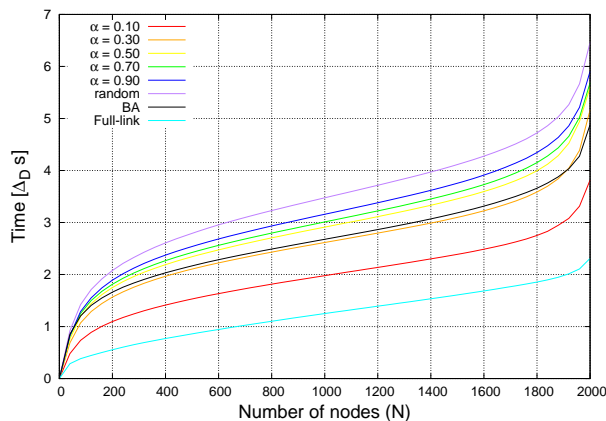


図4 ネットワークモデル毎の情報拡散速度

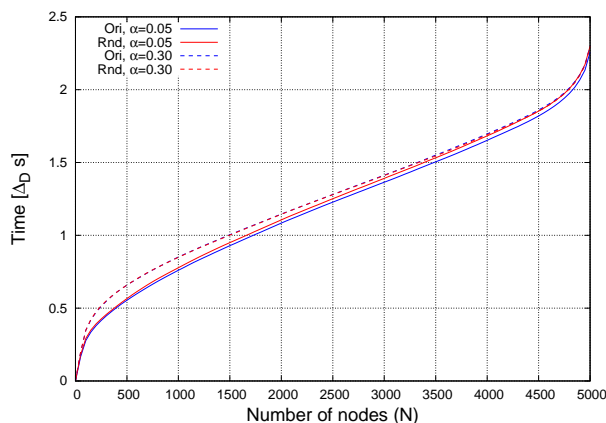


図5 Inter-VLの異なる割り付け方式毎の情報拡散速度

クにおける速度 (Original) と、Original のネットワークにおけるリンクの重みをランダムに入れ替えたネットワークにおける速度 (Random) を示している。

$\alpha = 0.30$  においては Random と Original との差異がほぼ皆無であるが、 $\alpha = 0.05$  では Original の方が下に存在し、情報拡散に要する時間が少ない。 $\alpha$  が小さいほど、短距離の Inter-VL を生成する傾向が強くなり、近接したモジュール間の Inter-VL の重みが集中的に増加するためである。

ただし、 $\alpha = 0.05$  においても、Original と Random との差は顕著ではない。そもそも EDR モデルの元となる大脳皮質の領野間ネットワークは、一つの領野が万単位 of 神経細胞を持つ超巨大なネットワークであり、領野間の重みも  $10^5$  のオーダーでスケールアップする。提案手法でも、より大規模な仮想 IoT ネットワーク環境で評価を行うことで、モジュール間の Inter-VL の重みによる顕著な違いが確認できると考えられ、今後の課題である。

## 5. おわりに

本稿では大脳皮質の領野間ネットワークの構造的特徴を有する仮想 IoT ネットワークの構築手法を提案し、その性能を評価した。提案した仮想 IoT ネットワーク構築手法においてパラメータが  $\alpha = 0.10$  付近である場合に、情報拡散速度や経路長、構築コストに関して望ましい性能が得られることを計算機シミュレーションを用いて示した。この  $\alpha = 0.10$  という値は、文献 [9] で EDR モデルが大脳皮質の領野間接続構造に最も近

似するときのパラメータに極めて近く、システム的设计に重要なパラメータであることを示した。

今後の課題として、情報拡散を考慮したモデルの改良、より大規模なネットワーク環境における性能評価を考えている。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究 (A) 15H01682 によるものである。ここに記して謝意を表す。

## 文 献

- [1] L. Mainetti, L. Patrono, and A. Vilei, "Evolution of wireless sensor networks towards the internet of things: A survey," Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), 2011 19th International Conference on IEEE, pp.1–6 2011.
- [2] A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista, and M. Zorzi, "Internet of things for smart cities," IEEE Internet of Things Journal, vol.1, no.1, pp.22–32, 2014.
- [3] I. Khan, F. Belqasmi, R. Glitho, N. Crespi, M. Morrow, and P. Polakos, "Wireless sensor network virtualization: A survey," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol.18, no.1, pp.553–576, 2015.
- [4] D.S. Bassett and E. Bullmore, "Small-world brain networks," The neuroscientist, vol.12, no.6, pp.512–523, 2006.
- [5] V.M. Eguiluz, D.R. Chialvo, G.A. Cecchi, M. Baliki, and A.V. Apkarian, "Scale-free brain functional networks," Physical review letters, vol.94, no.1, p.018102, 2005.
- [6] M.P. van denHeuvel, C.J. Stam, M. Boersma, and H.H. Pol, "Small-world and scale-free organization of voxel-based resting-state functional connectivity in the human brain," Neuroimage, vol.43, no.3, pp.528–539, 2008.
- [7] M. Kaiser and C.C. Hilgetag, "Nonoptimal component placement, but short processing paths, due to long-distance projections in neural systems," PLoS Comput Biol, vol.2, no.7, p.e95, 2006.
- [8] K. Knoblauch, M. Ercsey-Ravasz, H. Kennedy, and Z. Toroczkai, "The brain in space," Micro-, meso- and macroconnectomics of the brain, pp.45–74, Springer, 2016.
- [9] M. Ercsey-Ravasz, N.T. Markov, C. Lamy, D.C. Van Essen, K. Knoblauch, Z. Toroczkai, and H. Kennedy, "A predictive network model of cerebral cortical connectivity based on a distance rule," Neuron, vol.80, no.1, pp.184–197, Oct. 2013.
- [10] M.M. Islam, M.M. Hassan, G.-W. Lee, and E.-N. Huh, "A survey on virtualization of wireless sensor networks," Sensors, vol.12, no.2, pp.2175–2207, 2012.
- [11] I. Khan, F. Belqasmi, R. Glitho, and N. Crespi, "A multi-layer architecture for wireless sensor network virtualization," Wireless and Mobile Networking Conference (WMNC), 2013 6th Joint IFIP/IEEE, pp.1–4 2013.
- [12] M. Rosvall and C.T. Bergstrom, "Maps of random walks on complex networks reveal community structure," Proceedings of the National Academy of Sciences, vol.105, no.4, pp.1118–1123, 2008.
- [13] A.-L. Barabási and R. Albert, "Emergence of scaling in random networks," science, vol.286, no.5439, pp.509–512, 1999.
- [14] M.E. Newman and M. Girvan, "Finding and evaluating community structure in networks," Physical review E, vol.69, no.2, p.026113, 2004.